



HAL
open science

Caractérisation et modélisation thermo-physique des matériaux dans un milieu hétérogène. Application à la grotte de Lascaux

Habiba Lharti

► **To cite this version:**

Habiba Lharti. Caractérisation et modélisation thermo-physique des matériaux dans un milieu hétérogène. Application à la grotte de Lascaux. Mécanique [physics]. Université de Bordeaux, 2023. Français. NNT : 2023BORD0304 . tel-04353103

HAL Id: tel-04353103

<https://theses.hal.science/tel-04353103>

Submitted on 19 Dec 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE PRÉSENTÉE
POUR OBTENIR LE GRADE DE
DOCTEUR DE
L'UNIVERSITÉ DE BORDEAUX

ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES PHYSIQUES ET DE L'INGÉNIEUR
SPÉCIALITÉ : MÉCANIQUE

Par **Habiba Lharti**

*Caractérisation et modélisation thermo-physique des matériaux dans
un milieu hétérogène. Application à la grotte de Lascaux.*

Sous la direction de Delphine Lacanette

Et sous la co-direction de Colette Sirieix

Soutenue le 13 novembre 2023

Membres du jury

Philippe Cosenza	Professeur	Université de Poitiers	Rapporteur
Delphine Roubinet	Chargée de recherche CNRS	Université de Montpellier	Rapporteur
Azita Ahmadi	Professeur	Université de Bordeaux	Examineur
Yves Perrette	Directeur de recherche CNRS	Université Savoie Mont Blanc	Examineur
Delphine Lacanette	Professeur	Université de Bordeaux	Directrice
Colette Sirieix	Professeur	Université de Bordeaux	Co-directrice
Muriel Mauriac	Conservatrice régional des monuments historiques	DRAC Nouvelle-Aquitaine	Invitée
Fabien Salmon	Ingénieur recherche	CS Group	Invité

Résumé

Caractérisation et modélisation thermo-physique des matériaux dans un milieu hétérogène. Application à la grotte de Lascaux.

La préservation du patrimoine culturel, tel que la grotte de Lascaux, abritant des peintures rupestres datant de 20 000 ans, revêt une importance majeure pour l'histoire de l'humanité. Les parois ornées de la grotte de Lascaux nécessitent une étude minutieuse afin de prévenir tout risque d'altération, comme la maladie verte, la formation de moisissures ou encore la présence de calcite. Il est courant d'étudier les parois de manière isolée de l'environnement qui les entoure, sans prendre en compte l'hétérogénéité du milieu ni ses échanges thermiques avec l'environnement extérieur. Toutefois, pour comprendre le risque d'évolution des altérations affectant la paroi ornée de la grotte, il est indispensable de considérer l'ensemble de ces éléments comme un écosystème global.

C'est dans cette optique qu'il est nécessaire de procéder à une caractérisation approfondie des propriétés thermo-physiques des matériaux constituant le massif rocheux qui entourent la cavité, pour mieux comprendre son comportement thermique, en étudiant le couplage entre le climat extérieur et la géologie du site. Cette thèse vise à affiner le modèle thermique 3D existant (milieu homogène) en prenant en compte les variations des propriétés thermo-physiques du massif (milieu hétérogène). Afin de mieux appréhender le comportement thermique de la grotte, une caractérisation physique des matériaux constituant le massif rocheux a été réalisée in situ, en utilisant des méthodes non destructives par tomographie de Résistivité Electrique (TRE). Ces mesures représentent la résistivité électrique des matériaux selon des profils en 2D répartis dans tout le massif entourant la grotte. Une classification de ces données de résistivité a été réalisée par des algorithmes de Machine Learning afin de partitionner le massif en plusieurs matériaux présentant des propriétés similaires. Suite à la classification des données, une interpolation par krigeage a été effectuée afin de construire un modèle 3D représentant la totalité du massif rocheux subdivisé en 2 à 7 matériaux supposés physiquement et thermiquement homogènes.

Pour la caractérisation thermique des matériaux, l'étude se base sur le déphasage et l'amortissement des ondes thermiques se propageant depuis l'extérieur (au niveau de la surface du sol) jusqu'à chaque capteur. Il faut noter que la grotte est équipée de 21 capteurs mesurant la température à la paroi à différentes profondeurs (jusqu'à 21 m). L'analyse des données thermiques a permis d'établir une relation avec les caractéristiques physiques (résistivités) des matériaux environnant. Une méthodologie de résolution par méthodes inverses basée sur une fonction objectif dépendant du déphasage et de l'amortissement des ondes mesurées et simulées a été mise en place pour l'estimation des valeurs de diffusivité thermique de chaque matériau. La résolution de ce problème d'optimisation a été effectuée en utilisant l'algorithme de Nelder-Mead, qui s'est avéré robuste et rapide. Les résultats obtenus en appliquant cette méthodologie ont permis de caractériser la diffusivité thermique de chaque matériau, en cohérence avec la physique attendue. Une simulation de la conduction thermique sur 6 ans, intégrant dans le modèle thermique les différentes valeurs de diffusivités, a pu ainsi être effectuée et comparée avec les mesures de température.

Les futures simulations thermo-aérauliques, basées sur les propriétés thermiques du massif déterminées dans cette thèse, permettront de localiser les zones les plus exposées à la condensation en fonction de la période de l'année, et fourniront des éléments de réflexion pour la planification annuelle des interventions de conservation de la grotte. Ce processus sera crucial pour guider les politiques de conservation et les décisions futures relatives à la gestion de la grotte de Lascaux.

Mots clés : Méthodes géophysiques non destructives, Machine Learning, Transferts thermiques, Méthodes inverses, Simulation numérique, Milieu poreux

Abstract

Characterisation and thermophysical modelling of materials in a heterogeneous environment. A case study of the Lascaux Cave

The preservation of cultural heritage, such as the Lascaux cave with its 20,000-year-old cave paintings, is of great importance to human history. The decorated walls of the Lascaux cave must be carefully studied to avoid any risk of alteration, such as green rot, mould or the presence of calcite. It is common practice to study the walls separately from the surrounding environment, without taking into account the heterogeneity of the medium or its thermal exchanges with the outside environment. However, to understand the risk of changes affecting the decorated cave wall, it is essential to consider all these elements as a global ecosystem.

In this context, it is necessary to carry out an in-depth characterisation of the thermo-physical properties of the materials constituting the rock mass surrounding the cavity, in order to better understand its thermal behaviour by studying the coupling between the external climate and the geology of the site. This work aims to refine the existing 3D thermal model (homogeneous medium) by taking into account variations in the thermo-physical properties of the rock mass (heterogeneous medium). In order to gain a better understanding of the thermal behaviour of the cave, a physical characterisation of the rock mass was carried out in situ using non-destructive methods such as Electrical Resistivity Tomography (ERT). These measurements represent the electrical resistivity of the materials according to 2D profiles distributed throughout the massif surrounding the cave. To classify the massif into different materials with similar properties, machine learning algorithms were used to classify the resistivity data. Once the data had been classified, kriging interpolation was used to create a 3D model representing the entire rock mass, divided into 2 to 7 materials, which were assumed to be physically and thermally homogeneous.

The thermal characterisation of the materials is based on the phase shift and attenuation of the thermal waves propagating from the outside (at ground level) to each sensor. It should be noted that the cave is equipped with 21 sensors measuring the temperature of the walls at different depths (up to 21 m). Analysis of the thermal data allowed us to establish a relationship with the physical properties (resistivities) of the surrounding materials. An inverse method, based on an objective function that depends on the phase shift and attenuation of the measured and simulated waves, was used to estimate the thermal diffusivity of each material. This optimisation problem was solved using the Nelder-Mead algorithm, which proved to be robust and fast. The results obtained using this method were used to characterise the thermal diffusivity of each material in accordance with the expected physics. A simulation of heat conduction over 6 years was then carried out using the different diffusivity values in the thermal model and compared with temperature measurements.

Future thermo-aerodynamic simulations based on the thermal properties of the massif determined in this work will make it possible to locate the areas most exposed to condensation according to the season, and will help to plan the annual conservation interventions in the cave. This process is essential for guiding conservation policies and future management decisions at Lascaux cave.

Keywords: Non-destructive geophysical methods, Machine Learning, Heat transfer, Inverses methods, Numerical simulation, Porous medium

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon encadrement de thèse, ces personnes qui ont été à mes côtés tout au long de cette incroyable aventure. Je remercie chaleureusement ma directrice de thèse, Delphine Lacanette, pour son soutien inconditionnel, sa capacité d'écoute et pour avoir partagé avec moi toutes ses connaissances scientifiques précieuses. Je tiens également à exprimer ma reconnaissance envers ma co-directrice de thèse, Colette Sirieix, pour sa rigueur scientifique exemplaire, ses conseils précieux et pour m'avoir transmis des connaissances essentielles pour ma future carrière de chercheuse. Leur accompagnement a été d'une valeur inestimable.

Mes remerciements vont aussi à toutes les personnes qui ont contribué à cette thèse. Je suis reconnaissante à Joëlle Riss pour avoir pris le temps de m'expliquer en détail les statistiques, m'encourageant toujours à approfondir mes connaissances et compétences dans les nombreux sujets abordés. Un grand merci à Fabien Salmon qui a été un soutien indéfectible tout au long de cette thèse, pour nos discussions et pour son expertise exemplaire. La modélisation thermique dans un massif rocheux n'aurait pas pu s'achever sans ses conseils éclairés. Merci à Cécile Verdet qui a pris le temps de me transmettre les données de TRE, pour nos échanges et pour son accompagnement. Et enfin, à Antoine Marache pour son aide dans la construction du modèle 3D.

Je ne peux pas non plus oublier les personnes de la DRAC. Merci à Jean-Christophe Portais d'avoir toujours répondu à mes questions et de m'avoir aidée à travailler sur l'anthropisation du site grâce à ses connaissances précieuses. Je tiens à remercier Philippe Malaurent pour la richesse des connaissances partagées sur le site de Lascaux. Son expertise a été une source inestimable d'informations pour la thèse. Je remercie également Muriel Mauriac pour son soutien continu, ses conseils précieux, l'accès qu'elle nous a offert au site et aux données, ainsi que pour avoir accepté de faire partie du jury.

Je tiens à exprimer ma gratitude aux membres du jury de thèse, en particulier les rapporteurs de cette thèse Philippe Cosenza et Delphine Roubinet, pour avoir pris le temps d'évaluer ce travail avec attention et expertise. Merci aux examinateurs, Azita Ahmadi et Yves Perrette pour leurs remarques et suggestions qui ont grandement enrichi cette recherche.

Je remercie vivement mes collègues et amis de l'I2M pour avoir été présents à mes côtés au quotidien. Merci à Nourhan pour être devenue une véritable amie et pour avoir partagé avec moi la première année de ma thèse pendant la période de confinement. À Lucas, pour nos pauses café à 10h où nous pouvions discuter de tout, même de géostatistique. À Axelle, pour son énergie et son enthousiasme contagieux. Ali, pour être une personne toujours prête à aider les autres. À Lisa, pour son soutien constant tout au long de cette aventure. À Marie, pour nos échanges constructifs sur Lascaux. À Marianella, Julian, Sylvain, Amal, Théophile, Sarah, Youssef, Lucie, Renaud, Ryad, Jian, Amine, Adri, Anas, Lawrence et Hugo, pour toutes ces pauses déjeuner où nous avons eu des discussions enrichissantes.

Je souhaite également remercier tous les membres du laboratoire I2M pour leur aide précieuse à travers leur expérience, pour toutes leurs explications et pour la disponibilité dont ils ont fait preuve pour répondre à toutes mes questions.

Je ne peux pas oublier les personnes en dehors du labo, les amis toulousains, Théophile, Nadia, Mathieu, Maher, Coraline, Gang, Matthieu P., GoodLuck, Deeksha, Rita et Peter. Merci d'avoir partagé avec moi des super moments, des soirées, des sorties et des discussions interculturelles. Grand merci aux Alésiens, Carolina, Adeline, Marie, Jean-Claude de croire en moi et de toujours m'encourager. À

Bordeaux, un merci tout particulier à Ramón, une personne très spéciale à mon cœur, pour toutes les discussions enrichissantes autour d'un bon plat, les paniers de légumes et de fruits 'del huerto' et son soutien et conseils précieux. Grand merci également aux chartroussins, Sissi et Hervé pour leur présence et soutien constant.

Je suis reconnaissante envers ma famille, qui m'a soutenue tout au long de cette expérience depuis les Asturies : mes parents, ma sœur, mon frère, mon neveu Rayan et mon parrain ont été ma source constante de motivation, de résilience et d'inspiration pour atteindre mes objectifs. Ils étaient et resteront toujours le pilier de ma vie. Je suis infiniment reconnaissante à Colin pour avoir été un soutien essentiel pendant cette période de ma vie. Sa présence constante, son écoute et son aide en tout moment ont été précieuses pour moi.

Je ne peux oublier de remercier ma deuxième famille, mis amigas, mes confidentes qui ont joué le rôle de psychologues à chaque moment. Leurs appels vidéo pour m'écouter, leurs câlins réconfortants et leur amitié fidèle depuis l'école primaire ont été d'une valeur inestimable. Leur présence dans cette étape de ma vie a été un soutien irremplaçable.

Table des matières

Introduction	1
1 Clustering appliqué au massif environnant la grotte de Lascaux	7
1.1 Introduction	7
1.2 Géologie du site	8
1.3 Présentation des données	10
1.3.1 Tomographie de résistivité électrique	10
1.3.2 Mesures TRE à Lascaux	10
1.4 Traces des travaux effectués depuis 1940 et leurs conséquences	12
1.4.1 Route d'accès	12
1.4.2 Incendie de 1970	13
1.4.3 Travaux autour de la grotte	14
1.4.4 Travaux autour de la porte d'entrée	15
1.5 Seuillage des données	17
1.5.1 Méthode de seuillage	18
1.5.2 Choix de la valeur seuil	21
1.6 Méthodes de classification	23
1.6.1 Etat de l'art : méthodes de Clustering	23
1.7 Méthodes retenues	25
1.7.1 La Classification Hiérarchique Ascendante (CHA)	25
1.7.2 K-means	26
1.7.3 Méthode mixte	27
1.8 Clustering : application à la Grotte de Lascaux	28
1.8.1 Article 1 : choice of a clustering method for the partition of a massif based on ERT	28
1.8.2 Article 2 : clustering algorithms applied on ERT data	38
1.8.3 Article 3 : partitioning a rock mass based on electrical resistivity data : the choice of clustering method	43
1.9 Organisation en 7 classes	58
1.10 Conclusion	59
2 Modélisation de l'environnement de la grotte de Lascaux par méthodes géostatistiques	61
2.1 Introduction	61
2.2 La modélisation géostatistique	63
2.2.1 Les méthodes géostatistiques	63
2.2.2 Méthode retenue pour l'étude : le krigeage	65
2.3 Modélisation 3D du massif par zones	65
2.3.1 Modélisation 3D krigeage par classes et par valeur de resistivité	65
2.3.2 Application au nord du site	67
2.3.3 Application au sud du site	70
2.3.4 Synthèse	73
2.4 Modélisation 3D de tout le massif	74

2.4.1	Variogramme	74
2.4.2	Interpolation 3D	75
2.5	Relation entre les zones conductrices, les fractures et la présence d'eau	80
2.5.1	Les zones de fracture dans le massif rocheux	82
2.5.2	Écoulements dans le Sas 1 et la Salle des Taureaux	82
2.5.3	Écoulements dans la Chambre des Félines	84
2.5.4	Autres écoulements dans la grotte	85
2.6	Conclusion	87
3	Caractérisation thermique du massif par méthodes inverses	88
3.1	Introduction	88
3.2	Instrumentation du site	89
3.2.1	Matériel pour les mesures de température	89
3.2.2	Capteurs du Sas	91
3.2.3	Capteurs de la Salle des Taureaux et du Diverticule Axial	91
3.2.4	Capteurs du Passage, du Puits et la Grande Diaclasse, Bison et Mondmilch	92
3.2.5	Température extérieure	92
3.3	Analyse des données thermiques	93
3.3.1	Évolution de la température extérieure	93
3.3.2	Évolution de la température dans la grotte	94
3.4	Couplage géophysique-thermique	101
3.4.1	Capteurs à différentes profondeurs	101
3.4.2	Synthèse	105
3.5	Calcul du déphasage et de l'amplitude relative des ondes thermiques	106
3.5.1	Température de la surface du sol	106
3.5.2	Calcul du déphasage	108
3.5.3	Calcul de l'amplitude relative	109
3.5.4	Résultats par zones	110
3.5.5	Synthèse	114
3.6	Transferts thermiques par conduction	116
3.7	Méthodes inverses	116
3.7.1	Les algorithmes d'optimisation	117
3.7.2	Algorithme retenu pour l'étude : Nelder-Mead Simplexe	118
3.8	Méthodologie de résolution	122
3.8.1	Résolution de l'équation de la chaleur	122
3.8.2	Choix du maillage	123
3.8.3	Choix de la fonction objectif	124
3.8.4	Synthèse	128
3.9	Caractérisation thermique des matériaux	128
3.9.1	Diffusivités initiales	128
3.9.2	Solutions possibles	129
3.9.3	Solution retenue	130
3.10	Simulation de la conduction thermique dans le massif	132
3.10.1	Conditions initiales et limites	132
3.10.2	Résultats simulés	132
3.10.3	Synthèse	138
3.11	Visualisation des résultats	139
3.12	Influence du nombre de classes	142
3.12.1	Caractérisation thermique des classes	142
3.12.2	Simulation de la conduction avec les différents modèles thermiques	145
3.13	Conclusion	146
	Conclusion générale	148

Annexes	159
A Schéma général du réseau souterrain de Lascaux	159
B Carte géologique régionale autour du site de Lascaux	160
C Profile OE1	161
D Profils de tomographie électrique	162
E Résultats issus de la classification CHA et K-means	172
F Classification retenue : application à tous les profils	184
G Vue du massif en 3D	194
H Résultats de la simulation avec les différents modèles thermiques de 1 à 7 classes . . .	195

Liste des figures

1	(a) Visite de la grotte de Lascaux de Henri Breuil en octobre 1940 [Larivière]. (b) Vue sur la voûte du Diverticule axial (photo de la visite d'une équipe de quatre journalistes, accompagnés de la Conservatrice du site Muriel Mauriac et du préhistorien Jean Clottes, 6 janvier 2011) [Ministère de la Culture].	1
2	Plan de la grotte de Lascaux d'après N.Aujoulat (2004) sur un fond topographique de Claude Bassier de 1966.	2
3	Régression d'une tache noire entre 2008 (a) et 2016 (b) Cliché équipe de suivi microbiologique. Crédit Ministère de La Culture et de la Communication DRAC CRMH Nouvelle-Aquitaine. [Dossier de presse, inauguration du Centre international de l'art pariétal, 10 décembre 2016] Image sans échelle sur le dossier original.	3
1.1	Représentation conceptuelle du milieu Karstique [D'après Manging, 1975].	8
1.2	(a) Carte géologique modifiée (d'après (Verdet <i>et al.</i> , 2020)). (b) Coupe le long de la ligne A-A'. Notons que la limite du Santonien et la profondeur du remplissage de sable NE sont déterminées entre 179 et 182 m NGF. (c) Zoom sur la zone d'étude.	9
1.3	Profils géophysiques sur le site de Lascaux (Sirieix et Xu, 2014).	11
1.4	Travaux d'aménagement des années 1947-1948 (Fernand Windels) - construction d'un Sas à l'entrée de la grotte.	12
1.5	Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux. La cavité est représentée en noir et la clôture grillagée actuelle en rouge (2023).	13
1.6	Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux. Modification de la clôture au cours du temps, la première clôture est présentée en orange, la clôture après l'incendie en bleu et la clôture actuelle en rouge.	14
1.7	Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux. Traces des travaux ayant eu lieu autour de la grotte.	15
1.8	Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux (zoom sur les travaux autour de la porte d'entrée). La trappe métallique est représentée en vert, la cuve à soude en marron, deux autres trappes en bleu et la cheminée en gris.	17
1.9	Profil NS4. (a) Modèle TRE présentant les mesures de résistivité. (b) Section A (évolution de la résistivité en fonction de la profondeur).	18
1.10	Histogramme global sur tous les profils (Figure 1.3).	19
1.11	Histogramme cumulé de résistivités par profil.	19
1.12	Histogramme global après filtrage des données atypiques.	21
1.13	(a) Profil d'inversion OE3. (b) Seuil de 388 $\Omega.m$ appliqué au profil OE3. (c) Seuil 288 $\Omega.m$ appliqué au profil OE. (d) Seuil 210 $\Omega.m$ appliqué au profil OE3.	22
1.14	Profil OE3 : coupe verticale (Santonien en vert et Coniacien en rouge).	23
1.15	Exemple de Dendrogramme.	25
1.16	Dendrogramme résultant de la segmentation arbitraire, avec six classes notées C1, C2, C3, C4, C5, et C7.	58
1.17	Vue du dessus des profils. (a) Profils de tomographie de résistivité électrique. (b) Profils après organisation des données en 7 classes.	59
2.1	Modèles de variogramme couramment utilisées.	64

2.2	Vue en plan de la grotte, avec l'emplacement de 20 profils de mesure. Les traits en pointillés noirs délimitent la zone nord à étudier et les traits en orange représentent la zone sud à étudier.	66
2.3	Partie nord du massif, variogrammes expérimentaux directionnels calculés et modèles théoriques associés appliqués à la partie nord du site. (a) A partir du logarithme des résistivités. (b) A partir des classes.	68
2.4	Partie nord du massif. (a) Données géophysiques partie nord. (b) Classification de données en 7 classes appliquée sur la partie nord. (c) Krigeage appliqué sur les données logarithmes de résistivité électrique. (d) Krigeage appliqué sur les données de classification. (e) Application de la classification au krigeage à partir des données logarithmiques de résistivité.	69
2.5	Partie nord du massif. (a) Modèle issu du krigeage par classes. (b) Modèle issu du classement des résistivités estimées par krigeage.	70
2.6	Partie nord du massif. (a) Modèle issu du krigeage par classes. (b) Modèle issu du classement des résistivités estimées par krigeage.	71
2.7	Partie Sud. (a) Données géophysiques partie sud. (b) Classification de données en 7 classes appliquée sur la partie sud. (c) Krigeage appliqué sur les données logarithmes de résistivité électrique. (d) Krigeage appliqué sur les données de classification. (e) Application de la classification au krigeage à partir des données logarithmiques de résistivité.	72
2.8	Partie sud du massif. (a) Modèle issu du krigeage par classes. (b) Modèle issu du classement des résistivités estimés par krigeage.	73
2.9	Ensemble du massif, variogramme expérimentale directionnel calculé et modèles théoriques associés à partir du logarithme des résistivités.	75
2.10	Vue globale de dessus du massif rocheux entourant la grotte de Lascaux. (a) Résultat de l'interpolation par Krigeage appliqué sur les données logarithmiques de résistivité. (b) Résultat de l'application de la classification à l'interpolation résultante par krigeage. . .	76
2.11	Vue du massif en 3D avec la présence de la grotte. La zone conductrice au nord est encerclée en noir et les zones résistantes à l'est sont encerclées en blanc. (a) Vue à 185 m NGF. (b) Vue à 182 m NGF.	77
2.12	Zones conductrices au nord de la grotte.	78
2.13	Vue du massif en 3D avec la présence de la grotte. La zone conductrice au nord et au sud sont encerclées en noir et les zones résistantes à l'est et à l'ouest sont encerclées en blanc. (a) Vue à 178 m NGF. (b) Vue à 176 m NGF.	79
2.14	Zones conductrices au sud de la grotte.	79
2.15	Vue du massif en 3D avec la présence de la grotte. La zone conductrice au sud est encerclée en noir et les zones résistives à l'est et à l'ouest sont encerclées en blanc. (a) Vue à 175 m NGF. (b) Vue à 172 m NGF.	80
2.16	Plan de la grotte de Lascaux présentant la division de cette dernière en différentes salles N.Aujoulat (2004) sur un fond topographique de Claude Bassier de 1966. Les différents écoulements temporaires observés à l'intérieur de la grotte sont marqués par les cercles bleus (Houillon, 2016a).	81
2.17	Emplacement des zones d'écoulement d'eau (marquées en rouge) en relation avec les fractures (D_m correspond à la direction moyenne et n au nombre des mesures (Lopez, 2009)).	82
2.18	Relation entre les écoulements observés dans le Sas 1 (photographie par J.C. Portais) avec les zones conductrices localisées dans la modélisation 3D et les fractures du massif rocheux.	83
2.19	Relation entre les écoulements observés dans la Salle des Taureaux avec les zones conductrices localisées dans la modélisation 3D et les fractures du massif rocheux (Photo D. Bouchardon LRMH) (Relevé hydrique août 2016 par N. Houillon).	84
2.20	Relation entre les écoulements observés dans la Chambre des Félines et les zones conductrices localisées dans la modélisation 3D et les fractures du massif rocheux.	85

3.1	Vue en plan de la grotte de Lascaux, indiquant l'emplacement des 21 capteurs insérés à une profondeur de 3 cm dans les parois. La flèche située à gauche indique la profondeur de ces capteurs par rapport à la surface du sol à leur aplomb.	89
3.2	Dispositif des mesures de température dans la grotte. (a) Au centre de la figure, les thermomètres à mercure utilisés pour les mesures manuelles jusqu'aux années 1990. A droite de la figure, les premiers capteurs utilisés dans les années 2000. A gauche de la figure, les capteurs actuels utilisés depuis l'année 2011. (b) Photographie de l'emplacement d'un couple de capteurs (air/roche) à la paroi gauche de la Salle des Taureaux (P. Malaurent, J.C. Portais).	90
3.3	Coupe schématique des Sas et de la Salle des Taureaux (Aujoulat, 2004) modifiée en ajoutant les capteurs installés dans chaque zone.	91
3.4	Évolution de la température extérieure de 1949 à 2023 par moyenne mobile sur les 4 années précédentes. D'après compilation des données par P. Malaurent	92
3.5	Évolution de la température extérieure de 2000 à 2023 par moyenne mobile sur l'année précédente. Les données proviennent de la station météo installée au-dessus de la grotte de Lascaux.	93
3.6	Évolution de la température moyenne journalière extérieure de 2015 à 2022 (station météo positionnée juste au-dessus de la grotte de Lascaux).	94
3.7	Évolution de la température enregistrée par chacun des six capteurs du Sas 1 et du Sas 2.	95
3.8	Évolution de la température moyenne journalière dans la Salle des Taureaux de 2015 à 2022.	96
3.9	Évolution de la température moyenne journalière dans le Diverticule Axial de 2015 à 2022.	97
3.10	Évolution de la température moyenne journalière dans le Passage de 2015 à 2022.	98
3.11	Évolution de la température moyenne journalière dans le Puits, l'Abside et la Grande Diaclase de 2015 à 2022.	99
3.12	Évolution de la température moyenne journalière dans la zone du Bison et dans la Galerie du Mondmilch de 2015 à 2022.	100
3.13	Évolution des températures moyennes journalières de 2015 à 2022, à des profondeurs se situant entre 10 et 12 m.	101
3.14	Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs A5, B1 et B2.	102
3.15	Évolution des températures moyennes journalières de 2015 à 2022, à une profondeur de 18,69 m.	103
3.16	Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs C3 et H1.	103
3.17	Évolution des températures moyennes journalières de 2015 à 2022, à 19,98 et 21,46 m de profondeur.	104
3.18	Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs C4 et H2.	104
3.19	Déphasage Φ et amplitude ΔT de l'onde.	106
3.20	Évolution de la température moyenne journalière de l'air sous les pins et de la température estimée de la surface du sol de 2017 à 2022.	107
3.21	Estimation de l'évolution de la température moyenne journalière de la surface du sol et modélisation du signal par la méthode des moindres carrés.	108
3.22	Courbe de la température au sol ajustée par la méthode des moindres aux carrées en rouge (Figure 3.21) et pics déterminés sur la courbe du capteur B1 situé dans la voûte de la Salle des Taureaux de 2015 à 2022.	109
3.23	Première étape de la méthodologie de calcul de l'amplitude relative (exemple avec le capteur situé à la voûte de la Salle des Taureaux).	110
3.24	Seconde étape de la méthodologie de calcul de l'amplitude relative (exemple avec le capteur situé à la voûte de la Salle des Taureaux).	110
3.25	Schéma général des méthodes inverses (CI = Conditions Initiales et CL = Conditions Limites).	117
3.26	Étape de réflexion du Simplexe de Nelder-Mead. x_1 est supposé être le pire sommet. \hat{x} est le centre de gravité des n meilleurs sommets (Pilotta, 1962).	119
3.27	Étape d'Expansion du Simplexe de Nelder-Mead (Pilotta, 1962).	119

3.28	Étape de Contraction externe et interne du Simplexe de Nelder-Mead (Pilotta, 1962).	120
3.29	Etape de Réduction du Simplexe de Nelder-Mead (Pilotta, 1962).	120
3.30	Méthodologie de résolution appliquée pour la détermination des valeurs des diffusivités dans le massif rocheux entourant la grotte de Lascaux.	122
3.31	Évolution de la température simulée en B3, D1, H1 et H2 pour trois maillages différents, de 2017 à 2022.	123
3.32	Températures simulées à différentes profondeurs dans un milieu homogène avec la fonction J basée sur la température mesurée et deux conditions initiales différentes.	125
3.33	Simulation de la température pour le capteur C1 dans un milieu homogène en utilisant la fonction J basée sur le déphasage. La courbe bleue représente la température mesurée par le capteur, tandis que la courbe verte illustre la température simulée obtenue en utilisant la fonction objectif basée sur le déphasage (Salmon <i>et al.</i> , 2023a).	126
3.34	Simulation de la température pour le capteur C1 dans un milieu homogène en utilisant la fonction J basée sur l’amortissement. La courbe bleue représente la température mesurée par le capteur. La courbe verte illustre la température simulée obtenue en utilisant la fonction objectif basée sur le déphasage et la courbe rouge représente la température simulée en utilisant la fonction objectif basée sur l’amortissement (Salmon <i>et al.</i> , 2023a).	127
3.35	Division du massif rocheux en 7 classes avec les diffusivités thermiques optimales associées.	131
3.36	Capteurs entre 9,0 et 11,5 m de profondeur. (a) Capteur B1 dans la Salle des Taureaux. (b) Capteur A5 dans le Sas 2. (c) Capteur A6 dans le Sas 2. (d) Capteur B2 dans la Salle des Taureaux. Les températures mesurées sont associées aux courbes bleues tandis que les températures simulées sont associées aux courbes rouges.	133
3.37	Capteurs entre 12,0 et 14,5 m de profondeur. (a) Capteur B3 dans la Salle des Taureaux. (b) Capteur B4 dans la Salle des Taureaux. (c) Capteur D1 dans le Passage. (d) Capteur G1 dans l’Abside.	134
3.38	Capteurs entre 14,0 et 15,0 m de profondeur. (a) Capteur C1 dans le Diverticule Axial. (b) Capteur C2 dans le Diverticule Axial. (c) Capteur D2 dans le Passage.	136
3.39	Capteurs entre 18,0 et 21,5 m de profondeur. (a) Capteur E1 dans le Puits. (b) Capteur C3 dans le Diverticule Axial. (c) Capteur H1 dans la zone du Bison. (d) Capteur C4 dans le Diverticule Axial. (e) Capteur H2 dans la Galerie du Mondmilch.	137
3.40	Champ de température simulé dans le massif de la grotte de Lascaux correspond à janvier 2020. La cavité est représentée en gris.	139
3.41	Coupes verticales du champ de température et des différents matériaux constituant le massif passant par la galerie nord de la grotte. (a) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de mai 2020. (b) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de novembre 2020. (c) Coupe transversale des différentes classes de la zone nord.	140
3.42	Coupes verticales du champ de température et des différents matériaux constituant le massif passant par la partie sud de la grotte. (a) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de mai 2020. (b) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de novembre 2020. (c) Coupe transversale des différentes classes de la zone nord.	141
3.43	Coupes verticales du champ de température et des différents matériaux constituant le massif passant par la partie est de la grotte. (a) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de mai 2020. (b) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de novembre 2020. (c) Coupe transversale des différentes classes de la zone nord.	142
3.44	Valeur de la fonction J en fonction du nombre de classes.	143
3.45	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.	145
A.1	Schéma général du réseau souterrain de Lascaux (Leroi-Gourhan et Allain, 1979).	159
B.1	Carte géologique synthétique situant le contexte régional autour du site de Lascaux (cadre noir)(Bruxelles <i>et al.</i> , 2014).	160

C.1	Profil OE1. La zone encadrée en noir correspond à la partie remaniée qui a été exclue. . .	161
D.1	Profil de tomographie de résistivité électrique OE1.	162
D.2	Profil de tomographie de résistivité électrique OE2.	162
D.3	Profil de tomographie de résistivité électrique OE3.	163
D.4	Profil de tomographie de résistivité électrique OE4.	163
D.5	Profil de tomographie de résistivité électrique OE5.	164
D.6	Profil de tomographie de résistivité électrique OE6.	164
D.7	Profil de tomographie de résistivité électrique OE7.	165
D.8	Profil de tomographie de résistivité électrique OE8.	165
D.9	Profil de tomographie de résistivité électrique OE9.	166
D.10	Profil de tomographie de résistivité électrique OE10.	166
D.11	Profil de tomographie de résistivité électrique OE11.	167
D.12	Profil de tomographie de résistivité électrique NS2.	167
D.13	Profil de tomographie de résistivité électrique NS3.	168
D.14	Profil de tomographie de résistivité électrique NS4.	168
D.15	Profil de tomographie de résistivité électrique PN.	169
D.16	Profil de tomographie de résistivité électrique N100.	169
D.17	Profil de tomographie de résistivité électrique N50.	170
D.18	Profil de tomographie de résistivité électrique PS.	170
D.19	Profil de tomographie de résistivité électrique S100.	171
D.20	Profil de tomographie de résistivité électrique S50.	171
E.1	Profil OE1 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	174
E.2	Profil OE2 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	174
E.3	Profil OE3 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	175
E.4	Profil OE4 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	175
E.5	Profil OE5 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	176
E.6	Profil OE6 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	176
E.7	Profil OE7 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	177
E.8	Profil OE8 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	177
E.9	Profil OE9 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	178
E.10	Profil OE10 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	178
E.11	Profil OE11 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	179
E.12	Profil NS2 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	179
E.13	Profil NS3 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	180
E.14	Profil NS4 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	180
E.15	Profil PN : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	181
E.16	Profil N100 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	181
E.17	Profil N50 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	182
E.18	Profil PS : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	182
E.19	Profil S100 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	183
E.20	Profil S50 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means. . .	183
F.1	Profil OE1 : classification en 7 classes.	184
F.2	Profil OE2 : classification en 7 classes.	184
F.3	Profil OE3 : classification en 7 classes.	185
F.4	Profil OE4 : classification en 7 classes.	185
F.5	Profil OE5 : classification en 7 classes.	186
F.6	Profil OE6 : classification en 7 classes.	186
F.7	Profil OE7 : classification en 7 classes.	187
F.8	Profil OE8 : classification en 7 classes.	187
F.9	Profil OE9 : classification en 7 classes.	188
F.10	Profil OE10 : classification en 7 classes.	188
F.11	Profil OE11 : classification en 7 classes.	189
F.12	Profil NS2 : classification en 7 classes.	189

F.13	Profil NS3 : classification en 7 classes.	190
F.14	Profil NS4 : classification en 7 classes.	190
F.15	Profil PN : classification en 7 classes.	191
F.16	Profil N100 : classification en 7 classes.	191
F.17	Profil N50 : classification en 7 classes.	192
F.18	Profil PS : classification en 7 classes.	192
F.19	Profil S100 : classification en 7 classes.	193
F.20	Profil S50 : classification en 7 classes.	193
G.1	Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs B4 et D1. . .	194
G.2	Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs D2 et C2. . .	194
H.1	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur A5 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	195
H.2	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur A6 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	195
H.3	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B2 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	196
H.4	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B3 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	196
H.5	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B4 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	196
H.6	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur D1 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	197
H.7	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur G1 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	197
H.8	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C1 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	197
H.9	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C2 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	198
H.10	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur D2 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	198
H.11	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur E1 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	198
H.12	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C3 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	199
H.13	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur H1 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	199
H.14	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C4 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	199
H.15	Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur H2 avec les diffé- rents modèles thermiques du massif rocheux.	200

Liste des tableaux

1.1	Synthèse des résultats en partitionnant les données de TRE en 7 groupes.	58
2.1	Synthèse des données concernant le voisinage choisi pour les deux configurations et résultats de la validation croisée utilisant ces voisinages.	67
2.2	Synthèse des données concernant le voisinage choisi pour les deux configurations et résultats de la validation croisée utilisant ces voisinages.	71
2.3	Synthèse des données concernant le voisinage choisi pour le variogramme étudié et résultats de la validation croisée utilisant le voisinage.	75
3.1	Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Sas 2.	111
3.2	Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans la Salle des Taux.	111
3.3	Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Diverticule Axial.	112
3.4	Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Passage.	112
3.5	Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Puits et l’Abside.	112
3.6	Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans la Nef et la Galerie du Mondmilch.	113
3.7	Déphasage Φ et amplitude relative $\frac{\Delta T}{\Delta T_{sol}}$ des signaux des température enregistrés par les capteurs B4, D1, C2, D2, C3 et H1.	114
3.8	Déphasage mesuré pour chacun des capteurs (colonne 2) et écart entre les déphasages des ondes simulées avec les maillages fin et grossier (colonne 3), et avec les maillages fin et intermédiaire (colonne 4). Le pourcentage donné correspond au pourcentage par rapport au déphasage mesuré de l’onde thermique (colonne 2).	124
3.9	Différentes configurations de diffusivités thermiques initiales.	129
3.10	Solutions possibles issues de l’application de l’algorithme de Nelder-Mead. Les labels D correspondent à la Diffusivité, où D1 représente la classe 1, D2 la classe 2 (représentant les formations détritiques et le conduit karstique), D3 la classe 3 (représentant les formations détritiques et les zones proches du conduit karstique), D4 la classe 4 (correspondant au calcaire santonien), D5 à la classe 5 (en référence aux hétérogénéités résistives du santonien), D6 à la classe 6 (du santonien), et D7 à la classe 7 (du sable).	129
3.11	Valeur de la fonction objectif J pour les différentes solutions obtenues.	130
3.12	Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs B1, A5, A6 et B2.	133
3.13	Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs B3, B4, D1 et G1.	135
3.14	Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs C1, C2 et D2.	136
3.15	Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs E1, C3, H1, C4 et H2.	138
3.16	Valeurs des diffusivités thermiques (en $m^2.s^{-1}$) dans les différentes configurations.	143
3.17	Résultats de déphasage et amplitude relative simulés pour le capteur B1.	146
E.1	Statistiques par classes issues de la CHA globale.	172
E.2	Statistiques par classes issues du K-means globale.	173

Liste des symboles

I	Intensité du courant électrique	A
K	Facteur géométrique caractérisant la géométrie du dispositif	m
k	Nombre de classes	
D	Diffusivité thermique	$\text{m}^2.\text{s}^{-1}$
d	Fonction distance	
E	Fonction moyenne	
h	Coefficient de convection thermique	$\text{W}.\text{m}^{-2}.\text{K}^{-1}$
J	Fonction objectif	
T	Température	K
t	Temps	s

Définitions

Altérites état altéré avancé du calcaire.

Conduit karstique volume en forme de conduit rempli de matériaux poreux pouvant drainer l'eau.

Coniacien calcaire moins poreux sauf en cas de fracture et plus compétant que le Santonien.

Santonien calcaire en plaquettes, moins compétant et plus altéré que le Coniacien.

Lettres grecques

ΔT	Amplitude de l'onde	K
ΔV	Différence de potentiel électrique	V
γ	Variogramme	
λ	Conductivité thermique	$\text{W}.\text{m}^{-1}.\text{K}^{-1}$
Φ	Déphasage temporel	s
ρ	Résistivité électrique	$\Omega.\text{m}$
φ	Densité de flux thermique	$\text{W}.\text{m}^{-2}$

Indices

a	Apparent
cond	Conduction thermique

conv	Convection thermique
ETP	Evapotranspiration
mes	Mesuré
ray	Rayonnement thermique
sim	Simulé
sol	Surface du sol

Acronymes

CHA	Classification Hiérarchique Ascendante
MNT	Modèle Numérique de Terrain
SI	Indice de Silhouette
TRE	Tomographie de Résistivité Electrique

Introduction générale

Contexte : la grotte de Lascaux

Située dans la vallée de la Vézère, la grotte de Lascaux est un site préhistorique de grande importance pour l'histoire de l'humanité (patrimoine mondial de l'Unesco). Ce site a été découvert en 1940 (Figure 1) par Jacques Marsal, Georges Agniel, Simon Coencas et Marcel Ravidat en Dordogne (Montignac-Lascaux). Depuis sa découverte elle suscite l'intérêt du monde entier pour la richesse de ses peintures rupestres et préhistoriques datant de plus de 20 000 ans (Ducasse et Langlais, 2019).

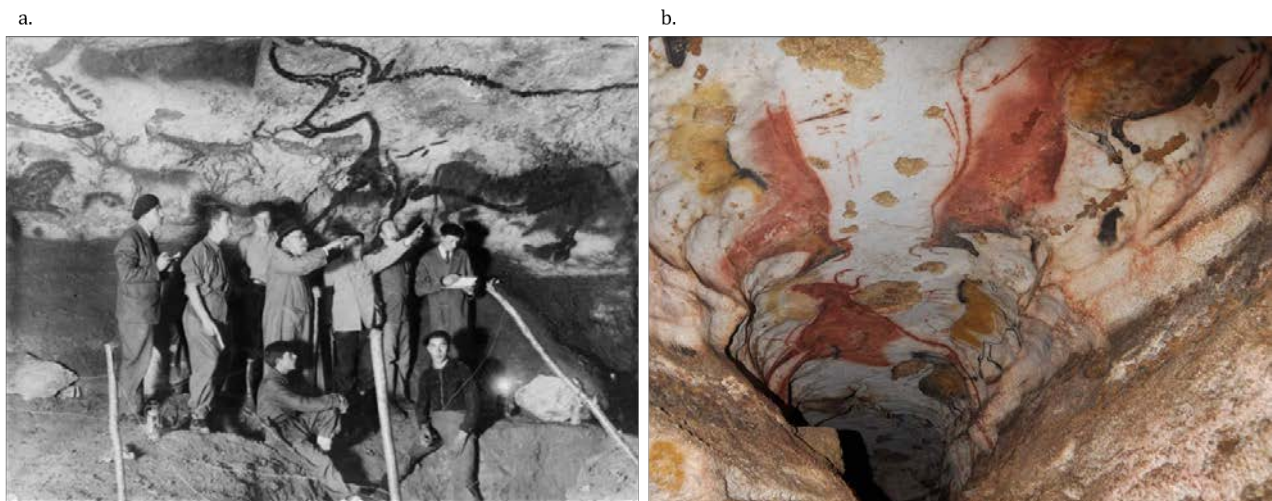


FIGURE 1 – (a) Visite de la grotte de Lascaux de Henri Breuil en octobre 1940 [Larivière]. (b) Vue sur la voûte du Diverticule axial (photo de la visite d'une équipe de quatre journalistes, accompagnés de la Conservatrice du site Muriel Mauriac et du préhistorien Jean Clottes, 6 janvier 2011) [Ministère de la Culture].

Huit ans après sa découverte (1948), la grotte ouvre ses portes aux visiteurs du monde entier après des travaux d'aménagements de grande importance (creusement de l'entrée et construction d'un Sas (Figure 2), décaissement des sols de la grotte). Pendant cette période, la grotte accueille jusqu'à 1 800 personnes par jour. La grande affluence des visiteurs et les travaux réalisés pour rendre la grotte accessible au grand public ont pour conséquence l'apparition des premières perturbations comme l'augmentation de la condensation ou l'apport de CO_2 par les visiteurs ce qui aboutit à la crise de la maladie verte. Afin de maintenir un taux de gaz carbonique compatible avec l'ouverture touristique (certains visiteurs se trouvaient mal), des machines de décarbonatation de l'air sont installées en 1958 dans la grotte. Pour installer cette machinerie, un important volume est creusé sous l'escalier d'accès à la grotte et des gaines sont passés dans les sols (§1.4).

La mise en place de Sas (Figure 2) avait aussi pour objectif protéger la grotte de l'évolution rapide des températures extérieures. Ces Sas, isolés les uns des autres, sont un moyen de conserver l'inertie thermique de l'éboulis précédemment détruit. Parallèlement à cela, les données de températures sont récupérées, et du matériel (point froid) est conservé dans la Salle des Machines (située sous le Sas 2).

En 1963, la grotte ferme ses portes au public en raison du risque d'altérations sur les peintures rupestres (Figure 1.b), lié à la fréquentation excessive. Jusqu'alors propriété privée, la grotte est achetée par l'état en 1972. En 2002, le ministre de la Culture nomme un comité scientifique international ayant pour objectif la conservation du site.

Plan de la grotte

La grotte de Lascaux s'étend sur une longueur de 250 mètres, présentant un dénivelé d'environ 20 mètres. Cette cavité souterraine se trouve subdivisée en plusieurs salles distinctes (Figure 2).

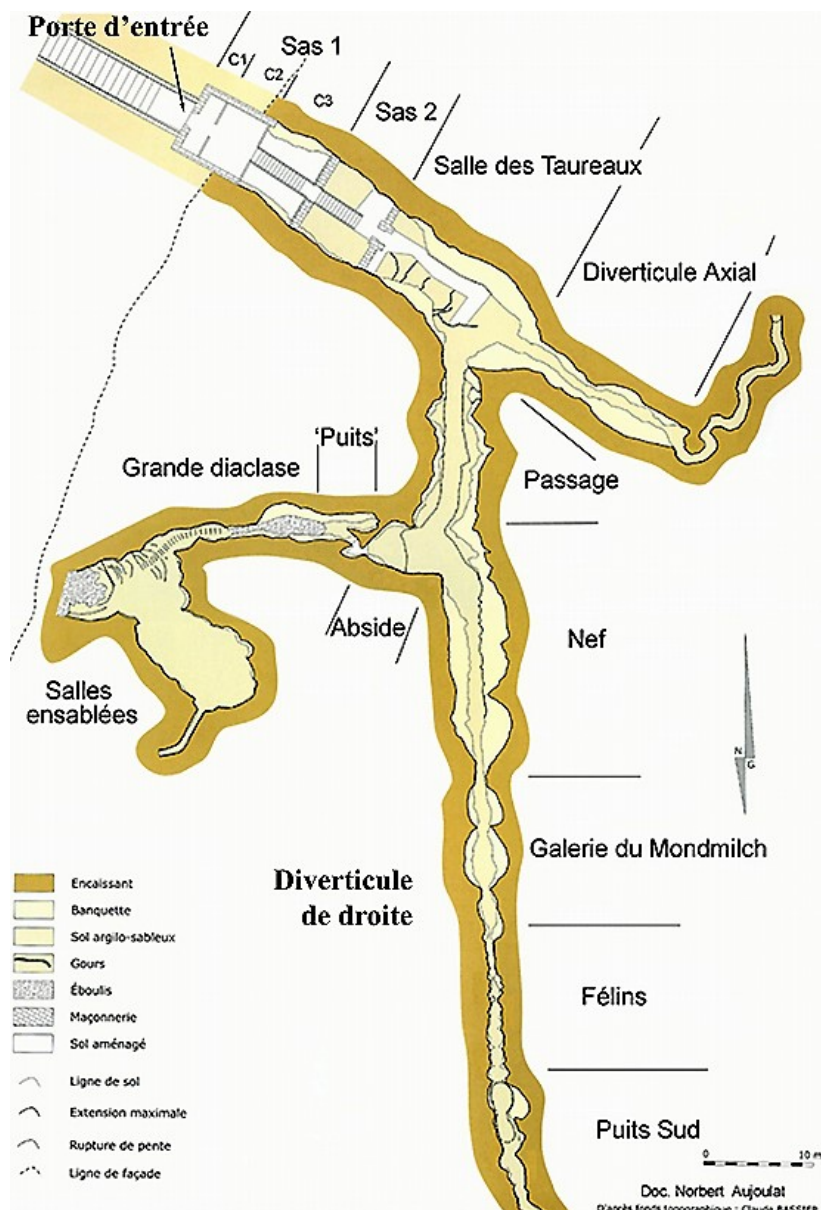


FIGURE 2 – Plan de la grotte de Lascaux d'après N.Aujoulat (2004) sur un fond topographique de Claude Bassier de 1966.

Problématique : conservation du site

Suivi microbiologique

Depuis sa fermeture, la grotte de Lascaux est l'objet d'un suivi régulier par le personnel présent sur le site et par plusieurs équipes scientifiques (biologistes, hydrogéologues, etc). Des restaurateurs évaluent l'état des parois (présence des moisissures, zones contaminées, etc.) et pratiquent la suppression éventuelle des microorganismes en dehors des zones ornées (Figure 3).

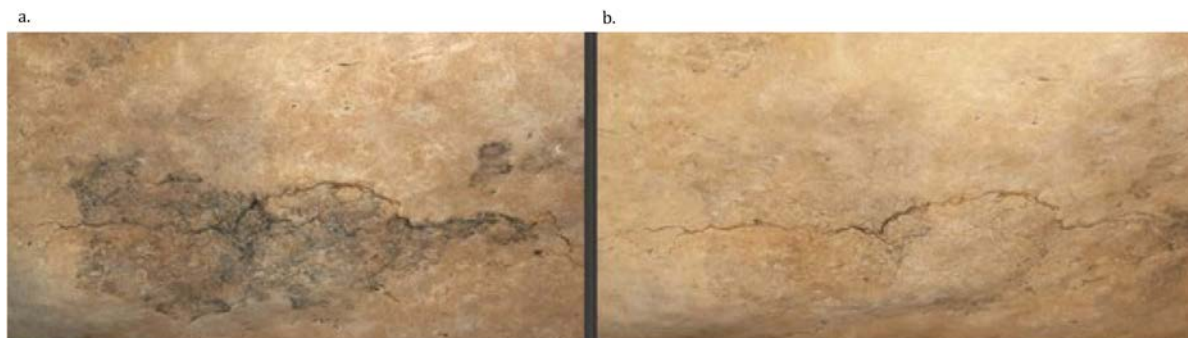


FIGURE 3 – Régression d'une tache noire entre 2008 (a) et 2016 (b) Cliché équipe de suivi microbiologique. Crédit Ministère de La Culture et de la Communication DRAC CRMH Nouvelle-Aquitaine. [Dossier de presse, inauguration du Centre international de l'art pariétal, 10 décembre 2016] Image sans échelle sur le dossier original.

Suivi au sein de l'I2M

L'université de Bordeaux et plus particulièrement le laboratoire I2M (Institut de Mécanique et d'Ingénierie) intervient depuis les années 60 dans la conservation de la grotte de Lascaux. Dans ce cadre plusieurs travaux de thèses ont été réalisés depuis les années 2000 : (Ferchal, 2003), (Lopez, 2009), (Minvielle, 2015), (Xu, 2015), (Houillon, 2016b) et (Verdet, 2019a).

La grotte de Lascaux est instrumentée avec des capteurs pour l'enregistrement des données climatiques, hydrologiques et thermiques. L'enregistrement des données permet d'étudier les conséquences de l'évolution de la température, le débit de l'émergence du Sas (Figure 2), etc. Ces mesures sont nécessaires à l'amélioration de la compréhension du comportement interne de la grotte.

Suivi hydrogéologique

Les travaux hydrogéologiques menés par Lopez (2009) portaient sur l'étude des caractéristiques de l'infiltration en milieu karstique en utilisant des méthodes de suivi chimique et isotopique, ainsi que sur l'origine des zones à forte concentration de CO₂. L'étude géologique du milieu environnant de la grotte a permis de caractériser les quatre principales familles de fractures qui y sont présentes. La combinaison des études géologiques et hydroclimatiques a permis une meilleure compréhension des transferts de masse dans le karst. Grâce à ces études, différentes origines ont été identifiées dont les précipitations lors de certaines pluies hivernales et les formations détritiques sablo-argileuses. Ces processus peuvent être responsables de la circulation de l'eau dans le massif et de l'infiltration d'eau, notamment dans le Sas de la grotte (Figure 2).

Minvielle (2015) a poursuivi les travaux de Lopez (2009) en étudiant les apports d'eau dans la grotte à l'aide de modèles de type "réservoirs". Le modèle utilisé a pris en compte l'évapotranspiration, les précipitations et les zones de stockage d'eau. Ces études ont permis de déterminer la surface (500 et 863 m²) des zones de stockage d'eau et les niveaux minimum (4 et 48 mm) et maximum (45 et 184

mm) du réservoir épikarstique en fonction du cycle hydrogéologique.

Les travaux de thèse de Houillon (2016) se sont concentrés sur la compréhension de la dynamique du CO₂ dans la cavité et de ses conséquences sur les parois ornées. Houillon (2016) a également étudié les conditions d'écoulement dans la grotte en utilisant des données de débit, de fluorescence de l'eau et de paramètres physico-chimiques. Les résultats obtenus ont permis de mieux comprendre l'interaction du CO₂ entre la grotte et son environnement.

L'ensemble des travaux conduit sur le site depuis Schoeller et Vouvé (Leroi-Gourhan et Allain, 1979) permet de proposer un comportement global de la dynamique du CO₂ dans le massif. Le flux de CO₂ entrant dans la grotte proviendrait de sources multiples du massif environnant, notamment du bas de la diaclase (théorie du réseau inférieur ; voir Annexe A).

Suivi géophysique

Les études géophysiques sont menées depuis plus de 10 ans. Les premières études géophysiques par Tomographie de Résistivité Électrique (TRE) ont été réalisées par (Sirieix et Xu, 2014) puis par (Xu, 2015) dans le cadre de sa thèse avec pour objectif la caractérisation de l'environnement de la grotte.

Un suivi temporel par TRE composé de quatre profils a été mis en place dans la partie nord du site dès le début des travaux de (Xu, 2015) afin d'étudier la variation de la résistivité au cours du temps en relation avec les données climatiques afin de mieux comprendre les arrivées d'eau dans la grotte. Les résultats obtenus après vingt-deux mois de suivi ont permis de corroborer l'efficacité des mesures de TRE pour identifier différents domaines présentant des variations de résistivité au cours du temps et en relation avec les données météorologiques. Ils ont de plus aidé à prédire les arrêts et reprise d'écoulement d'eau dans le Sas en se basant sur les variations de résistivité.

En plus des profils du suivi temporel, seize profils ont été acquis et englobent tout le terrain au-dessus de la grotte. Ces données ont été utilisées pour la création d'un modèle 3D caractérisant la nature géologique autour de la grotte. Ces travaux ont aidé à préciser les limites du massif karstique englobant la grotte et de ses abords immédiats, les formations détritiques situées au nord-est et au sud-ouest.

Les travaux de thèse de (Verdet, 2019a) ont porté sur la caractérisation du milieu karstique à plusieurs échelles. A l'échelle du laboratoire (microscopie, porosité, ...) et à l'échelle du massif (caractérisation des arrivées d'eau dans la grotte). Les modélisations géostatistiques complémentaires à celles de (Xu, 2015) ont été réalisées pour la partie nord du site à partir des données de résistivité obtenues pour 12 profils à 3 dates différentes ; afin d'avoir une meilleure résolution spatiale grâce à que l'espacement entre les électrodes est moins écarté (1 m entre eux). Les résultats de cette étude ont contribué à la compréhension du fonctionnement hydrogéologique et ont permis de corroborer la présence d'un conduit dans le massif susceptible d'alimenter la source du Sas de la grotte.

Suivi thermique

La grotte de Lascaux a été équipée d'instruments de mesure depuis 1964, notamment des capteurs de température à l'extérieur et à l'intérieur de la cavité, permettant de suivre l'évolution temporelle des températures. De 1964 à 1996, les températures à l'intérieur de la grotte étaient relevées quotidiennement à la même heure par le même opérateur sur des thermomètres à mercure, offrant une sensibilité de 0,05°C. À partir de 1996, les mesures ont été automatisées en deux étapes. Dans la première phase, 50 capteurs de température ont été installés, offrant une sensibilité de 0,01°C et une fréquence d'acquisition de 10 minutes. Dans la deuxième phase, mise en place depuis 2011, un système de mesure plus précis a été utilisé, avec 150 capteurs permettant des mesures toutes les minutes, offrant une sensibilité de 0,001°C, et les données peuvent être consultées à distance via un superviseur.

Les travaux entrepris par Lacanette à la suite de Malaurent (Lacanette *et al.*, 2007; Lacanette et Malaurent, 2014) ont porté sur la modélisation thermique de la grotte de Lascaux. Dans un premier temps, ces études ont été axées sur la conduction thermique à travers la roche. Cela a ensuite permis la simulation des écoulements thermo-aérauliques à l'intérieur de la grotte (Lacanette *et al.*, 2009).

Objectifs

Actuellement, la grotte de Lascaux fait l'objet d'études scientifiques menées, pour partie, par l'Institut de mécanique et d'ingénierie (I2M) depuis les dernières années. Les recherches, telles que les suivis hydrogéologique, géophysique et thermique, ont déjà fourni plusieurs réponses en matière de préservation. Cependant, il apparaît désormais nécessaire d'effectuer des recherches en interaction avec différentes disciplines pour obtenir des informations précises sur les conditions environnementales de la grotte et élaborer une stratégie de conservation appropriée pour protéger ce patrimoine culturel.

L'objectif principal de cette thèse est de faire intervenir plusieurs domaines tels que la géologie, la géophysique et la thermique afin d'améliorer le modèle thermique 1D existant. Ce modèle doit prendre en compte les variations des propriétés thermo-physiques du massif, qui est un milieu hétérogène. Pour y parvenir, plusieurs étapes sont nécessaires :

- Caractérisation physique du massif rocheux : en raison de la nature du site, nous caractérisons le massif rocheux à l'aide de méthodes non destructives. Nous utilisons la tomographie de Résistivité Electrique (TRE) pour mesurer la résistivité des matériaux qui composent le massif rocheux entourant la grotte. Les données que nous utilisons dans cette thèse ont été collectées lors d'une campagne de mesures géophysiques en mars 2013 (Sirieix *et al.*, 2014).
- Partitionnement du massif rocheux : la première étape de cette recherche implique la division numérique du massif en plusieurs zones présentant des propriétés thermo-physiques supposées homogènes. La principale difficulté de cette phase réside dans le choix du nombre de classes pour partitionner le massif, tout en veillant à ce que l'organisation des classes reflète la réalité géologique du site.
- Construction du modèle 3D : la construction d'un modèle thermique 3D qui prend en compte les hétérogénéités géologiques du site est nécessaire. Contrairement au modèle thermique 1D existant, qui considèrerait le massif comme homogène, nous utilisons une technique d'interpolation par krigeage pour élaborer un modèle 3D, puis on subdivise le massif en domaines où les propriétés thermiques sont supposées homogènes.
- Modélisation thermique : la caractérisation thermique implique la détermination des diffusivités thermiques inconnues de chaque domaine à partir des mesures de température effectuées en différents points à l'intérieur et à l'extérieur de la grotte au fil des années. Cette étape revient à résoudre un problème d'optimisation décrivant la physique d'un système dont les échelles de temps s'étendent sur plusieurs années, en se basant sur des données qui présentent de faibles variations.
- Simulation de la conduction thermique : la simulation de la conduction thermique dans le massif rocheux avec les différentes diffusivités permettra de déterminer précisément les températures en différents points de la paroi de la grotte. Cela améliorera notre compréhension du comportement thermique du massif et de la grotte.

Ces données seront ensuite utilisées comme conditions limites dans les simulations thermo-aérauliques de la cavité. Cette approche nous permettra de mieux comprendre les transferts thermiques qui affectent les parois de la grotte.

Organisation du manuscrit

Ce manuscrit est structuré en trois chapitres. Le premier chapitre aborde le partitionnement du massif rocheux en zones présentant les propriétés physiques les plus homogènes possibles en utilisant des méthodes de clustering basées sur les données de Tomographie de Résistivité Electrique (TRE). Les étapes méthodologiques comprennent la description de la géologie environnante, la présentation des données géophysiques, et un inventaire des travaux réalisés sur site. Un seuil de résistivité électrique est déterminé pour classer les formations géologiques. Seule la partie supérieure du massif est prise en compte en raison de la propagation de l'onde thermique. Enfin, trois méthodes de clustering sont comparées et le choix de la méthode la plus adaptée à la réalité du site est argumenté.

Le deuxième chapitre se focalise sur la construction d'un modèle tridimensionnel du massif rocheux environnant la grotte en utilisant les données de Tomographie de Résistivité Electrique (TRE) 2D. Les zones nord et sud du massif sont étudiées séparément en appliquant deux méthodes géostatistiques : un krigeage basé sur les logarithmes des résistivités et un krigeage basé sur les classes définies précédemment. Les résultats sont comparés pour sélectionner la méthode la plus adaptée à la géologie du site, et le modèle 3D final est reconstruit en utilisant la méthode choisie, fournissant ainsi une représentation globale de la structure géologique classé en 7 matériaux (classes) distincts.

Le dernier chapitre présente la méthodologie utilisée pour la caractérisation thermique des matériaux constituant le massif rocheux. Une approche numérique est adoptée en utilisant 21 capteurs installés dans la grotte mesurant les températures à différentes profondeurs. En utilisant l'algorithme de Nelder-Mead, les diffusivités thermiques de chaque matériau sont caractérisées en minimisant une fonction objectif basée sur le déphasage et l'amortissement de l'onde thermique. Ces propriétés thermiques permettent ensuite une simulation de la conduction thermique dans le massif rocheux en spécifiant les conditions aux limites requises.

Chapitre 1

Clustering appliqué au massif environnant la grotte de Lascaux

1.1 Introduction

La grotte de Lascaux est située dans un environnement karstique, mais jusqu'à présent, le massif rocheux entourant la grotte a été considéré comme homogène pour le modèle thermique en termes de caractéristiques thermo-physiques (Lacanette et Malaurent, 2014). Ce modèle est utilisé pour les simulations thermo-aérauliques de la grotte. Cependant, des études géophysiques utilisant la Tomographie de Résistivité Electrique (TRE) (Xu *et al.*, 2016), (Verdet *et al.*, 2020) ont révélé une grande hétérogénéité du massif. Il est donc nécessaire de tenir compte de ces hétérogénéités dans les simulations thermo-aérauliques de la grotte.

Ce chapitre se focalise sur le partitionnement du massif rocheux en zones présentant potentiellement des propriétés géophysiques homogènes, en utilisant les données obtenues par la Tomographie de Résistivité Electrique (TRE). Nous faisons ensuite l'hypothèse que ces zones homogènes électriquement le sont aussi thermiquement. Afin d'atteindre cet objectif, plusieurs étapes méthodologiques sont suivies et décrites en détail dans ce chapitre. Dans un premier temps, une brève description de la géologie environnante est fournie, car elle joue un rôle essentiel dans l'interprétation des résultats de la classification. Ensuite, les données géophysiques issues des mesures de tomographie électrique sont présentées. Un inventaire des traces des travaux menés sur le site, depuis sa découverte jusqu'à aujourd'hui, est compilé. Il est essentiel de noter que ces informations proviennent d'une communication verbale (J.C. Portais) et ne sont pas extraites des archives. Cet inventaire liste les différentes traces qui pourraient potentiellement influencer les données de résistivité électrique. Par la suite, une étape de seuillage des données géophysiques est réalisée afin de déterminer une valeur seuil de résistivité électrique représentative de la transition entre les formations géologiques du Santonien et du Coniacien. En fin, un état de l'art des méthodes de classification (clustering) est présenté, en mettant en évidence les trois méthodes sélectionnées pour cette étude.

Les résultats relatifs au choix de la méthode la plus appropriée sont exposés et analysés dans trois articles distincts. Le premier article applique une classification à 18 profils, où une comparaison est effectuée entre la Classification Hiérarchique Ascendante (CHA) et la méthode des centres mobiles (K-means). Dans le deuxième article, trois méthodes de classification (CHA, K-means et une méthode hybride) sont appliquées aux mêmes 18 profils. Enfin, le dernier article porte sur l'application des méthodes CHA et K-means à l'ensemble des 20 profils de données, avec une évaluation des résultats basée principalement sur la géologie du site et des indices mathématiques tels que l'indice de Silhouette (SI) et le Coefficient de Variation (CV). En plus de ces articles, une organisation du massif rocheux en 7 classes est présentée, mettant en évidence les hétérogénéités les plus remarquables observées sur le site. En conclusion, un résumé des résultats obtenus est présenté.

1.2 Géologie du site

La grotte de Lascaux est située dans un environnement karstique (Figure 1.1). Le terme "karst" trouve son origine dans la traduction allemande du mot "Kras", qui désigne une région s'étendant du golfe de Trieste (Italie) à la vallée de la Vipava (Slovenie), en passant par la vallée de la Raša et le secteur de la Rečka (Bignot, 1972). Le karst provient de la dissolution de roches à haute solubilité, principalement des lithologies calcaire et évaporitique (1.2.1), en présence d'eau comme agent chimique et agent de transport, et avec un fort contrôle structural par la porosité secondaire de la roche (CERÓN *et al.*, 1999).



Les facteurs de conditionnement sont divers : biologique (apport de CO_2), température, pression, mélange d'eau, débit d'eau, etc.

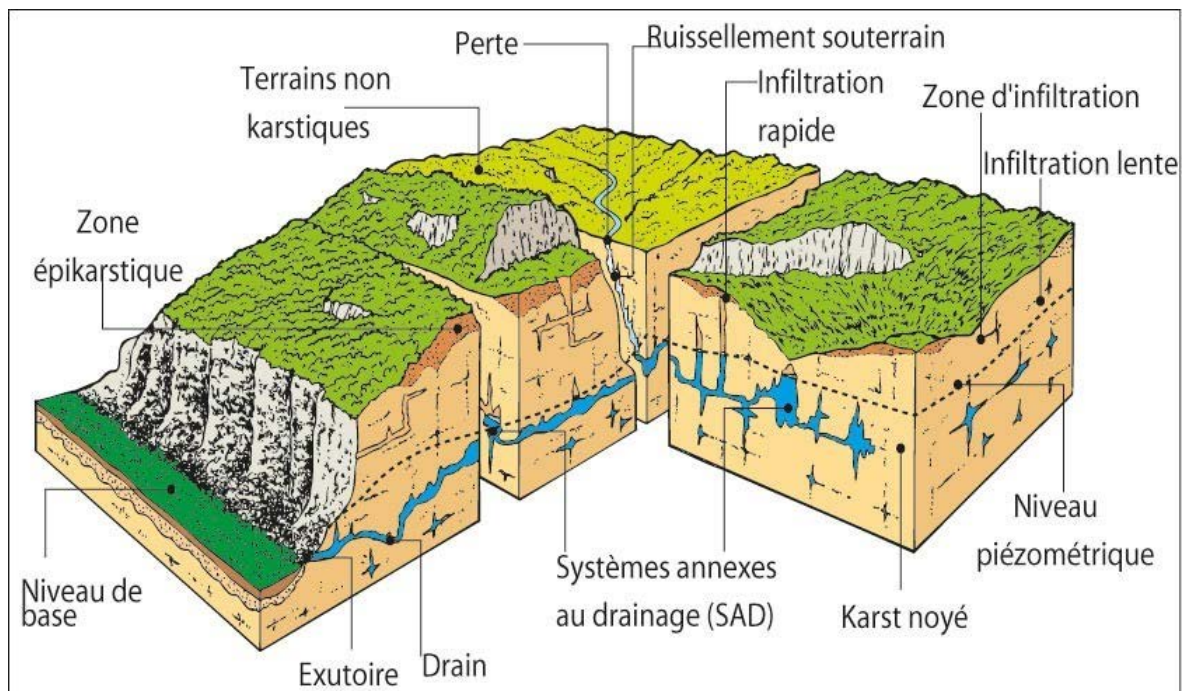


FIGURE 1.1 – Représentation conceptuelle du milieu Karstique [D'après Mangin, 1975].

La grotte ornée de Lascaux est située à proximité de la vallée de la Vézère, entre le Bassin aquitain, au sud-ouest, et le Massif central, au nord-est (Annexe B). Le karst périgourdin se caractérise par une série de formations du Crétacé supérieur comblé en majorité par un remplissage détritique d'argile et de sable.

Géologie autour de la grotte

L'étude géologique des formations superficielles à l'échelle régionale et également à celle de la colline de Lascaux a été réalisée par Platel (1987). Des études plus récentes comme Bruxelles & Camus (2014) (Annexe B) et Verdet *et al.* (2020) ont complété la carte géologique récente (Figure 1.2).

Pour le Quaternaire :

- a^2 : alluvions récentes de la Vézère
- a^1 : alluvions anciennes qui forment la terrasse de la Grande Guionie
- A^a : dépôts de pente

Pour le tertiaire :

1.2. GÉOLOGIE DU SITE

- Formations détritiques : située à l'est et à l'ouest de la grotte. Elles sont composées principalement d'argile sableuse et de sables.

Pour le Crétacé :

- C5a : calcaires arénacés du Santonien
- C4b : calcaires jaunes du Coniacien
- C4a : marnes et calcaire marneux glauconieux de la base du Coniacien

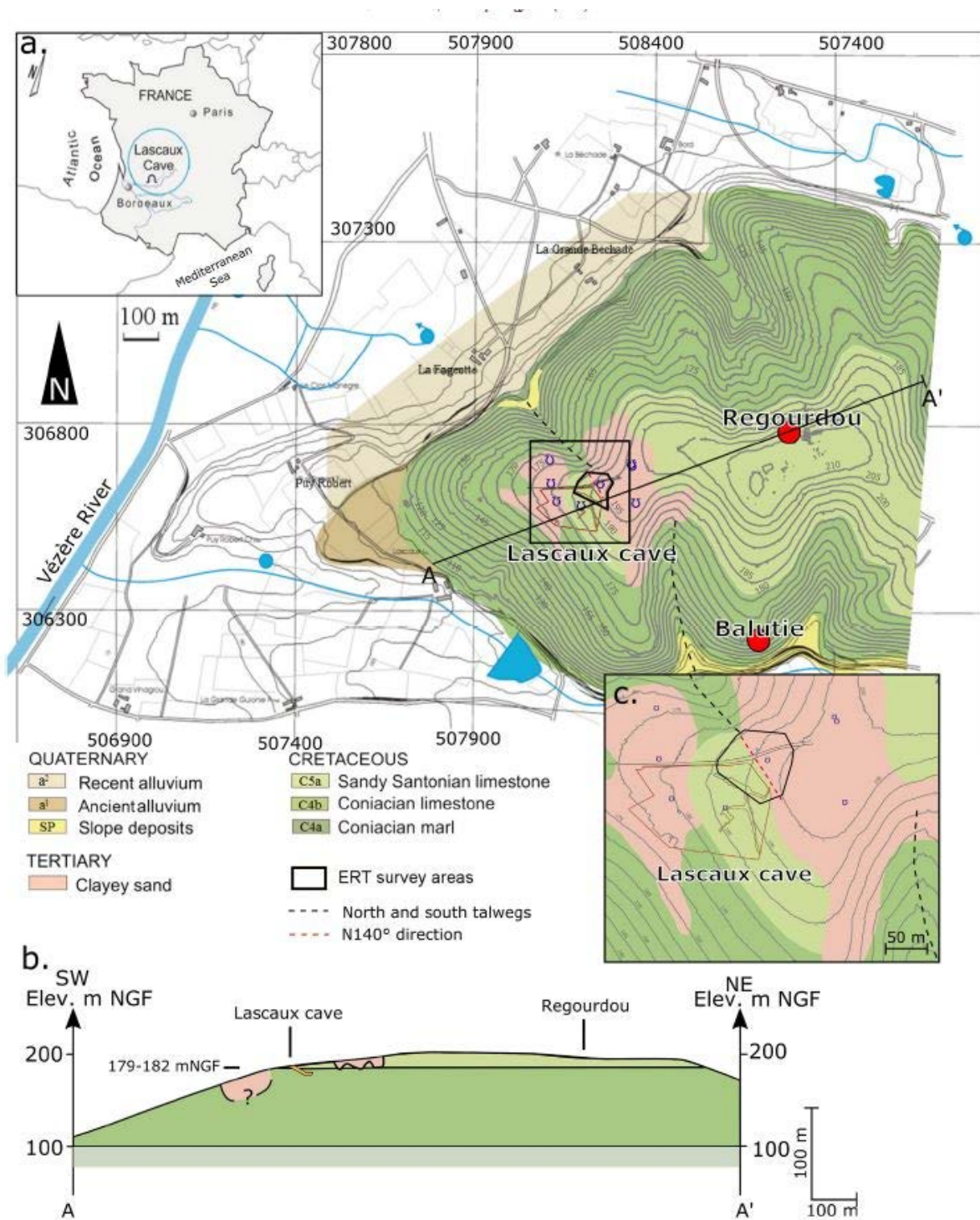


FIGURE 1.2 – (a) Carte géologique modifiée (d'après (Verdet *et al.*, 2020)). (b) Coupe le long de la ligne A-A'. Notons que la limite du Santonien et la profondeur du remplissage de sable NE sont déterminées entre 179 et 182 m NGF. (c) Zoom sur la zone d'étude.

La Figure 1.2 présente la délimitation entre le calcaire coniacien supérieur et le calcaire santorien inférieur. Cette délimitation située entre les altitudes de 179 m NGF et 182 m NGF (Figure 1.2.b) a été établie par Verdet et al. (2020) en combinant la modélisation tridimensionnelle de la tomographie électrique à résistivité (TRE) avec des observations géomorphologiques et géologiques.

1.3 Présentation des données

De nombreuses campagnes de mesures géophysiques ont été menées depuis plus de 10 ans afin de caractériser le massif autour de la grotte (Xu *et al.*, 2016) et étudier son comportement hydrique (Verdet *et al.*, 2020).

1.3.1 Tomographie de résistivité électrique

Le site de Lascaux est une zone protégée de par son importance historique (patrimoine mondial). La tomographie de résistivité électrique est une méthode non destructive; elle est donc tout à fait adaptée pour caractériser l'environnement entourant la grotte.

La tomographie de résistivité électrique permet de mesurer la résistivité apparente (1.3.1) d'un sous-sol. La tomographie de résistivité électrique est une méthode qui nécessite l'introduction de 4 électrodes dans le sol. Un courant électrique continu est injecté au moyen de deux électrodes de courant (A, B). Les deux autres électrodes (M, N) mesurent la différence de potentiel électrique ΔV entre elles deux. La résistivité est attribuée au centre de symétrie du dispositif et à une profondeur spécifiée dépendant de l'écartement des électrodes. En d'autres termes, un plus grand écartement permet d'explorer des couches plus profondes du sous-sol.

En utilisant l'écartement entre les électrodes, la valeur du courant injecté (I) et la mesure de la différence de potentiel (ΔV), il est possible de déterminer la résistivité apparente ($\Omega.m$) du sous-sol. Cette valeur peut être calculée à l'aide de l'équation (1.3.1). Les mesures sont ensuite inversées au moyen de différents logiciels qui permettent d'obtenir une coupe 2D du champ de résistivité électrique du sous-sol.

$$\rho_a = K \frac{\Delta V}{I} \quad (1.3.1)$$

Dans l'équation (1.3.1), K représente un facteur géométrique caractérisant la géométrie du dispositif (mm); ΔV correspond à la différence de potentiel mesuré entre les électrodes A et B (V) et I est l'intensité du courant injecté (A).

Parmi tous les dispositifs d'acquisition existants, deux dispositifs ont été retenus pour l'étude du site de Lascaux :

- Le dispositif pôle-dipôle où l'une des électrodes de courant est située loin (à l'infini) des autres électrodes permet une importante profondeur d'investigation.
- Le dispositif gradient qui permet d'obtenir une grande résolution spatiale.

1.3.2 Mesures TRE à Lascaux

Une campagne de mesures réalisée en 2013 (Sirieix et Xu, 2014) avait pour objectif de caractériser l'environnement entourant la grotte de Lascaux. Les 20 profils de TRE (Figure 1.3) ont été effectués entre les 21 et 28 Mars 2013 dans des conditions climatiques constantes avec un résistivimètre SYSCAL PRO Switch 96 et le dispositif gradient et pôle-dipôle direct/inverse (forward/reverse).

Les mesures se résument à 20 profils dont 13 profils de 96 électrodes espacées de 1,5 m et 1 profil (OE11) de 72 électrodes avec les orientations suivantes.

- Orientation Nord-Sud (NS2, NS3, NS4)

1.3. PRÉSENTATION DES DONNÉES

- Orientation Ouest-Est (OE1, OE2, OE3, OE4, OE5, OE6, OE7, OE8, OE9, OE10)
- Orientation Sud-Ouest-Nord-Est (OE11)

Les 6 profils restants correspondent aux profils du suivi temporel réalisés le 3 avril 2013 dont 4 avec 72 électrodes espacées de 50 cm et 1 m et 2 profils avec 96 électrodes espacées de 1,5 m.

- Orientation Nord-Ouest (N50, N100, PN)
- Orientation Sud-Est (S50, S100, PS)

Dans cette thèse, les données de chacun des 20 profils ont été inversées en utilisant la version v. 4.05.38 du logiciel RES2DInv alors qu'ils l'avaient été avec la version v. 3.59.119 dans la thèse de Xu (2015). Cela a permis de bénéficier des améliorations apportées par les développeurs du logiciel. Les inversions ont été réalisées, comme elles l'avaient été, avec la norme L1 et un raffinement de la taille de la grille. Le nombre total de blocs de résistivité résultant des inversions est de 57 760.

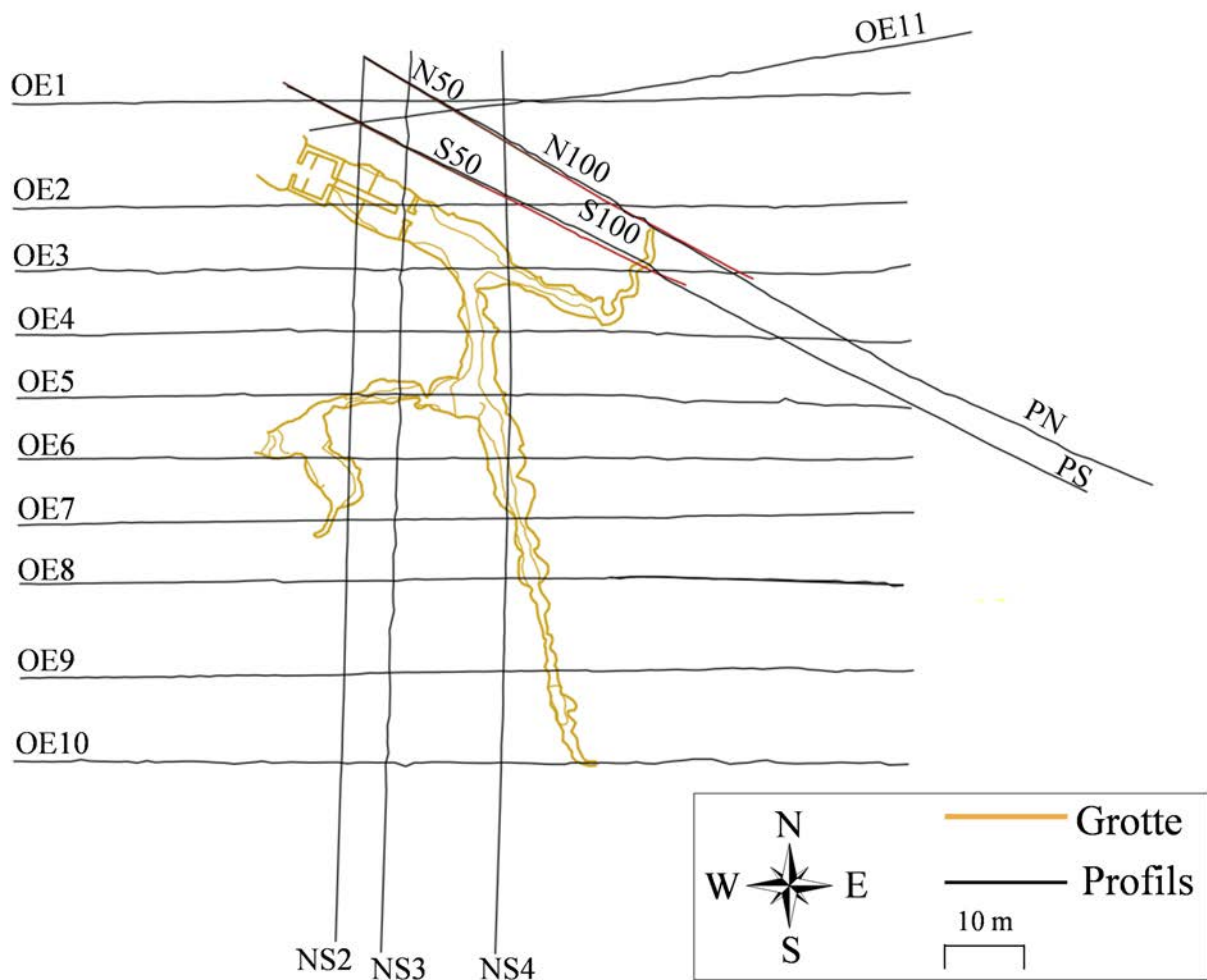


FIGURE 1.3 – Profils géophysiques sur le site de Lascaux (Sirieix et Xu, 2014).

1.4 Traces des travaux effectués depuis 1940 et leurs conséquences

Depuis sa découverte en 1940, la grotte de Lascaux et ses alentours ont été l'objet de divers travaux d'aménagement ou d'évènements particuliers. Parmi ceux-ci, ceux qui ont facilité l'accès aux visiteurs à la grotte comme la mise en place du Sas, des escaliers, des machines de renouvellement d'air (Figure 1.4). Ces travaux ont eu pour conséquence une modification des environs de la grotte et de la cavité elle-même. Il est donc important de prendre en compte ces modifications non seulement dans l'analyse des mesures de résistivité électrique effectuées sur place, mais aussi dans les éventuels changements des conditions d'infiltration et/ou d'écoulement des eaux, ainsi que dans le transfert de l'onde thermique. Il est donc nécessaire de recenser ces travaux, de les localiser et d'estimer leurs conséquences éventuelles. Cet inventaire est présenté en quatre paragraphes, dont l'un est spécifiquement consacré à la description de l'incendie survenu en 1970.



FIGURE 1.4 – Travaux d'aménagement des années 1947-1948 (Fernand Windels) - construction d'un Sas à l'entrée de la grotte.

1.4.1 Route d'accès

Au-delà de l'enceinte clôture grillagée (Figure 1.5), les premières manifestations visibles d'activités humaines correspondent à une route goudronnée située au nord (Figure 1.5), permettant l'accès au site, ainsi qu'à un grand bois de châtaigniers à l'est (Figure 1.5) (selon l'information que nous disposons, cette végétation est subspontanée), lequel a été soumis à une coupe au début des années 1960. Avant la découverte de la grotte, la route goudronnée (Figure 1.5) constituait un simple sentier forestier préexistant. Toutefois, au début des années 60, une opération d'aménagement et de revêtement en bitume a été entreprise sans autorisation préalable des autorités compétentes et contre l'avis du Conseil Scientifique de l'époque. Il est important de noter que la grotte n'est devenue propriété de l'État qu'à compter du mois de janvier 1972.

Actuellement, l'accès des véhicules à la voie est strictement interdit, dans le but de prévenir les vibrations et toute éventuelle pollution associée à la circulation des véhicules, et de préserver l'intégrité du massif forestier environnant la grotte. Cette mesure vise à minimiser les perturbations potentielles du site.

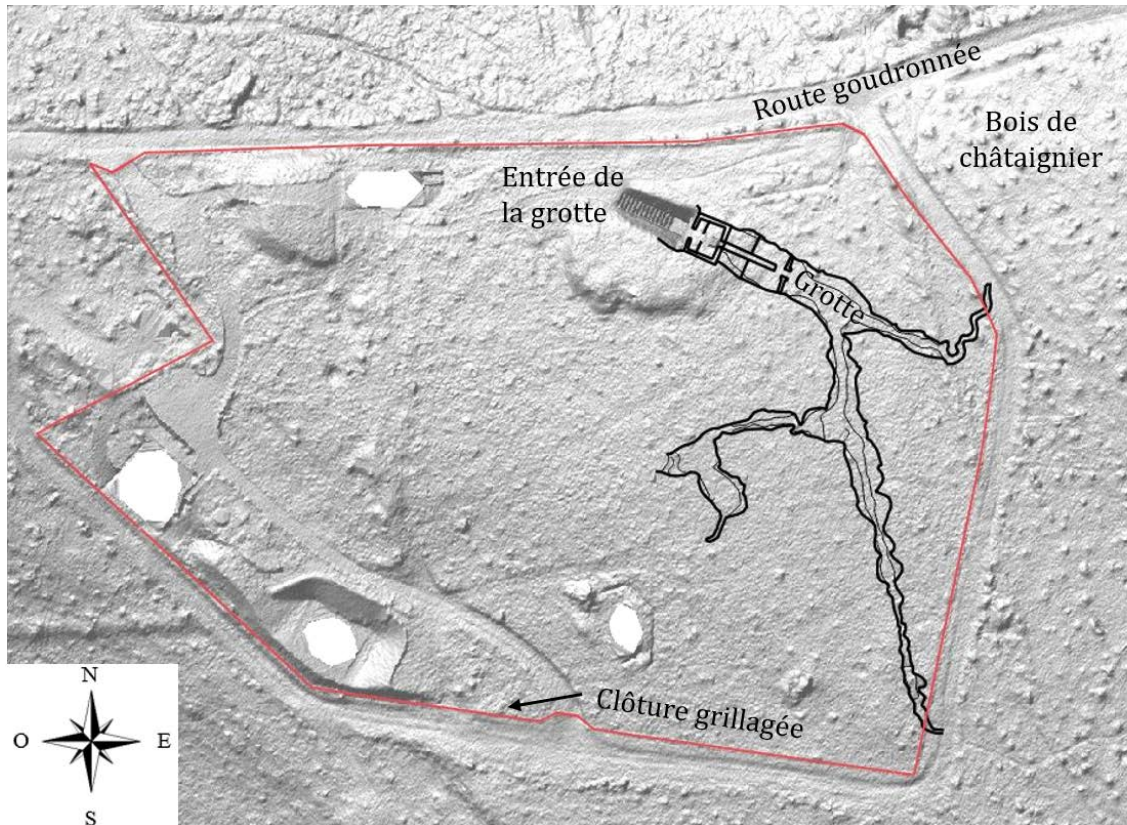


FIGURE 1.5 – Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux. La cavité est représentée en noir et la clôture grillagée actuelle en rouge (2023).

1.4.2 Incendie de 1970

Au cours de l'année 1970, un incendie s'est déclenché sur le site de Lascaux. Son origine remonte à la partie sud-ouest de la parcelle (Figure 1.6) et s'est progressivement propagée jusqu'aux environs immédiats de la clôture grillagée (Figure 1.6), sans toutefois causer de dommages à l'intérieur de la grotte. Seule la végétation basse (sud) a été affectée. À la suite de cet incident, des mesures ont été prises pour minimiser les risques futurs. Des travaux de reforestation ont été entrepris, et quelques pins noirs ont été plantés dans la zone sud-ouest du site (Figure 1.6).

La configuration de la clôture grillagée a subi plusieurs modifications au fil du temps. Des traces sur sites ont permis de retrouver des vestiges de la clôture initiale, qui semblait être constituée d'un grillage a priori (Figure 1.6). Par la suite, une nouvelle limite a été mise en place après l'incendie (Figure 1.6). L'objectif de cette nouvelle clôture était de créer une zone de protection visant à prévenir tout risque de propagation d'incendie.

L'aménagement du site dans le but de prévenir les futurs incendies (Figure 1.6) a entraîné des transformations notables du paysage environnant. La mise en place d'un pare-feu dans la partie nord-est du site (Figure 1.6) et l'élargissement d'un chemin à l'est du site ont nécessité des travaux d'aménagement, tels que le nivellement du terrain. Ces interventions ont engendré des modifications significatives de la surface du sol, qui pourraient potentiellement faciliter l'infiltration des eaux souterraines vers la grotte.

Depuis les années 1940, une forêt spontanée s'est développée après l'abandon des activités agricoles sur les terrains environnants de la grotte de Lascaux. Par conséquent, l'impact de la végétation sur le site est probablement plus prononcé aujourd'hui qu'à l'époque de la découverte. La forêt environnante est actuellement caractérisée par une maturité avancée, ce qui nécessite un entretien régulier pour gérer

les arbres en fin de vie et garantir la préservation de l'écosystème environnant.

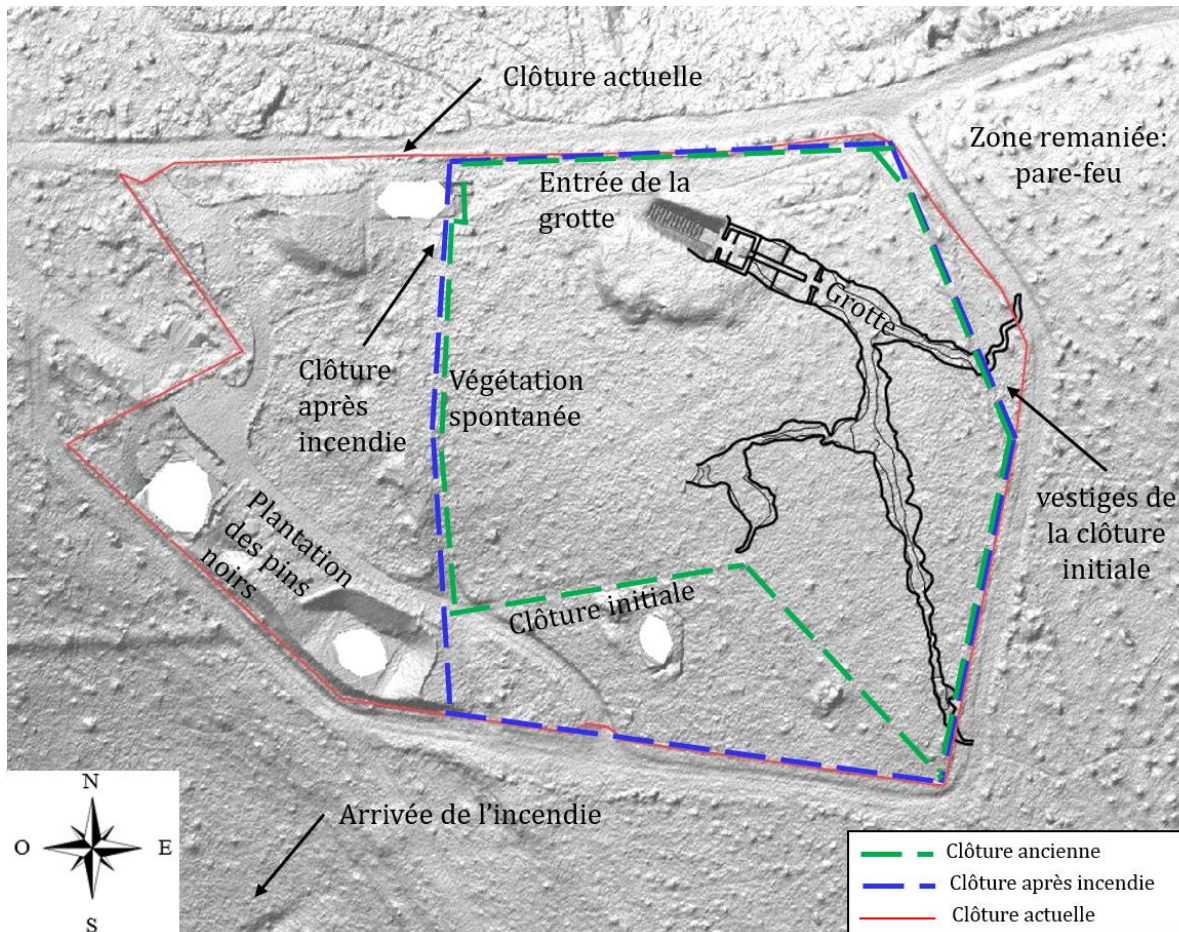


FIGURE 1.6 – Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux. Modification de la clôture au cours du temps, la première clôture est présentée en orange, la clôture après l'incendie en bleu et la clôture actuelle en rouge.

1.4.3 Travaux autour de la grotte

Dans cette section, nous procédons à une numérotation afin d'établir un inventaire des travaux réalisés dans la zone adjacente à l'enceinte actuelle, en proximité de la grotte.

- Un talus indiquait la présence enfouie d'un câble électrique provenant de l'ancien transformateur électrique. Ce câble traversait la route goudronnée jusqu'à l'angle de l'escalier (Figure 1.7). Cela a provoqué des perturbations visibles, telles qu'une anomalie sur les images électriques (TRE) (mesure de campagne réalisée en 2013 (Sirieix et Xu, 2014), notamment sur le profil OE1 (Annexe C), entre les positions 30 m et 32 m.
- La canalisation d'eau ancienne, datant des années 1940 (Figure 1.7), suivait le tracé de la route jusqu'au bâtiment technique. À l'heure actuelle, l'approvisionnement en eau provient de la ville de Montignac par le biais de tuyaux en acier, et une vanne d'arrêt est présente près des anciens parkings de Lascaux II.
- Il existe au nord du site une mare temporaire, connue sous le nom de "mare préhistorique" et illustrée sur la Figure 1.7.

liée aux travaux de maçonnerie réalisés en 1958, notamment en relation avec la cuve à soude (Figure 1.8). Le tuyau permettant le remplissage de la cuve à soude a été repéré par mesure géo-radar.

- Dans les compartiments 1, 2 et le début du 3 (C1, C2 et C3) du Sas 1 (Figure 2), la partie supérieure du Sas est une construction artificielle. Elle est constituée de voûtes en pierre enchâssées entre les parois du rocher naturel. Une partie de cette construction a été creusée dès la découverte initiale, puis davantage en 1947-1948. Dans l'autre partie du C3, la voûte est naturelle (Figure 1.8). Deux tubes de tailles différentes traversent cette voûte naturelle, composée de calcaire propre à la grotte (Santonien). Il est probable qu'un de ces conduits soit utilisé pour le transport de soude liquide, tandis que l'autre soit dédié à l'écoulement de l'eau.
- L'installation du tuyau de soude (Figure 1.8) a été effectuée lors d'une période de conditions humides, caractérisée par des précipitations abondantes (date exacte inconnue). En conséquence, une infiltration d'eau significative s'est produite à l'intérieur de la grotte, plus précisément dans la salle de machine.
- La zone des escaliers, représentée sur la Figure 1.8, a fait l'objet d'une excavation complète entre 1940 et 1948, cette excavation englobe la trappe du compartiment 2 (C2) jusqu'au début du compartiment 3 (C3) du Sas 1 (Figure 2). Dans ce dernier compartiment, une galerie calcifiée orientée vers le sud-ouest est présente, bien qu'elle soit peu documentée. La présence de cette galerie pourrait être une explication à l'arrêt de la formation des gours dans la salle des taureaux et dans le passage de la grotte, car elle aurait pu absorber l'eau de l'exutoire. En effet, Genty (Genty *et al.*, 2011) a montré que l'activité des gours s'arrête entre 6 000 et 8 000 BP, et les récits divergent sur la présence d'eau dans la Salle des taureaux à la découverte. Les venues d'eau actuelles dans les Sas pourraient être en partie dues aux travaux modernes (route, terrassement du chemin périphérique contre la clôture à l'Est, drain de la mare préhistorique etc.).
- La Figure 1.8 met en évidence une cheminée technique (Figure 1.8) érigée en 1957 pour l'admission d'air nécessaire au fonctionnement de la machinerie. Une gaine de communication, qui assure le passage des services tels que l'eau et l'électricité, relie le bâtiment technique à la grotte. Cette gaine est enterrée le long de l'escalier du côté droit, traversant le terrain jusqu'au bâtiment. En 2008, le talus (Figure 1.8) situé dans cette partie (à droite gauche de l'escalier) a été dégagé dans le but de rénover les tuyaux et câbles caniveaux et les gaines.
- Dans la grotte (Figure 1.8), les eaux proviennent majoritairement de la voûte du Sas 1 compartiment 3 et dans une moindre proportion des parois de la salle des machines située juste en-dessous. Il existe deux réservoirs d'eau, l'un dans la salle des machines et l'autre dans le Sas 2, également connu sous le nom de "citerne". Ces réservoirs sont conçus pour collecter les eaux de surface de la voûte du compartiment 3 du Sas 1. Lorsque le niveau d'eau dépasse un certain seuil la capacité maximale, un système de pompage est activé pour évacuer l'eau par le biais de deux tuyaux remontant de la salle des machines et placés dans la gaine technique en pierre côté droit du Sas 1. Les tuyaux, une fois à l'extérieur sont reliés à la trappe adjacente à la cheminée (Figure 1.8) et se dirigent vers la trappe bleue située sur le talus, les tuyaux étant enterrés à une profondeur d'environ 40 cm (Figure 1.8).

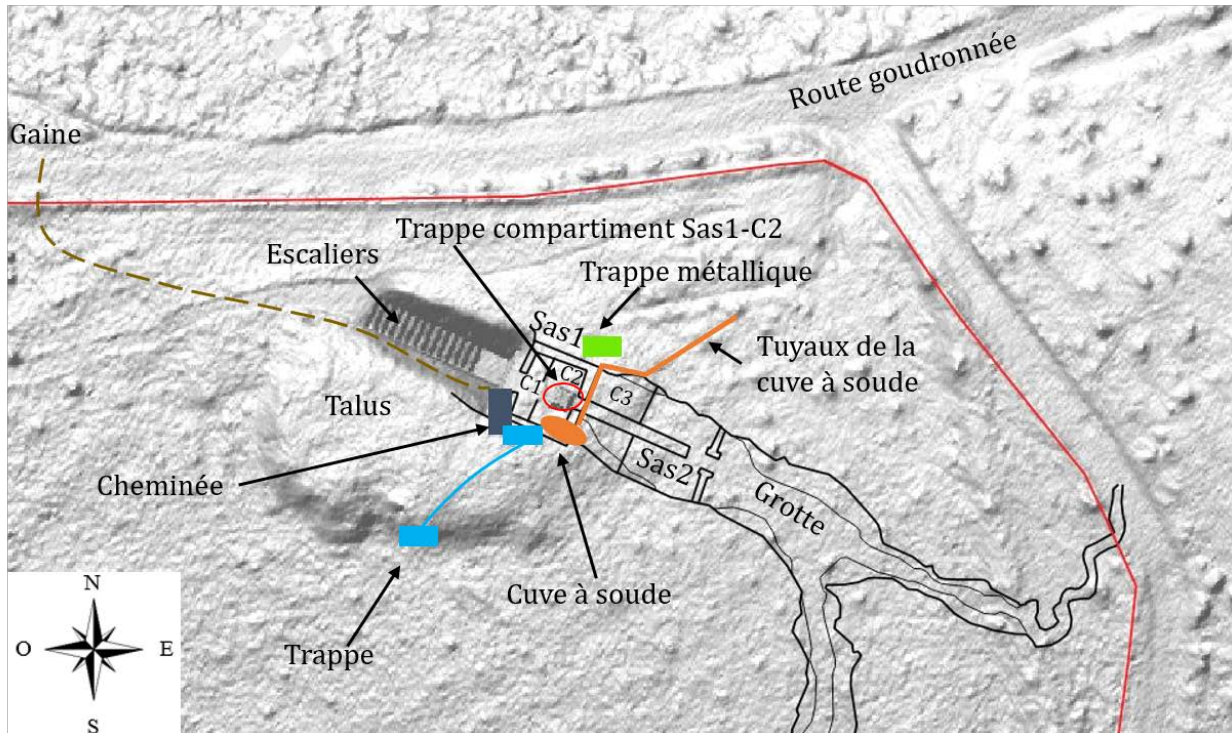


FIGURE 1.8 – Coupe du modèle numérique de terrain (MNT) de la grotte de Lascaux (zoom sur les travaux autour de la porte d'entrée). La trappe métallique est représentée en vert, la cuve à soude en marron, deux autres trappes en bleu et la cheminée en gris.

1.5 Seuillage des données

Les images électriques des profils (Annexe D et Figure 1.9) révèlent des variations des résistivités électriques le long de la section, notamment lors du passage du calcaire santorien, situé dans la partie superficielle et centrale du terrain, au Coniacien, situé en profondeur (Figure 1.9). Conformément à la stratigraphie, cette transition géologique du Santonien au Coniacien devrait être nettement définie. Cependant, les images électriques indiquent une augmentation progressive des résistivités, ce qui peut être attribué à des artefacts numériques d'inversion sur le logiciel utilisé.

Dans le but d'aborder cette problématique, une méthode de seuillage des données est proposée et appliquée à chaque profil. Ce seuillage vise à délimiter les zones du massif attribuables au Coniacien en se basant sur le seuillage des données de résistivité inversée, tout en prenant en compte la connaissance géologique du site.

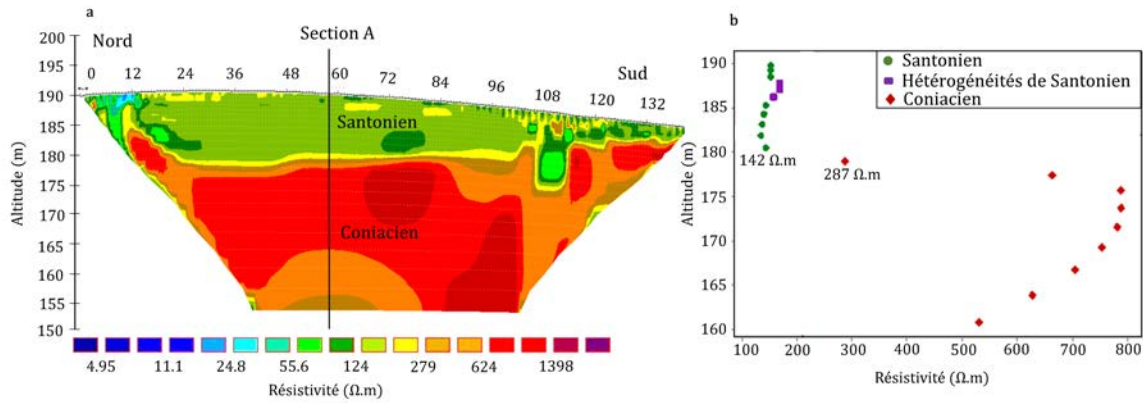


FIGURE 1.9 – Profil NS4. (a) Modèle TRE présentant les mesures de résistivité. (b) Section A (évolution de la résistivité en fonction de la profondeur).

1.5.1 Méthode de seuillage

Une méthode de seuillage classique en analyse d'image, qui consiste en la maximisation de la variance interclasse, est utilisée dans un premier temps afin de trouver le seuil qui s'approche le plus de la réalité géologique du terrain.

Cette méthode nécessite de définir :

- Une métrique : pour mesurer les distances. Ici, nous utiliserons une distance euclidienne (distance entre deux points).
- Une méthode d'agrégation : pour regrouper les points. La méthode de Ward, fondée sur la maximisation de la variance interclasse, sera employée.

L'ensemble des données présenté dans cette section regroupe 18 profils. Les profils OE1 et OE2 (Figure 1.3) sont exclus de ce traitement car ils recourent une partie du site qui a été très anthropisée (§1.4).

1.5.1.1 Répartition des données

L'histogramme (Figure 1.10) présente les fréquences simples (échelle de gauche) et cumulées (échelle de droite) de l'ensemble de résistivités des 18 profils. La valeur du seuil obtenue en utilisant les logarithmes des résistivités par la méthode décrite précédemment est de 288 $\Omega.m$ (Figure 1.10, en vert). Les valeurs inférieures à ce seuil, représentent 68% des valeurs totales.

Les résistivités du premier groupe se trouvent entre 4 $\Omega.m$ et 288 $\Omega.m$ avec une médiane de 135 $\Omega.m$. Pour le deuxième groupe les valeurs oscillent entre 288 $\Omega.m$ et 7 978 $\Omega.m$ avec une médiane de 684 $\Omega.m$.

En traitant les données avec les valeurs arithmétiques, le seuil obtenu est de 388 $\Omega.m$ (Figure 1.10, en violet). Les valeurs inférieures à ce seuil représentent 72% des valeurs totales. Le premier groupe contient les résistivités entre 4 $\Omega.m$ et 388 $\Omega.m$ avec une médiane de 140 $\Omega.m$. Le second groupe rassemble les valeurs entre 388 $\Omega.m$ et 7 978 $\Omega.m$ avec une médiane de 767 $\Omega.m$.

Les valeurs des seuils (288 $\Omega.m$ et 388 $\Omega.m$) obtenues dans cette sous-section sont issues de l'application de la méthode de seuillage à toutes les données mentionnées précédemment. Ces seuils sont ensuite appliqués à chacun des profils (Figure 1.13) afin de vérifier si la valeur des seuils correspond à la limite de transition d'une formation à l'autre (Figure 1.9). Dans la sous-section suivante, nous allons localiser les points aberrants avant l'application de méthode de seuillage.

1.5. SEUILLAGE DES DONNÉES

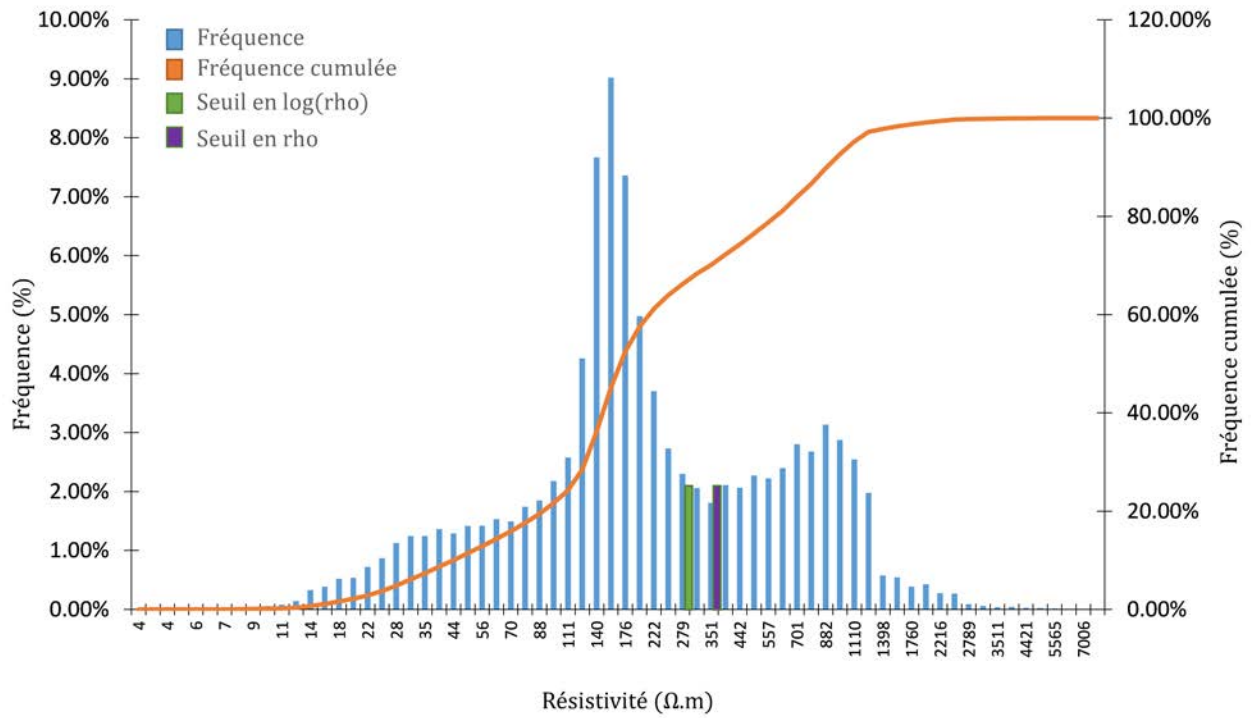


FIGURE 1.10 – Histogramme global sur tous les profils (Figure 1.3).

1.5.1.2 Filtrage des données

Un filtrage des données est nécessaire afin d'éliminer les valeurs atypiques pouvant résulter d'artefacts numériques et pourraient perturber les traitements ultérieurs. Le graphique (Figure 1.11) représente les courbes des fréquences cumulées de résistivités tous les 10% (déciles) dans le but de visualiser les divergences des données d'un profil à l'autre.

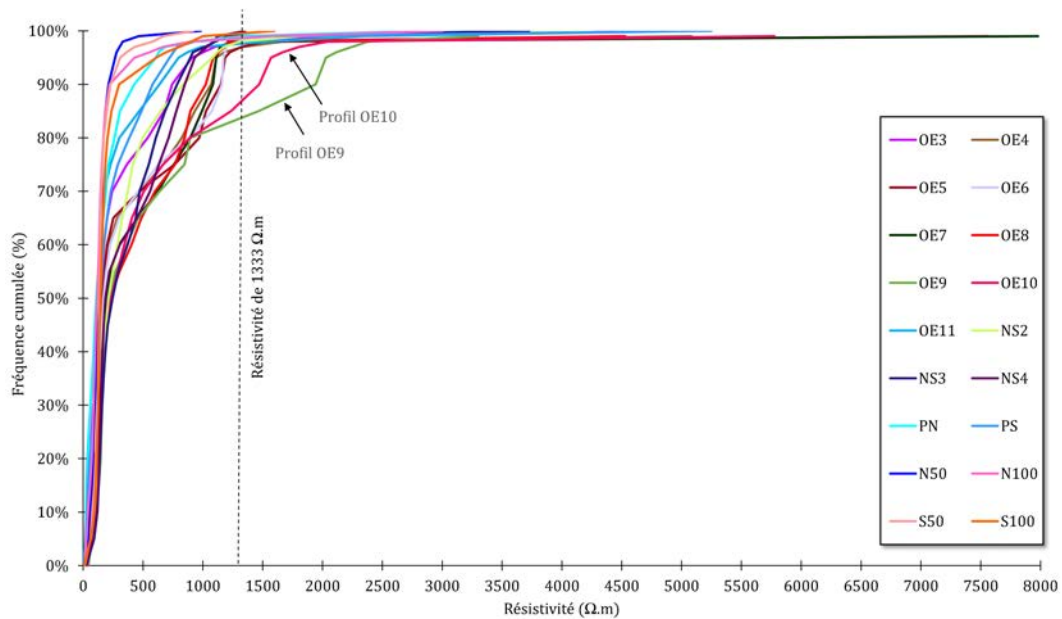


FIGURE 1.11 – Histogramme cumulé de résistivités par profil.

En observant le graphique (Figure 1.11), on peut remarquer que, pour chacun des 18 profils, les

résistivités inférieures à leur médiane présentent des intervalles très similaires. Par contre, au-delà de la fréquence cumulée 70%, une légère divergence est observée (Figure 1.11). A partir de 80% les courbes commencent à diverger davantage en raison de l'augmentation des valeurs de résistivité, en particulier sur les profils OE9 et OE10, car ils se développent principalement dans le Coniacien (Figure 1.9).

Les résistivités correspondant à une fréquence cumulée de 90% sont comprises entre 400 $\Omega.m$ et 1 072 $\Omega.m$ sauf pour les profils OE9 et OE10 (Coniacien) où les valeurs sont entre 1 200 $\Omega.m$ et 1466 $\Omega.m$.

Une grande divergence des valeurs apparaît sur le dernier décile (Figure 1.11). Les valeurs des résistivités pour les profils N50, N100, S50 et S100 oscillent entre 500 $\Omega.m$ et 900 $\Omega.m$ (Figure 1.11). Pour les profils OE, NS, PN et PS, les valeurs de résistivités augmentent entre 900 $\Omega.m$ à 1 333 $\Omega.m$ (valeur la plus élevée qui correspond au profil OE4). Pour les profils OE9 et OE10 présentent quant à eux des résistivités plus élevées entre 1 500 $\Omega.m$ et 2 245 $\Omega.m$ (Figure 1.11).

Afin de mieux étudier l'évolution des résistivités sur les 5 derniers centiles, nous avons calculé la fréquence cumulée tous les 1% entre 95% et 100% pour chaque profil. A 95%, la majorité des profils présentent une valeur de résistivité inférieure à 1 160 $\Omega.m$ sauf pour les profils OE9 et OE10 qui présentent toujours des valeurs plus élevées. A 96%, les valeurs des résistivités de chacun des profils sont en général inférieures à 1 185 $\Omega.m$ et à 97% les résistivités sont inférieures à 1 227 $\Omega.m$ à l'exception des profils OE9 et OE10. A 98% la majorité des profils présentent une valeur de résistivités inférieure à 1 333 $\Omega.m$ à l'exception des 3 profils OE9, OE10 et OE11. A 99% les valeurs de résistivités divergent fortement.

En conclusion, les valeurs des résistivités sur l'ensemble des profils restent inférieures à 1 333 $\Omega.m$ à l'exception des profils OE9 et OE10 qui se situent plus au sud de la grotte. En fixant la valeur de seuillage à 1 333 $\Omega.m$ nous assurons la conservation de plus de 98% des valeurs totales pour la majorité des profils. Si nous choisissons une valeur inférieure à ce seuil, nous risquons de perdre des valeurs de résistivités importantes dans la partie supérieure du massif. En choisissant une valeur supérieure au seuil fixé, nous pouvons conserver des valeurs très extrêmes qui peuvent influencer les résultats. La valeur de seuil choisie (1 333 $\Omega.m$) est aussi proche de la valeur (1 000 $\Omega.m$) définie par Xu (Thèse S. Xu – page 154, 2015).

1.5.1.3 Résultats après filtrage des données atypiques

L'histogramme (Figure 1.12) présente les 18 profils (OE, NS, PN et PS et N50-100 et S50-100) après filtrage des valeurs atypiques (supérieures à 1 333 $\Omega.m$). Cette valeur représente une suppression de seulement 2% des blocs sur la totalité des profils.

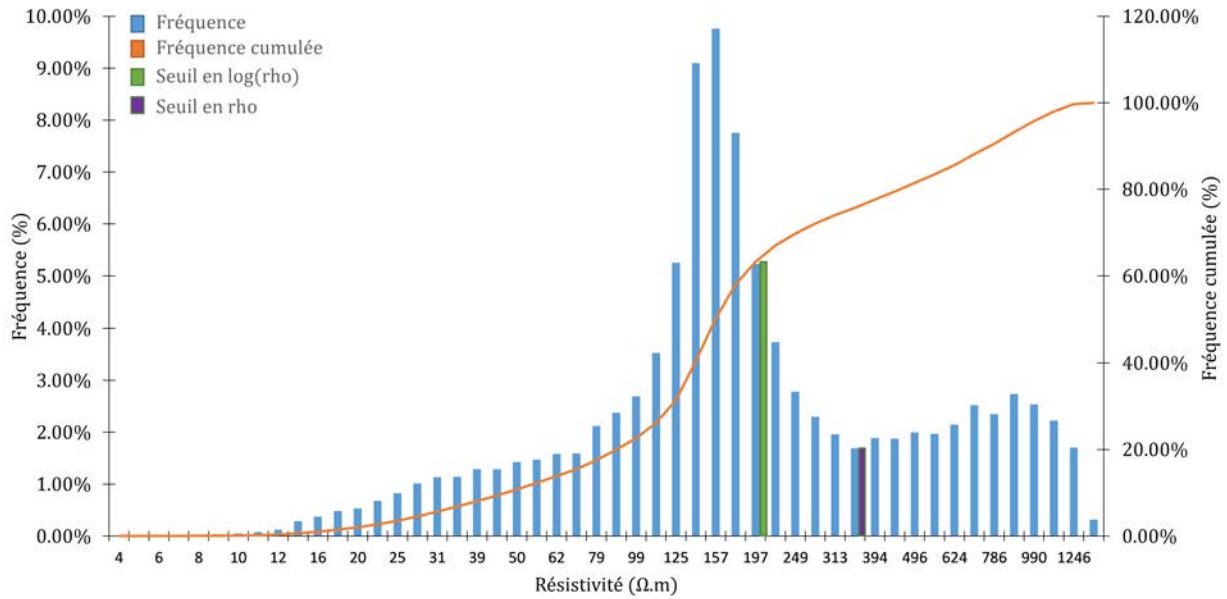


FIGURE 1.12 – Histogramme global après filtrage des données atypiques.

Après filtrage des données, le mode est autour de $157 \Omega.m$. La valeur du seuil en travaillant avec les valeurs arithmétiques des résistivités reste la même que pour l'histogramme précédent qui inclut les valeurs atypiques (Figure 1.10), $388 \Omega.m$ (Figure 1.12, en violet). Dans ce cas, il y a un total de 31033 valeurs de résistivité comprises entre $4 \Omega.m$ et $388 \Omega.m$ ce qui représente 74% de l'ensemble des valeurs, avec une médiane de $140 \Omega.m$.

Pour les valeurs en $\log(\rho)$, la valeur de seuil a diminué de $288 \Omega.m$ à $210 \Omega.m$ (Figure 1.12, en vert). Le nouveau seuil représente 61% des valeurs. La première classe regroupe 25 663 blocs d'entre $4 \Omega.m$ et $210 \Omega.m$ et une médiane de $128 \Omega.m$. La deuxième classe rassemble 16 419 blocs évoluant entre $209 \Omega.m$ et $1 333 \Omega.m$ avec une médiane de $548 \Omega.m$.

1.5.2 Choix de la valeur seuil

Le choix du seuil a pour objectif de déterminer la valeur du seuil qui permet une segmentation des données aussi proche que possible de la réalité géologique du terrain. Nous avons 3 seuils possibles :

- Seuil $388 \Omega.m$: issue de la classification globale des valeurs arithmétiques des résistivités.
- Seuil $288 \Omega.m$: issue de la classification globale des valeurs logarithmiques des résistivités ($\log(\rho)$) avant filtrage des données atypiques.
- Seuil $210 \Omega.m$: issue de la classification globale des valeurs logarithmiques des résistivités ($\log(\rho)$) après avoir filtré les points atypiques.

Le profil OE3 (Figure 1.13.a) a été sélectionné pour illustrer les résultats après application des différents seuils utilisés dans notre étude. Ce profil est situé à proximité de l'entrée de la cavité. Afin de déterminer le seuil le plus approprié pour représenter la stratification géologique, nous nous appuyons sur les résultats des seuils de résistivité ainsi que sur les valeurs d'altitude établies par (Verdet *et al.*, 2020). Selon leurs travaux, la limite entre les formations géologiques du Santonien et du Coniacien est située entre les altitudes de 179 m NGF et 182 m NGF (Figure 1.2.b). En combinant ces informations, nous sommes en mesure de définir le seuil qui correspond le mieux à cette limite stratigraphique.

Les trois images (Figure 1.13.b, c et d) présentent les résultats de l'application de trois seuils distincts ($388 \Omega.m$, $288 \Omega.m$ et $210 \Omega.m$) au profil OE3 (Figure 1.13.a), ainsi que la trace en pointillés représentant la limite connue entre les deux formations (Verdet *et al.*, 2020). En général, ces trois seuils permettent de distinguer une zone superficielle en vert de résistivité plus faible (correspondant au calcaire santonien et aux formations détritiques) et une zone plus profonde en rouge de résistance plus élevée (correspondant au calcaire coniacien).

Une observation plus détaillée révèle une légère différence entre le seuil avant le filtrage ($388 \Omega.m$) (Figure 1.13.c) et le seuil après le filtrage ($288 \Omega.m$) (Figure 1.13.d) aux alentours de 175 m NGF. Cette différence s'explique par la présence des valeurs de résistivités qui dépassent la limite de transition (179 et 182 m NGF) pour le seuil de $288 \Omega.m$ (Figure 1.13.c).

Ce phénomène se répète avec le seuil de $388 \Omega.m$ (Figure 1.13.b). La zone de transition (Figure 1.13.a) se situe dans la partie superficielle du profil. Lorsque le seuil est déterminé à partir des valeurs en $\log(\rho)$, la limite apparaît plus basse (Figure 1.13.b et c). En revanche, le seuil ($210 \Omega.m$) établi à partir des valeurs en $\log(\rho)$ après le filtrage des données aberrantes s'ajuste mieux à cette zone de transition (Figure 1.13.d).

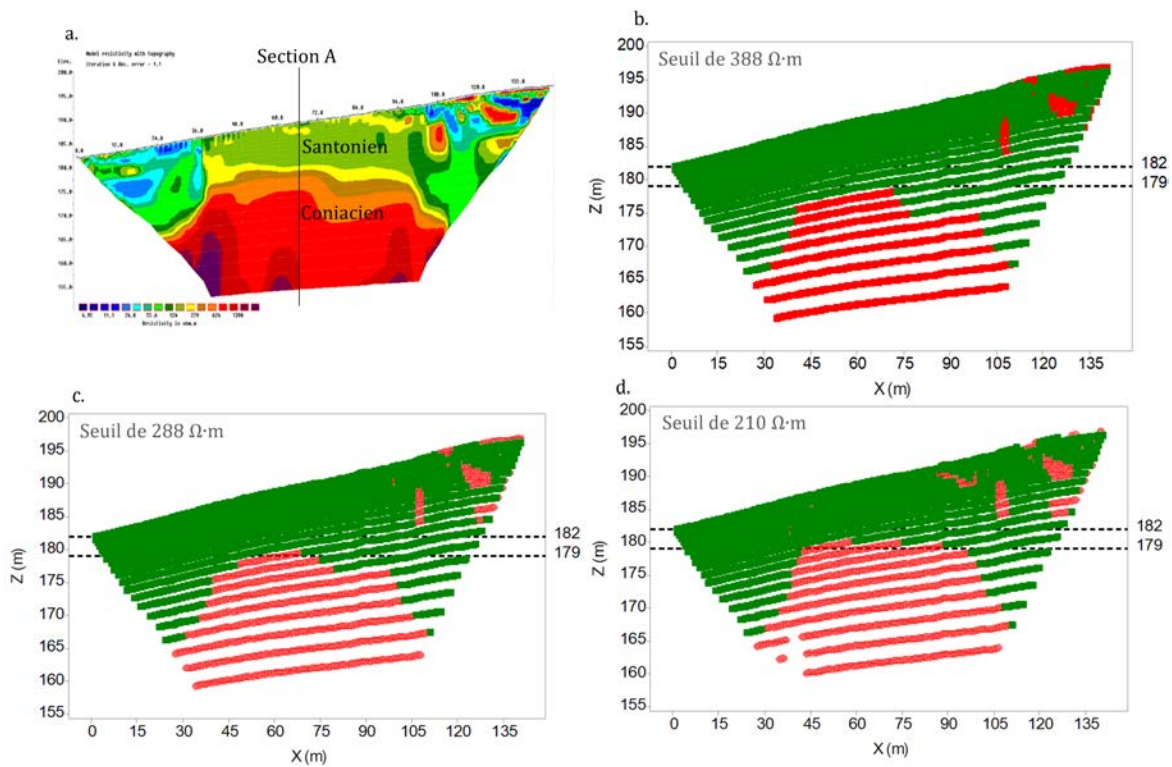


FIGURE 1.13 – (a) Profil d'inversion OE3. (b) Seuil de $388 \Omega.m$ appliqué au profil OE3. (c) Seuil $288 \Omega.m$ appliqué au profil OE. (d) Seuil $210 \Omega.m$ appliqué au profil OE3.

Afin de faciliter l'analyse des résultats, une coupe verticale (Figure 1.14) a été réalisée entre les distances de 73 et 75 m du profil OE3 (Figure 1.13.a). Cette coupe (Figure 1.14) permet d'observer l'évolution de la résistivité en fonction de la profondeur. L'analyse de la Figure 1.14 révèle une identification inadéquate des deux formations lorsque les seuils de $288 \Omega.m$ et $388 \Omega.m$ sont appliqués. En conséquence, certaines zones situées dans le Coniacien sont attribuées au Santonien. Toutefois, la valeur de seuil de $210 \Omega.m$ correspond de manière plus précise à la limite de transition géologique entre le Santonien et le Coniacien, qui est établie entre les altitudes de 179 et 182 m NGF. Par conséquent, cette valeur seuil sera utilisée dans la poursuite de l'étude. Les méthodes de classification seront appliquées aux parties supérieure, est et ouest du massif rocheux, englobant respectivement 37 101 sur 18 profils et 40 410 sur 20 profils.

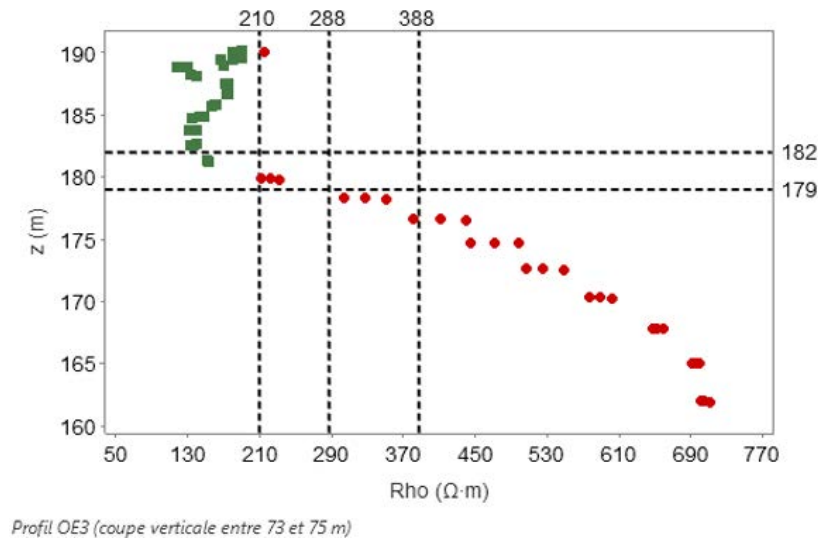


FIGURE 1.14 – Profil OE3 : coupe verticale (Santonien en vert et Coniacien en rouge).

1.6 Méthodes de classification

La classification fait partie du domaine de l'analyse des données qui s'applique à de nombreuses disciplines comme la médecine, l'économie et autres. La classification est un processus qui a pour but l'organisation des données en classes, c'est-à-dire assigner chaque élément à un groupe.

Il existe deux types de classification ; classification supervisée où l'appartenance d'un élément aux différentes classes est connue et l'objectif est de classer les nouveaux individus grâce à une méthode de classement. La classification non supervisée, également appelé Clustering en anglais, où l'appartenance d'un élément à une classe n'est pas connue, et qui a pour objectif de retrouver cette appartenance à travers l'application d'algorithmes de classification.

1.6.1 Etat de l'art : méthodes de Clustering

En géophysique, la classification ou Clustering est appliquée afin de résoudre le problème quand une grande quantité des données sont à traiter. Les méthodes de Clustering comprennent quatre grandes familles (Macqueen, 1967) : les méthodes hiérarchiques, les méthodes par partitionnement, les méthodes à base de densité et les méthodes basées sur la grille.

1.6.1.1 Les méthodes hiérarchiques

Il existe deux types de classification hiérarchique : ascendante ou descendante. L'objectif de la méthode ascendante est de construire un arbre (dendrogramme) (Johnson, 1967) en respectant une répartition ascendante. L'algorithme considère initialement chaque élément comme constituant une classe. Ensuite, à chaque étape, il regroupe les individus deux à deux pour former une nouvelle classe la plus homogène possible selon un critère à définir jusqu'à obtenir une unique classe ou classe globale qui regroupe tous les individus (Boullé *et al.*, 2012). L'avantage principal de cette méthode réside dans le choix du nombre de classes qui s'effectue après la classification. Le résultat final (dendrogramme) facilite la lecture et permet de retenir le nombre de classes adéquat aux données de départ.

Dans la classification descendante, tous les individus sont regroupés dans la même classe. Puis, les individus sont divisés en différentes classes jusqu'à obtenir une classe par élément.

1.6.1.2 Les méthodes par partitionnement

Les algorithmes de partitionnement sont très utilisés dans plusieurs domaines grâce à leur simplicité et rapidité d'exécution. L'objectif de l'algorithme consiste à construire un nombre de partitions K (classes) initialisées par l'utilisateur de manière à minimiser la distance moyenne de l'ensemble des individus dans la même classe à leur centre de gravité qui peut être ou non un élément de la classe.

Il existe de nombreuses algorithmes de partitionnement comme les centres mobiles, en anglais K -means (Macqueen, 1967) qui consiste à sélectionner aléatoirement les centres de gravités d'initialisation. Ensuite, chaque élément est assigné au centre de gravité le plus proche. Les centres de gravités se déplacent à chaque itération jusqu'à minimiser la distance moyenne entre les individus et le centre de gravité. A la différence de K -means, l'algorithme K -médoids (PAM), (Kaufman et Rousseeuw, 2005) utilisent les médoids (points centraux réels dans l'ensemble de données qui représentent le cluster) au lieu des centres de gravités. L'objectif de l'algorithme est de minimiser l'erreur quadratique moyenne, c'est-à-dire la distance entre les individus de la classe et le point central (médoid) (Kaufman et Rousseeuw, 1990). Finalement, l'algorithme Fuzzy C -means (FCM) (Dunn, 1973) est une variante de l'algorithme K -means qui introduit la notion de flou, c'est-à-dire la définition du degré d'appartenance. L'objectif de l'algorithme consiste à regrouper les individus les plus homogènes possibles dans la même classe en fonction du degré de similarité (distance, connectivité ou intensité). L'avantage principal de ces méthodes est la rapidité d'exécution et la facilité de travailler sur un grand nombre de données. En revanche, le besoin de spécifier à priori le nombre classes reste un grand désavantage pour ces méthodes.

1.6.1.3 Les méthodes à base de densité

Le Clustering à base d'estimation de densité est une méthode non supervisée de plus en plus utilisée pour partitionner des données. L'objectif de l'algorithme se base sur l'idée de similarité et de voisinage entre les objets. La construction d'une classe nécessite d'abord la recherche d'un point noyau puis le regroupement autour de tous les individus de densité-accessible. Les individus dans la classe regroupée par densité-connecté sont appelés bordures. Les individus qui restent hors des classes sont appelés bruits. Les algorithmes comme DBSCAN (Ester *et al.*, 1996)(Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise), Density Peaks, DBCLASB (Xiaowei Xu *et al.*, 1998) (Distribution Based Clustering Algorithm for minning in large Spatial Databases) et OPTICS (Ankerst *et al.*, 1999) (Ordering Points To Identify the Clustering Structures) font partie des algorithmes qui nécessitent deux paramètres d'entrée (le nombre de classes (K) et la distance de voisinage (d)). L'avantage principal de cette méthode, contrairement aux autres réside dans le fait qu'en plus des similarités, elle tient compte de la densité pour construire des classes. Par contre, ces méthodes sont très influencées par la définition des paramètres d'entrée, ce qui rend la tâche plus complexe.

1.6.1.4 Les méthodes basées sur la grille

Le Clustering est basé sur l'utilisation d'une grille avec un nombre fini de mailles. Le clustering est mis en œuvre dans les cellules par découpage de l'espace de représentation des données. Les classes sont formées à partir des cellules denses et connectées. Parmi tous les algorithmes de cette famille, les plus populaires sont STING (Wang *et al.*, 1997)(STatistical INformation Grid-based method) qui consiste à construire une hiérarchie de grilles, WaveCluster (Sheikholeslami *et al.*, 1998) qui détecte les limites de zones à forte ou faible densité et GIZMO (Brézellec et Didier, 2001) qui fusionne les cellules de densités comparables et connectées. Ces méthodes permettent de faire une mise à jour rapide car elles travaillent par cellule, mais le choix de la taille des cellules, reste une des principales difficultés.

1.6.1.5 Synthèse

Le clustering est une branche du machine Learning appliquée à différents domaines grâce à sa rapidité d'exécution. Ce résumé bibliographique nous a permis d'avoir une idée générale sur les différentes

méthodes existantes ainsi que leurs avantages et inconvénients. L’objectif de ce travail est de sélectionner les algorithmes qui peuvent s’adapter aux besoins de cette thèse. Parmi tous les algorithmes mentionnés, nous avons retenu 3 méthodes. Premièrement, nous avons choisi la CHA car c’est une des méthodes les plus utilisées de par son efficacité sur les données de tomographie de résistivité électrique. La méthode centre mobiles ou K-means permet de traiter un grand nombre des données ce qui nous est nécessaire. Finalement, nous introduisons une méthode hybride ou mixte combinant les deux méthodes retenues (CHA + K-means). Ces trois méthodes seront développées dans la section suivante.

1.7 Méthodes retenues

L’objectif de cette section est de comparer les différentes méthodes de classification (CHA, K-means et méthode hybride) appliquées aux données issues de la tomographie de résistivité électrique. Cela, permettra de trouver la répartition qui représente le plus fidèlement possible la géologie du massif entourant la grotte de Lascaux. La structuration des données a pour but de réaliser un modèle 3D du massif rocheux divisé en sous-domaines auxquels des propriétés thermiques uniformes seront attribuées. Cette répartition servira de base pour les simulations thermo-aérauliques dans la grotte.

1.7.1 La Classification Hiérarchique Ascendante (CHA)

En géophysique, la CHA (Ward, 1963) est une des méthodes de clustering la plus utilisée pour traiter des données issues de TRE (Xu *et al.*, 2017; Delforge *et al.*, 2021; Genelle *et al.*, 2012). Cette méthode permet de partitionner un ensemble d’individus en fonction de leur matrice de proximité. Les résultats obtenus par la CHA sont fournis par une hiérarchie de partitions en arborescence sous la forme d’un dendrogramme. Les différents arbres représentent les partitions des données. Chaque coupure d’arbre fournit une information visuelle sur la structure des individus. La hauteur du dendrogramme représente la distance entre les clusters. Plus on coupe haut, moins les classes sont homogènes.

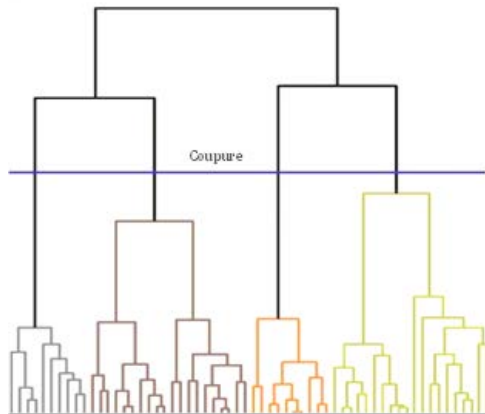


FIGURE 1.15 – Exemple de Dendrogramme.

1.7.1.1 Méthodes d’agrégation et similarité

Les méthodes d’agrégation permettent d’agréger des classes selon leur distance. Nous présentons ci-dessous les plus utilisées dans la littérature (Lebart *et al.*, 2000) :

Single linkage(1.7.1) (voisin le plus proche) : la distance entre deux classes est définie par la plus petite distance entre les individus.

$$d(h, z) = \text{Min}\{d(x, z), d(y, z)\} \quad (1.7.1)$$

Dans l’équation (1.7.1) , x, y et z représentent 3 individus ; l’individu h regroupe les points x et y ; d est la plus petite distance de h au point z.

Complete linkage(1.7.2) (voisin le plus distant) : la distance entre deux clusters est définie entre les points les plus éloignés.

$$d(h, z) = \text{Max}\{d(x, z), d(y, z)\} \quad (1.7.2)$$

Dans l'équation (1.7.2), x, y et z représentent 3 points ; l'élément h regroupe les points x et y ; d est la plus grande distance de h à l'élément z.

Ward (1.7.3) : cette méthode consiste à joindre, à chaque itération, les classes de sorte à minimiser la perte d'inertie interclasse.

$$\nabla(A, B) = \frac{m_A m_B}{m_A + m_B} \|G_A - G_B\|^2 \quad (1.7.3)$$

Dans l'équation (1.7.3), m_A est le nombre d'individus de la classe A ; m_B est le nombre d'individus de la classe B ; $\|G_A - G_B\|^2$ est le carré de la distance entre les centres de gravité des classes A et B.

La notion de similarité correspond à distance entre deux points A et B.

Distance Euclidienne (1.7.4) :

$$d(A, B) = \sqrt{(Ax - Bx)^2 + (Ay - By)^2} \quad (1.7.4)$$

Dans l'équation (1.7.4), A et B sont deux points dans l'espace.

Distance Manhattan (1.7.5) :

$$d(A, B) = (Ax - Bx)^2 + (Ay - By)^2 \quad (1.7.5)$$

Dans l'équation (1.7.5), A et B sont deux points dans l'espace.

1.7.1.2 Algorithme de classification CHA

Cet algorithme commence par traiter chaque donnée comme une seule classe. Ensuite, il regroupe les individus (n) deux par deux en fonction de leur distance pour former des nouvelles classes et ainsi de suite jusqu'à ce que tous les individus forment une seule classe. L'algorithme se déroule de la façon suivante :

- Étape 1 : il y a (n) individus et chaque individu correspond à une classe.
- Étape 2 : construction de la matrice de distances entre les individus (n). Rechercher la distance minimale entre les individus (n), combiner les deux les plus proches pour créer la première partition, soit une nouvelle classe représentée par son centre de gravité.
- Étape 3 : mise à jour de la matrice des distances, en calculant les distances entre le centre de gravité de la nouvelle classe et les individus restant, obtention d'une deuxième partition.
- Étape 4 : recalculer des nouvelles distances et répétition du processus jusqu'à l'obtention d'une seule classe.

1.7.2 K-means

La méthode de Clustering K-means, en français classification autour des centres mobiles est une méthode qui a été très utilisée ces dernières années sur des données de TRE (et al., 2015; Hellman *et al.*, 2017; Wang *et al.*, 2018). Cette méthode permet de partitionner un grand nombre de données en k groupes et nécessite une idée a priori (sur la distribution des données) pour initialiser l'algorithme.

1.7.2.1 Algorithme de classification K-means

L'algorithme consiste à partitionner les données de façon automatique en un nombre K de classes décidé a priori. L'objectif de cette méthode est de minimiser, la distance des individus (n) et le centre de gravité (C_g) du cluster. L'algorithme se déroule de la façon suivante :

- Étape 1 : choix au hasard de (n) individus qui seront les centres initiaux
- Étape 2 : calcul des distances de chacun des autres individus aux centres (C_i).
- Étape 3 : formation des clusters, chaque cluster (K_i) est composé des individus qui sont plus proches du centre C_i que de chacun des autres centres puis calcul du centre de gravité de chacune de cette classe centre (C'_i).
- Étape 4 : les centres de gravité de chaque cluster (K_i) sont les nouveaux centres.
- Étape 5 : calcul des nouvelles distances des individus à ces nouveaux centres (C'_i).
- Étape 6 : formation de nouveaux cluster (K_i) et itération jusqu'à stabilisation des centres de gravité.

1.7.3 Méthode mixte

L'utilisation d'une méthode hybride (Wong, 1982) ou mixte permet la réallocation des individus frontière. La méthode mixte a pour but d'augmenter l'inertie inter-classe. L'algorithme se déroule en deux phases : la première concerne une Classification Ascendante Hiérarchique des données, la seconde correspond à l'application de la méthode K-means dont les centres de gravités seront initialement donnés par les résultats de la première étape.

1.7.3.1 Algorithme de classification de la méthode mixte

- Étape 1 : étant donné que nous n'avons pas une idée a priori sur la répartition des données, l'algorithme de la Classification Ascendante Hiérarchique avec la méthode d'agrégation de Ward et la distance euclidienne est tout d'abord mis en place. L'obtention de l'arbre permet ainsi de définir un nombre des classes adapté pour le regroupement des individus.
- Étape 2 : pour améliorer la classification obtenue, on effectue une deuxième réallocation itérative (K-means) sur l'ensemble des données. Les centres initiaux pour l'application de la méthode K-means, sont les centres des classes issus de la classification précédente (CHA). Pour la première itération, une création de classes sera effectuée en rassemblant les individus à leur centre de gravité le plus proche. Pour la deuxième itération et les suivantes, l'algorithme recalcule des nouveaux centres et regroupe les individus le plus proche à ce centre. L'algorithme s'arrête une fois que l'inertie interclasse cesse de croître.

1.8 Clustering : application à la Grotte de Lascaux

Les résultats d'application de ces méthodes sont présentés dans cette section sous la forme d'articles.

1.8.1 Article 1 : choice of a clustering method for the partition of a massif based on ERT

Dans cet article, nous avons comparé deux méthodes de classification (CHA et K-means) appliquées à des données de tomographie électrique. Avec l'aide de ces méthodes, le but est de structurer le massif entourant la grotte de Lascaux en plusieurs domaines les plus homogènes possible.

Pour cet article, nous avons travaillé sur 18 profils parmi les 20 existants (Figure 1.3). Deux profils (OE1 et OE2) ont été éliminés car ils appartiennent à une zone anthropisée (§1.4). Les parties anthropisées de ces profils auraient pu influencer la classification globale (classification sur tout l'ensemble des données, ici 18 profils) et la construction du modèle 3D. Pour la classification des données, nous avons conservé les données répondant au critère de seuillage présenté au paragraphe (§1.5) excluant de ce fait les données de résistivité attribuables au Coniacien. Les données traitées correspondent donc à la partie supérieure du massif au centre le calcaire santonien et les formations détritiques situées de part et d'autre à l'est et l'ouest des profils (cf. figure n° 1 de l'article ci-dessous). Le nombre total des résistivités prises en compte est de 37 101 valeurs traitées en valeurs logarithmiques.

La formation profonde attribuée au calcaire coniacien issue du seuillage présenté au paragraphe §1.5 est figuré sur chacune des figures en rouge.

Nous avons successivement partitionné les données en 2 puis 3 jusqu'à 5 classes afin de trouver le partitionnement qui convient le mieux à notre objectif. Les résultats obtenus dans cet article ont été analysés en se basant sur l'analyse des Coefficients de Variation (CV) obtenus pour chaque classe et en tenant compte de la connaissance géologique du terrain.

- A l'issue de la classification par CHA, on constate que la classe 1 (cf. figure n° 4 de l'article ci-dessous) regroupe les mêmes valeurs de résistivité dès une partition en 3 classes avec un coefficient de variation (rapport de l'écart type à la moyenne des valeurs de résistivité) de 14% ce qui représente une dispersion des données très faible. Ces valeurs de résistivité correspondent à la partie centrale des profils c'est-à-dire au calcaire santonien figuré avec la couleur verte sur la figure 4 de l'article. Les domaines figurés avec la couleur jaune à l'intérieur de la partie centrale sont isolés à partir d'une classification à 3 classes.
- Avec la classification K-means, les résistivités attribuées à la partie centrale des profils évoluent et ce n'est qu'avec la classification à 5 classes que l'on retrouve les domaines figurés avec la couleur jaune à l'intérieur de la partie centrale. On retrouve alors pour la partie centrale attribuée au Santonien un CV égal à 14%.

Après avoir appliqué et comparé les deux méthodes à chacun des profils, nous avons constaté que la méthode CHA correspond mieux à notre objectif car elle met en évidence les domaines figurés en jaune à l'intérieur du Santonien à partir de 3 classes, tandis que la méthode K-means nécessite 5 classes pour les mettre en évidence. Ces domaines que l'on qualifie d'hétérogénéités dans le Santonien se caractérisent par des valeurs de résistivité plus élevées (classe 4 dans chacune des classifications, tableau 1 de l'article ci-dessous). Dans le but de prendre en compte les valeurs de diffusivité thermique au-dessus de la grotte, la discrimination des hétérogénéités est indispensable.

Cet article est publié dans « E3S Web of Conférences ». L'article est une version finale d'un document de conférence soumis et présenté à la Conférence de journée scientifique AGAP, tenue à Paris, France, du 22 au 24 Mars 2022.

Choix d'une méthode de classification pour la partition d'un massif rocheux à partir de TRE

Choice of a clustering method for the partition of a massif based on ERT

Habiba LHARTI^{1*}, Colette SIRIEX¹, Joëlle RISS¹, Cécile VERDET¹ et Delphine LACANETTE¹

¹Université de Bordeaux, CNRS, Arts et Métiers Institute of Technology, Bordeaux INP, INRAE, I2M Bordeaux, 351 cours de la Libération F-33405 Talence, France

Abstract. Clustering algorithms, as part of the machine learning family allow us to manage large amounts of datasets. The goal of this study is to compare two clustering methods, the Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC) and the K-means method on electrical resistivity tomography (ERT) data characterising the massif surrounding the Lascaux cave. The results of these methods are analysed taking into account the *a priori* knowledge of the geology of the site. In this project, the structuring of the data into 2 to 5 classes aims to subdivide the massif into domains that are as homogeneous as possible in order to assign to each of them different thermal properties in a 3D model. These will be used as input parameters for the thermo-aerodynamic simulations of the cave under different climatic conditions.

Résumé. Les algorithmes de classification permettent de gérer de grandes quantités de données. L'objectif de cette étude est de comparer deux méthodes de classification, la Classification hiérarchique Ascendante (CHA) et la méthode des Centres Mobiles (CM) sur des données de Tomographie de Résistivité Electrique (TRE) caractérisant le massif entourant la grotte de Lascaux. Le rendu de ces méthodes est analysé en tenant compte de la connaissance a priori de la géologie du site. Dans ce projet, la structuration des données en 2 à 5 classes vise à subdiviser le massif en domaines les plus homogènes possible afin de leur affecter des propriétés thermiques différentes dans un modèle 3D. Ces dernières serviront de paramètres d'entrée nécessaires aux simulations thermo-aérodynamiques de la grotte soumise à différentes conditions météorologiques.

* Habiba LHARTI: habiba.lharti@u-bordeaux.fr

1 Introduction

La grotte de Lascaux, située sur la commune de Montignac en Dordogne (24), constitue l'une des plus célèbres découvertes archéologiques du XX^{ème} siècle. Découverte en 1940 et officiellement ouverte au public en 1948, elle accueille un grand nombre de visiteurs jusqu'en 1966. Cette affluence a pour conséquence l'apparition de plusieurs indices d'altération (augmentation de température, moisissures, condensation, etc.). Afin de répondre à ces problématiques, le ministère de la culture crée un comité scientifique international en 2002 pour mener des recherches visant à la conservation du patrimoine de la grotte, en partie sur l'aspect thermique du site.

Le massif de la grotte de Lascaux a été considéré comme homogène du point de vue des caractéristiques thermo-physiques dans le modèle 3D de Lacanette et Malaurent [1], modèle qui est utilisé dans les simulations thermo-aérauliques de la grotte. Les études géophysiques [2] – [4] montrent que le massif est hétérogène. L'objectif de cette étude est de déterminer des ensembles les plus homogènes possible à partir des données de TRE, ensembles pour lesquels les propriétés thermiques pourront être estimées ou mesurées. Pour ce faire, les résultats de deux méthodes de classification (CHA et CM) sont comparés.

2 Site d'étude et méthodes de classification

Les données de tomographie électrique utilisées dans cette étude sont issues des mesures réalisées à la fin de mois de mars 2013 par [3]. Les profils retenus pour cette étude sont les suivants (Fig. 1): 8 d'orientation ouest-est avec 96 électrodes espacées de 1,5 m ; 1 d'orientation sud-ouest/nord-est de 72 électrodes espacées de 1,5 m ; 3 d'orientation nord/sud avec 96 électrodes espacées de 1,5 m ; 6 profils nord-ouest/sud-est dont 2 avec 96 électrodes espacées de 1,5 m et 4 de 72 électrodes espacées respectivement de 0,50 m et 1,0 m. Le nombre total de blocs résultant des inversions avec RES2INV (4.05.38) et auxquels une résistivité est associée est égal à 53800.

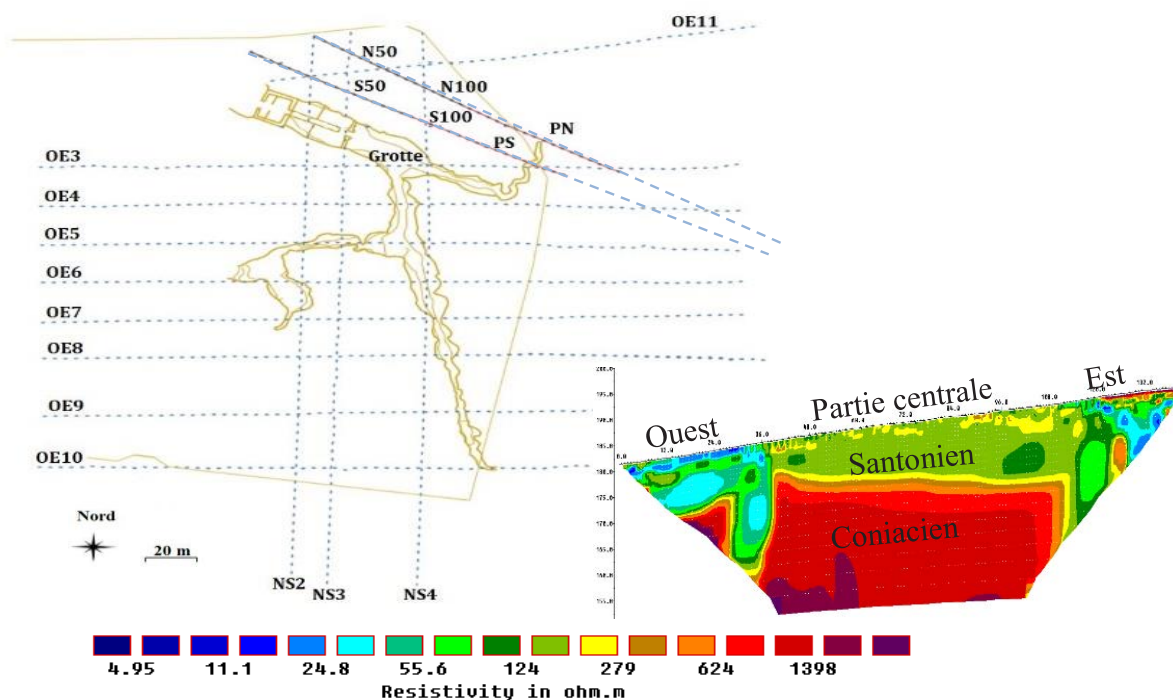


Figure 1. Localisation des profils ouest/est, nord/sud et nord-ouest/sud-est par rapport à la géométrie de la grotte de Lascaux. En bas à droite, un exemple de profils : le profil OE5.

La Classification Hiérarchique Ascendante (CHA) et la méthode des centres mobiles (CM) sont deux méthodes fréquemment utilisées en géophysique. La CHA est une méthode déterministe très utilisée pour la segmentation des données issues de la TRE [2], [5], [6]. Elle permet de construire une partition d'un ensemble de données en fonction de leur matrice de proximité (méthode de Ward) [7]. Le choix du nombre de classes se fait postérieurement à la classification.

La méthode CM, connue sous le nom de K-means, est considérée comme la méthode statistique la mieux adaptée pour l'analyse des données [8] – [10]. L'algorithme consiste à réaliser des itérations afin de partitionner l'ensemble des données en classes dont le nombre est choisi au préalable (le centre des classes peut être choisi aléatoirement ou arbitrairement). Le principe de cette méthode repose sur la minimisation, dans chaque classe, de la distance entre les individus et leur centre de gravité.

3 Résultats

Les résultats déjà obtenus par [3] montrent que la formation géologique la plus profonde (Coniacien), dans laquelle se développe essentiellement la grotte [11], est nettement plus résistive que les parties superficielles (Fig. 1). Par ailleurs, [4] ont montré que, localement et au-dessus de la grotte, la limite supérieure du Coniacien se situait entre 179 et 182 m NGF.

Par ailleurs les résistivités du Coniacien sont supérieures à 209 Ω .m. Cette formation est donc considérée, dans la suite comme un ensemble homogène constituant une classe déterminée a priori, représentée en rouge sur les images ci-dessous. Les données du Coniacien seront donc exclues des classifications. Cela diminue le nombre total de valeurs de résistivité considérées pour les classifications à 37101 comprises entre 4 Ω .m et 7979 Ω .m.

Les classifications ont été effectuées (Minitab® 20.2.) en travaillant avec les valeurs logarithmiques de la résistivité du Santonien (partie supérieure du massif) et des formations détritiques à l'est et à l'ouest qui ont été décrites comme très hétérogènes (Fig. 1). Les méthodes sont utilisées en faisant varier le nombre de classes (de 2 à 5) et en excluant le Coniacien.

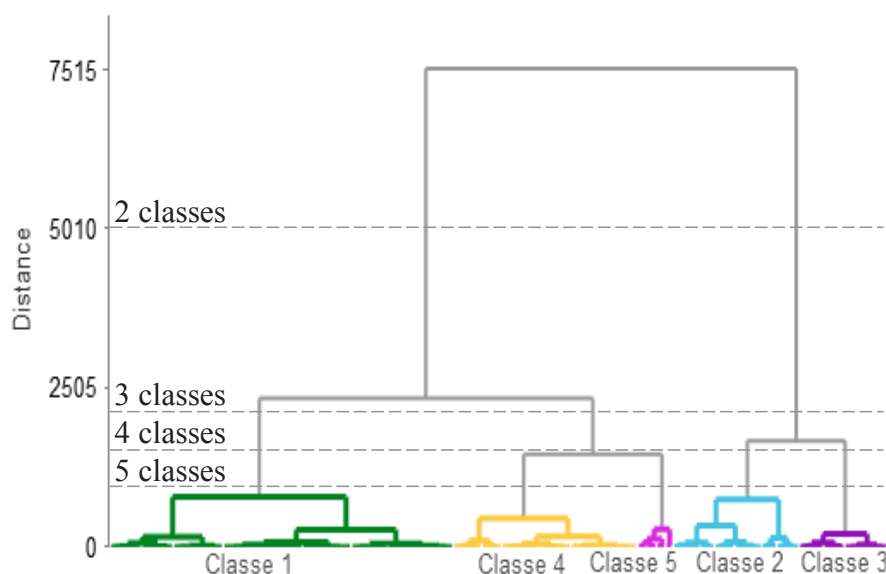


Figure 2. Dendrogramme issu de la CHA avec les coupures à 2, 3, 4 et 5 classes.

L'analyse de l'ensemble des données (notée CHA globale) est représentée sous forme de dendrogramme (Fig.2). Les classes qui représentent des intervalles de résistivité sont portées sur l'axe des abscisses et les distances auxquelles les classes se regroupent sont portées sur l'axe des ordonnées. Le dendrogramme permet l'identification de deux grandes classes bien distinctes compte tenu de la distance à laquelle elles sont finalement réunies ; la première classe (cf. classe verte figure 3.a) rassemble deux sous-classes (1 et 4) avec un CV de 139% et une médiane de 151 $\Omega\cdot m$, et la deuxième classe (cf. classe bleue figure 3.a) regroupe deux sous-classes (2 et 3) avec un CV de 46% et une résistivité médiane de 47 $\Omega\cdot m$.

La méthode CM permet également de distinguer deux classes, la première (cf. classe verte figure 3.b) présente un CV de 140% avec une résistivité médiane égale à 148 $\Omega\cdot m$, ce qui n'est pas significativement différent de celle obtenue avec la CHA, la deuxième classe a un CV de 44% et une médiane de 42 $\Omega\cdot m$.

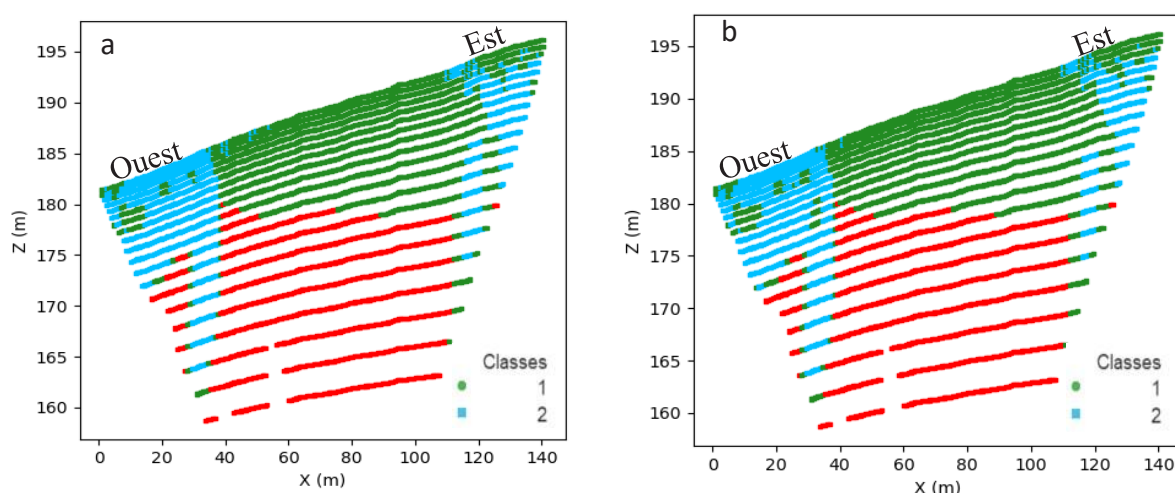


Figure 3. Profil OE5 (classification à 2 classes, le Coniacien est exclu) **a.** méthode CHA **b.** méthode des centres

Les deux méthodes CHA et CM (Fig.3) permettent de retrouver les deux formations connues de la géologie du site : le Santonien qui est représenté par la première classe pour chacune des deux méthodes et les formations détritiques qui le sont par la classe 2. La méthode CM montre une distribution spatiale légèrement différente de celle de la CHA en ce qui concerne les formations détritiques (classe 2) en relation avec une limite de la résistivité entre les deux classes égale à 90 $\Omega\cdot m$ avec la CHA et à 79 $\Omega\cdot m$ avec les CM.

Compte tenu de notre objectif (prise en compte des hétérogénéités, en particulier du Santonien) une classification à deux classes quel que soit la méthode est insuffisante. Ainsi, afin de mieux circonscrire la distribution spatiale des domaines, les classifications ci-dessous sont réalisées en faisant varier le nombre de classes entre 3 et 5 (Tableau 1).

Le tableau 1 présente les médianes, les valeurs minimales et maximales des résistivités et les coefficients de variation par classe obtenus avec l'ensemble des profils (37101 données) ; ces classifications sont qualifiées de « globales ». Les résultats sont ensuite analysés en prenant comme exemple l'un des profils : le profil OE 5.

Tableau 1 Valeurs de la médiane des résistivités, des limites inférieure et supérieure et du coefficient de variation (CV : Rapport de l'écart type à la moyenne) pour chaque classe issue de la CHA et des CM.

		Statistiques par classes issues de la CHA et CM globale (37101 valeurs de résistivité en $\Omega \cdot m$)					
Méthode	Nbre de classes	Classe1	Classe2	Classe3	Classe4	Classe5	
CHA	3	Médiane	134	47	197	-	-
		Min	90	4	162		
		Max	162	90	7979		
		CV	14%	46%	136%		
	4	Médiane	134	33	73	197	-
		Min	90	4	55	162	
		Max	162	55	90	7979	
		CV	14%	37%	14%	136%	
	5	Médiane	134	33	73	190	603
		Min	90	4	55	162	345
		Max	162	55	90	345	7979
		CV	14%	37%	14%	19%	94%
CM	3	Médiane	143	510	39	-	-
		Min	71	288	4		
		Max	288	7979	71		
		CV	28%	102%	42%		
	4	Médiane	78	580	29	152	-
		Min	45	324	4	109	
		Max	109	7979	45	324	
		CV	24%	97%	33%	24%	
	5	Médiane	134	667	64	191	27
		Min	90	405	39	162	4
		Max	162	7979	90	404	39
		CV	14%	88%	23%	24%	31%

3.1 Classification à 3 classes

La figure 4 montre des différences dans la distribution spatiale des classes. Pour la partie superficielle, la classe 1 (en vert) pour la CHA présente un CV de 14% et une résistivité médiane de 134 $\Omega\cdot m$. Pour la méthode des CM, la classe 1 (en vert) présente un CV plus élevé (28%) et une médiane de 143 $\Omega\cdot m$ donc une plus grande dispersion que la CHA. Avec 3 classes, la méthode CM ne permet pas de distinguer les hétérogénéités mises en valeur par la CHA et présentes sur la TRE dans le Santonien au-dessus de la grotte.

Les différences à l'ouest sont dans le nombre de blocs légèrement plus important avec la CHA (classe 2, en bleu) qui regroupe environ 520 blocs et une résistivité médiane de 47 $\Omega\cdot m$ tandis que la méthode CM (classe 3) regroupe 452 blocs avec une résistivité 39 $\Omega\cdot m$. Pour la partie est du profil, les blocs jaunes en surface correspondent à des formations détritiques sableuses connues avec une médiane de 510 $\Omega\cdot m$ pour les CM, mais elles sont, avec la CHA à 3 classes, confondues avec les hétérogénéités de la partie centrale.

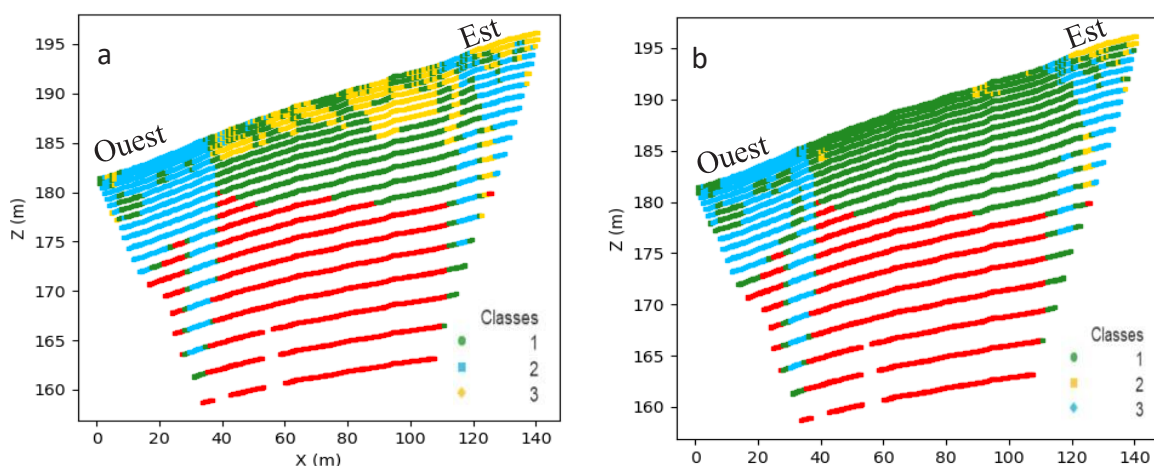


Figure 4. Profil OE5 (classification à 3 classes) **a.** Méthode CHA **b.** Méthode des centres mobiles

Les intervalles de répartition diffèrent d'une méthode à l'autre, mais dans le cadre de notre projet, la caractérisation du massif n'est pas encore satisfaisante avec la méthode des CM qui ne permet pas de distinguer les hétérogénéités centrales du Santonien nécessaire à la modélisation thermique par contre la CHA ne permet pas de distinguer les sables de la partie est, ce que fait la méthode des CM.

3.2 Classification à 4 classes

La figure 5 montre les résultats des classifications à 4 classes qui, dans le cadre de la CHA, apporte des détails dans les zones est et ouest et maintient les limites des classes pour le Santonien. La répartition spatiale pour la partie centrale (zones vertes et jaunes) en CHA n'évolue pas significativement par rapport à la classification précédente (Fig.4) car, entre autres, le coefficient de variation (CV) reste égal à 14%. Pour les CM, les hétérogénéités ne sont toujours pas visibles mais les limites de répartition ont varié. La limite inférieure de la classe 4 (en vert) a augmenté de 38 $\Omega\cdot m$ et la limite supérieure a augmenté de 36 $\Omega\cdot m$ par rapport au cas précédent tandis que le CV a légèrement diminué (de 28% à 24%) ce qui traduit une diminution de la dispersion des données.

Pour les parties est et ouest, les zones bleues présentent la même résistivité minimale mais la valeur maximale a diminué de $29 \Omega \cdot m$ pour les CM et de $35 \Omega \cdot m$ pour la CHA. Les CV ont diminué dans les deux cas de 46% à 37% pour la CHA et de 42% à 33% pour les CM. L'augmentation du nombre des classes implique en effet une diminution de la dispersion des données.

Pour la partie ouest, une nouvelle classe représentée en violet apparaît avec 150 blocs de résistivité médiane de $73 \Omega \cdot m$ pour la CHA et 244 et $78 \Omega \cdot m$ pour les CM. La distribution spatiale de la zone bleue est très similaire avec un nombre de blocs égale à 365 pour la CHA et à 304 pour les CM. A l'est du profil, la segmentation des classes est très semblable pour l'une et l'autre des deux méthodes hormis les zones jaunes en surface qui regroupent toujours plus de blocs pour la CHA que pour les CM.

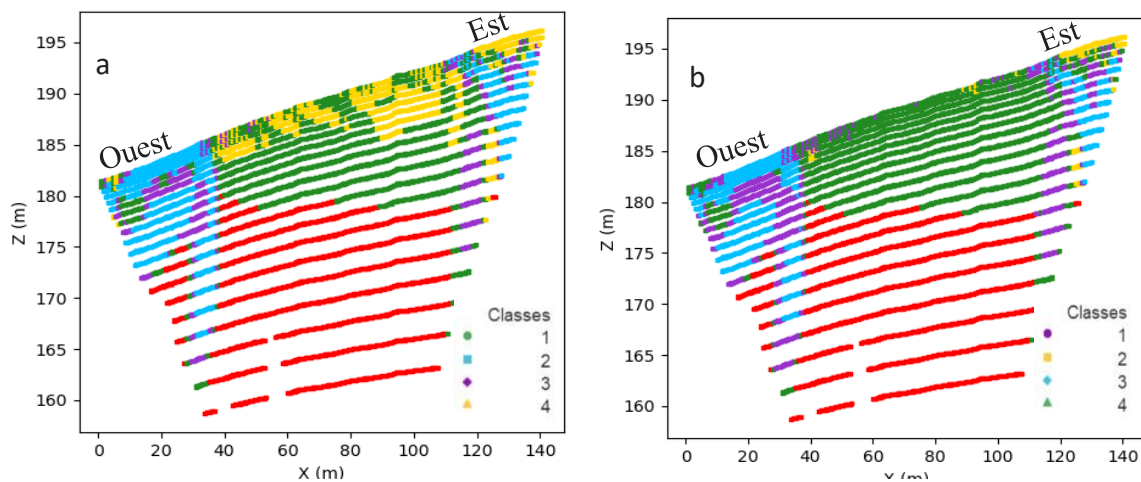


Figure 5. Profil OE5 (classification 4 classes) **a.** Méthode CHA **b.** Méthode des centres mobiles

La classification à 4 classes apporte une subdivision dans les formations détritiques tant pour la CHA que les CM. Par contre, avec les CM et pour la partie centrale les zones hétérogènes du Santonien ne sont toujours pas visibles mais, le CV a diminué par rapport à la classification à 3 classes.

3.3 Classification à 5 classes

Avec 5 classes (Fig.6), la classe 1 en vert présente les mêmes limites inférieure et supérieure quelle que soit la classification et la même valeur du coefficient de variation (14%). Pour identifier les zones hétérogènes du Santonien, il a fallu une classification à 5 classes avec les CM alors que 3 suffisent avec la CHA.

Pour les zones bleues, la limite inférieure des résistivités reste naturellement identique pour les deux méthodes, mais la limite supérieure présente une diminution de $6 \Omega \cdot m$ pour les CM par rapport à la classification à 4 classes et un CV légèrement plus faible, alors que, avec la CHA, elle reste inchangée. Les zones violettes se caractérisent par un coefficient de variation égal à 14% avec la CHA plus faible que celui (23%) obtenu avec les CM ce qui est dû à une limite inférieure plus faible pour les CM que pour la CHA.

Les résistivités des zones en magenta ont une limite inférieure qui diffère de $60 \Omega \cdot m$ ($345 \Omega \cdot m$ avec la CHA et $405 \Omega \cdot m$ avec les CM), les limites supérieures étant naturellement les

mêmes, par suite le coefficient de variation est légèrement inférieur pour les CM (88% pour les CM et 94% pour la CHA).

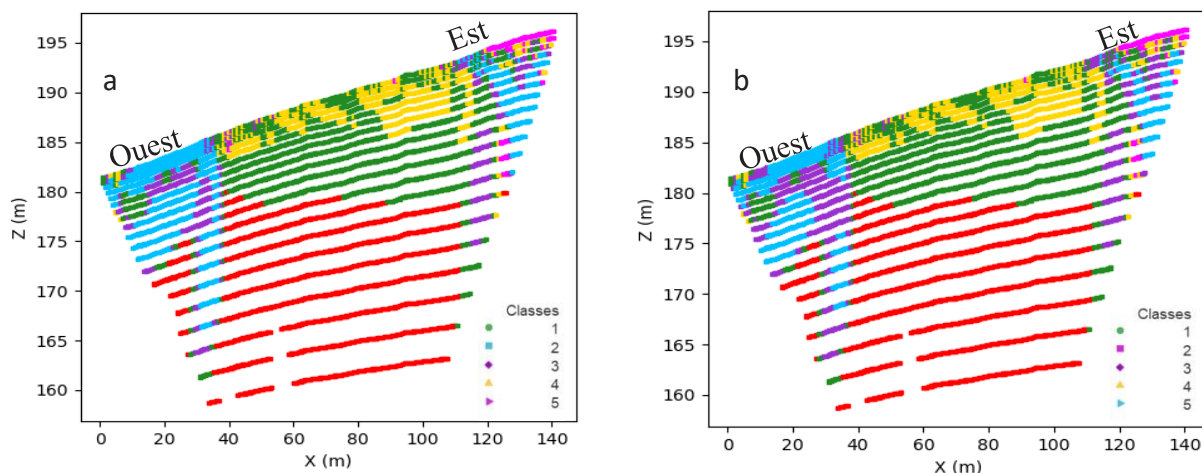


Figure 6. Profil OE5 (classification 5 classes) **a.** Méthode CHA **b.** Méthode des centres mobiles

Les deux méthodes convergent vers une partition de l'espace très ressemblante mais avec cependant des différences dans les limites des intervalles de résistivité de 4 des 5 classes. Par contre, les limites des résistivités de la partie centrale (classe représentée en vert) sont identiques d'une classification à l'autre (Fig.6). Cependant, une partition à 5 classes a été nécessaire pour mettre en évidence les hétérogénéités dans le Santonien avec les CM, hétérogénéités observées précédemment dès la CHA à 3 classes. On note, toutefois, pour les hétérogénéités du Santonien, un CV légèrement plus élevé avec la CHA (24%) qu'avec les CM (19%) traduisant une dispersion des valeurs légèrement plus importante.

4 Conclusion

Les algorithmes de classification permettent de partitionner un grand nombre de données rapidement. Dans le cadre de cette étude, deux méthodes ont été comparées (CHA et CM) afin d'obtenir la solution qui concorde le mieux avec la géologie du site.

Les deux méthodes à deux classes permettent de retrouver les deux grandes formations géologiques de l'environnement de la grotte de Lascaux (formations détritiques et calcaire Santonien) avec de légères différences dans la délimitation des formations détritiques. Cependant, les images de TRE présentent des hétérogénéités dans le Santonien qui ne sont pas identifiées avec cette partition. Pour les faire apparaître, un plus grand nombre de classes s'est avéré nécessaire: trois avec la CHA si l'intérêt se porte essentiellement sur la partie centrale, puis 4 (voire 5) si l'intérêt se porte aussi sur les hétérogénéités des formations détritiques. Par contre, avec la méthode des CM, il faut une partition à cinq classes pour que l'ensemble des hétérogénéités apparaissent.

Notre projet porte sur les zones localisées au-dessus de la grotte, donc aux hétérogénéités présentées dans la TRE du Santonien. La CHA à partir de 3 classes correspond à nos attentes compte tenu de l'hétérogénéité connue de cette formation et de la concordance avec les données géologiques du site.

L'utilisation de ces méthodes de classification est amenée à se développer en géophysique afin de permettre une interprétation plus rapide et assurer aussi la production d'images plus

synthétiques de sites d'étude. De plus, des codes sont désormais en libre accès sur de nombreux logiciels gratuits favorisant leur utilisation. Le choix de la méthode de classification doit donc être étudié de façon plus systématique afin d'utiliser la méthode la plus opportune en fonction des objectifs fixés mais aussi de la connaissance préalable du site étudié.

Références

1. D. Lacanette et P. Malaurent, « Prévision climatique 3D dans la grotte de Lascaux »,
2. *karstologia*, vol. 63, p. 49-57, 2014.
3. S. Xu, C. Sirieix, J. Riss, et P. Malaurent, « A clustering approach applied to time-lapse ERT interpretation — Case study of Lascaux cave », *Journal of Applied Geophysics*, vol. 144, p. 115-124, sept. 2017, doi: 10.1016/j.jappgeo.2017.07.006.
4. S. Xu, C. Sirieix, A. Marache, J. Riss, et P. Malaurent, « 3D geostatistical modeling of Lascaux hill from ERT data », *Engineering Geology*, vol. 213, p. 169-178, nov. 2016, doi: 10.1016/j.enggeo.2016.09.009.
5. C. Verdet, C. Sirieix, A. Marache, J. Riss, et J.-C. Portais, « Detection of undercover karst features by geophysics (ERT) Lascaux cave hill », *Geomorphology*, vol. 360, p. 107177, juill. 2020, doi: 10.1016/j.geomorph.2020.107177.
6. F. Genelle, C. Sirieix, J. Riss, et V. Naudet, « Monitoring landfill cover by electrical resistivity tomography on an experimental site », *Engineering Geology*, vol. 145-146, p. 18-29, sept. 2012, doi: 10.1016/j.enggeo.2012.06.002.
7. D. Delforge, « Time-series clustering approaches for subsurface zonation and hydrofacies detection using a real time-lapse electrical resistivity dataset », *Journal of Applied Geophysics*, p. 15, 2021.
8. J. H. Ward, « Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function », *Journal of the American Statistical Association*, vol. 58, n° 301, p. 236-244, mars 1963, doi: 10.1080/01621459.1963.10500845.
9. Y. Wang, M. Wang, Y. Yan, et S. Gong, « A method to recognize the contaminated area using K-means in ERT contaminated site surveys », in *2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, Wuyishan, China, août 2018, p. 1587-1591. doi: 10.1109/ICInfA.2018.8812583.
10. Kutbay Ugurhan et al., « Underground electrical profile clustering using K-MEANS algorithm », juin 2015.
11. D. Delforge, A. Watlet, O. Kaufmann, M. Van Camp, et M. Vanclooster, « Time-series clustering approaches for subsurface zonation and hydrofacies detection using a real time-lapse electrical resistivity dataset », *Journal of Applied Geophysics*, vol. 184, p. 104203, janv. 2021, doi: 10.1016/j.jappgeo.2020.104203.
12. J.-P. Platel, « Le Crétacé supérieur de la plate-forme septentrionale du Bassin d'Aquitaine. Stratigraphie et évolution géodynamique », Document B.R.G.M, vol. 164, p. 581, 27 nov, 1987.

1.8.2 Article 2 : clustering algorithms applied on ERT data

Dans cet article, nous avons innové en utilisant une méthode hybride qui englobe la classification hiérarchique (CHA) et la méthode K-means afin d'améliorer la répartition. L'algorithme de la méthode hybride est initialisé en imposant les centres des clusters obtenus par la méthode CHA. La classification est effectuée sur les mêmes 18 profils que précédemment (Figure 1.3).

Les résultats obtenus dans cet article ont été analysés en tenant compte de la connaissance géologique du site, d'un élément caractéristique de la grotte (présence d'une cheminée) et des résultats obtenus dans l'article précédent. Les résultats ont montré que la classification CHA est toujours plus adaptée à notre objectif car elle permet toujours de distinguer les hétérogénéités du Santonien (résultat important pour notre étude car on s'intéresse majoritairement à la partie superficielle du massif pour la modélisation thermique) à partir de 3 clusters alors que les méthodes K-means et hybride nécessitent une augmentation du nombre de classes pour différencier ces hétérogénéités (cf. figure n° 3 de l'article ci-dessous).

Cet article est publié dans « Near Surface Geoscience Conference & Exhibition 2022 ». L'article est une version finale d'un document de conférence soumis à la Conférence internationale « NSG2022 28th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics », tenue à Belgrade, Serbie, du 18 au 22 Septembre 2022.

Clustering methods applied to electrical resistivity data

Introduction

Clustering algorithms are an important process in machine learning. This process allows a set of data to be grouped into subsets as homogeneous as possible, called clusters. The objective of this study is to compare three classification methods, Hierarchical Ascending Classification (HAC), K-means and hybrid method (HAC + K-means) on Electrical Resistivity Tomography (ERT) data characterising the massif surrounding the Lascaux cave (Dordogne, France). Clustering algorithms are applied to the whole dataset (18 profiles) and the results are analysed considering the a priori knowledge of the geology of the site. In this project, the structuring of the data into 4 or 5 clusters aims to subdivide the massif into domains that are as homogeneous as possible in order to assign them different thermal properties in a 3D model. These will serve as input parameters for thermo-aeraulic simulations of the cave under different meteorological conditions.

Study site and methods

The geophysical research carried out over the last 10 years in the Lascaux hill has aimed to characterise the massif around the cave using ERT. The latest work (Verdet et al. 2020 and Xu et al. 2016) show that the massif in which the cave develops (karstic environment) is very heterogeneous. However, due to a lack of data, the rock mass has so far been considered as homogeneous from the point of view of thermal characteristics in the 3D model (Lacanette et al. 2014) used in the thermo-aeraulic simulations of the cave.

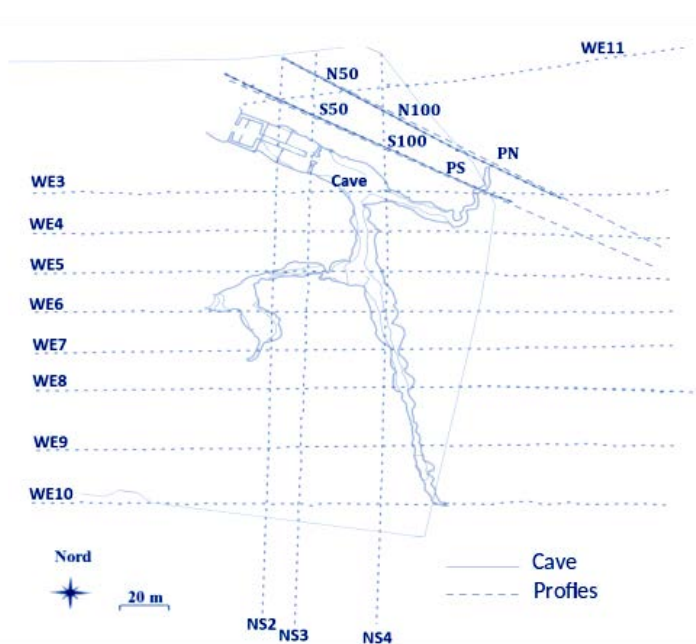


Figure 1 Location of the profiles around the cave

The ERT data that we are going to process comes from measurements carried out by Xu et al. (2016) between 21 and 28 March 2013.

These measurements are summarized in 18 profiles (Fig.1) with different orientations, 13 of them are composed of 96 electrodes spaced at 1.5 m, one profile (WE11) consists of 72 electrodes and 4 profiles of 72 electrodes spaced at 0.50 and 1.0 m.

All profiles are the result of the concatenation of the data of all the three arrays (gradient and pole-dipole forward/reverse) using RES2INV (4.05.38) with L1 norm and a refinement of grid size. The total number of blocks is 53800.

In geophysics, the most commonly used algorithms are K-means and HAC. The hierarchical clustering method (HAC) has several advantages: it is a very useful method when there is no a priori idea about the number of needed clusters, has a stable and deterministic solution, etc. The K-means method is a practical algorithm for a large number of observations where an a priori idea is needed (specification of the number of clusters) and depends on the choice of initial centers. The hybrid method consists in initializing the K-means algorithm with the results obtained with the HAC method.

Results

The classification has been performed on the Santonian (upper part of the massif), excluding the Coniacian (the deep part) that will be always considered as a single cluster (labeled on red) with a median of 550 $\Omega\cdot m$ by taking into account the application of two criteria (altitude > 180 m NGF and resistivity < 210 $\Omega\cdot m$). The three methods (HAC, K-means and Hybrid) were applied to the global data (all profiles) in order to divide the massif into a few domains. The WE3 profile will be presented in this section to compare the different clustering methods in order to determine the geometric limits of each cluster.

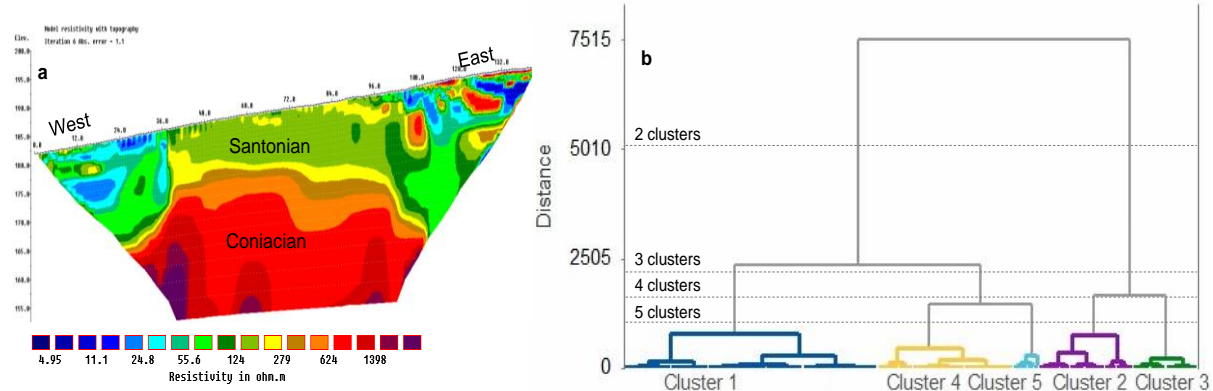


Figure 2 a. ERT Profile WE3 b. Dendrogram results by HAC method

The Dendrogram (Fig.2b) represents the results of the HAC method applied to all profiles (Fig.1). Cutting the Dendrogram into 2 clusters we find the two known geological formations; Santonian in the central part and detrital formations in the East and West (Verdet et al. 2020). Cutting into 3 clusters, the Santonian is separated into 2 clusters making appear the heterogeneities of the Santonian. Cutting into 4 clusters we obtain more details in the detrital formations. Finally, cutting into 5 clusters, the HAC separate the highest resistivity values into the cluster 5 which represent the existing sand in the Eastern part.

Figure 3 a, b & c show the classification of the three methods into 4 clusters. We observe that the HAC (Fig.3.a) distinguishes two clusters in the central and upper part of the profile. Cluster 1 (blue) whose median is 134 $\Omega\cdot m$ represents the Santonian and cluster 4 (yellow) with median of 197 $\Omega\cdot m$ corresponds to the Santonian heterogeneities excluding some yellow blocks which are due to a transition zone between the two formations (Santonian and Coniacian).

For the K-means (Fig.3.b) and hybrid methods (Fig.3.c), we observe that this zone (central part) is homogeneous; only one cluster of the Santonian (blue) is recognizable which median is 152 $\Omega\cdot m$ for both methods.

In the eastern part of the profile, the main differences are due to the partitioning limits from one method to another. We note that the K-means and hybrid methods have revealed the existence of sand corresponding to the yellow blocks on the surface (Fig.3.b & c) while for the HAC, those blocks are included with the Santonian heterogeneities (yellow).

In western part, each of the three clustering methods shows the heterogeneity of this zone with different spatial distributions. The HAC classification results in 4 clusters (C1=134 $\Omega\cdot m$; C2= 33 $\Omega\cdot m$; C3= 73 $\Omega\cdot m$ and C4=197 $\Omega\cdot m$), while for the K-means and the hybrid method only 3 clusters are recognized.

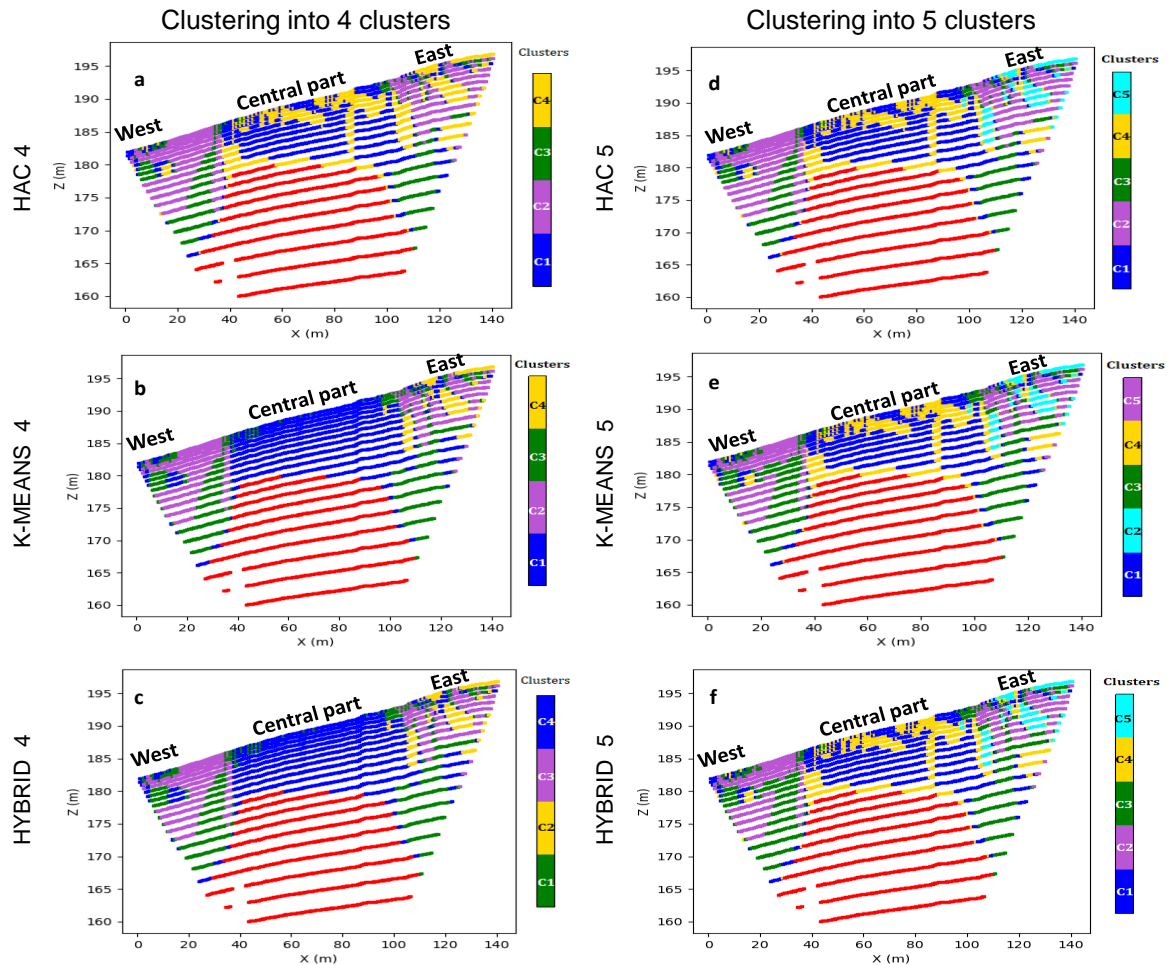


Figure 3 Profile WE3 **a.** Clustering by HAC into 4 clusters **b.** Clustering by K-means into 4 clusters **c.** Clustering by the hybrid method into 4 clusters **d.** Clustering by HAC into 5 clusters **e.** Clustering by K-means into 5 clusters **f.** Clustering by the hybrid method into 5 clusters.

Clustering into 4 clusters, the HAC method can be considered as giving satisfactory results since it highlights the existence of Santonian heterogeneities. The results of the K-means and the hybrid methods could be not considered satisfactory, as they do not distinguish the Santonian heterogeneities, which is an essential result for our study because we are interested in the superficial part of the massive (Fig. 3.a).

We decide to increase the number of clusters to 5 (Fig.3.d, e & f) in order to understand towards which solution each method converges. We observe that the HAC maintains the boundaries of all its clusters and fragments cluster 4 into two clusters. Cluster 4 (in yellow from 162 $\Omega \cdot m$ to 345 $\Omega \cdot m$) which median is 190 $\Omega \cdot m$ and cluster 5 (light blue) which represents the most resistive blocks (from 345 $\Omega \cdot m$ to 7979 $\Omega \cdot m$) and a median of 603 $\Omega \cdot m$.

In the eastern and western parts, those zones are still heterogeneous like in the previous clustering into 4 clusters. In the eastern part, 5 clusters are identified in the three figures. The three methods differentiate the sand and the highest resistivity blocks (light blue).

In the western part, 4 clusters are identified for the three methods. We note that a small area in yellow has been separated by the K-means and the hybrid methods, while the HAC had separated it from the 4-cluster classification.

With 5 clusters, the three methods converge towards a very similar spatial partition with differences in the limits of the resistivity intervals of the cluster 4 and cluster 5.

To choose the type of classification, we have relied on our geological knowledge of the site and the structure of the cave. We are aware of the existence of a chimney, which, in the case of classification (Fig.4.a), corresponds to the prolongation of the Santonian heterogeneities. Those alterations that we observed with the HAC method into 4 clusters are probably due to the materials surrounding the chimney.

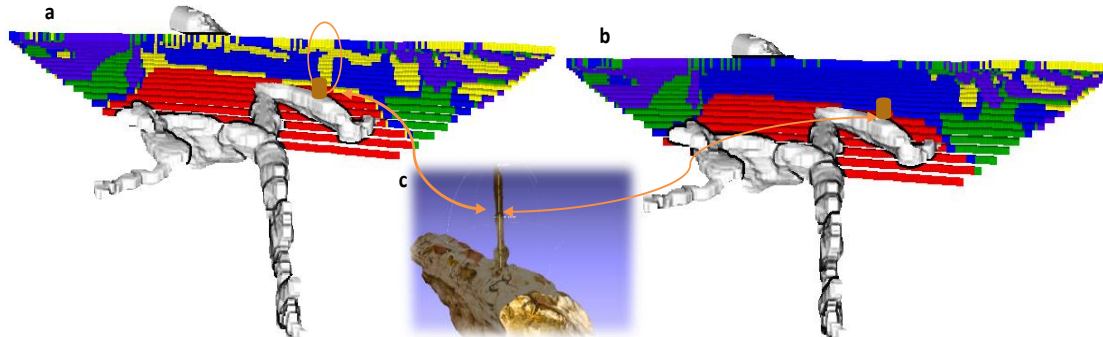


Figure 4 Profile WE3 **a.** Clustering by HAC into 4 clusters **b.** Clustering by K-means into 4 clusters **c.** Chimney in the cave

Conclusions

Classification algorithms became very useful in geophysics. Among all the existing algorithms, we have decided to work with the HAC and K-means algorithms as they are widely used in this field. We have also developed a hybrid method based on both wide used algorithms.

The three clustering methods have separated the two known geological formations (Santonian and detrital formations). The results obtained showed that the HAC algorithm could distinguish the heterogeneities of the Santonian from 3 clusters (Fig 2.b) or 4 clusters (Fig 3.a) with more details at the eastern and western parts of the profile (Fig 3.a). While for the K-means and hybrid methods, a greater number of clusters has been necessary to make appear those heterogeneities.

In this study, we are interested in the formations in the upper part of the cave. The results show that the HAC method with 3 or 4 clusters corresponds to our expectations thanks to the concordance with the geological data of the site. In the future, this work will allow us to create a 3D model in order to evaluate the thermal properties of the massif and then integrate them into the thermo-aeraulic simulations of the cave.

Acknowledgements

The authors would like to thank the University of Bordeaux (France) for its financial support and the French Ministry of Culture (DRAC Nouvelle-Aquitaine) for access to the cave area and for their financial support.

References

- Lacanette, D., and Malaurent, P. 2014 « Pr evision climatique 3D dans la grotte de Lascaux » 63:49-57.
- Verdet, C., Sirieix, C., Marache, A. and Riss, J., et Portais, J.C. 2020. « Detection of Undercover Karst Features by Geophysics (ERT) Lascaux Cave Hill ». *Geomorphology* 360 (juillet): 107177. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107177>.
- Xu, S., Sirieix, C., Marache, A., Riss, J., and Malaurent, P. 2016. « 3D Geostatistical Modeling of Lascaux Hill from ERT Data ». *Engineering Geology* 213 (novembre): 169-78. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2016.09.009>.

1.8.3 Article 3 : partitionning a rock mass based on electrical resistivity data : the choice of clustering method

L'article présente la comparaison de la méthode CHA et de la méthode K-means, cette fois-ci, sur l'ensemble des 20 profils (Figure 1.3). Nous avons décidé de rajouter les profils OE1 et OE2 après avoir bien étudié l'anthropisation du site (§1.4). Pour que nos résultats ne soient pas affectés par les zones considérées comme remaniées, nous avons décidé de filtrer uniquement les zones du profil OE1 affecté par la présence d'un tuyau ou autre anthropisation. Contrairement aux deux études précédentes, nous conservons donc les parties non anthropisée du profil OE1 et la totalité du profil OE2. En effet, ces profils sont primordiaux car ils sont à proximité de la grotte et à l'amont hydraulique de l'émergence du Sas 2.

L'application de la classification (CHA et K-means) a été effectuée sur la partie supérieure du massif (Santonien et formations détritiques). Nous avons travaillé avec 40 410 valeurs logarithmiques de résistivité. Les résultats de ces méthodes sont analysés au moyen de deux indices de qualité :

- L'indice de Silhouette (SI) (Rousseeuw, 1987) est considéré comme l'indice le plus performant pour quantifier la qualité de la classification (Arbelaitz *et al.*, 2013).
- Le Coefficient de Variation (CV) aide à quantifier la dispersion des données dans l'espace. Plus le CV est petit, plus la dispersion est faible.

Les résultats obtenus montrent que les deux algorithmes séparent les deux formations géologiques connues du site (Santonien et formations détritiques) dès 2 classes. Avec 3 classes, la CHA distingue des hétérogénéités représentées en jaune sur la figure 11(a) de l'article ci-dessous, dans le Santonien. Dans cette article la classe jaune représente des valeurs de résistivités plus faibles qui peuvent correspondre à des zones à forte teneur en eau tandis que le K-means ne distingue jamais ces zones (cf. figure n° 11 (b) de l'article ci-dessous). A partir de 5 classes, les deux méthodes isolent les hétérogénéités à fortes valeurs de résistivités dans le Santonien déjà présentées dans les deux articles précédents (cf. figure n° 6 de l'article 1 et figure n° 3 de l'article 2).

Le fait de mettre en évidence des zones de faible valeur de résistivité dans le Santonien est un résultat important pour notre objectif, car le transfert thermique n'y sera pas identique à celui de leur voisinage caractérisé pour être électriquement plus résistif. Concernant les indices de qualité, l'indice SI montre de meilleurs résultats pour la méthode K-means au niveau global c'est-à-dire pour toutes classes confondues, cependant quand nous étudions les valeurs de SI pour chaque classe, nous obtenons de meilleurs résultats pour la CHA ce qui est particulièrement net pour la classe 1 (celle du Santonien, figure 13 de l'article). Nous avons obtenu de meilleurs résultats avec le CV pour la CHA que pour le K-means. La CHA présente un CV plus stable et avec moins de dispersion pour la partie supérieure du massif, tandis que pour le K-means, il a été nécessaire d'augmenter le nombre de classes pour l'obtention d'un CV plus faible.

Nous avons montré donc avec cet article que les indices peuvent aider l'utilisateur à prendre une décision pour le choix du nombre de classes, mais la connaissance de la géologie du site reste primordiale pour la réalisation d'une bonne classification. Dans notre étude, le choix d'une méthode est basé sur la connaissance géologique du site.

Cet article est publié dans le journal international «Geophysical Journal International, 2023».

Partitioning a rock mass based on electrical resistivity data: the choice of clustering method

Habiba Lharti, Colette Sirieix, Joëlle Riss, Cécile Verdet , Fabien Salmon and Delphine Lacanette

Université de Bordeaux, CNRS, Arts et Métiers Institute of Technology, Bordeaux INP, INRAE, I2M Bordeaux, 351 cours de la Libération, F-33405 Talence, France E-mail: habiba.lharti@u-bordeaux.fr

SUMMARY

The goal of data classification is to organize them into relevant groups using algorithms. In this study, two clustering algorithms are applied to classify a set of geophysical measurements performed around the Lascaux Cave (Dordogne, France). Based on a non-destructive geophysical method, electrical resistivity tomography (ERT), the data (resistivity values) are supposed to characterize the rock mass around the cave.

The rock mass must be divided into an optimal number of homogeneous domains with specific thermal properties to integrate them in the future thermo-aeraulic simulations of the cave. Since the data are georeferenced, a given resistivity cluster corresponds to a specific spatial domain of the rock mass.

This study aims to compare two different clustering methods, the Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC) and the K-means methods, on the resistivity data set. Thus, the objective of this study is to determine which of the two methods leads to a partition of the massif with an optimal number of classes, allowing us to find the geological structures partially known thanks to previous studies. The results of these methods are analyzed in light of two different indices, the Silhouette Index (SI) and the Coefficient of Variation (CV). Based on these indices alone, K-means might seem to be the best algorithm, but a fine analysis of each cluster shows that the HAC method gives better results. Indeed, only the HAC method highlights areas already known to be either waterlogged or clayey. Our partial geological knowledge, which is of paramount importance in such a study, also supports the choice of the HAC method.

Key words: Clustering; Electrical resistivity tomography (ERT); Machine learning; Statistical methods.

1 INTRODUCTION

Near-surface geophysical methods are widely used in surface geology to characterize karst and unsaturated environments. In recent years, clustering algorithms, as a part of machine learning methods, have been increasingly used in geology in order to simplify the modelling stage by partitioning the study area into different homogeneous zones. Classification is a process that aims to organize data into clusters, i.e. to assign each item to a group. There are two types of classification: supervised and unsupervised. The former requires an a priori idea of the clusters whereas the latter, also called clustering (Lam & Wunsch 2014), does not. Different algorithms (Macqueen 1967) are used to organize data points by cluster, such as partition clustering, density-based clustering, grid-based cluster model-based clustering and hierarchical clustering.

Electrical Resistivity Tomography (ERT) is a non-destructive geophysical technique that allows scientists to determine variations

in the electrical resistivity of soils or rocks. Different clustering algorithms can be applied to ERT in order to manage the large quantities of data generated and to better understand how these data are organized. Recent works (Genelle *et al.* 2012; Xu *et al.* 2017 and Delforge 2021) have demonstrated that the HAC method (Ward 1963) is suitable for the ERT time-lapse. Here, however all the data are collected at once and not with a time-lapse. The K-means clustering algorithm has been applied in various ERT studies, such as by Wang *et al.* (2018), to recognize different contaminated zones in a site. Kutbay Ugurhan *et al.* (2015) used it to detect a metal mass buried underground, and Hellman *et al.* (2017) used it to compare two inversion methodologies. A fuzzy algorithm (Zadeh 1965) was used by Yue *et al.* (2013) to compare a fusion technique for ERT imaging. The FCM (Fuzzy-C-means) algorithm was applied by W. O. C. Ward *et al.* (2014) to 3D ERT imaging to detect the interface between the deposit (sand and gravel) and the bedrock. Kutbay & Hardalaç (2017) developed a new fuzzy clustering algorithm

that performs underground clustering in RGB colors applied to ERT data. Singh *et al.* (2018) used the FCM clustering procedure to improve the inverted (2D) resistivity model and generate electrical resistivity tomography data. The GMM (Gaussian Mixture Model) algorithm (Gallego *et al.* 2013) was used for the first time on ERT data by Delforge (2021) to compare it to the HAC and the K-means clustering methods. The DBSCAN algorithm (Ester *et al.* 1996) was applied by Sabor *et al.* (2021) to perform the clustering of inverted ERT sections. An algorithm based on covariance matrices was proposed by Liu M *et al.* (2019) to identify pollution areas using ERT data. A multi-dimensional frequency analysis and threshold algorithm (Otsu) was used by Zhou & Che (2021) to determine geotechnical materials from 2D ERT results. A new inversion methodology called MICS (Multiple Inversions and Clustering Strategy) was proposed by Audebert *et al.* (2014), whereby clustering was used to improve the delimitation of an infiltration area by leachate injection monitoring in a bioreactor landfill.

The present study addresses the classification of electrical resistivity data from tomography campaigns carried out in the immediate spatial environment of the Lascaux Cave. This cavity is one of the most famous archaeological sites in the world thanks to its prehistoric rock paintings. The classification will be used to establish a partition in several homogeneous spatial domains to which thermal properties will be assigned, the objective being to simulate the aerualic behavior of the cave. This study will aim to improve on the work of Lacanette & Malaurent (2014), who considered the rock mass surrounding the Lascaux cave as homogeneous and thus attributed only a single value for thermophysical property of the rock mass. However, the most recent geological and geophysical studies carried out by Xu *et al.* (2016; 2017) and Verdet *et al.* (2020a) on the environment of the cave have shown that the massif is very heterogeneous.

The ERT method is one of the non-destructive geophysical methods that can be used in the close vicinity of the Lascaux Cave since excavations and drillings are strictly forbidden. The only current geological knowledge of the area comes from the geological map (1/50 000) (Guillot *et al.* 1977) and from some old, poorly located, shallow drillings (the last authorized drilling was in 1967) (Xu *et al.* 2016; Verdet *et al.* 2020a). Therefore, the data obtained from this non-destructive method will be used to identify the different structures of the massif and to categorize them into clusters to define different thermal properties for each partition. In this study, two classification methods will be studied HAC and K-means.

Once the classification is performed, the massif will be divided geometrically, with an optimal number of clusters to limit the number of thermal parameters in the model. This step will allow us to describe transfers through the epikarst, and consequently to better define the temperature boundary conditions at the wall/air interface in the cave.

This study starts with a brief description of the geology and the experimental ERT set-up. In a second step, we introduce the criterion enabling us to select, from the whole set of resistivity data, only those that correspond to the area surrounding the cave. Next, two clustering methods (HAC and K-means) are applied to the selected data, in order to choose the best suited method to our objective. The Dendrogram and Elbow method will be applied to answer the question of the optimal number of clusters. Next, we discuss the results of the clustering methods (HAC and K-means) taking into account the indices of the Coefficient of Variation (CV), the Silhouette Index (SI) and our partial geological knowledge of the site.

2 MATERIALS AND METHODS

2.1. Geological and experimental setup

The Lascaux Cave is located in a karstic rock mass in the Vézère valley in the Aquitaine basin (France). The geology of the site comprises various limestone formations from the Upper Cretaceous, partially covered by detrital formations.

The main formations around the cave are as follows (Platel 1987):

Detrital formations: These are composed of sandy clay and sands; they are located towards the east and west of the cave.

Lower Santonian: This is white yellow chalky limestone that forms very small plates.

Upper Coniacian: This is made up of hard bioclastic limestone. A large part of the cave is developed in this formation.

Thanks to a recent geological and geomorphological study (Verdet *et al.* 2020a), a new boundary between the Upper Coniacian limestone and the Lower Santonian limestone has been found at approximately 182 m NGF on the hill of Lascaux, near the cave (Fig. 1).

The electrical tomography data that we intend to process come from measurements carried out by Xu *et al.* (2016) between 21 and 28 March 2013, under stable weather conditions. The profiles selected for our study are displayed in Fig. 1. The 20 profiles present different orientations:

- (i) 10 profiles are oriented west-east (WE1 to WE10) with 96 electrodes spaced at 1.5 m.
- (ii) 1 profile south-west/north-east oriented (WE11) with 72 electrodes spaced at 1.5 m.
- (iii) 3 profiles north/south (NS2 to NS4) oriented with 96 electrodes spaced at 1.5 m.
- (iv) 6 profiles north-west/south-east oriented, including 2 (PN and PS) with 96 electrodes spaced at 1.5 m and 4 with 72 electrodes spaced at 0.50 m (N50 and S50) and 1.0 m for N100 and S100.

All profiles are the result of the concatenation of the data from all three electrical arrays (gradient and pole-dipole forward/reverse) using RES2DINV (v. 4.05.38), a more recent version than the one used by Xu *et al.* (2016) with the L1 norm and a refinement of the grid. The total number of resistivity values resulting from the inversions comes to 57 760.

Xu *et al.* (2016) used these profiles (Fig. 1) to create a 3D model with kriging using the inverted data from RES2DINV (v. 3.59.119) that allowed the characterization of the geological nature around the cave. This work helped us to identify the boundaries between limestone, the detrital formations and the heterogeneities in limestone (Fig. 1). This also leads to a better understanding of the link between the electrical resistivity, the vegetation and the geology.

Other geostatistical modelling was carried out by Verdet *et al.* (2020a) in the north of the site on 12 profiles at 3 different dates with a better spatial resolution (1 m spacing between electrodes). The results of this study (Verdet *et al.* 2020a) contributed to the understanding of the geology by defining a new limit between Santonian and Coniacian limestone at 182 m NGF (Fig. 1) and corroborated the presence of a conduit in the massif likely to feed the SAS of the cave.

A temporal monitoring by ERT composed of four profiles (N50, N100, S50, S100) (Fig. 1) was set up in the northern part of the site by Xu *et al.* (2015) in order to study the variation of the resistivity according to the climatic data and to better understand the water flows arriving to the cave. The results obtained after temporal monitoring

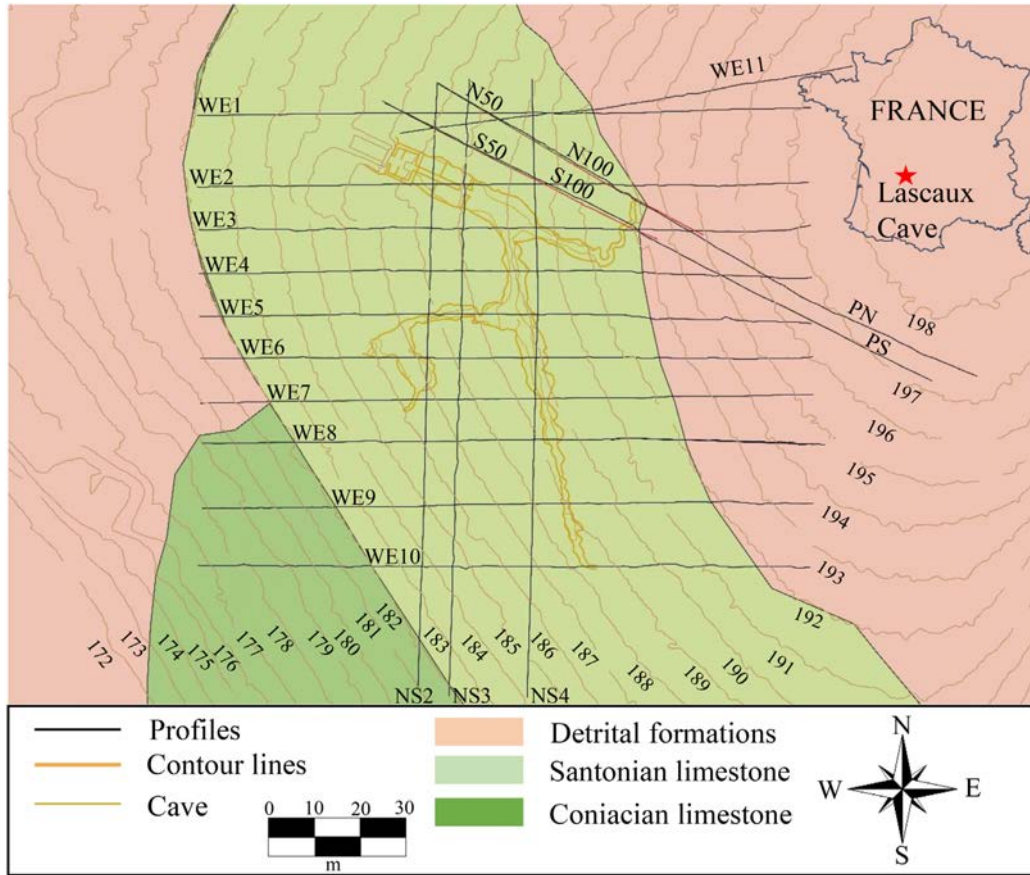


Figure 1. Location of the profiles and the geology of the site (Geology from (Verdet *et al.* 2020a)).

corroborated that ERT measurements are very effective in determining dry and wet periods in the massif. They also helped us to predict the cessation and resumption of water flow in the cave based on the resistivity variations in the massif.

2.2. Methods

Two different methods will be applied in this study: HAC, where the choice of the number of clusters is made after the classification (unsupervised), and K-means, where the number of clusters is needed to initialize the algorithm (supervised). The choice of the optimum number for clustering will be made based on the Dendrogram and Elbow method. Next, the classification results will be compared by drawing on our geological knowledge of the site and parameters such as the SI and the CV. It should be noticed that the classifications will be carried out with the logarithmic values of the resistivity.

2.2.1. the hierarchical agglomerative clustering

The HAC is one of the most widely used methods in ERT because it allows a set of individuals to be partitioned based on their proximity matrix.

2.2.1.1. Classification algorithm This algorithm treats all the data as a single cluster and gathers N individuals in pairs according to their distance from each other to form new clusters. In order to keep it simple, the example below (Fig. 2) shows a distribution of

points in 2D, but it should be reminded that the resistivity values are distributed in 1D.

The algorithm works as follows. First, each individual is considered as a single cluster. Second, the two closest (Euclidean distance) individuals are merged and represented by their center of gravity (Fig. 2a). The algorithm then calculates the new distances between the clusters. Once the distance matrix (see section 2.2.1.2 for definition) is performed, the clusters are merged into pairs (Figs 2b and c) until all clusters have been merged into a single cluster (Fig. 2d) containing all data.

2.2.1.2. Distances and aggregation method To calculate the distance matrix, we defined the following means:

A metric calculation that consists in measuring Euclidean distances (1) (distance between two points).

$$d(A, B) = \sqrt{(Ax - Bx)^2 + (Ay - By)^2} \quad (1)$$

where A and B will be, in this study, the logarithmic resistivity.

As an aggregation method, Ward's method (2) consists in joining the clusters at each iteration on the criterion of the minimum loss of inertia. That is, at each step of the HAC algorithm, Ward's method will gather the elements that minimize the loss of inter-class inertia. This method is defined by:

$$\nabla(A, B) = \frac{m_A m_B}{m_A + m_B} \|G_A - G_B\|^2 \quad (2)$$

where m_A is the number of individuals in class A and m_B is the number of individuals in class B . $\|G_A - G_B\|^2$ is the squared distance between the centers of gravity of class A and class B .

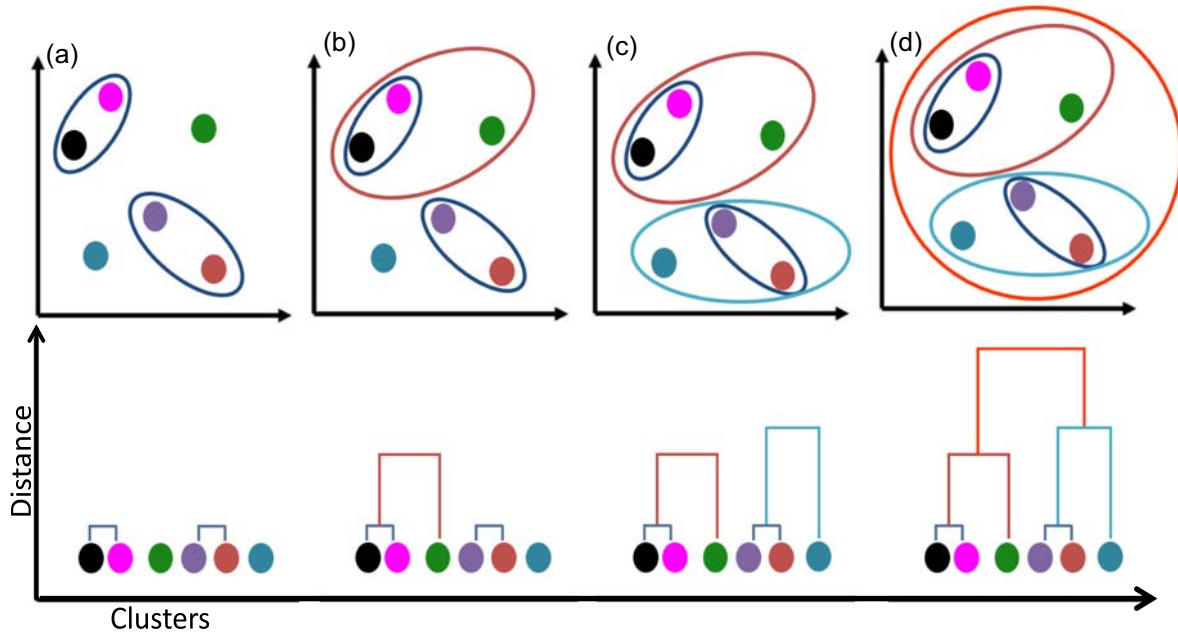


Figure 2. The upper part of the figure represents the individuals according to the distances and aggregation method. The lower part represents a dendrogram formed for each step.

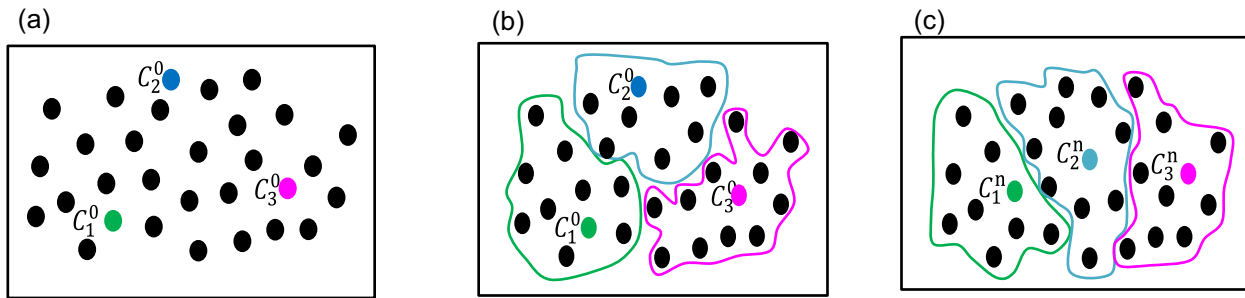


Figure 3. K-means algorithm. In the figure, the black points represent the data and the colored points represent the centroids.

2.2.2. The K-means

The method of classification around moving centers, known as K-means, is one of the most widely used (Berkhin 2006) and is considered as the statistical method best suited to data analysis. The algorithm consists of iterations to partition the dataset into K sub-clusters. The objective of this method is to minimize the distances between the individuals (resistivity) and the cluster centroid.

2.2.2.1. Classification algorithm In contrast to HAC, the K-means algorithm aims to classify the data without any hierarchical link in the clusters.

The algorithm works as follows. Once the number of clusters (K) has been chosen, the points considered to be the centroids of each class are set randomly (Fig. 3a). Next, each individual is assigned to its nearest centroid (Fig. 3b). The centroid positions of each group are then updated again (The centroid moves to the barycenter of the class) (Fig. 3c). The centroid updates are repeated until the average distance between the points and their center of gravity is minimal.

2.2.3. Choice of the number of clusters: elbow method and dendrogram

The choice of an optimal number of clusters dividing data is one of the most difficult tasks. Various options are available to estimate a number of clusters considered being optimal using criteria such as the Elbow method, the SI and the Semi-Partial R-Square (SPRSQ), but knowledge of the context of the site is essential for choosing the number K that is best suited to the problem.

In this study, the Elbow method, which is a heuristic method, will be used to determine a number of clusters assumed to be optimal. The choice of this method is based on findings from other studies such as those by Syakur *et al.* (2018) and Bholowalia (2014), which used this method to find the optimal number of clusters in their studies.

The Elbow method consists in calculating the intra-class inertia (I) (3), i.e. the sum of the squared distances of each observation to the centroid of its cluster.

$$I = \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^{N_k} (x_{ik} - c_k)^2 \quad (3)$$

where K is the number of clusters, N_k is the number of data in cluster k, x_{ik} is a data item of cluster k and c_k is the center of gravity of cluster k.

Once the values of the inertia are obtained by applying the K -means and the HAC to the global data from 1 to K clusters, the results will be represented with a graph. The smallest radius of curvature, called the Elbow in the method, is considered to indicate the optimal number of clusters.

Furthermore the HAC method results in a classification tree also called a dendrogram that can be cut at various level (see below fig. 6) given rise to various number of clusters. The height of the dendrogram represents the distance between the clusters, the lower the distance, the higher the number of cluster more and more homogeneous. The dendrogram can be helpful in choosing the optimal number of clusters, because each node of the dendrogram provides visual information on the structure of individuals. The higher the cut, the less homogeneous the cluster.

2.2.4. Cluster validity indices: silhouette index and coefficient of variation

The results obtained from clustering may vary from one method to another. This can raise doubts as to the choice of the best clustering method. Nowadays, several indices such as the SI (Rousseeuw 1987), the DB (Davies & Bouldin 1979) and the Dunn index (Dunn 1973) are based on the distance between clusters and can be used to assess the quality of the classification.

For our study, the SI (Rousseeuw 1987) will be used because only two parameters are needed: the results from the clustering methods (HAC and K -means) and the Euclidean distance between individuals (resistivity values). The choice of this index is based on a previous study (Arbelaitz *et al.* 2013) that compared 30 cluster validity indices and showed that the SI obtains the best results. Another study (Chouikhi *et al.* 2015) that also compared clustering validity indices shows that Silhouette can be considered as the best performing index for clustering.

To calculate the global SI, we need to calculate the SI of each data item from a set of N data organized in K clusters. For a given piece of data (i) from a given cluster a we calculate the average distance $a(i)$ from this point (i) to all the other points in its own cluster; next we calculate the average distance from this point to each point in the other clusters and choose the minimum average distance $b(i)$.

We denote as $S(i)$ the SI of point (i) of cluster a :

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(b(i), a(i))} \quad (4)$$

The SI of the whole set of SI data is the average of the indices $S(i)$.

$$SI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S(i) \quad (5)$$

Silhouette is an index that can show how close an object is to its own cluster compared to other clusters. The values of the SI are between -1 and 1. A high value means that the individual corresponds to its own cluster. A low value means that the individuals are not in their correct cluster. When most of the individuals have a high value, the clustering method is considered satisfactory. On the other hand, if the index is negative or low, the clustering configuration might yield too many or too few clusters.

Additionally, we will use the CV, which is defined as the ratio of the standard deviation to the mean. This standardized measure can help to assess the dispersion of the data.

$$CV = \frac{s}{\bar{x}} \times 100 \quad (6)$$

where s is the standard deviation and \bar{x} is the mean

The lower the CV, the lower the dispersion.

3 RESULTS

The objective of this section is to compare, based on some specific indices, the results obtained by each of the two classifications, taking into account the geological knowledge that we currently have of the site. Let us recall that the structuring of the data into a few clusters aims at subdividing the massif into domains that are as homogeneous as possible while respecting the geology in order to attribute to each of them different thermal properties in a 3D model.

3.1. Selecting data

The thermal behavior of the cave mainly depends on the rock mass above it. Therefore, our interest lies in the upper part of the massif (belonging to the Santonian stage) and the sides of the cave (known to be detrital formations). From all the resistivities derived from the 20 ERT profiles, in order to extract only those concerning the superficial zone (Santonian and detrital formations) and to exclude those related to the Coniacian, two criteria are applied. The first criterion relates to the altitude of the Coniacian-Santonian interface, estimated locally to be sub-horizontal at 182 m NGF (French ordnance datum) (Verdet *et al.* 2020a). The second criterion is based on the resistivity values. Each of the twenty resistivity models shows a transition zone below 182 m NGF, as can be seen, for example, in the profile NS4 (Fig. 4). This interface should be sharper given our geological knowledge of the site. Moreover, the Santonian is known to have much lower resistivity values than those of the Coniacian (Verdet *et al.* 2020a).

At the interface, resistivity values vary from one profile to another, from a lower limit of about 140 Ω -m to an upper limit of about 300 Ω -m or more (Fig. 4b).

The application of the HAC method to the whole data (57 760) with two clusters corroborate this value since both clusters correspond to resistivities below and above 210 Ω -m. The application of criteria (altitude < 182 m NGF and resistivity > 210 Ω -m) leads to exclude the data corresponding to the Coniacian (17 350). Therefore, the classifications will be carried on the remaining data (global data: 40 410).

3.2. Assessment of clustering methods

To compare the results from the two chosen clustering methods (HAC and K -means), the global data (40 410 values) from the 20 profiles are used (Fig. 1).

The results from the Elbow method are illustrated in Fig. 5. The number of clusters into which the global data were divided for each method (1–10) is plotted on the abscissa axis to find the optimal number. The ordinate axis shows the intra-class inertia calculated for each method.

The red line marks the elbow point of each method. The result obtained shows that a classification into three clusters may be considered as optimal. The Elbow method shows that the greater the number of clusters (K), the lower the intra-class inertia. However, the intra-class inertia decreases only slowly after $K = 5$, which means that we would not observe big differences between five, six or more clusters.

The Elbow method allows us to quickly estimate an optimal number of clusters from a computational point of view. At this

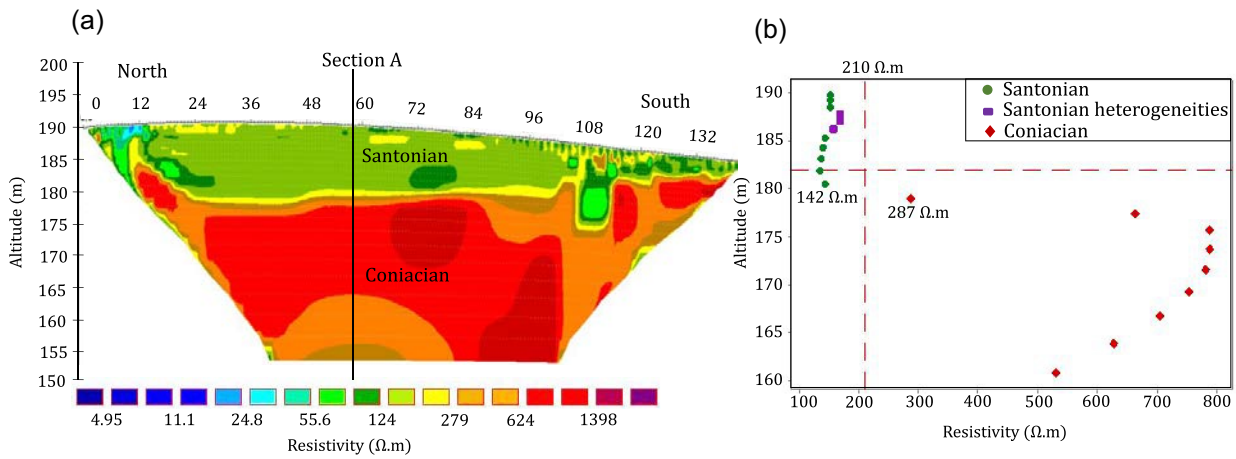


Figure 4. Profile NS4. (a) ERT model displaying the resistivity measurements. (b) Section A (Evolution of resistivity with depth).

The Elbow Method

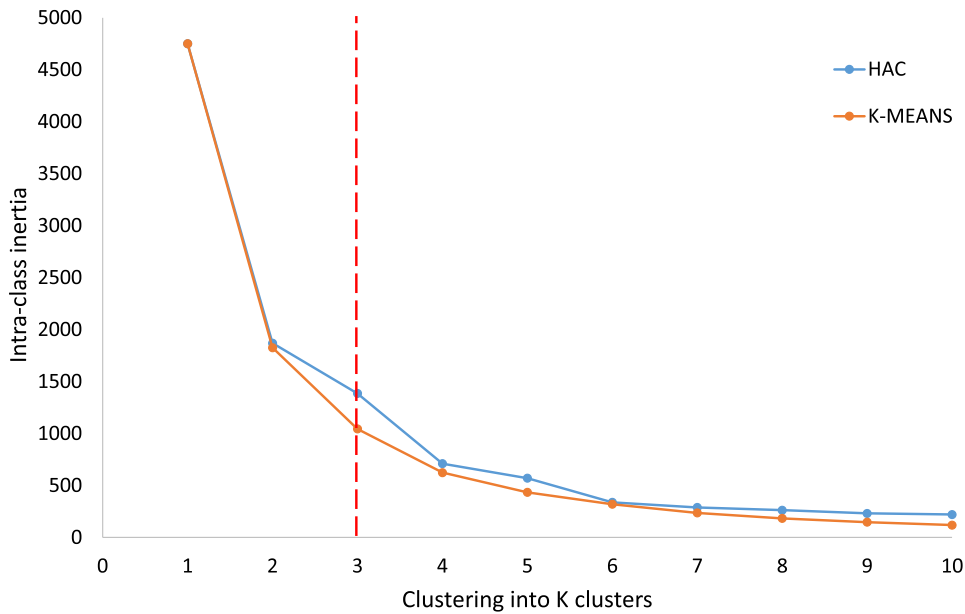


Figure 5. Elbow method used on the results stemming from the application of the K -means and the HAC to the global data.

point, it is difficult to make a choice (Fig. 5) of a number of clusters, so, we will analyze the dendrogram derived from the HAC method.

The dendrogram (Fig. 6) gathers all the electrical tomographic measurement profiles (40 410 global data) (Fig. 1). Clusters are plotted on the x -axis and the distances at which the clusters are gathered are plotted on the y -axis.

Cutting the dendrogram into different levels yields a set of clusters. When the dendrogram is cut into two clusters (Fig. 6), two groups can be distinguished. The first cluster contains 31 892 resistivity values (Clusters 1, 2, 3 and 5) and the second cluster contains 8518 resistivity values (Cluster 4).

Once we cut the Dendrogram into three clusters, the Cluster 4 remains, with the same set of values. A new cluster (Cluster 3) appears. Cutting it into 4 clusters leads to the appearance of a new cluster (Cluster 5) that just contains a small group of high resistivity values (1219), the median of which is (754 $\Omega \cdot m$).

Finally, the dendrogram cut into five clusters shows more information. The C3 yellow, C4 blue and C5 magenta clusters remain,

with the same previous values while a new purple cluster C2 appears containing 11 196 resistivity values. The following histogram shows a global view of the data classified into five clusters (Fig. 7). On the x -axis, the resistivity values are presented in logarithmic scale.

K -means is a method that does not provide a dendrogram to get a hierarchical overview of the number of possible clusters. The classification into two clusters led to a cluster comprising 30 155 resistivity values and a second cluster with 10 255 values. With 3 clusters, the previous cluster 1 is decomposed into two clusters (clusters 1 and 3). Cluster 2 is very similar to the previous clustering. Classification into 4 clusters does not provide more information in the central part but it only separates the highest resistivity values in a new cluster.

The clustering into 5 classes with the k -means is illustrated (Fig. 8); the resistivity values are presented in logarithmic scale. Clusters 1, 2 and 4 weakly vary from the previous clustering. Cluster 3 represents the most resistive values with a median of 806 $\Omega \cdot m$

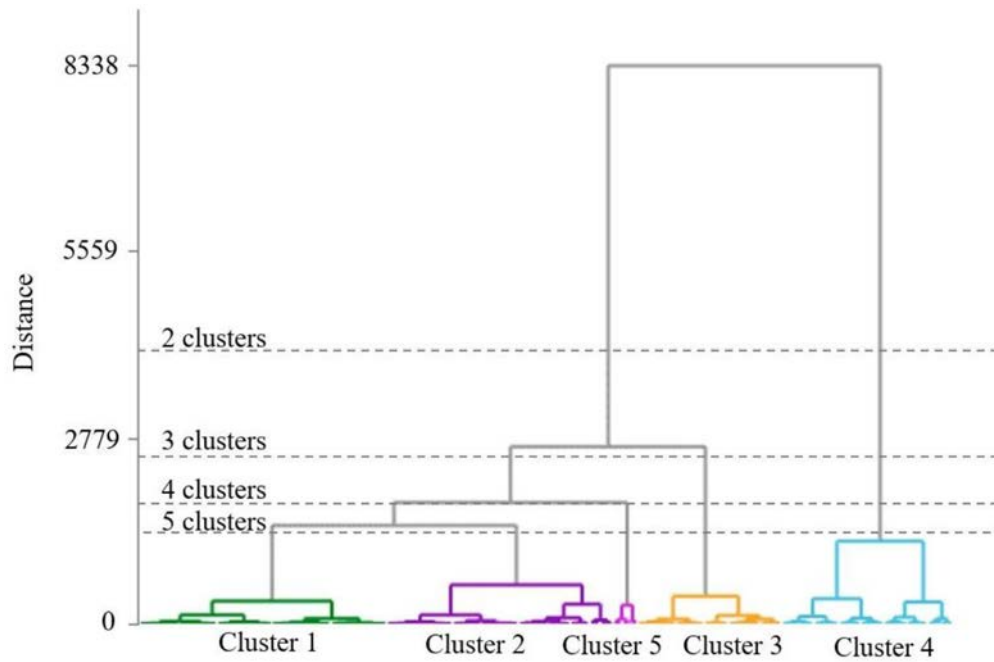


Figure 6. The dendrogram applied to the global data using the HAC method.

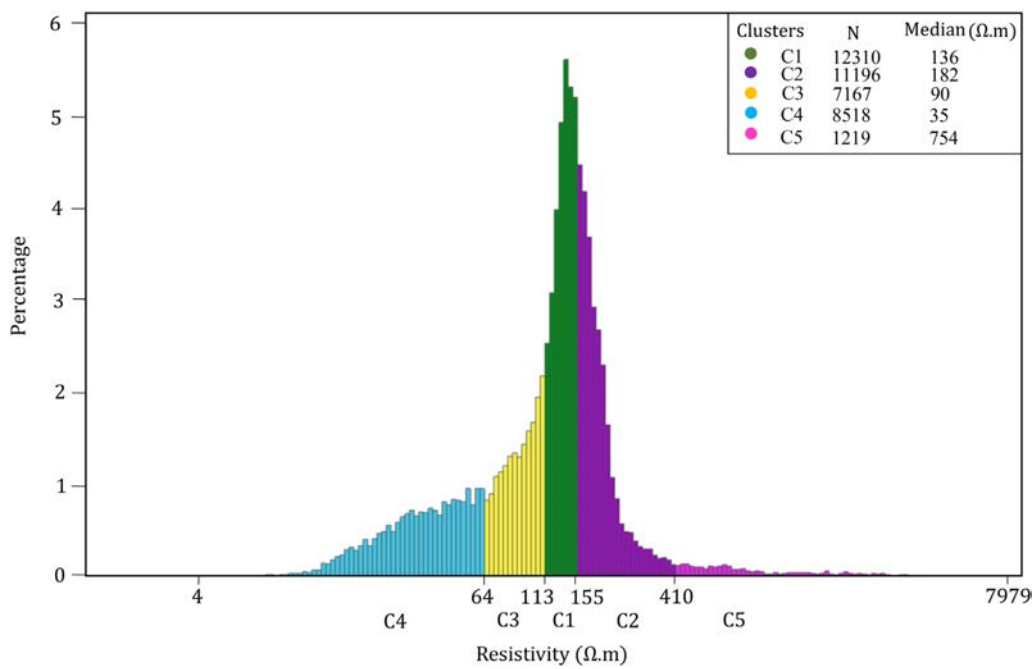


Figure 7. Clustered histogram after applying the HAC method to the global data

and cluster 5 has values between 159 Ω.m and 441 Ω.m and a median of 186 Ω.m.

3.3. Comparison of the results: example applied to profile WE7

As an example, we analyze the results of the global classifications containing all the profiles using the profile WE7 (Fig. 9). Clustering into 4 classes will not be presented because it provides only little details on the western and eastern parts of the profiles but not in the

central part of the rock mass, which is the main area of interest of our study.

3.3.1. Clustering into two classes

Both methods (Fig. 10) allow the identification of the two formations known from the geology of the site. C1 represents mainly the Santonian (central part of the profile), except the green zone (between 40 m and 60 m), which is less resistant within the Coniacian, while C2 depicts the detrital formations (eastern and western parts of the profile). With the HAC method, C1 (Fig. 8a) has a median

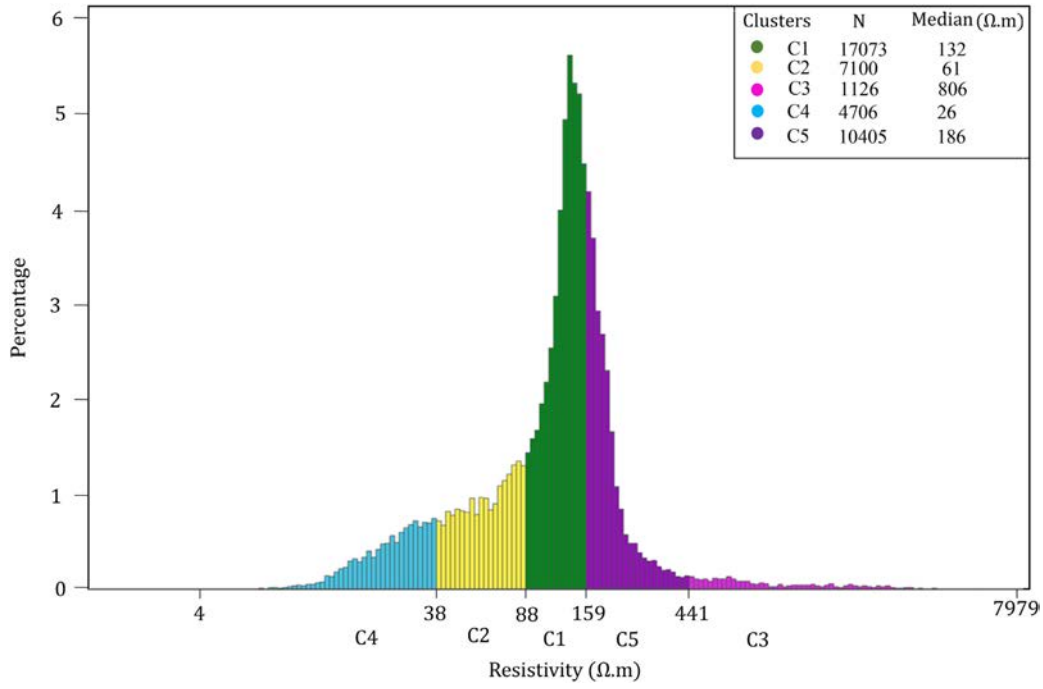


Figure 8. Clustered histogram after applying the K-means method to the global data

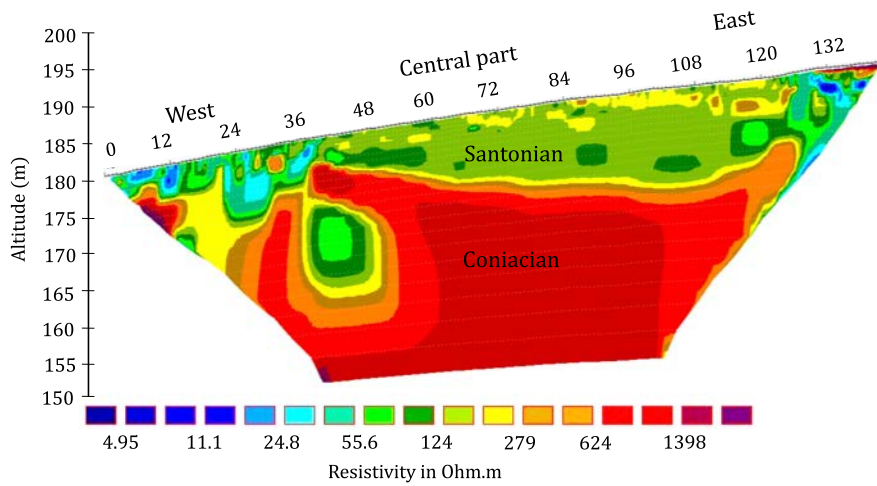


Figure 9. WE7 profile ERT after inversion

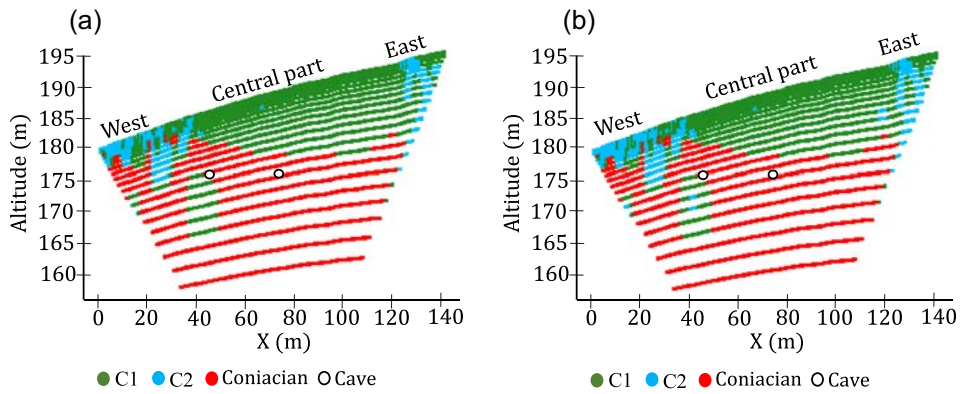


Figure 10. Profile WE7 (Clustering into two classes): (a) HAC method, (b) K-means method.

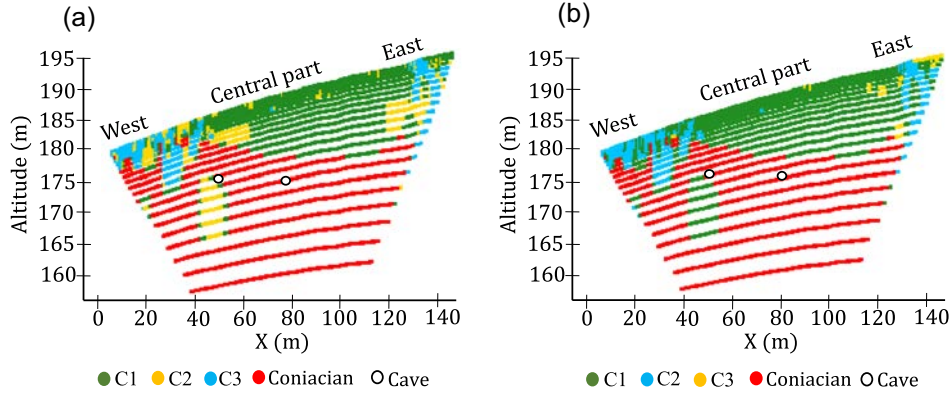


Figure 11. Profile WE7 (Clustering into three classes): (a) HAC method, (b) *K*-means method.

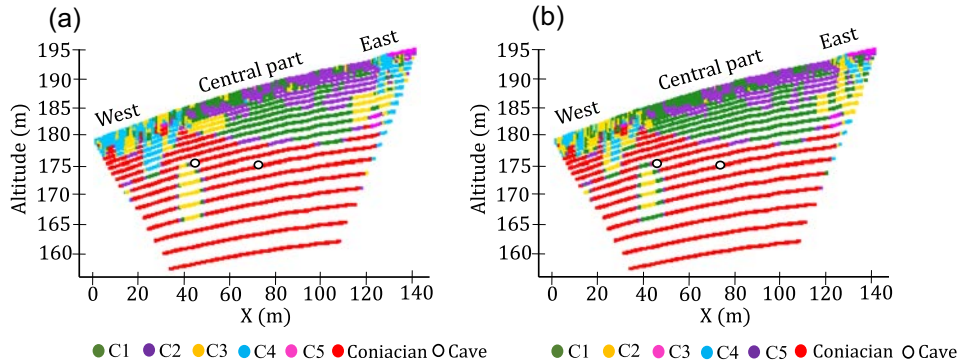


Figure 12. Profile WE7 (clustering into five classes): (a) HAC method, (b) *K*-means method

resistivity of $144 \Omega\cdot\text{m}$, which is not significantly different from that obtained with *K*-means ($146 \Omega\cdot\text{m}$).

The median of C2 is $35 \Omega\cdot\text{m}$ with HAC and $41 \Omega\cdot\text{m}$ with the *K*-means method (Fig. 10b). Some green values (C1) are included in this zone (Fig. 10a and b), which corresponds to more resistive areas.

Some differences can be observed regarding the spatial distribution of resistivity values in the west upper part of the profile between 20 and 25 m along the horizontal axis. The upper resistivity limit and the number of data for C2 are slightly higher with the *K*-means algorithm ($77 \Omega\cdot\text{m}$ and 10 255 resistivity values) than with the HAC method ($64 \Omega\cdot\text{m}$ and 8518 resistivity values).

In order to describe the differences between the results and improve the segmentation of the data, we will analyze the results with 3 clusters (Fig. 11), expecting to highlight the heterogeneities that are known in the central part of the massif. It should be recalled that these features are important for our future thermal simulations.

3.3.2. Clustering into three classes

With the HAC, the domains represented by C2 (Fig. 11a) which resistivity are from $64 \Omega\cdot\text{m}$ to $113 \Omega\cdot\text{m}$ come essentially from the previous cluster 1 (Fig. 10a) whereas these domains are underrepresented with *K*-means. The identification of those domains using the HAC is a very important result because these low resistivity values are generally due to the presence of water or clay in Santonian limestone, as demonstrated by Xu *et al.* (2017). C1 has a very similar median ($155 \Omega\cdot\text{m}$ for HAC and $142 \Omega\cdot\text{m}$ for *K*-means) with both clustering methods.

The characterization of the massif with three clusters is not yet satisfactory even if a classification into three clusters is considered to be optimal on the basis of the Elbow method. Our project focuses on the thermal transfer in the upper part of the rock mass (central part), so the heterogeneous zones should be detected. These areas would indeed have different thermal diffusivities and thus different behaviors, which should be considered in the 3D construction of the massif.

3.3.3. Clustering into five classes

The clustering methods with 5 classes are illustrated in Fig. 12. For the central part, both methods tend to distinguish heterogeneities with a new purple cluster (Fig. 12a and b). These new clusters, the purple ones, correspond to resistivity values from $155 \Omega\cdot\text{m}$ to $410 \Omega\cdot\text{m}$ for the HAC and from $159 \Omega\cdot\text{m}$ to $441 \Omega\cdot\text{m}$ for the *K*-means. The green area corresponds to a less resistive limestone which resistivity is from $113 \Omega\cdot\text{m}$ to $155 \Omega\cdot\text{m}$ for the HAC and from $88 \Omega\cdot\text{m}$ to $159 \Omega\cdot\text{m}$ for the *K*-means. Each of these clusters correspond to the Santonian formation.

In the west, the HAC method shows yellow areas (C3) with resistivity from $38 \Omega\cdot\text{m}$ to $88 \Omega\cdot\text{m}$ within the Santonian (Fig. 12a), which corresponds to a conductive zone. However, those resistivity values belong to the green cluster with *K*-means (Fig. 12b), and are therefore not distinguished.

At the eastern end of the profile, both methods discriminate a new cluster at the surface (Fig. 12) that correspond to an area that is known to be composed of sands. The heterogeneities of the detrital formations (blue and yellow clusters) in the eastern and western

Table 1. CV (per cent) of the global clustering by HAC and *K*-means

Number of clusters (<i>K</i>)	Method	CV from the global clustering					
		Santonian (C1)	Detrital formations (C4)	Heterogeneities in the detrital formations (HAC = C3 and <i>K</i> -means = C2)	Heterogeneities in the Santonian (HAC = C2 and <i>K</i> -means = C5)		Sand (HAC = C5 and <i>K</i> -means = C3)
					Low values	High Values	
2	HAC	151%	40%	-	-	-	
	<i>K</i> -means	149%	77%	-	-	-	
3	HAC	146%	40%	16%	-	-	
	<i>K</i> -means	29%	97%	-	-	42% (C3)	
5	HAC	8%	40%	16%	24%	84%	
	<i>K</i> -means	15%	30%	24%	-	25%	

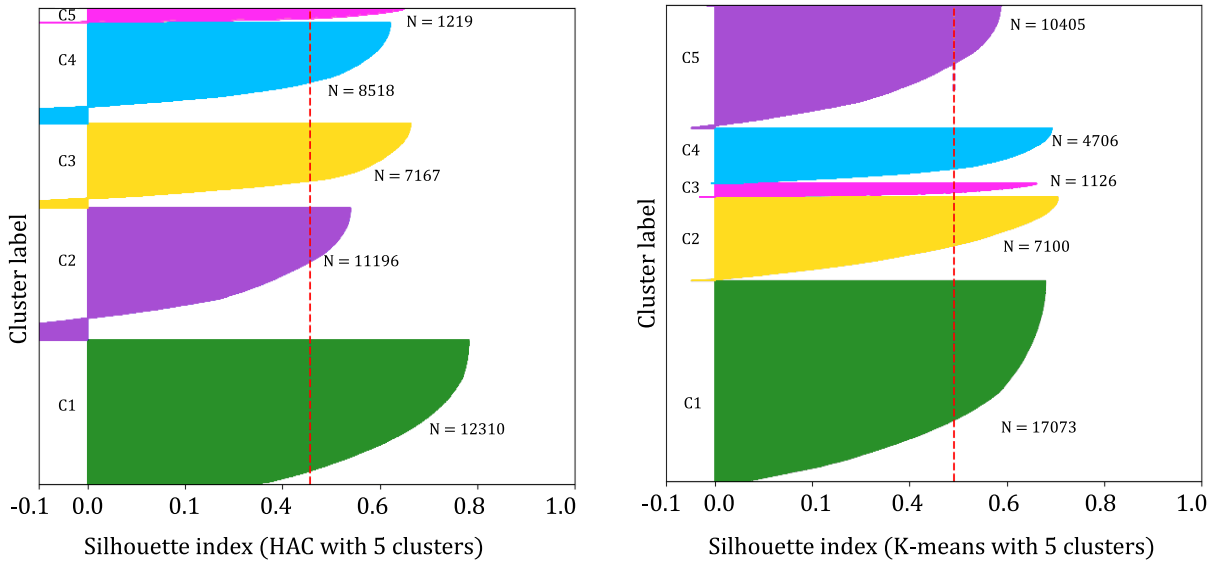


Figure 13. SI applied to the *K*-means on the right and the HAC on the left. The colors are similar as in Figs 7, 8 10, 11 and 12. *N* is the total individuals for each cluster. The red dashed line marks the global SI (0.46 for the HAC and 0.49 for the *K*-means).

parts of the profile are spatially similar, but with a different upper limit of the resistivity ranges (113 for HCA and 88 for *K*-means).

In order to obtain more objective criteria for choosing clustering methods, in the following section we will test the two parameters mentioned above (CV and SI).

3.4. Cluster validity indices

The results of the indices presented in this section can serve as a guide for the choice of the method best suited to the project outcomes. We start by analyzing the CV (Table 1) and then analyze the SI (Fig. 13) in order to see how the resistivity values are classified.

The indices of the CV from the global clustering with the two different methods when the number of clusters is changed are reported in Table 1. With two clusters, in C1 (Santonian), the CV starts at 151 per cent with the HAC and at 149 per cent with the *K*-means, which indicates a very high dispersion for the clustering into two clusters. Once the number of clusters increases (from three to five clusters), the CV of C1 decreases drastically with the HAC, from 146 per cent to 8 per cent, reflecting a lower dispersion of values. With the *K*-means the CV decreases from 29 per cent to 15 per cent with five clusters.

For the detrital formations (C4), the CV (40 per cent) has not changed with the HAC method because the lower and upper limits have remained constant throughout the different classifications. However, the CV associated with *K*-means is not stable because the upper limit of the cluster has changed in each classification. Nevertheless, the CV decreased considerably (from 77 per cent to 30 per cent), reflecting a diminution in data dispersion.

Regarding the heterogeneities of the detrital formations (respectively C3 and C2 for HAC and *K*-means), the boundaries of the cluster have not changed throughout the classification, which explains why the CV in the HAC has remained constant (16 per cent). However, with *K*-means the lower and upper limits have changed, which is highlighted by the decrease in the CV from 42 per cent to 24 per cent.

Sand represents the highest CV (84 per cent for the HAC-cluster 5, and 81 per cent for the *K*-means-C3). The values that make up this cluster are widely dispersed: they range from 410 Ω·m or 442 Ω·m to 7979 Ω·m, resulting in a significant data dispersion.

Santonian heterogeneities with the highest resistivity values (in purple) have a very similar CV (24 per cent for HAC-C2 and 25 per cent for *K*-means-C5). The small difference between the lower and

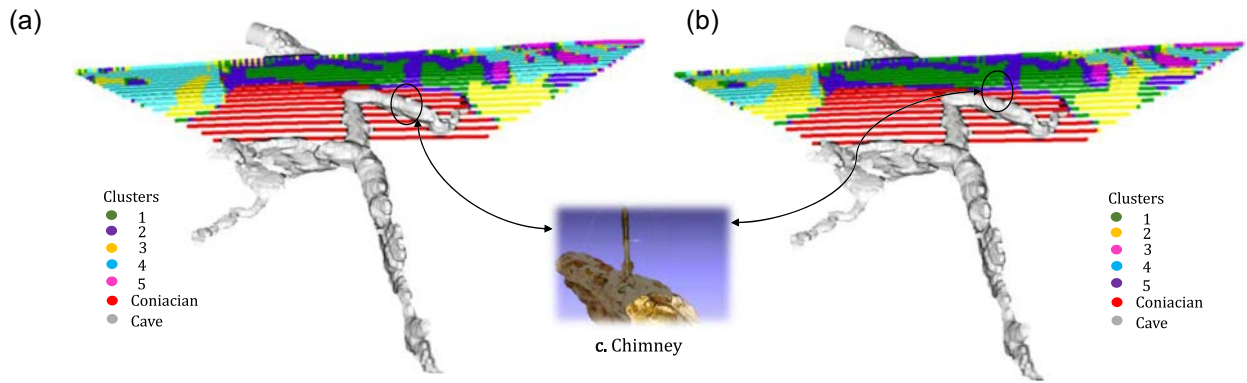


Figure 14. WE3 profile. (a) Clustering by HAC. (b) Clustering by *K*-means. (c) 3D Visualization of the cave with respect to clusters obtained along a small vertical chimney (circled), which is located in the central part of the profile.

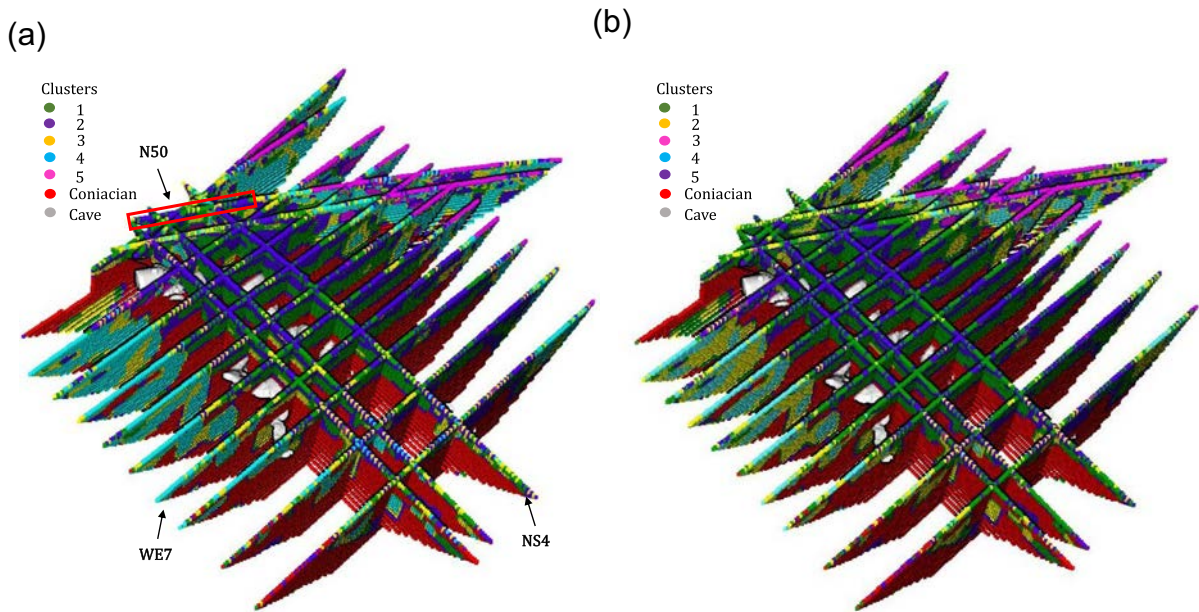


Figure 15. Global presentation of all profiles. (a) Clustering by HAC with five classes. (b) Clustering by *K*-means with five classes.

upper limits explains this similarity. The CV is considered as low, which means a weak dispersion of the data.

Clustering into three or five allows the HAC to differentiate the detrital formations as well as the Santonian heterogeneities of the high (in purple) and low (in yellow) resistivity values, whose CV is 16 per cent. However, the *K*-means only shows the highest Santonian heterogeneities and does not highlight the appearance of the lowest values, because they are still included in C1 (in green).

The resulting SI values are calculated with all profiles and with different numbers of clusters. In general, the index value ranges from -1 to 1 . Both methods clustering into two classes are generally well classified, because the SI is very similar (0.63 for HAC and 0.61 for *K*-means).

However, for the dataset clustering into three classes, the results are different from the previous ones. The index decreases from 0.63 to 0.41 for the HAC classification. This decrease is due to the very high resistivity values of C1 corresponding to sands which are still in the set of resistivity of the central part (the Santonian formation). The opposite occurs for *K*-means: the SI increases from 0.61 to 0.65

because this method classes the very resistive values in a separate cluster (sand).

For the classification with five clusters (Fig. 13), the global SI values are very similar (0.46 for the HCA versus 0.49 for the *K*-means). Both values could be considered as correct. But if we analyze cluster by cluster, we observe that in C1 (Santonian), the SI ranges from 0.40 to 0.78 for the HAC, while with the *K*-means it ranges from 0.03 to 0.70. This means that the resistivity values composing the Santonian are better classified with the HAC, which is consistent with the CV values (8 per cent for the HAC versus 16 per cent for the *K*-means). Once we observe the differences between the other clusters, we can see that some points in the HAC are misclassified. The quality of the results estimated from SI with 5 clusters are very similar, so we would need more information to be able to choose the most convenient method.

4 DISCUSSION

The application of the classification methods to all the profiles (Fig. 1) has provided us with a global vision of the segmentation of

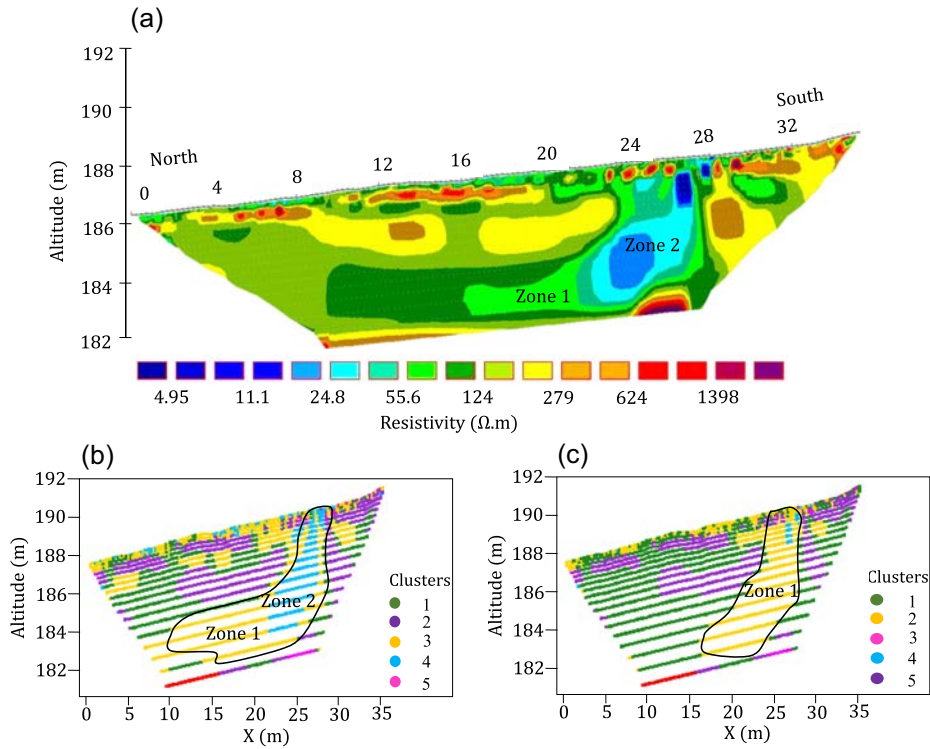


Figure 16. Profile N50. (a) Resistivity model (N50) by (Xu et al. 2016). (b) Clustering by HAC method. (c) Clustering by *K*-means method.

the massif. Using the Elbow method, we have been able to determine that with three clusters the classification could be considered as optimal. However, the dendrogram has given us an overview of the order of aggregation of the clusters; we have been able to verify that from five clusters we would obtain more information in the upper part of the rock-mass, which is our main area of interest.

Clustering into 2 classes highlights the two formations known from the geology of the site (Santonian and detrital formations). It should be noted that the detrital formations with low resistivity values are clearly identified by the HAC, where the lower and upper limits of the resistivity interval will remain constant from 4 Ω·m to 64 Ω·m, whereas with *K*-means the upper limit evolves as the number of clusters increases. This can be explained by the HAC algorithm, where two joined points can no longer be separated, which is not the case for the *K*-means.

At this stage, clustering into two classes does not provide enough details, especially in the central part (Santonian), since we are looking for heterogeneities in the upper part of the rock mass.

Clustering into three classes allowed us to observe different results according to the method. The HAC revealed the existence of heterogeneous zones in the Santonian, with lower resistivity values. The *K*-means was not able to separate those resistivity values into a new class. However, the *K*-means could separate the very resistive values in the detrital formations (sands) into a single cluster.

At this point, if we have to choose between the two methods, we would certainly choose the HAC because we obtained more details in the upper part of the rock mass, which are important for the thermal transfer above the cave.

Clustering into five classes makes the two methods converge to a quite similar solution. Both methods highlight the existence of heterogeneities in terms of high resistivity values in the Santonian (C2 with HAC and C5 with *K*-means), with different numbers of values and different resistivity ranges, but with similar CV (Table 1).

The choice of classification based on these clusters is not evident. However, it can be seen that only the HAC continues to highlight the heterogeneous zones of low resistivity in the west and east of the Santonian (C3), whose limits are between 64 Ω·m and 113 Ω·m. The *K*-means differentiates only a part of the low-resistivity heterogeneous zone in the east. This is explained by the limits of C2, which are between 38 Ω·m and 88 Ω·m. Once again, the choice will depend on the objective.

Indices are often used as decision aid tools. Could the indices (CV and SI) help us to decide which partitioning method would be the most appropriate? We have observed that the CV decreases or remains constant with the HAC method, irrespective of the number of clusters, but this is not the case for the *K*-means, as the number of clusters increases. However, we noticed that for the detrital formations, the HAC has maintained the CV constant (40 per cent) since the beginning of the classification. That is not the case with *K*-means, which has a lower final CV (30 per cent) with a lower range of resistivity. We have obtained better results with the HAC for the low value heterogeneities of the Santonian, which have not been totally segmented with the *K*-means. Finally, for the high values (Santonian heterogeneities and Sand), the CV values were almost identical with the two methods. If we rely on the results obtained from the CV to choose a method, we would choose the HAC as it presents less dispersion in the areas we are interested in (Santonian and its low value heterogeneities).

Based on the overall values of the Silhouette Index, the *K*-means method could be chosen; however, the range of values of the individual indices for class 1 that corresponds to the main part of the area above the cave is better with HAC than with *K*-means.

The indices provide an idea on how well or badly the data are clustered, but how do we decide whether $SI = 0.49$ (*K*-means) is better than $SI = 0.46$ (HCA)? How do we ultimately make our choice? We have chosen HAC clustering based on the analysis of

the global classification applied to profile WE7, and to confirm our hypothesis we will try to validate it by looking at some structural elements and known geological details.

First, we look at a particular feature, namely a chimney that is clearly visible on the 3D numerical model of the cave (Fig. 14). This chimney is 3 m high and 60 cm wide and is located in the central part of the WE3 profile. We could say that this area (dark blue) represents high resistivity values of the materials around the chimney. Both clustering methods succeed in imaging this area. From this example alone, it would be possible to conclude that the two methods are equivalent.

The totality of the profiles with the HAC (Fig. 15a) and K-means (Fig. 15b) classifications with 5 clusters are illustrated in Fig. 15. On a large scale, the two results are very similar; both methods show a geological continuity between all the profiles, with details in the Santonian and detrital formations. Based on this global comparison, one could hesitate and still consider the two methods as equivalent.

The choice of one method over the other cannot be made at the global level but by studying the details of the classification applied to each profile. We take as an example the profile N50 (Fig. 16a) (March 2013 under the same climatic conditions), which is one of the profiles that is known to have a conduit (Verdet et al. 2020b). This profile is one of the time-lapse profiles that has been studied for more than 10 years (Riss et al. 2016; Xu et al. 2017; Verdet et al. 2020b). Therefore, because N50 is located near the entrance of the cave (Fig. 1), the global classification is applied to this profile (Figs 16b and c) in order to verify which of the two classifications yields results consistent with what can be seen on the ERT profile

The blue zone of low resistivity (Fig. 16a) corresponds to a well-known karstic conduit containing a significant amount of water, particularly in March (date of the measurements). HAC discriminates two zones, while K-means fails to (Fig. 16c). Obviously, with the objective of thermo-aerualic modeling in mind, it is very important to highlight these kinds of areas that influence the propagation of the thermal wave. This area is highlighted better with HAC (Fig. 16b) than with K-means (Fig. 16c).

These results allow us to conclude that geological knowledge remains essential to performing clustering properly, despite the fact that other clustering methods could provide better-quality indices.

5 CONCLUSION

Geophysical research carried out over the last 10 years has aimed to characterize the massif around the Lascaux Cave using Electrical Resistivity Tomography (ERT). The latest geophysical studies have shown that the massif in which the cave develops (karstic environment) is very heterogeneous. The results of two clustering methods (HAC and K-means) have been compared with two different indices, the CV, the SI and our partial geological knowledge of the site since no drilling is possible (World Heritage site).

ERT images show the diverse heterogeneities that exist in the massif. The application of the two different methods to all profiles at once have shown that with three clusters, the HAC distinguishes the zones with high water or clay content in the massif (heterogeneities in the Santonian with low resistivity). The delimitation of these heterogeneities in the upper part of the profiles (Santonian) is an important finding of this study, since we sought to get as close as possible to geological reality. Highlighting zones with high water content, which will influence the thermal properties, is also important achievement. With five clusters, the limits of C2 (HAC) and

those of C5 (K-means) are almost the same, so both methods recognize the high resistivity values in the Santonian. The HAC method highlights the heterogeneities with low resistivity values in the Santonian, while the K-means never shows them. These heterogeneities of the high and low resistivity values are essential for estimating thermal properties in different climatic conditions.

Globally, for the classification into three clusters, a better SI was obtained with K-means. For the classification into five clusters, the results from both methods were globally very similar. However, better results were obtained for HAC when analyzing cluster by cluster. The CV yielded better results with HAC than with K-means for the formations at the top of the massif.

Without any knowledge of the site geology, it is difficult to make the choice based on the indices. The results obtained from this study show that the application of quality indices gives an idea of the global distribution of data, but is not enough to make a choice between two methods. Whether other quality indices would help to make a decision remains an open question, but knowledge of the geology or of the data remains essential to obtain the desired result.

In the future, this work will allow us to integrate the thermal properties of the heterogeneity of the massif into the aerothermal simulations in the cave. Due to climate change and the evolution of the surrounding vegetation, thermal simulations in prehistoric caves need the clustering results to be very accurate. Furthermore, these methods could be applied to other fields such as seismology, where K-means is one of the most widely used methods. The question remains open on the application of HAC, which could yield more precise information. Clustering methods could help geotechnicians to segregate different formations in soil. The quality indices could be very useful, especially when the study focuses on a particular formation.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to thank the University of Bordeaux (France) for its financial support and the French Ministry of Culture (DRAC Nouvelle-Aquitaine) for access to the cave area and for their financial support.

Author contribution statement: H. Lharti, conceptualization, Writing-Original Draft. C. Sirieix, J. Riss conceptualization, Writing-Review & Editing and Supervision. C. Verdet, F. Salmon and D. Lacanette conceptualization, Writing-Review & Editing.

DATA AVAILABILITY

Due to the nature of this research, participants of this study did not agree for their data to be shared publicly, so supporting data is not available.

REFERENCES

- Arbelaitz, O., Gurrutxaga, I., Muguerza, J., Pérez, J.M. & Perona, I. 2013. An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern Recognit.*, **46**, 243–256. doi: 10.1016/j.patcog.2012.07.021
- Audebert, M., Clément, R., Touze-Foltz, N., Günther, T., Moreau, S. & Duquennoi, C. 2014. Time-Lapse ERT Interpretation Methodology for Leachate Injection Monitoring Based on Multiple Inversions and a Clustering Strategy (MICS). *Journal of Applied Geophysics.*, **111**(), 320–33. doi:10.1016/j.jappgeo.2014.09.024.
- Berkhin, P. 2006. A survey of clustering data mining techniques. in *Grouping Multidimensional Data*eds. Kogan, J., Nicholas, C. & Teboulle, M., pp. 25–71, Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag. doi: 10.1007/3-540-28349-8_2.

- Bholowalia, P. & Kumar, A. 2014. EB K-means: a clustering technique based on elbow method and K-means in WSN. *International Journal of Computer Applications*, **105**,(9), 0975–8887.
- Chouikhi, H., Charrad, M. & Ghazzali, N. 2015. A comparison study of clustering validity indices. *2015 Global Summit on Computer & Information Technology (GSCIT)*, pp. 1–4, Presented at the 2015 Global Summit on Computer & Information Technology (GSCIT), Sousse, Tunisia: IEEE. doi: 10.1109/GSCIT.2015.7353330.
- Davies, D.L. & Bouldin, D.W. 1979. A cluster separation measure. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, **PAMI-1**, 224–227. doi: 10.1109/TPAMI.1979.4766909.
- Delforge, D., Watlet, A., Kaufmann, O., Van Camp, M. & Vanclooster, M.P. 2021. Time-series clustering approaches for subsurface zonation and hydrofacies detection using a real time-lapse electrical resistivity dataset. *J. Appl. Geophys.*, **144**. doi:10.1016/j.jappgeo.2020.104203 .
- Dunn, J.C. 1973. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *J. Cybernet.*, **3**, 32–57. doi: 10.1080/01969727308546046.
- Ester, M., Kriegel, H. P. & Xu, X. 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, United States, **6**.
- Gallego, G., Cuevas, C., Mohedano, R. & Garcia, N. 2013. On the Mahalanobis distance classification criterion for multidimensional normal distributions. *IEEE Trans. Signal Process.*, **61**, 4387–4396. doi: 10.1109/TSP.2013.2269047.
- Genelle, F., Sirieix, C., Riss, J. & Naudet, V. 2012. Monitoring landfill cover by electrical resistivity tomography on an experimental site. *Eng. Geol.*, **145-146**, 18–29. doi: 10.1016/j.enggeo.2012.06.002.
- Guillot, P.-L., Feys, R., Lefavrais-Raymond, A., Platel, J.-P. & Lefavrais-Henry, M. 1977. Notice de la carte géologique de la France à 1/50000 - Terrasson, Ed. BRGM.
- Hellman, K., Ronczka, M., Günther, T., Wennermark, M., Rücker, C. & Dahlin, T. 2017. Structurally coupled inversion of ERT and refraction seismic data combined with cluster-based model integration. *J. Appl. Geophys.*, **143**, 169–181. doi: 10.1016/j.jappgeo.2017.06.008.
- Kutbay, U., Ural, A. B., Hardalaç, F. et al. 2015. Underground electrical profile clustering using K-means algorithm. Malatya, Turkey, pp. 561–564. doi:10.1109/SIU.2015.7129886.
- Kutbay, U. & Hardalaç, F. 2017. Development of a multiprobe electrical resistivity tomography prototype system and robust underground clustering. *Expert Syst.*, **34**, e12206. doi: 10.1111/exsy.12206.
- Lacanette, D. & Malaurent, P. 2014. Prévision climatique 3D dans la grotte de Lascaux. *karstologia*, **63**, 49–57.
- Lam, D. & Wunsch, D.C. 2014. Clustering. in *Academic Press Library in Signal Processing*, Vol., 1, pp. 1115–1149, Elsevier. doi: 10.1016/B978-0-12-396502-8.00020-6.
- Liu, M et al. 2019. Clustering based on covariance matrix for pollution areas identification in ERT monitoring of contaminated sites. *5th International Conference on Fuzzy Systems and Data Mining, FSDM 2019*. doi: 10.3233/FAIA190236.
- Macqueen, J. 1967. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Multivariate Observ.*, Vol 1, 281–297.
- Platel, J.-P. 1987. Le Crétacé supérieur de la plateforme septentrionale du Bassin d’Aquitaine. Stratigraphie et évolution géodynamique. Thèse Doctorat d’Etat ès-Sciences, Université de Bordeaux III, 573 p. avec atlas.. *Document B.R.G.M*, n° 164 (1989)
- Riss, J., Xu, S. & Sirieix, C. 2016. MULTIVARIATE STATISTICAL ANALYSIS - AN ALTERNATIVE METHOD TO TIME LAPSE INVERSION PROCESS FOR ELECTRICAL TOMOGRAPHY, *Presented at the Near Surface Geoscience 2016 - 22nd European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics*, Barcelona, Spain. doi: 10.3997/2214-4609.201601998.
- Rousseeuw, P.J. 1987. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *J. Comput. Appl. Math.*, **20**, 53–65. doi: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
- Sabor, K., Jougnot, D., Guerin, R., Steck, B., Henault, J.-M., Apffel, L. & Vautrin, D. 2021. A data mining approach for improved interpretation of ERT inverted sections using the DBSCAN clustering algorithm. *Geophys. J. Int.*, **225**, 1304–1318. doi: 10.1093/gji/ggab023.
- Singh, A., Sharma, S.P., Akca, İ. & Baranwal, V.C. 2018. Fuzzy constrained Lp-norm inversion of direct current resistivity data. *Geophysics*, **83**, E11–E24. doi: 10.1190/geo2017-0040.1.
- Syakur, M.A., Khotimah, B.K., Rochman, E.M.S. & Satoto, B.D. 2018. Integration K-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster. *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, **336**, 012017. doi: 10.1088/1757-899X/336/1/012017.
- Verdet, C., Sirieix, C., Marache, A., Riss, J. & Portais, J.-C. 2020a. Detection of undercover karst features by geophysics (ERT) Lascaux cave hill. *Geomorphology*, **360**, 107177. doi: 10.1016/j.geomorph.2020.107177.
- Verdet, C., Sirieix, C., Riss, J. & Lacanette, D. 2020b. An ERT time-lapse method to characterize water movements in a karstic medium. *NSG2020 26th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics*, pp. 1–5, Presented at the NSG2020 26th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics.: European Association of Geoscientists & Engineers. doi: 10.3997/2214-4609.202020035.
- Wang, Y., Wang, M., Yan, Y. & Gong, S. 2018. A method to recognize the contaminated area using K-means in ERT contaminated site surveys. *2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, pp. 1587–1591, Presented at the 2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), Wuyishan, China: IEEE. doi: 10.1109/ICInfA.2018.8812583.
- Ward, J.H. 1963. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *J. Am. Statist. Assoc.*, **58**, 236–244. doi: 10.1080/01621459.1963.10500845.
- Ward, W.O.C., Wilkinson, P.B., Chambers, J.E., Oxby, L.S. & Bai, L. 2014. Distribution-based fuzzy clustering of electrical resistivity tomography images for interface detection. *Geophys. J. Int.*, **197**, 310–321. doi: 10.1093/gji/ggu006.
- Xu, S., Sirieix, C., Ferrier, C., Lacanette-Puyo, D., Riss, J. & Malaurent, P. 2015. A geophysical tool for the conservation of a decorated cave – a case study for the Lascaux cave: conservation of Lascaux cave using ERT survey. *Archaeol. Prospect.*, **22**, 283–292. doi: 10.1002/arp.1513.
- Xu, S., Sirieix, C., Marache, A., Riss, J. & Malaurent, P. 2016. 3D geostatistical modeling of Lascaux hill from ERT data. *Eng. Geol.*, **213**, 169–178. doi: 10.1016/j.enggeo.2016.09.009.
- Xu, S., Sirieix, C., Riss, J. & Malaurent, P. 2017. A clustering approach applied to time-lapse ERT interpretation—case study of Lascaux cave. *J. Appl. Geophys.*, **144**, 115–124. doi: 10.1016/j.jappgeo.2017.07.006.
- Yue, S., Wu, T., Pan, J. & Wang, H. 2013. Fuzzy clustering based ET image fusion. *Inform. Fusion*, **14**, 487–497. doi: 10.1016/j.inffus.2012.09.004.
- Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy sets. *Inform. Control*, **8**, 338–353. doi: 10.1016/S0019-9958(65)90241-X.
- Zhou, H. & Che, A. 2021. Geomaterial segmentation method using multidimensional frequency analysis based on electrical resistivity tomography. *Eng. Geol.*, **284**, 105925. doi: 10.1016/j.enggeo.2020.105925.

1.9 Organisation en 7 classes

Pour la modélisation de l'environnement de la grotte de Lascaux, les données de tomographie électrique ont été utilisées pour évaluer les propriétés géophysiques des formations géologiques présentes dans le site. L'objectif de la construction 3D du massif rocheux en classes est de déterminer les caractéristiques des différentes formations géologiques autour de la grotte, notamment les zones conductrices qui peuvent transporter l'eau et jouer un rôle important dans la simulation thermique de la grotte. Initialement, les données de résistivité ont été classées de 2 à 5 classes sans prendre en compte le Coniacien (§1.8.3) grâce à une classification hiérarchique ascendante (CHA) et à la méthode K-means (Annexe E). Cependant, pour la modélisation 3D, il a été décidé de diviser arbitrairement le cluster 3 (cf. figure n° 6 (b) de l'article 1.8.3) en deux classes C2 (Cluster 2) et C3 (Cluster 3) en se basant sur les informations fournies par le dendrogramme (Figure 1.16). Cette segmentation arbitraire a été effectuée en tenant compte des connaissances géologiques du site et principalement dans le but d'identifier les zones présentant une conductivité électrique élevée. Ces zones sont localisées à proximité des émergences d'eau temporaire à l'intérieur de la grotte (Xu *et al.*, 2017). De plus, nous avons intégré les valeurs de résistivité correspondant à la formation géologique profonde du massif, qui représente le calcaire coniacien. Cette nouvelle catégorie a été nommée "Cluster 6", comme exposé dans le Tableau 1.1.

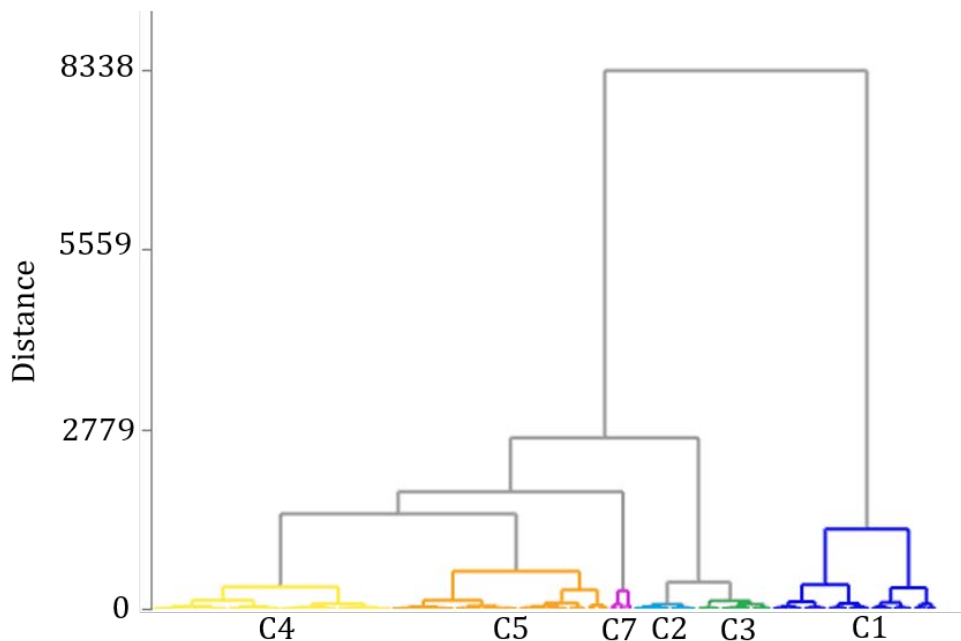


FIGURE 1.16 – Dendrogramme résultant de la segmentation arbitraire, avec six classes notées C1, C2, C3, C4, C5, et C7.

	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	Cluster 7
Minimum ($\Omega.m$)	4	64	92	113	155	Coniacien	410
Maximum ($\Omega.m$)	64	92	113	155	410	Coniacien	7979
Médiane ($\Omega.m$)	35	78	103	136	182	527	754

TABLEAU 1.1 – Synthèse des résultats en partitionnant les données de TRE en 7 groupes.

Les résultats obtenus avec le partitionnement des données TRE en 7 groupes (Figure 1.16 et Tableau 1.1) sont en conformité avec les connaissances géologiques existantes sur le site. Les classes 1, 2 et 3 représentent les formations détritiques dans les parties est et ouest des profils. Elles englobent les zones conductrices dans le massif calcaire (Santonien et Coniacien) identifiées au cours des suivis des profils

1.10. CONCLUSION

les plus au nord du site (Xu *et al.*, 2015). Les classes 4 et 5 représentent le calcaire santonien et ses hétérogénéités. La classe 5 peut être considérée comme un calcaire fracturé hautement résistant situées souvent dans les parties superficielles du Santonien, tandis que la classe 4 est un calcaire moins résistif correspondant à une zone conductrice ou plus marneuses. La classe 7, qui présente une résistivité très élevée, correspond à une zone connue pour être composée de sables. Enfin, la classe 6 correspond au Coniacien, qui a été ajouté aux données après la classification.

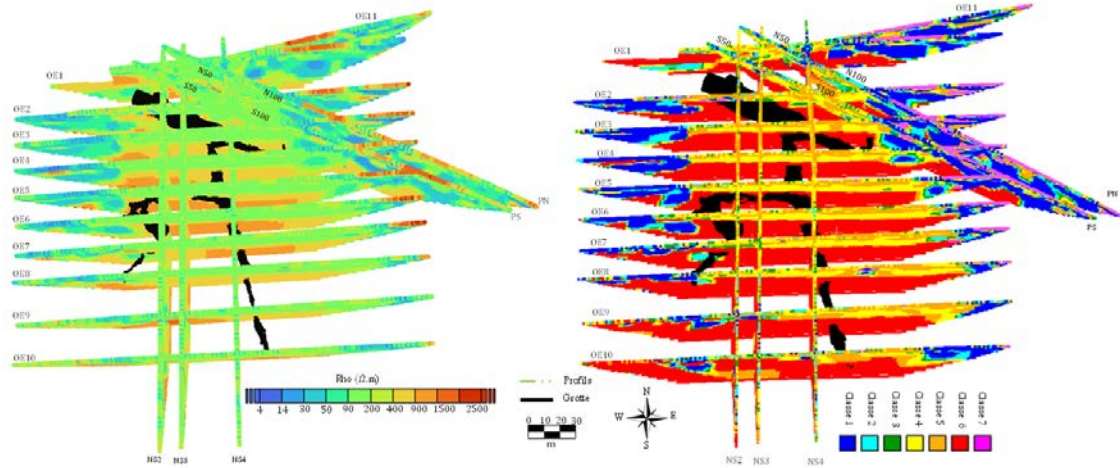


FIGURE 1.17 – Vue du dessus des profils. (a) Profils de tomographie de résistivité électrique. (b) Profils après organisation des données en 7 classes.

1.10 Conclusion

Les études géophysiques montrent que le massif dans lequel se développe la grotte (milieu karstique) est très hétérogène. Une classification des structures a permis de caractériser et localiser dans l'espace les différents domaines entourant la grotte. La connaissance de la localisation spatiale et de l'étendue de ces domaines est une condition nécessaire à l'estimation des propriétés thermiques du massif afin d'affiner le modèle thermique en vue de la simulation du comportement thermique actuel ou à venir en prenant en compte des scénarios de changement climatique.

Dans ce chapitre, plusieurs travaux ont été réalisés. Nous avons commencé ce travail par le traitement des données. Chaque profil a été inversé, puis analysé au moyen d'outils statistiques classiques afin de repérer les données atypiques (pouvant être issues de l'inversion), ces dernières ont été éliminées.

Le seuillage des données pour discriminer le calcaire santonien du calcaire coniacien a été favorisée par la connaissance préalable du site et les recherches antérieures, permettant ainsi une interprétation plus précise et la sélection d'un seuil approprié en accord avec les caractéristiques géologiques réelles. Par la suite, le seuil trouvé a été appliqué à chaque profil pour consolider le choix réalisé.

L'étude bibliographique réalisée sur les méthodes de classification nous a permis de sélectionner les méthodes de classification les plus utilisées dans le domaine de la géophysique et plus précisément sur des données de tomographie de résistivité électrique. Avant d'appliquer ces méthodes à la totalité des profils nous avons commencé par une approche locale, c'est à dire par réaliser la classification profil par profil.

Trois méthodes de classification ont été appliquées au niveau global sur 18 et 20 profils. La première application de la méthode CHA et K-means a été réalisée sur 18 profils. Cette étude initiale (Article 1.8.1) nous a permis de conclure que les deux approches ont convergé vers des résultats similaires à

mesure que le nombre de classes augmentait. Cependant, la méthode CHA a discriminé des hétérogénéités dans la partie superficielle du massif dès l'utilisation de trois classes, une discrimination qui n'a pas pu être obtenue en utilisant l'algorithme K-means. Pour la deuxième étude (Article 1.8.2), nous avons décidé d'utiliser une méthode hybride en mélangeant les deux méthodes précédentes. Nous avons constaté que la méthode hybride n'apportait pas plus de détails contrairement à nos attentes, sinon qu'elle convergait vers la même solution que la méthode K-means.

Une nouvelle classification (Article 1.8.3) a consisté à appliquer les méthodes CHA et K-means sur la totalité des profils (20) en excluant la méthode hybride pour la raison évoquée précédemment. Avec cette dernière étude nous avons montré que les deux méthodes convergeaient vers la même solution en augmentant le nombre des classes, mais que la CHA faisait ressortir plus de détails dès 3 classes dans la partie supérieure du massif (hétérogénéités à faible valeur de résistivité du Santonien) que la K-means. Cette zone est très importante pour la modélisation thermique de la grotte.

L'application des indices (SI et CV) sur cette étude nous a aidé à évaluer les classifications réalisées. Cependant, nous montrons que ces indices ne constituent pas un outil primordial pour la choix d'une méthode ou d'une autre. Ainsi, nous montrons que les résultats des indices sont meilleurs pour le K-means que pour la CHA au niveau global, mais dans le détail, c'est-à-dire en étudiant chaque classe, nous observons que la CHA a de meilleurs résultats.

Les résultats obtenus dans ce chapitre pour la subdivision du massif rocheux de Lascaux en quelques sous-groupes homogènes, sont utilisés dans le chapitre 2 (§2) comme données d'entrée pour la construction d'un modèle 3D en utilisant une méthode géostatistique. Cela permettra de réaliser une étude qui abordera la caractérisation thermique de la masse rocheuse de la grotte afin de pouvoir simuler la propagation de la chaleur avec des propriétés hétérogènes. Le nombre de classes (2 à 7) sera choisi en fonction de la précision du modèle thermique.

En conclusion, la méthode retenue pour la suite de cette thèse est la CHA. La classification CHA a été plus efficace que la méthode K-means. La méthode a en effet contribué à la discrimination des zones qui a priori nous considérons de grande importance pour les simulations thermiques.

L'utilisation des algorithmes de classification est un apport qui peut aider à réaliser une interprétation des données plus rapide, dans plusieurs domaines. Le choix de la méthode doit être étudié en fonction des objectifs de l'utilisateur. Des représentations graphiques peuvent aider à mieux comprendre la distribution des données afin d'appliquer ensuite ces algorithmes. Les indices (SI et CV) peuvent aider à avoir une idée sur le nombre de classes à choisir pour faire une classification, mais le choix entre deux méthodes est bien plus complexe, c'est un choix qui dépend de l'objectif de l'étude en se basant sur la connaissance des données du départ.

Chapitre 2

Modélisation de l’environnement de la grotte de Lascaux par méthodes géostatistiques

2.1 Introduction

Ce chapitre se concentre sur la construction d’un modèle tridimensionnel de la structure géologique entourant la grotte de Lascaux. Ce modèle est élaboré à partir des données TRE 2D présentées dans le premier chapitre (§1.3.2). Les études géophysiques antérieures (Xu *et al.*, 2016; Verdet *et al.*, 2020), ont permis de déterminer les limites géologiques du site en utilisant des données géophysiques. Les travaux de Xu *et al.* (2016) ont mené à la création d’un modèle 3D par krigeage, qui a permis de caractériser les différentes formations géologiques autour de la grotte, notamment les calcaires, les formations détritiques, et les hétérogénéités dans les calcaires. De plus, ils ont établi un lien entre la résistivité électrique, la végétation et la géologie. Les études complémentaires de Verdet *et al.* (2020) ont été menées avec une meilleure résolution spatiale (espacement entre électrodes plus petit) dans la partie nord du site, et ont permis de redéfinir la limite entre les calcaires santonien et coniacien, mettre en évidence des pinacles et escarpements sous les formations détritiques, ainsi que de confirmer la présence d’un conduit karstique (probablement remplie de sable) qui pourrait alimenter le Sas de la grotte.

Les travaux antérieurs réalisés par Xu *et al.* (2016) et Verdet *et al.* (2020) ont ainsi contribué à une meilleure compréhension de la morphologie karstique de la zone. Cependant, pour améliorer la qualité de la reconstruction du modèle 3D et rendre comparable l’ensemble des données acquis sur ce site depuis 10 ans, les données TRE ont été préalablement traitées et concaténées à l’aide de la dernière version de RES2DINV (v. 4.05.38). Les profils ont été soigneusement traités pour éliminer les zones anthropisées (§1.4) contenant des anomalies. Les deux derniers niveaux des mesures de résistivités de chaque profil ont été supprimés pour se concentrer sur les formations au-dessus et sur les côtés de la grotte, qui affectent davantage le comportement thermique de la grotte. Une valeur de seuil a été déterminée pour délimiter les formations de calcaires santonien et coniacien (§1.5). Après ces traitements, le nombre total de valeurs de résistivité s’élève à 57 760. Ces données sont issues des mesures électriques réalisées sur les 20 profils sélectionnés pour la reconstruction du modèle 3D, objet d’étude de ce chapitre.

Dans ce chapitre, nous débutons par une synthèse des méthodes géostatistiques appliquées aux données géophysiques. Pour affiner notre étude, nous avons séparé le massif rocheux en deux parties distinctes, à savoir la zone nord qui présente une forte hétérogénéité et la zone sud qui, quant à elle, est moins hétérogène. Nous avons appliqué deux méthodologies différentes :

- Un krigeage appliqué aux données logarithmes des résistivités, le modèle 3D obtenu étant ensuite partitionnés en 7 classes.
- Un krigeage appliqué à partir des classes (§1.9).

CHAPITRE 2. MODÉLISATION DE L'ENVIRONNEMENT DE LA GROTTÉ DE LASCAUX PAR MÉTHODES GÉOSTATISTIQUES

Pour les zones nord et sud, les résultats obtenus sont comparés afin de choisir la méthode la plus adaptée à la géologie du site. La méthode sélectionnée est ensuite appliquée à l'ensemble du massif rocheux (nord et sud). Les résultats de cette interpolation seront finalement mis en relation avec les arrivées d'eau et les fractures.

2.2 La modélisation géostatistique

Au début des années 50, l'évaluation des réserves minérales dans le domaine de la géoscience donne naissance à une nouvelle technique d'estimation, 'la géostatistique', une méthode statistique qui tient compte des corrélations spatiales existant au sein des données. La modélisation géostatistique permet de construire une variable régionalisée (variable numérique répartie dans l'espace) qui concorde avec la variable étudiée (Matheron, 1963). Les méthodes géostatistiques sont aujourd'hui utilisées dans beaucoup de domaines (ressources naturelles, pétrolières, forestières et géologiques, ...).

2.2.1 Les méthodes géostatistiques

Les méthodes géostatistiques ont pour but de prédire des observations non mesurées, l'interpolation entre les mesures est une étape indispensable. Elles peuvent être distinguées en deux catégories différentes : les algorithmes déterministes (méthodes de krigeage) et les algorithmes stochastiques (simulations conditionnelles). L'ensemble de ces méthodes est basé sur la connaissance du variogramme.

2.2.1.1 Le variogramme

En géostatistique, le variogramme joue un rôle clé dans la mesure de la variabilité d'une variable régionalisée considérée comme une fonction aléatoire. Il est conçu pour décrire et modéliser la continuité spatiale de cette variable, et est défini comme étant la semi-variance statistique qui mesure la dispersion de la variable étudiée (z) entre deux points considérés dans l'espace (2.2.1). En d'autres termes, le variogramme $\gamma(h)$ mesure la similitude spatiale entre des observations. Il est un élément fondamental pour la mise en œuvre de nombreuses méthodes géostatistiques telles que le krigeage et les simulations conditionnelles.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2}E((z(x+h) - z(x))^2) \quad (2.2.1)$$

où x est le vecteur coordonnées. Expérimentalement, il est calculé en considérant des couples de points dont l'espacement entre les deux points du couple est égal à h , avec une tolérance permettant une certaine flexibilité pour trouver des distances proches de h . Le variogramme expérimental correspond à un estimateur sans biais du variogramme théorique, qui consiste à remplacer l'espérance mathématique par une moyenne expérimentale. Pour le calcul d'un variogramme expérimental, plusieurs paramètres sont nécessaires : la direction de calcul (azimut et inclinaison), le pas h de base et le nombre de pas h calculés, la tolérance sur la direction (tolérance angulaire en azimut et en inclinaison, largeurs de bande horizontale et verticale), la tolérance sur la distance h et le nombre minimum de couple de points pour réaliser le calcul pour un pas h donné.

Sur un variogramme, on peut noter entre autres que :

- La distance à laquelle le variogramme se stabilise, qui est appelée portée, représente la distance jusqu'à laquelle 2 mesures sont corrélées entre elles.
- Près de l'origine, le variogramme montre le comportement de deux données très proches, reflétant la régularité à petite échelle de la variable régionalisée.
- Si le variogramme est calculé selon plusieurs directions dans l'espace, il permettra d'identifier d'éventuelles directions d'anisotropies.

Pour utiliser le variogramme dans les méthodes d'interpolation, il est nécessaire d'ajuster un modèle de variogramme sur la courbe expérimentale. Il existe plusieurs modèles mathématiques couramment utilisés pour cet ajustement, les plus courants étant représentés sur la Figure 2.1.

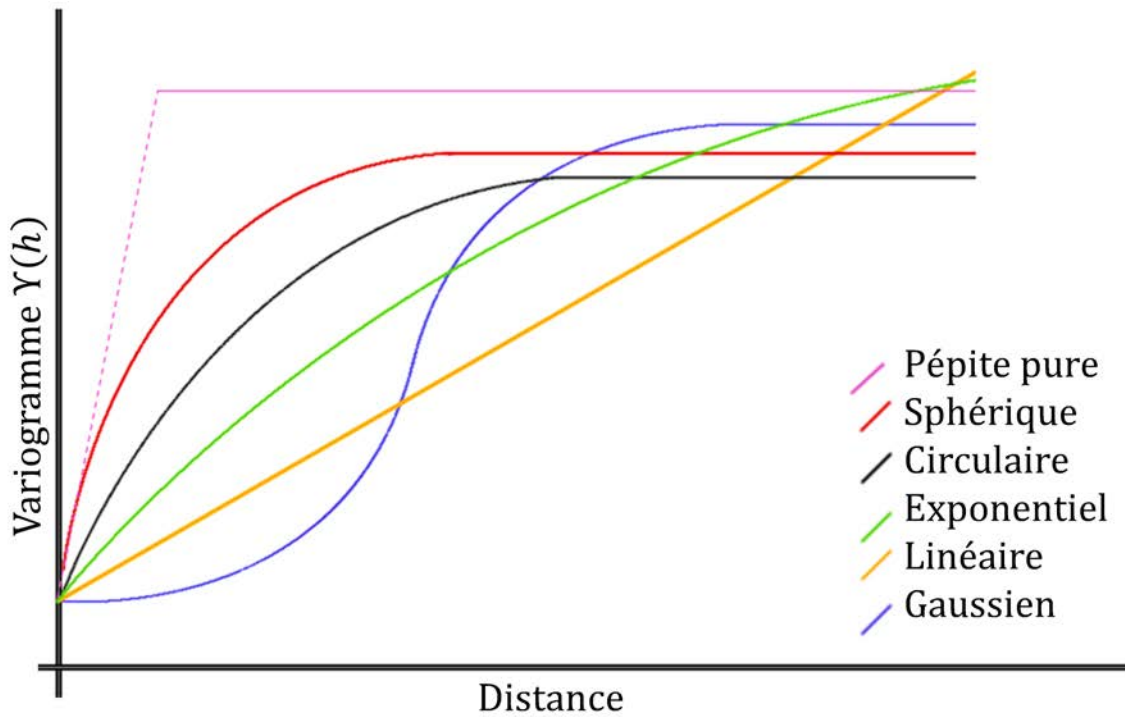


FIGURE 2.1 – Modèles de variogramme couramment utilisés.

2.2.1.2 Les méthodes déterministes

Ces algorithmes d'estimation linéaire consistent à prédire des valeurs de variables régionalisées en un point donné en fonction des observations disponibles. Elles se fondent sur un modèle de variogramme (Figure 2.1) pour produire des estimations fiables.

Le krigeage

Dans le cadre des méthodes déterministes en géostatistique, le krigeage est une approche statistique qui a été développée par Danie Krige et Georges Marethon (Krige, 1951; Matheron, 1963). Il s'agit d'un ensemble de méthodes qui visent à minimiser la variance de l'erreur d'estimation. Il existe plusieurs variétés types de krigeage, telles que le krigeage simple, où la moyenne est supposée connue et généralement constante dans l'espace, ou le krigeage ordinaire, où la moyenne est supposée inconnue et constante dans l'espace, mais où la stationnarité locale peut être supposée. Le krigeage ordinaire est le plus utilisé et l'estimateur de krigeage $Z^*(x_k)$ est donné par une formule (2.2.2) dépendante des poids de krigeage λ_i qui sont basés sur la localisation du point à estimer et des points servant à l'estimation (Chilès et Delfiner, 1999).

$$Z^*(x_k) = \sum_{i=1}^N \lambda_i(x_k) Z(x_i) \quad (2.2.2)$$

avec $\lambda_i(x_k)$ le poids de $Z(x_i)$. Pour que l'estimateur soit sans biais, il faut que : $\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$.

Le cokrigeage

Le cokrigeage est une méthode d'interpolation spatio-temporelle qui a été développée à partir du krigeage, prenant en compte deux variables.

Il est particulièrement utile lorsqu'il y a une forte corrélation entre les variables étudiées, car cela permet d'améliorer la qualité des estimations. Pour effectuer un cokrigeage, il est nécessaire de

2.3. MODÉLISATION 3D DU MASSIF PAR ZONES

déterminer et modéliser les variogrammes croisés des variables. Différents types de cokrigeage existent en fonction de la densité de données présentes pour les deux variables (Goovaerts, 1997).

2.2.1.3 Les méthodes stochastiques

En géostatistique, les méthodes stochastiques sont utilisées pour générer plusieurs scénarios qui représentent la variabilité réelle de la variable étudiée en introduisant une composante aléatoire dans le processus de calcul. Ces méthodes reposent sur des simulations conditionnelles qui requièrent un traitement ultérieur des résultats pour décrire l'incertitude associée à la variable spatialement distribuée. Différentes méthodes de simulation sont disponibles, telles que la simulation séquentielle Gaussienne (SGS), la simulation séquentielle par indices (SIS), la simulation en bandes tournantes (TBS), la simulation Plurigaussienne (PGS), parmi d'autres, certaines d'entre elles nécessitant une distribution gaussienne des données. Il est important de noter que contrairement au krigage, les simulations permettent de gommer le problème de lissage (Kupfersberger *et al.*, 1998).

2.2.2 Méthode retenue pour l'étude : le krigage

Les méthodes géostatistiques sont largement utilisées pour l'interpolation des données géophysiques particulièrement issues des méthodes électriques. A titre d'exemple, un modèle 3D de la surface sous les fondations des bâtiments a été construit en utilisant l'interpolation par krigage basée sur 23 tomographies de résistivité transversales (Deceuster *et al.*, 2006). D'autres études (Sainato et Losinno, 2006) ont utilisé la géostatistique pour les données de sondages électriques verticaux (VES) afin d'obtenir la distribution spatiale de la résistivité électrique pour analyser la salinité des eaux souterraines d'un aquifère. Une nouvelle procédure a été présentée (Kumar *et al.*, 2007) pour améliorer les données de sondages électriques verticaux (VES) sur 86 sites (terrain granitique) en utilisant le krigage pour délimiter les paramètres de la couche aquifère (zone altérée, zone fissurée et profondeur du socle rocheux). Une simulation gaussienne séquentielle (SGS) a été utilisée (Ramazi et Jalali, 2015) sur les données de résistivité électrique afin de cartographier la distribution spatiale des corps de cuivre en tenant compte des connaissances géophysiques et géologiques de la zone d'étude. Enfin, une méthodologie a été développée (Riss *et al.*, 2011) pour convertir les sondages électriques verticaux traditionnels en modèles de résistivité 2D. Cette approche a été mise en place dans le but de proposer un modèle géologique du bassin du Saïss au Maroc.

Parmi les différentes méthodes géostatistiques disponibles, la méthode de krigage est souvent utilisée en premier lieu dans la littérature de par sa simplicité d'utilisation et parce qu'elle permet d'obtenir des estimations faibles en moyenne (à condition d'avoir des variogrammes adaptés aux données). Il est important de noter que les modèles obtenus par krigage entraînent un lissage de la variable étudiée, ce qui réduit la variabilité naturelle de celle-ci.

2.3 Modélisation 3D du massif par zones

Dans cette section, nous présentons deux méthodes différentes pour la construction du modèle 3D du massif. Dans la première approche, le krigage est appliqué aux données logarithmiques de la résistivité électrique (TRE) des 20 profils pour ensuite effectuer le partitionnement en se basant sur la classification issue du chapitre 1 (§1.9). Dans la seconde, le krigage est appliqué sur les classes de résistivité résultant de la classification décrite dans le chapitre 1 (§1.9). Les deux méthodes seront comparées par la suite.

2.3.1 Modélisation 3D krigage par classes et par valeur de resistivité

L'objectif de cette section est d'appliquer une méthode de krigage pour réaliser une modélisation 3D du massif rocheux, en utilisant comme variables d'entrée soit les valeurs logarithmiques de la résistivité électrique soit, les classes et ainsi identifier la méthode la plus performante. Le massif rocheux a été divisé en deux zones distinctes, à savoir la zone nord et la zone sud (Figure 2.2).

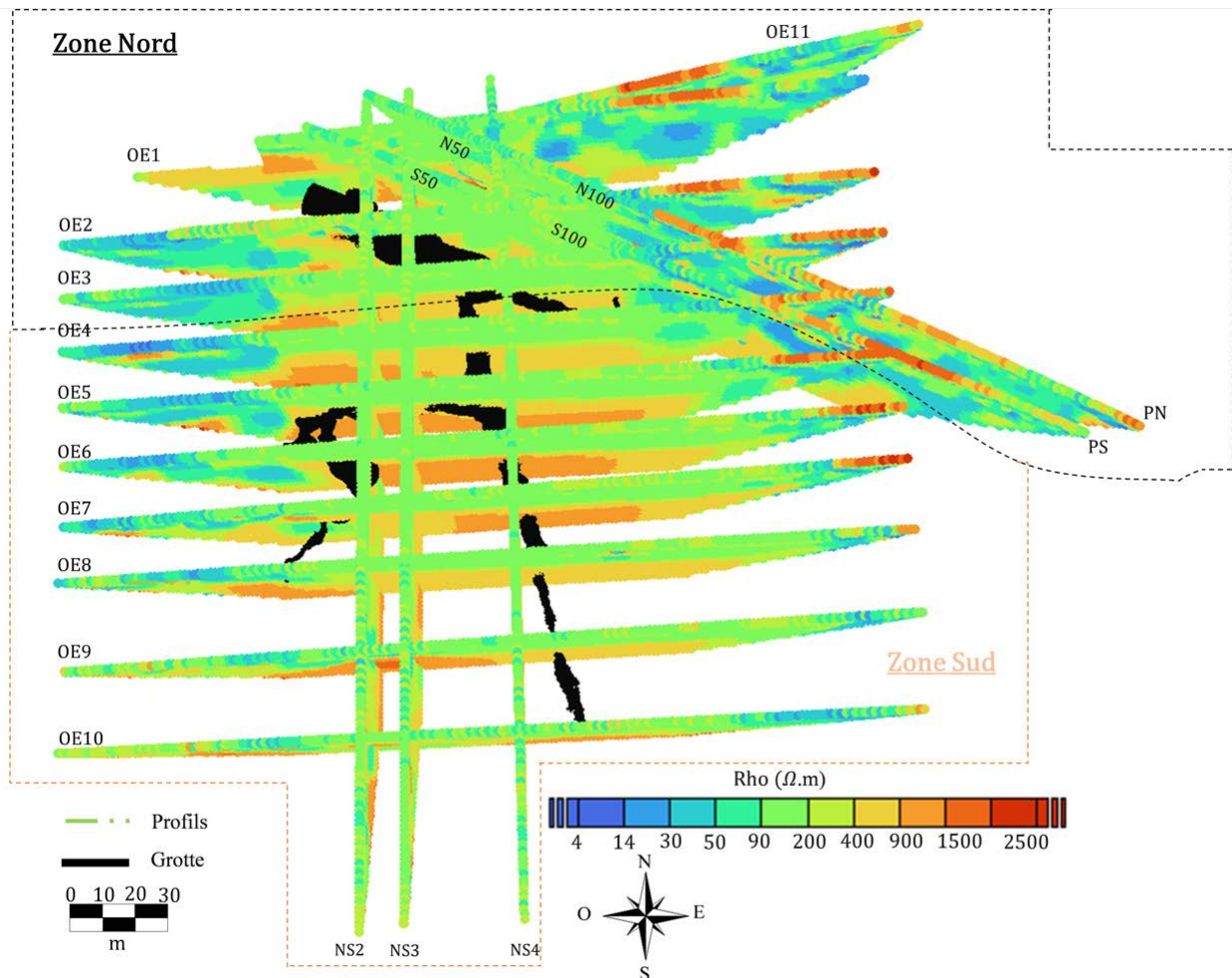


FIGURE 2.2 – Vue en plan de la grotte, avec l'emplacement de 20 profils de mesure. Les traits en pointillés noirs délimitent la zone nord à étudier et les traits en orange représentent la zone sud à étudier.

Les connaissances approfondies acquises au fil des dix dernières années ont permis de constater des différences significatives dans les propriétés géophysiques des deux zones. La partie nord est très hétérogène et se caractérise principalement par la présence de zones remaniées et du calcaire santonien avec des nombreuses hétérogénéités, de formations détritiques, et de sable, tandis que la partie sud est majoritairement dominée par les calcaires santonien et coniacien plus homogènes. Pour la zone nord (Figure 2.2), les profils N50, N100, S50, S100, PN, PS, OE1, OE2, OE3, OE11, ainsi que les parties nord des profils NS2, NS3 et NS4 (Figure 2.2), ont été retenus comme points de mesure (27 487 points de résistivités) pour le modèle de krigeage 3D. Pour la zone sud (Figure 2.2), tous les profils de OE3 à OE10, ainsi que la partie sud des profils NS2, NS3 et NS4, ont été sélectionnés (32 944 points de résistivités). Cette approche méthodologique permettra de produire un modèle de krigeage 3D plus précis et adapté aux particularités géologiques du massif rocheux étudié.

Méthodologie du krigeage par valeur de résistivité

La modélisation géostatistique par krigeage ordinaire en utilisant les valeurs logarithmes de la résistivité électrique est effectuée après plusieurs étapes. Dans un premier temps, le krigeage ordinaire est réalisé à l'aide du logiciel Isatis® sur les données logarithmiques de la résistivité électrique. Cette méthode d'interpolation permet d'obtenir une représentation en 3D du massif rocheux. Ensuite, le modèle 3D obtenu est partitionné en 7 classes (§1.9) en se basant sur les limites de chaque classe, telles qu'obtenues par la classification hiérarchique ascendante (Tableau 1.1).

Méthodologie du krigeage par classes

Le krigeage ordinaire par classes est une méthode d'interpolation qui permet de modéliser la continuité spatiale d'une variable (dans ce cas, les numéros des classes) en se basant sur la classification préalablement établie. Dans notre étude, chaque valeur de résistivité est associée à une classe de 1 à 7, correspondant à des valeurs croissantes de résistivités (§1.9). Avant d'effectuer le krigeage, il a été nécessaire d'ajuster le variogramme pour décrire les corrélations spatiales des classes.

2.3.2 Application au nord du site

Nous avons mené une étude détaillée sur la zone nord du massif rocheux (Figure 2.2) en examinant huit profils complets, à savoir N50, N100, S50, S100, PN, PS, E2, OE3 et O11. Pour le profil OE1, nous avons effectué un filtrage pour exclure une zone affectée par la présence d'un câble électrique (Annexe C). Pour les profils NS2, NS3 et NS4, nous avons uniquement considéré la zone nord, qui se croise avec les autres profils sélectionnés. Le nombre total des valeurs géoréférencées de résistivité électrique dans cette zone est de 27 487.

Pour représenter cette zone (Figure 2.2) en 3D, nous avons utilisé une méthode d'interpolation par krigeage en utilisant un variogramme expérimental d'une part par logarithme de résistivité et d'autre part, par classes. Il est important de noter que dans les deux cas, nous avons identifié une anisotropie verticale/horizontale, mais pas d'anisotropie dans le plan horizontal à l'échelle qui nous intéresse.

- L'ajustement du variogramme par logarithme de résistivité (Figure 2.3.a) présente la somme de deux modèles : un modèle exponentiel avec une portée de 9 m dans le plan XY et de 5 m en direction verticale, avec un palier de 0,02. L'autre modèle est linéaire avec une portée de 20 m dans le plan XY et 3 m en direction verticale. L'effet de pépite du variogramme est de 0,01.
- L'ajustement du variogramme par classes (Figure 2.3.b) présente un premier modèle exponentiel avec une portée de 3 m dans le plan XY et de 2 m dans la direction verticale, avec un palier de 1,25. Le deuxième modèle est linéaire avec une portée de 95 m et 25 m dans le plan XY et dans la direction verticale, respectivement. L'effet de pépite pour le variogramme par classes est de 0,01.

Le Tableau 2.1 synthétise les résultats essentiels à prendre en compte avant de procéder à la réalisation du krigeage. Il est important d'évaluer la qualité des variogrammes et de définir un voisinage approprié. Pour ce faire, la validation croisée est utilisée, ce qui implique la comparaison des valeurs réelles mesurées le long d'un profil avec les valeurs estimées par krigeage aux mêmes emplacements. Lorsque nous obtenons un coefficient de détermination satisfaisant, nous validons les variogrammes et procédons à la définition du voisinage.

Le voisinage détermine la zone dans laquelle les points expérimentaux seront sélectionnés pour estimer les valeurs aux nœuds d'une grille régulière. Dans ce cas, l'estimation des résistivités est effectuée aux nœuds d'une grille cubique avec une maille élémentaire de $1,0m \times 1,0m \times 0,5m$ (1,0 m dans les directions horizontales X et Y et 0,5 dans la direction verticale). Après l'obtention du modèle, une étape de recouplement avec le Modèle Numérique de Terrain (MNT) de la colline est effectuée. Cette étape vise à éliminer les points interpolés qui se trouveraient au-dessus de la surface du sol, afin de garantir une correspondance cohérente entre le modèle et la topographie réelle.

Zone nord	Voisinage		Validation croisée
Configuration	Demi-grand axe	Demi-petit axe	Coefficient de détermination
Par $\log(\rho)$	13 m	2 m	0,95
Par classe	13 m	2 m	0,91

TABLEAU 2.1 – Synthèse des données concernant le voisinage choisi pour les deux configurations et résultats de la validation croisée utilisant ces voisinages.

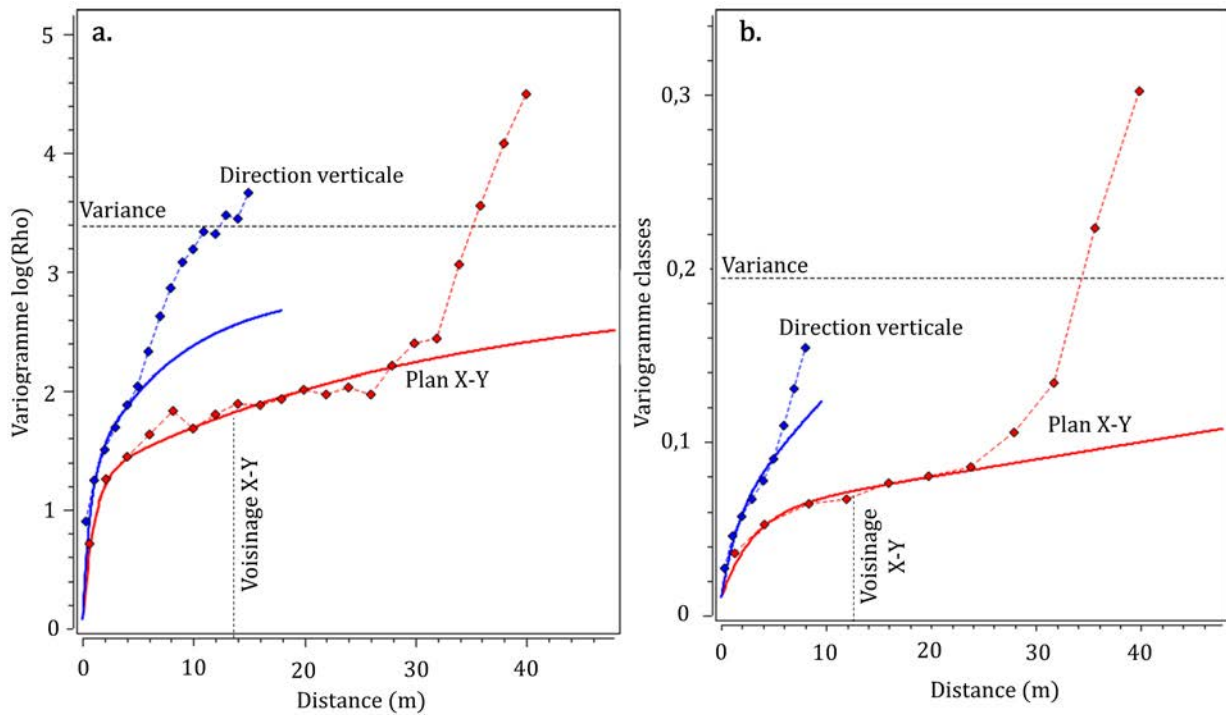


FIGURE 2.3 – Partie nord du massif, variogrammes expérimentaux directionnels calculés et modèles théoriques associés appliqués à la partie nord du site. (a) A partir du logarithme des résistivités. (b) A partir des classes.

Interprétation des résultats

La Figure 2.4 présente une synthèse des différentes étapes de la méthodologie utilisée pour construire le modèle 3D dans la zone nord du site (Figure 2.2). Le processus commence par l'utilisation des profils de tomographie de résistivité électrique (Figure 2.4.a). Les résultats issus de la classification (Tableau 1.1), basée sur les 20 profils mentionnés dans le chapitre 1 (§1.9), sont ensuite appliqués à ces données (Figure 2.4.a) pour créer un classement en 7 classes (Figure 2.4.b). Ensuite, le krigeage est appliqué aux données (Figure 2.4.b) en utilisant le variogramme basé sur les classes (Figure 2.3.b), ce qui donne le modèle 3D représenté sur la Figure 2.4.c.

Parallèlement, pour construire le modèle 3D à partir des valeurs logarithmiques de résistivité, les données des profils de résistivité électrique (Figure 2.4.a) sont utilisées. Ensuite, le krigeage est appliqué à ces données en utilisant le variogramme basé sur le logarithme de la résistivité ($\log(\rho)$) (Figure 2.3.a). Une fois le modèle obtenu (Figure 2.4.c), le classement des résistivités estimées par krigeage est effectué en utilisant les limites des classes déterminées par la CHA (Tableau 1.1). Cette application du classement au modèle est illustrée sur la Figure 2.4.e.

2.3. MODÉLISATION 3D DU MASSIF PAR ZONES

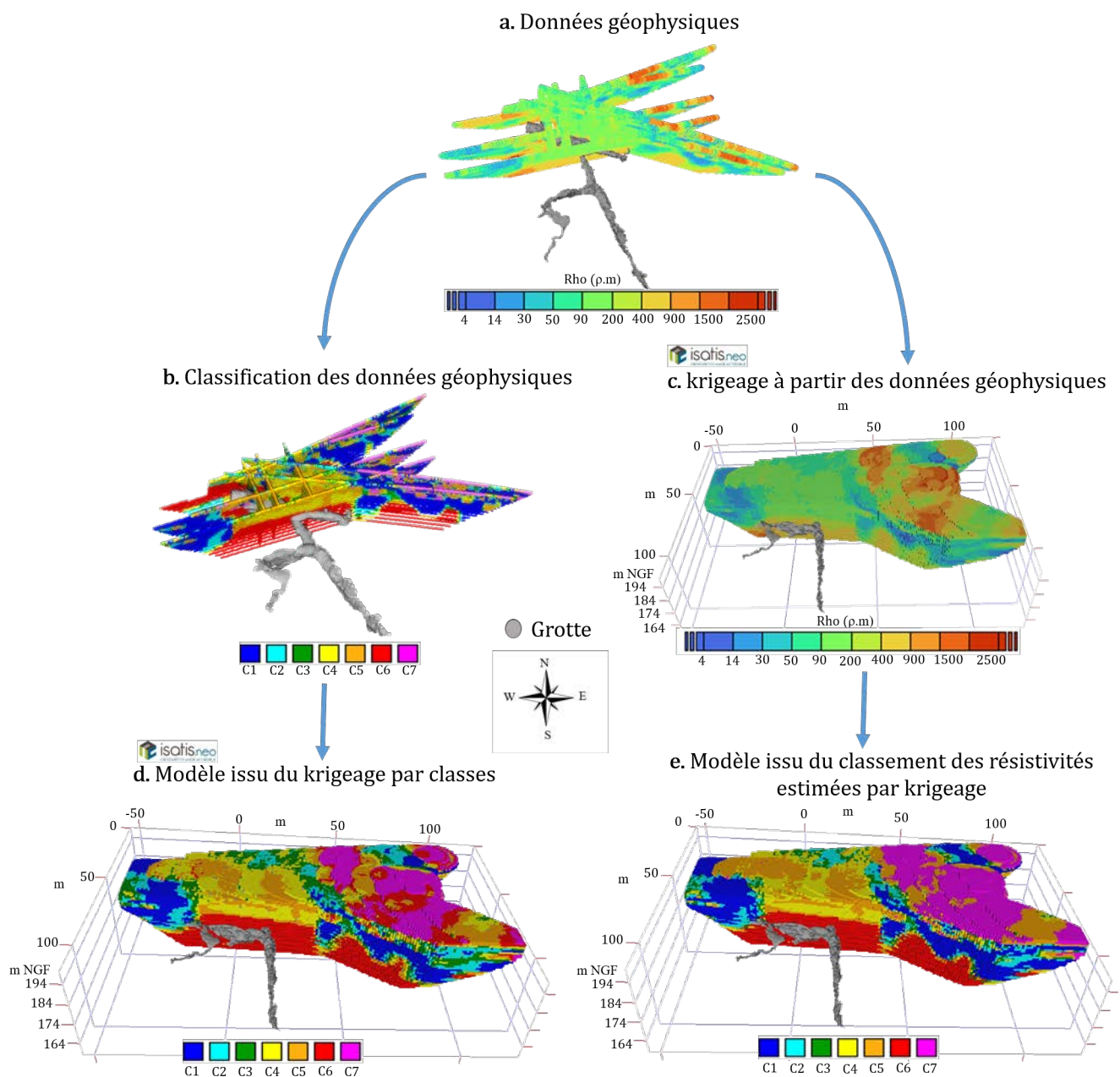


FIGURE 2.4 – Partie nord du massif. (a) Données géophysiques partie nord. (b) Classification de données en 7 classes appliquée sur la partie nord. (c) Krigage appliqué sur les données logarithmiques de résistivité électrique. (d) Krigage appliqué sur les données de classification. (e) Application de la classification au krigage à partir des données logarithmiques de résistivité.

En ce qui concerne la partie est, nous constatons que le modèle basé sur les classes met en évidence plusieurs zones rouges (encerclées en blanc sur la Figure 2.5) qui ne sont pas présentes dans le modèle classifié après krigage (Figure 2.5.b). Ces zones rouges apparentes en surface n'ont pas été identifiées lors de la classification de tous les profils (Annexe F), ce qui suggère qu'elles sont plus susceptibles d'être des artefacts numériques liés à cette méthodologie. De plus, dans la partie nord de cette zone, le modèle basé sur les classes présente une zone conductrice appartenant à la classe 2 (encerclées en jaune sur Figure 2.5.a), tandis que le modèle classifié après krigage (Figure 2.5.b) regroupe ces points dans la classe 1 (encerclées en jaune sur la Figure 2.5.b). Ces zones ont été observées dans les profils classifiés comme étant des zones très conductrices (classe 1), (Annexe F).

Dans la partie ouest, où les formations détritiques dominent principalement, les différences entre les modèles sont moins prononcées. Cependant, on peut tout de même observer que le modèle basé sur les classes présente davantage de points verts que le modèle classifié après krigeage (encerclées en jaune sur la Figure 2.5.a et b).

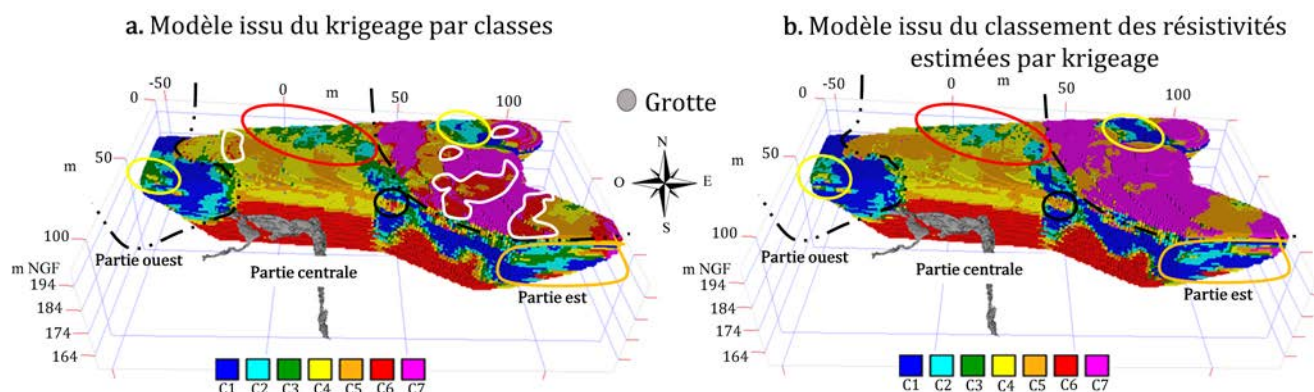


FIGURE 2.5 – Partie nord du massif. (a) Modèle issu du krigeage par classes. (b) Modèle issu du classement des résistivités estimées par krigeage.

En utilisant la modélisation 3D des données géophysiques, les deux méthodologies étudiées ont permis d'obtenir une représentation complète de la partie nord du massif entourant la grotte. En se basant sur les résultats du coefficient de détermination des variogrammes (Tableau 2.1), qui étaient meilleurs pour le variogramme basé sur les valeurs logarithmiques de ρ (95%) que pour celui basé sur les classes (91%), ainsi que sur la connaissance géologique du site et les résultats de la classification (§1.9), nous considérons que, pour cette zone du massif, le modèle obtenu du classement des résistivités estimées par krigeage se rapproche davantage de la réalité du site que le modèle basé sur les classes.

2.3.3 Application au sud du site

Pour étudier la partie sud du massif entourant (Figure 2.2), huit profils complets (OE3, OE4, OE5, OE6, OE7, OE8, OE9, OE10) et une zone partielle des profils nord-sud (NS2, NS3, NS4) qui se trouve en intersection avec les autres profils sont aussi étudiés. Le nombre total des valeurs géoréférencées de résistivité électrique dans cette zone est 32 944.

Comme pour le modèle précédent de la zone nord (Figure 2.2) nous utilisons aussi une méthode d'interpolation par krigeage pour représenter cette zone en 3D, avec un variogramme expérimental par classes et par logarithme de résistivité.

- L'ajustement du variogramme par logarithme de résistivité (Figure 2.6.a) présente la somme de deux modèles : un exponentiel avec une portée de 33 m dans le plan XY et de 6 m en direction verticale, avec un palier de 0,08. L'autre modèle est linéaire avec une portée de 13 m dans le plan XY et 1 m en direction verticale. L'effet de pépite pour ce dernier variogramme est de 0,01.
- L'ajustement du variogramme par classes (Figure 2.6.b) comporte également la somme de deux modèles : un modèle exponentiel avec une portée de 26 m dans le plan XY et de 8 m dans la direction verticale, avec un palier de 1,50. Le deuxième modèle est linéaire avec une portée de 81 m et 20 m dans les plans XY et dans la direction verticale, respectivement. L'effet de pépite pour le variogramme par classes est de 0,01.

2.3. MODÉLISATION 3D DU MASSIF PAR ZONES

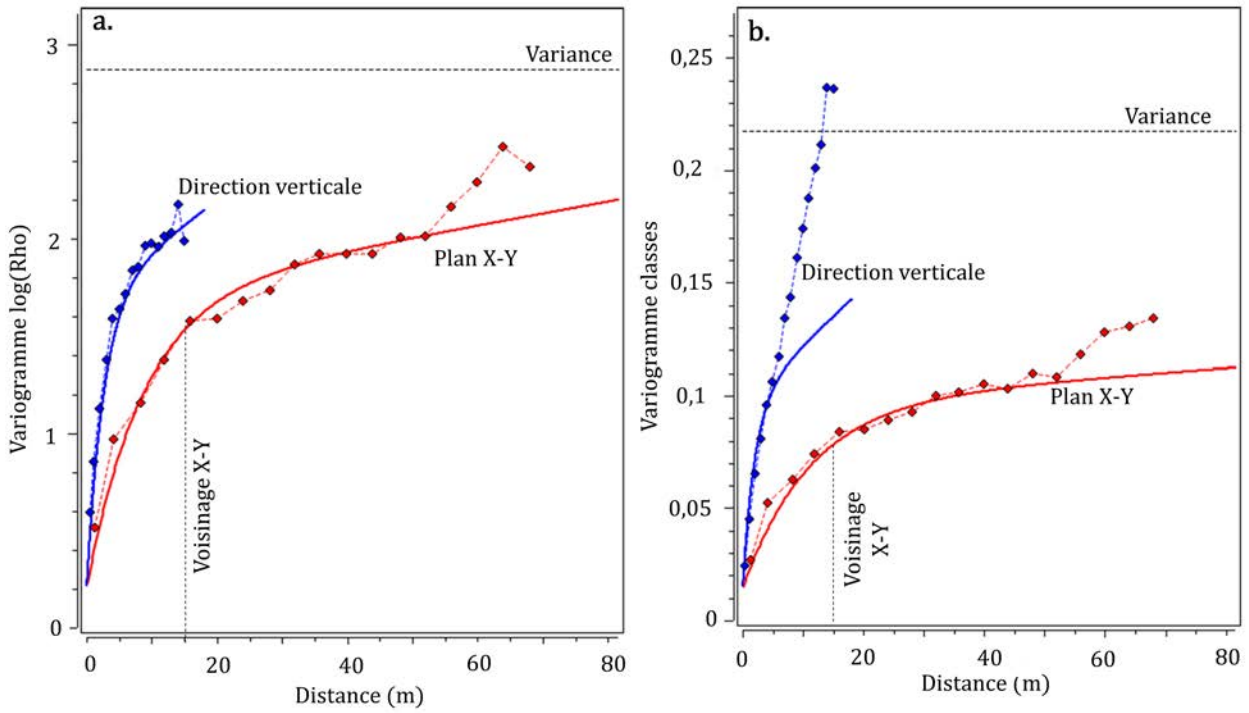


FIGURE 2.6 – Partie nord du massif. (a) Modèle issu du krigeage par classes. (b) Modèle issu du classement des résistivités estimées par krigeage.

Afin de valider les modèles du variogramme, nous avons effectué une validation croisée (Tableau 2.2) sur les 32 944 valeurs de résistivités pour les deux cases. Le coefficient de détermination obtenue pour le variogramme par \log de ρ est de 0,96, tandis que pour le variogramme par classe est de 0,94. Les deux valeurs obtenus montrent une bonne corrélation entre les variables. Compte tenu de la forme des variogramme dans les plans horizontal et vertical, le voisinage est choisi de forme ellipsoïdale de révolution avec un demi grand axe horizontal de 15 m et le demi axe vertical de 2 m (Tableau 2.2).

Zone nord	Voisinage		Validation croisée
Configuration	Demi-grand axe	Demi-petit axe	Coefficient de détermination
Par $\log(\rho)$	15 m	2 m	0,96
Par classe	15 m	2 m	0,94

TABLEAU 2.2 – Synthèse des données concernant le voisinage choisi pour les deux configurations et résultats de la validation croisée utilisant ces voisinages.

Interprétation des résultats

Comme dans le cas précédent, la construction des modèles 3D par classes et par résistivité ($\log(\rho)$) implique plusieurs étapes qui sont récapitulées sur la Figure 2.7. La Figure 2.7.a présente les 12 profils de tomographie de résistivité électrique utilisés pour la construction du modèle 3D dans la zone d'étude. La Figure 2.7.b montre le résultat de l'application de la classification globale (Tableau 1.1) par CHA sur ces 12 profils. La Figure 2.7.d, illustre le modèle 3D obtenu en utilisant le krigeage avec le variogramme basé sur les classes (Figure 2.6.b).

Pour la seconde approche méthodologique, nous procédons à l'application du krigeage directement sur les données brutes de résistivité électrique (Figure 2.7.a), en utilisant le variogramme basé sur le logarithme de ρ (Figure 2.6.a). Après avoir construit le modèle tridimensionnel correspondant (Figure 2.7.c), nous effectuons un classement des valeurs de résistivité estimées par krigeage, en utilisant les seuils de classement obtenus à partir de l'analyse de classification CHA (Tableau 1.1). Cette approche nous permet d'obtenir le modèle 3D représenté sur la Figure 2.7.e.

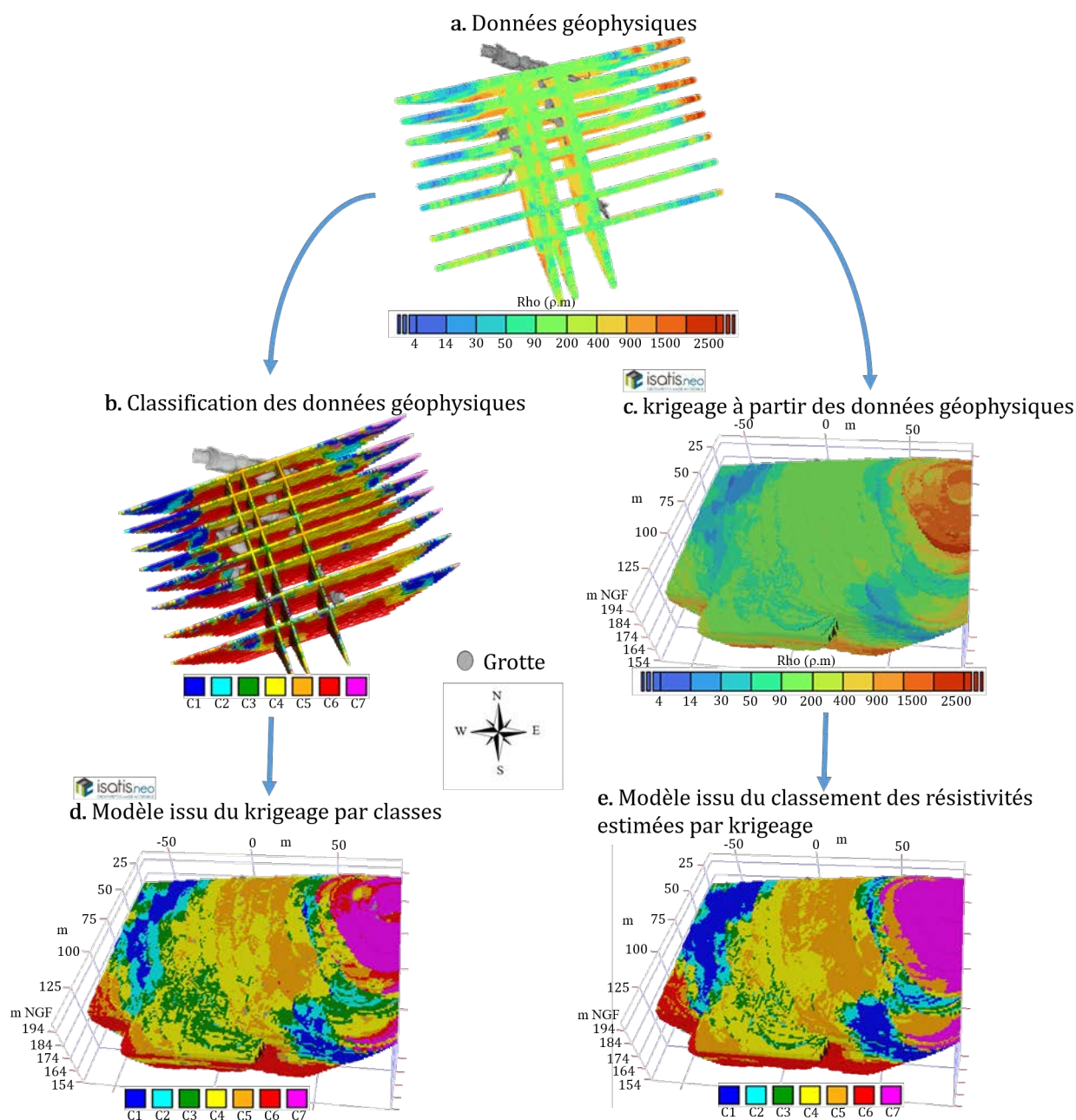


FIGURE 2.7 – Partie Sud. (a) Données géophysiques partie sud. (b) Classification de données en 7 classes appliquée sur la partie sud. (c) Krigeage appliqué sur les données logarithmes de résistivité électrique. (d) Krigeage appliqué sur les données de classification. (e) Application de la classification au krigeage à partir des données logarithmiques de résistivité.

En effectuant une comparaison entre les deux modèles obtenus (Figure 2.7 et Figure 2.8) à l'aide des deux méthodologies décrites précédemment (Figure 2.7), des différences significatives se manifestent. Dans la zone centrale, qui est principalement caractérisée par la présence des formations du Santonien

2.3. MODÉLISATION 3D DU MASSIF PAR ZONES

et du Coniacien (classe 4 et 6), le modèle résultant du krigeage par classe met en évidence une concentration élevée de valeurs appartenant à la classe 3 dans la partie sud (encerclée en rouge sur la Figure 2.8.a) tandis que le modèle classifié après krigeage présente un nombre réduit de points dans cette région (encerclée en rouge sur la Figure 2.8.b). Ces zones moins résistives ont également été observées en surface sur les profils situés au sud du massif (Annexe D).

En ce qui concerne la partie est, nous constatons une similitude avec la partie nord (Figure 2.5.a), où le modèle de krigeage par classes met en évidence des zones rouges (encerclée en blanc sur la Figure 2.8.a) qui ne sont pas mises en évidence dans le modèle classifié après krigeage (Figure 2.8.b). Ces observations suggèrent une possible présence d'artefacts numériques associés à la méthodologie du krigeage par classes. Dans la partie sud de cette même zone, le modèle résultant du krigeage par classes révèle la présence de trois classes présentant des résistivités basses (classe 1, 2 et 3) (encerclée en jaune sur la Figure 2.8.a), tandis que le modèle classifié après krigeage privilégie la classe présentant la résistivité la plus basse (classe 1) (encerclée en jaune sur la Figure 2.8.b).

En ce qui concerne la partie ouest, nous observons un phénomène similaire à celui observé dans la partie est, où le modèle issu du krigeage par classe montre une extension moins étendue de la classe présentant la résistivité la plus basse (encerclée en orange sur la Figure 2.8.a), par rapport au modèle classifié après krigeage (encerclée en orange sur la Figure 2.8.b).

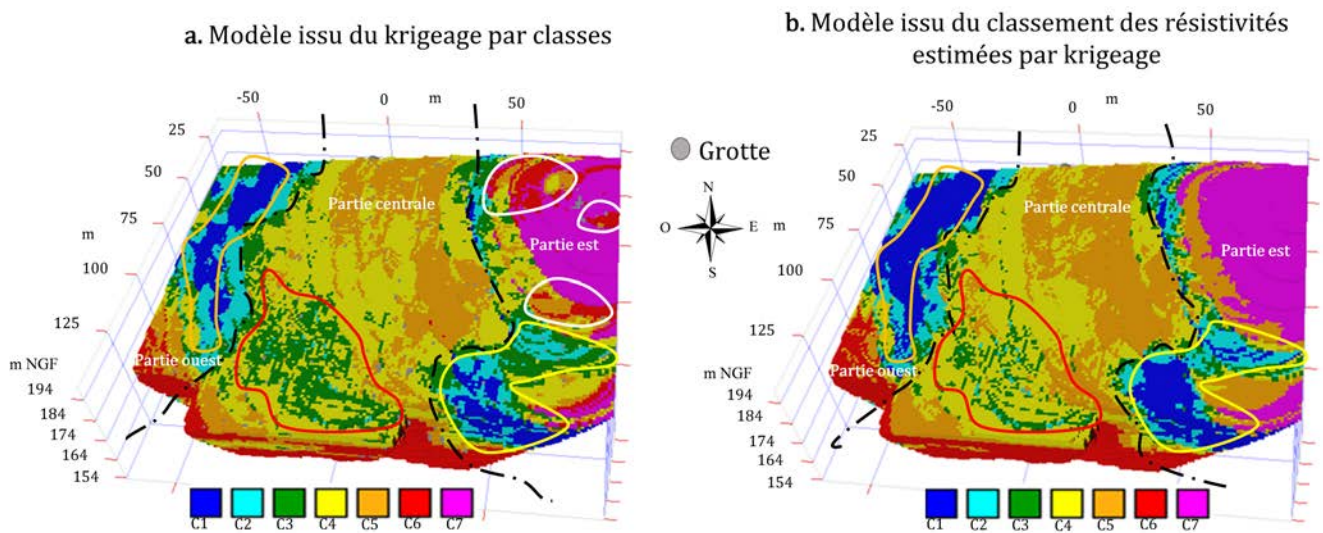


FIGURE 2.8 – Partie sud du massif. (a) Modèle issu du krigeage par classes. (b) Modèle issu du classement des résistivités estimées par krigeage.

Les deux méthodologies ont permis d'obtenir une vue d'ensemble de la zone sud du massif. Les résultats de la validation croisée estimés à 96% pour le modèle obtenu après classement des résistivités estimées par krigeage et à 94% pour le modèle basé sur les classes, permet de dire que le modèle du krigeage par classes présente un meilleur variogramme, de plus, nous avons observé que le modèle classifié après krigeage reproduit mieux les zones visibles sur les profils TRE (Annexe D).

2.3.4 Synthèse

La construction en 3D du modèle nord et sud nous a permis d'avoir une vision globale du massif aussi bien avec la méthodologie de krigeage par classes, qu'avec la méthodologie de krigeage avec les valeurs de résistivité. L'évaluation des variogrammes a démontré que les variogrammes basés sur les valeurs de résistivité en $\log(\rho)$ présentaient de meilleurs ajustements avec des coefficients de détermination plus élevés que les variogrammes basés sur les classes.

A partir de l'analyse visuelle de chaque modèle, nous avons observé que le modèle basé sur les classes génère des valeurs intermédiaires entre les classes (des valeurs décimales), ce qui peut être attribué à des artefacts numériques. Cette particularité introduit une plus grande hétérogénéité dans le modèle. En revanche, le modèle après classement des résistivités estimées par krigeage était plus cohérent avec les résultats obtenus précédemment avec la TRE. De plus, il était en accord avec la classification réalisée dans le chapitre précédent.

En conclusion, le modèle après classement des résistivités estimées par krigeage est considéré comme plus fiable en raison de sa cohérence avec les résultats de classification étudiés dans le chapitre 1, ainsi que de sa meilleure représentation de la géologie du site.

Pour la construction du modèle 3D permettant d'étudier les échanges thermiques entre le massif et la paroi de la grotte, il est recommandé d'adopter une approche globale en considérant l'ensemble du massif plutôt que de se limiter à des parties spécifiques. Bien que cela puisse entraîner une légère perte de précision dans le processus de krigeage en raison du lissage dans l'interpolation, cette approche globale nous permettra de maintenir la continuité géologique entre les différentes formations. En conséquence, nous serons en mesure de réaliser une meilleure caractérisation thermique du massif (Chapitre 3).

2.4 Modélisation 3D de tout le massif

L'objectif de cette section est de reconstruire un modèle 3D de l'ensemble du massif rocheux entourant la grotte de Lascaux à partir de 20 profils géophysiques (Figure 1.17). Pour cela, nous utilisons la méthode d'interpolation par krigeage ordinaire, nous effectuons ensuite le classement des valeurs de résistivités estimés selon les 7 classes prédéfinis (Tableau 1.1) pour distinguer les différents domaines géologiques du site. La construction de ce modèle nous permettra d'améliorer notre compréhension du massif, non seulement du point de vue géologique en termes de distribution spatiale des différentes formations, mais aussi sur le plan hydrogéologique, nous pourrions identifier les zones de faible résistivité, qui indiquent potentiellement la présence d'eau. Il est important de rappeler que les mesures géophysiques ont été réalisées en mars 2013, période où le massif est partiellement saturé, ce qui renforce l'importance de cette étude pour localiser les conduits saturés en eau du massif.

2.4.1 Variogramme

Le variogramme des logarithmes des résistivités sélectionné est la somme de deux modèles théoriques (Figure 2.9).

- Effet de pépite : 0,01.
- Le premier modèle exponentiel ayant une portée de 7 m dans le plan horizontal XY et 9 m en direction verticale, avec un palier de 0,04.
- Le deuxième modèle est linéaire et présente une portée XY de 74 m et 11 m en direction verticale.

Le Tableau 2.3 récapitule les résultats de l'application de l'interpolation par krigeage avec un voisinage de forme ellipsoïdale de révolution, dont le demi-grand axe horizontal est de 20 m et le demi-axe vertical de 2 m. La validation croisée a donné un coefficient de corrélation de 0,96, démontrant ainsi une bonne concordance entre les valeurs réelles et estimées. Cette validation confirme l'adéquation du variogramme utilisé pour procéder à l'interpolation par krigeage.

2.4. MODÉLISATION 3D DE TOUT LE MASSIF

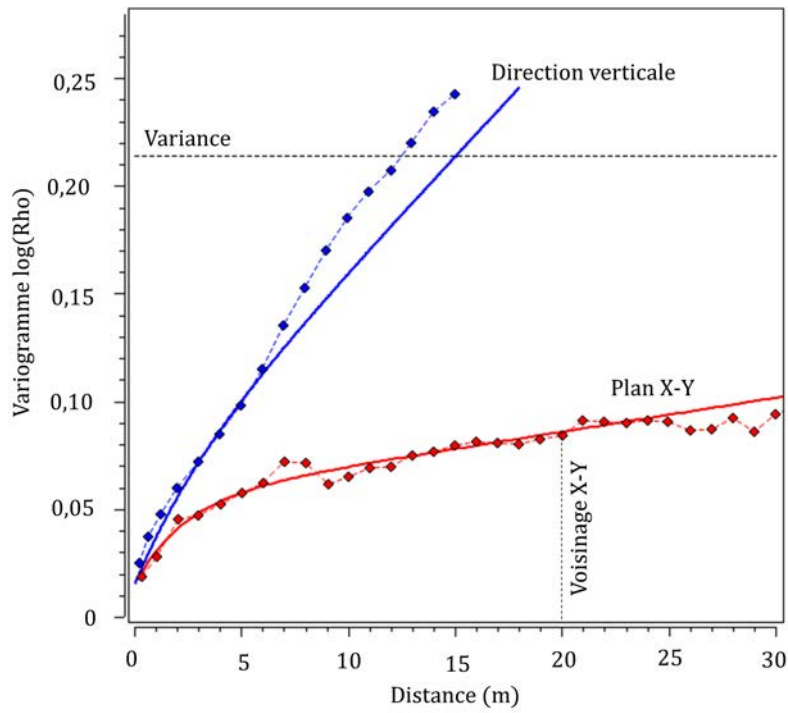


FIGURE 2.9 – Ensemble du massif, variogramme expérimentale directionnel calculé et modèles théoriques associés à partir du logarithme des résistivités.

Tout le massif	Voisinage		Validation croisée	20 profils
Configuration	Demi-grand axe	Demi-petit axe	Coefficient de détermination	Nombre de points
Par $\log(\rho)$	20 m	2 m	0,96	57 281

TABLEAU 2.3 – Synthèse des données concernant le voisinage choisi pour le variogramme étudié et résultats de la validation croisée utilisant le voisinage.

2.4.2 Interpolation 3D

Le résultat de l'interpolation est présenté sur la Figure 2.10. La Figure 2.10.a montre une vue globale du massif rocheux issue de l'interpolation avec les données logarithmiques de résistivité, tandis que Figure 2.10.b montre une vue globale du massif rocheux après avoir classé les valeurs de résistivité estimées par krigeage en utilisant les limites de classe issues de la classification en 7 classes (Tableau 1.1).

La Figure 2.10 permet de mettre en évidence les différences principales entre les deux représentations (Figure 2.10.a et b). La représentation obtenue à partir des données logarithmiques (Figure 2.10.a) montre des zones très résistives en surface ainsi que des zones moins résistives à l'ouest du massif, tandis que les limites hétérogénéités dans la zone centrale ne sont pas clairement perceptibles. En revanche, après le classement des résistivités estimées (Figure 2.10.b), les différentes hétérogénéités dans la parties centrale ainsi que dans la parties est et ouest sont mieux distinguées.

2.4.2.1 Zones superficielles du massif

La représentation tridimensionnelle (Figure 2.10.b) du massif rocheux a permis de retrouver les différentes formations géologiques déjà connues grâce aux travaux antérieurs (Guillot *et al.*, 1977; Platel, 1987; Xu *et al.*, 2016; Verdet *et al.*, 2020). Nous pouvons remarquer que dans la partie est du massif, une zone (classe 7, en magenta, Figure 2.10.b) est très présente en surface dont l'épaisseur estimé est 1 à 2 m, caractérisée par des valeurs de résistivité allant de 410 $\Omega.m$ à 7 979 $\Omega.m$ (Tableau 1.1), typiques des sables. En outre, diverses structures géologiques peuvent être identifiées dans cette zone,

notamment par l'intermédiaire des classes 4 et 5 (en jaune et orange, Figure 2.10.b), qui correspondent à des calcaires altérés avec des résistivités comprises entre $113 \Omega.m$ et $410 \Omega.m$ (Tableau 1.1). Les zones moins résistives en bleu et bleu foncé (classes 1 et 2) allant de $4 \Omega.m$ à $92 \Omega.m$ (Tableau 1.1) sont associées à des formations sablo-argileuses détritiques. Les zones rouges (classe 6) observées dans la partie sud et profonde du massif correspondent à la formation du Coniacien. Il convient de rappeler que le Coniacien avait été exclu de la classification en utilisant des critères de seuillage basés sur la valeur de résistivité (valeurs supérieures à $210 \Omega.m$) et l'altitude (inférieure à 182 m NGF). Toutes les valeurs répondant à ces deux critères ont été regroupées en une classe homogène représentant la formation du Coniacien ayant une médiane de $527 \Omega.m$ (Tableau 1.1).

La partie ouest de la zone étudiée est dominée par les classes 1 et 2 (en bleu et bleu foncé, Figure 2.10.b), présentant des valeurs de résistivité faibles allant de $4 \Omega.m$ à $92 \Omega.m$ (Tableau 1.1), révélant la présence de matériaux sablo-argileux détritiques. Les zones de résistivité plus élevées sont observées vers le sud-ouest, où les classes 4 et 5 (en jaune et orange, Figure 2.10.b) marquent la transition entre les formations détritiques des zones bleues et bleu foncé et le calcaire du coniacien représenté par la classe 6 (en rouge, Figure 2.10.b). Dans la partie centrale, les valeurs de résistivité allant de $113 \Omega.m$ à $155 \Omega.m$ (Tableau 1.1) sont caractérisées par la classe 4 (en jaune, Figure 2.10.b) représentant le calcaire du santonien et la classe 5 (en orange, Figure 2.10.b) allant de $155 \Omega.m$ à $410 \Omega.m$ (Tableau 1.1) correspondant aux hétérogénéités du Santonien (calcaire altéré). Ces observations géologiques permettent d'identifier les principales caractéristiques du sous-sol étudié et d'améliorer notre compréhension de la géologie de la zone étudiée.

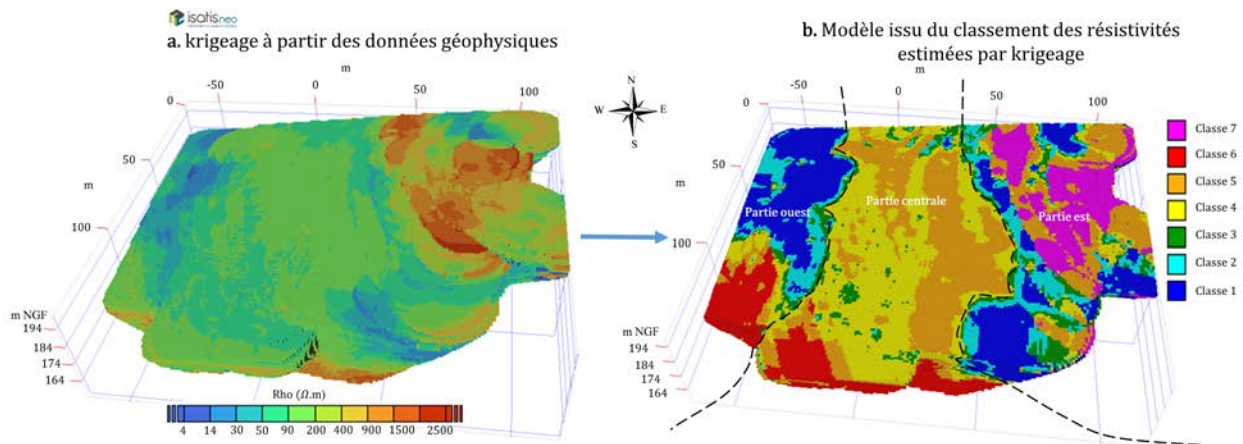


FIGURE 2.10 – Vue globale de dessus du massif rocheux entourant la grotte de Lascaux. (a) Résultat de l'interpolation par Krigeage appliquée sur les données logarithmiques de résistivité. (b) Résultat de l'application de la classification à l'interpolation résultante par krigeage.

2.4.2.2 Zones entre 187 et 182 m NGF de profondeur

Dans les images présentées (Figure 2.11), nous avons représenté le massif rocheux à deux profondeurs correspondant à 187 et 182 m NGF. Cette dernière profondeur correspond à la limite entre le calcaire santonien et le calcaire coniacien tel que défini par Verdet *et al.* 2020. En comparant la Figure 2.11 à la Figure 2.10, nous remarquons que les zones très résistives de la partie est (Figure 2.10) ont disparu après environ 4 m de profondeur (Figure 2.11.a et b), laissant principalement des formations conductrices composées de matériaux argilo-sableux (classes 1 et 2). Néanmoins, quelques zones très résistives (classes 5 et 6) sont encore visibles, pouvant correspondre à des pinacles tels que ceux identifiés dans la partie nord en dehors de l'enceinte de la grotte (Verdet 2019). Les formations détritiques identifiées dans la partie ouest sont toujours présentes sous forme de classes 1 et 2.

2.4. MODÉLISATION 3D DE TOUT LE MASSIF

Quant à la partie centrale, située au-dessus de la grotte et jouant un rôle important dans la modélisation thermique, nous avons observé de nouvelles zones conductrices (classe 1, 2 et 3) au sein du Santonien, où la résistivité varie entre 4 et 113 $\Omega.m$ (Tableau 1.1). Nous allons analyser ces zones de manière plus détaillée dans le paragraphe suivant, afin de mieux comprendre leur éventuelle connexion et trajectoire qui pourrait conduire aux Sas de la grotte (Figure 2.12).

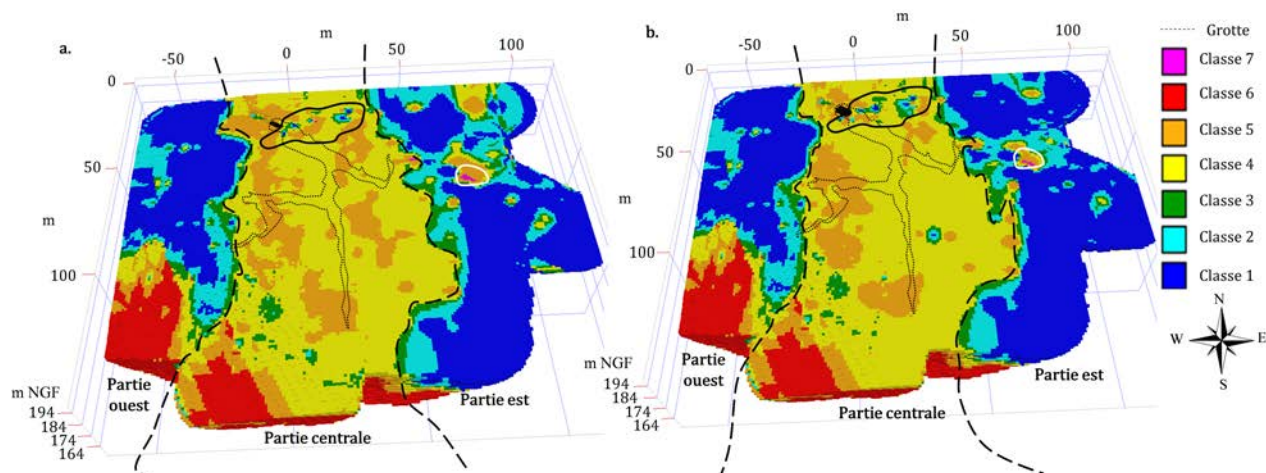


FIGURE 2.11 – Vue du massif en 3D avec la présence de la grotte. La zone conductrice au nord est encadrée en noir et les zones résistantes à l'est sont encadrées en blanc. (a) Vue à 185 m NGF. (b) Vue à 182 m NGF.

Les zones conductrices

En examinant de près l'image (Figure 2.12), qui constitue un zoom sur la partie nord du massif (Figure 2.11), on peut constater la présence de zones conductrices qui sont principalement formées par les classes 1, 2 et 3 et qui présentent une certaine continuité provenant des formations détritiques. Il est important de noter que l'acquisition des données a été effectuée en mars 2013, une période où le massif est généralement plus saturé, facilitant ainsi la détection de zones conductrices. Une acquisition des données avec une meilleure résolution spatiale permettrait de le confirmer ainsi qu'une acquisition à différentes périodes de l'année.

En observant la Figure 2.12, il est possible de distinguer deux zones conductrices distinctes. La première, nommée "zone 1", peut correspondre à un conduit hydraulique (zone karstique remplie de sable susceptible de se saturer en eau) connecté qui alimente principalement le Sas 1 et le Sas 2 (Figure 3). Ce conduit commence à se former à une altitude de 187 m NGF, devient plus volumineux à une altitude de 185 m NGF et s'achève à 182 m NGF, donnant ainsi une épaisseur approximative de 4 à 5 mètres. La deuxième zone conductrice, appelée "zone 2", se trouve à une profondeur plus importante, autour de 178 m NGF (Figure 2.13). Elle pourrait entraîner une infiltration d'eau sur les parois ornées de la Salle des Taureaux (Houillon, 2016a; Verdet, 2019b) à travers le massif, et éventuellement porter préjudice à la conservation des peintures de cette zone ornée.

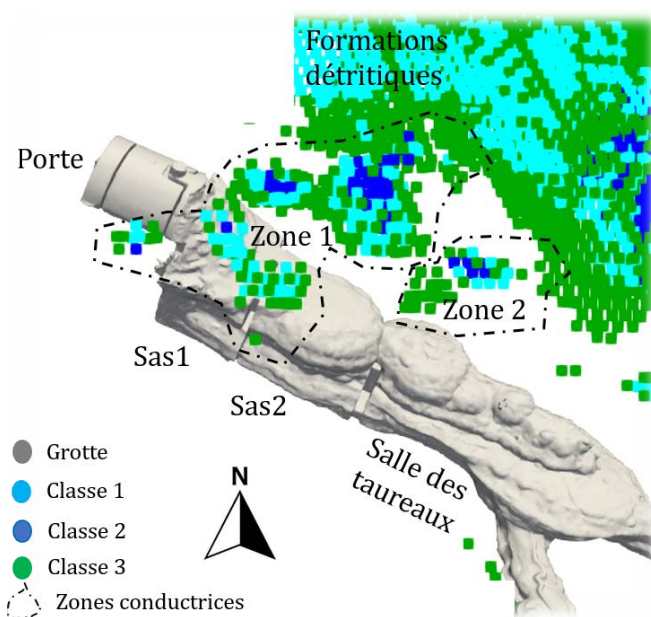


FIGURE 2.12 – Zones conductrices au nord de la grotte.

2.4.2.3 Zones entre 178 et 176 m NGF de profondeur

La Figure 2.13 offre une vue en profondeur du massif (altitude entre 178 m NGF et 176 m NGF) où nous constatons plusieurs différences par rapport à la Figure précédente (Figure 2.11). Tout d'abord, il est important de noter une plus grande extension de la formation du Coniacien. Dans la partie est, nous pouvons observer l'apparition de zones très résistantes (classe 6) qui s'étendent entre 178 m NGF et 176 m NGF, ces zones pouvant être une continuité des pinacles précédemment identifiés (Figure 2.11). D'autre part, dans la partie ouest, nous pouvons remarquer une diminution de l'emprise des formations détritiques, remplacées progressivement par une proportion croissante de calcaire du coniacien jusqu'à une profondeur de 176 m NGF (Figure 2.13.b). Par ailleurs, dans la partie centrale de la grotte, nous observons un passage progressif du calcaire santorien vers le calcaire coniacien, ce dernier prenant le dessus à mesure que nous nous enfonçons davantage. La transition géologique entre le calcaire santorien et le calcaire coniacien est également mise en évidence par l'apparition de zones conductrices (encadrées en noir dans Figure 2.13). Plus précisément, ces zones conductrices ont été détectées à la fois au nord près de la Salle des Taureaux en continuité des anomalies conductrices, que nous avons traitée sur la Figure 2.12, et au sud de la grotte, que nous analyserons plus en détail dans le paragraphe suivant (Figure 2.15).

2.4. MODÉLISATION 3D DE TOUT LE MASSIF

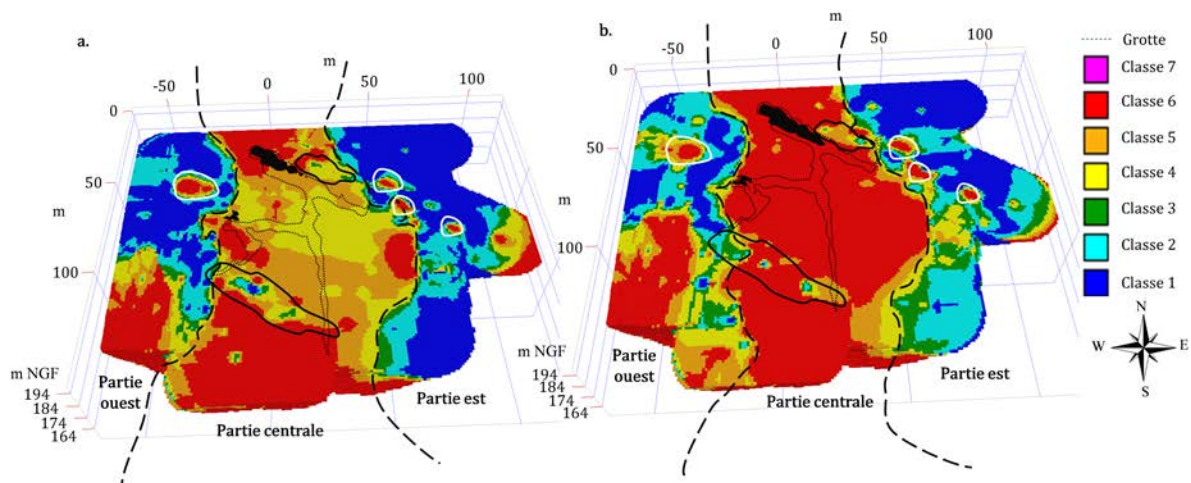


FIGURE 2.13 – Vue du massif en 3D avec la présence de la grotte. La zone conductrice au nord et au sud sont encerclées en noir et les zones résistantes à l’est et à l’ouest sont encerclées en blanc. (a) Vue à 178 m NGF. (b) Vue à 176 m NGF.

Les zones conductrices

La Figure 2.14 présente un zoom sur la zone conductrice localisée au sud de la grotte, qui se compose principalement des classes 1 et 2. Bien que cette zone ne soit pas continue, les anomalies conductrices semblent être en connexion avec les formations détritiques (Figure 2.14). Il est possible d’établir un lien entre ces zones conductrices dans le massif et les écoulements qui se produisent à la voûte de la Chambre des Félines lors des périodes de fortes précipitations (janvier à avril), étant donné que les données étudiées ont été recueillies en mars.

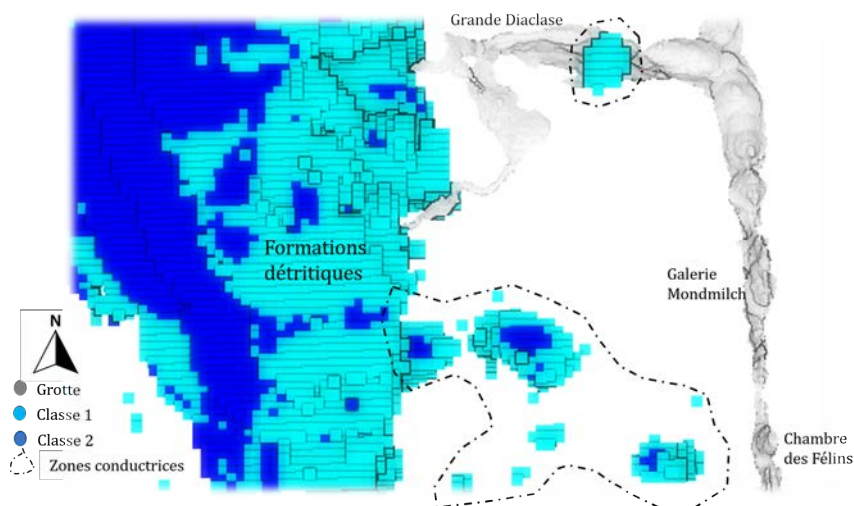


FIGURE 2.14 – Zones conductrices au sud de la grotte.

2.4.2.4 Zones entre 175 et 172 m NGF de profondeur

Sur la Figure 2.15, nous observons une zone plus profonde que celle étudiée précédemment (Figure 2.11 et Figure 2.13). La première différence remarquée est que la partie centrale est entièrement dans le calcaire coniacien, sans aucune formation du Santonien, car elle se trouve sous la limite stratigraphique située à 182 m NGF (Verdet *et al.* 2020). Malgré la profondeur, une zone conductrice peut encore être identifiée dans la partie sud-est près de la Chambre des Félines, déjà mise en évidence (Figure 2.14). De

plus, il y a une diminution de l'emprise des formations détritiques dans les parties est et ouest de la grotte (Figure 2.15). Dans la partie est, des zones très résistantes sont visibles à 175 m NGF, clairement identifiées par des cercles blancs (Figure 2.15.a), mais deviennent plus rares à mesure des coupes plus profondes (Figure 2.15.b), elle pourraient être dans la continuité des pinacles. Dans la partie ouest, la zone très résistive identifiée précédemment par un cercle blanc (Figure 2.13) est réduite. En outre, une zone conductrice, identifiée par un cercle noir dans les Figures 2.15.a et b, est présente et s'étend dans la partie sud de la grotte, dans le prolongement de la Grande Diaclase.

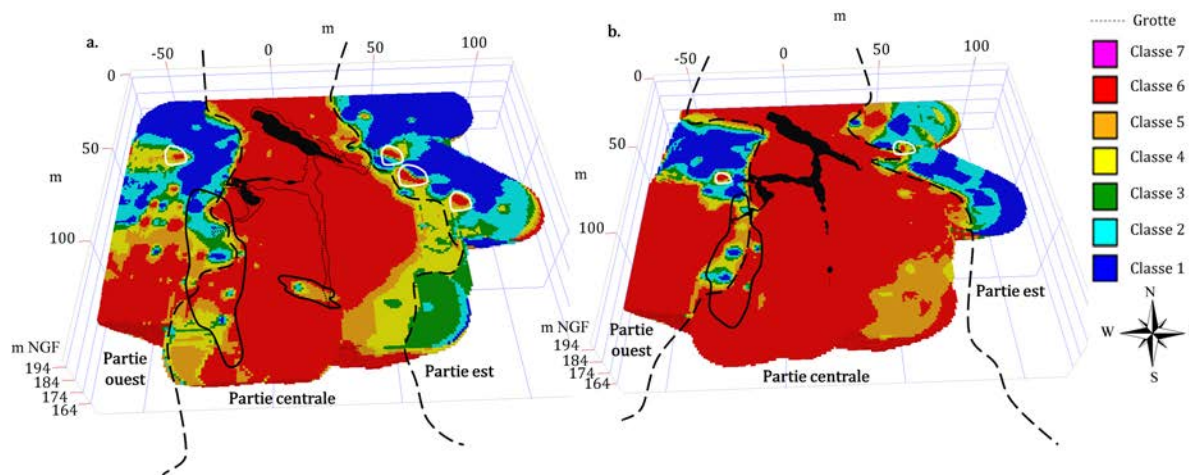


FIGURE 2.15 – Vue du massif en 3D avec la présence de la grotte. La zone conductrice au sud est encadrée en noir et les zones résistives à l'est et à l'ouest sont encadrées en blanc. (a) Vue à 175 m NGF. (b) Vue à 172 m NGF.

2.5 Relation entre les zones conductrices, les fractures et la présence d'eau

Le modèle 3D segmenté révèle des structures particulières telles que des pinacles, mais également des zones électriquement conductrices dans le massif rocheux (Figure 2.11, Figure 2.13 et Figure 2.15). Ces zones présentent une conductivité nettement inférieure à celle du calcaire environnant la grotte, ce qui peut être attribué à des zones altérées poreuses à forte teneur en eau en mars ou à des formations plus argileuses. La localisation de ces zones conductrices sur le modèle 3D semble montrer une corrélation avec les zones d'arrivée d'eau observées à l'intérieur de la grotte lors des périodes humides (voir les points bleus sur la Figure 2.16). Nous tenons toutefois à souligner que la campagne TRÉ a été réalisée en mars, durant une période climatique stable, pendant la saison humide où le massif atteint un taux maximal saturation.

Ces résultats soulignent donc l'importance d'une analyse plus approfondie pour étudier la relation entre les zones conductrices localisées dans le modèle 3D (Figure 2.11, Figure 2.13 et Figure 2.15), les zones d'arrivée d'eau connues (Figure 2.16), ainsi que la présence potentielle de fractures ou de fissures dans la roche (Figure 2.17). Cela nous permettra, d'une part de mieux comprendre les processus d'écoulement de l'eau dans la grotte et d'autre part de la prendre en compte dans le modèle thermique.

2.5. RELATION ENTRE LES ZONES CONDUCTRICES, LES FRACTURES ET LA PRÉSENCE D'EAU



Norbert Aujoulat. Lascaux : le geste, l'espace et le temps, Paris, Seuil (Arts rupestres), 2004, p. 31.

FIGURE 2.16 – Plan de la grotte de Lascaux présentant la division de cette dernière en différentes salles N.Aujoulat (2004) sur un fond topographique de Claude Bassier de 1966. Les différents écoulements temporaires observés à l'intérieur de la grotte sont marqués par les cercles bleus (Houillon, 2016a).

2.5.1 Les zones de fracture dans le massif rocheux

Selon les résultats du relevé des fractures mené par Lopez (2009) et présenté sur la Figure 2.17, il a été possible d'identifier quatre grandes familles de fractures entourant la grotte. La Galerie Mondmilch et le Diverticule (Figure 2.16) se sont développés à la faveur de la fracturation F1 (Figure 2.17), tandis que la Salle des Taureaux et le Diverticule Axial (Figure 2.16) sont orientés dans la direction de la fracture N115 (Figure 2.17), appartenant à l'ensemble F2 recoupé par F1. La Grande Diaclase, quant à elle, a été façonnée selon un système de fractures F3 (Figure 2.17). Bien que l'ensemble F4 n'ait pas de conduit karstique, il est marqué par un important sillon qui entaille la dalle calcaire du Coniacien supérieur au sud-ouest du réseau fossile orné.

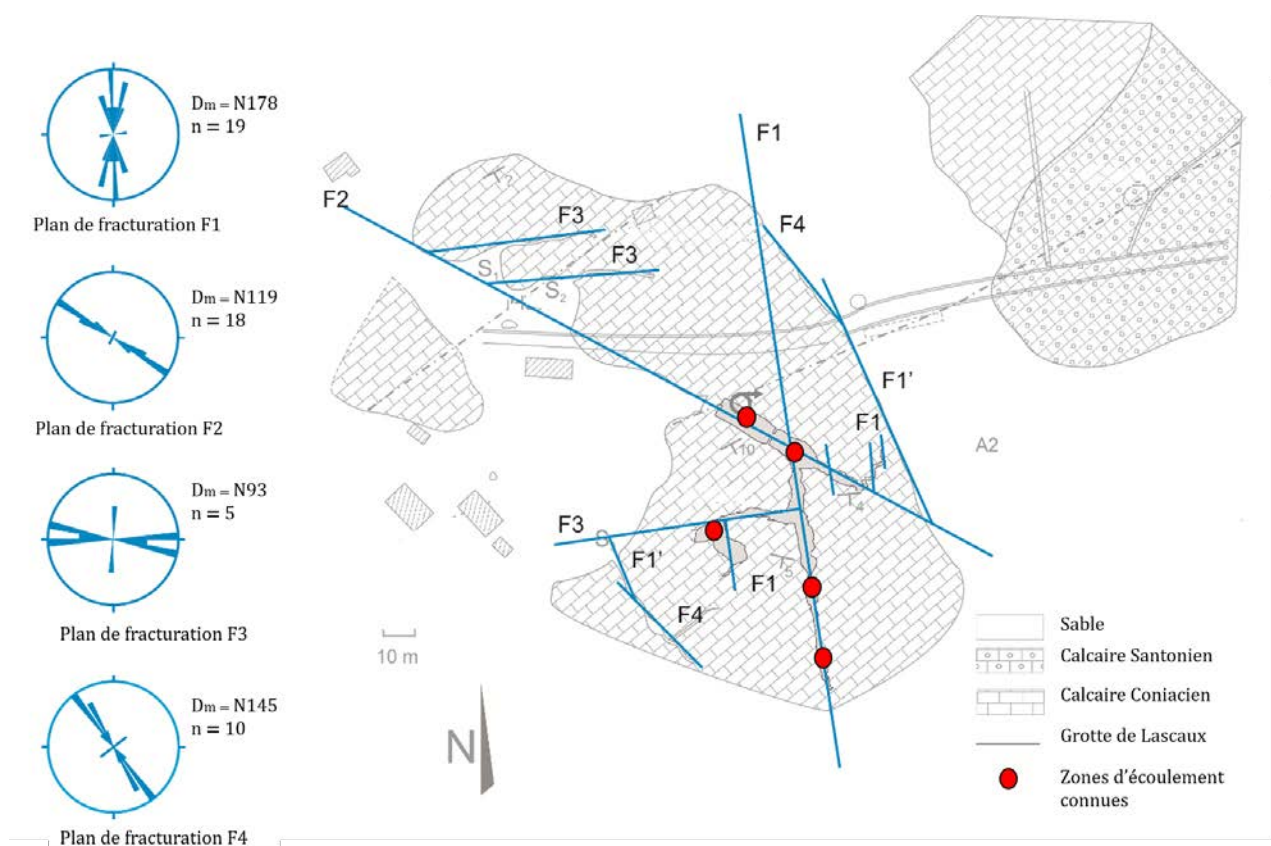


FIGURE 2.17 – Emplacement des zones d'écoulement d'eau (marquées en rouge) en relation avec les fractures (D_m correspond à la direction moyenne et n au nombre des mesures (Lopez, 2009)).

2.5.2 Écoulements dans le Sas 1 et la Salle des Taureaux

Les zones conductrices près du Sas 1 localisées dans la modélisation 3D du massif rocheux (Figure 2.18) ont fait l'objet d'études approfondies en utilisant la tomographie de résistivité électrique pendant plus de 10 ans. Les résultats du suivi temporel (profil N50, N100, S50 et S100) montrent que les faibles résistivité durant les périodes humides (Xu *et al.*, 2015; Verdet, 2019b) sont liées aux arrivées d'eau du Sas 1. De plus, ces arrivées d'eau sont observées et suivies (Houillon, 2016a) à l'intérieur de la grotte (Figure 2.16) où elles sont situées dans l'alignement des zones conductrices visibles sur la Figure 2.12, alignement d'orientation parallèle aux fractures de la famille F3 (Figure 2.17). Par ailleurs, un écoulement ponctuel et très localisé dans le Sas 2 est connu (Houillon, 2016a).

2.5. RELATION ENTRE LES ZONES CONDUCTRICES, LES FRACTURES ET LA PRÉSENCE D'EAU

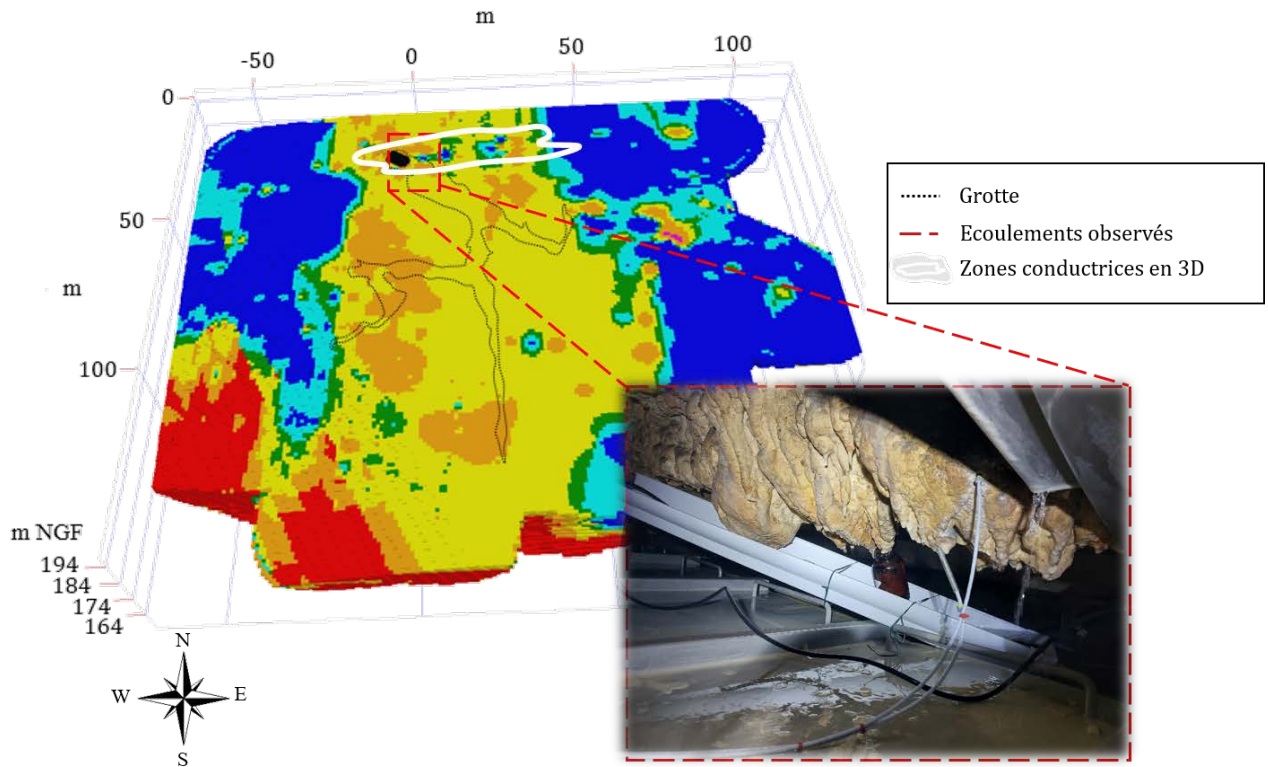


FIGURE 2.18 – Relation entre les écoulements observés dans le Sas 1 (photographie par J.C. Portais) avec les zones conductrices localisées dans la modélisation 3D et les fractures du massif rocheux.

En étudiant le modèle 3D du massif rocheux (Figure 2.19), on remarque l'existence d'une zone conductrice (Figure 2.13) près de la Salle des Taureaux qui peut être à l'origine des arrivées d'eau, sous forme de suintements, au niveau des joints de strates des parois de la salle. Il est tentant d'établir une relation entre cette zone conductrice avec le réseau de fractures qui pour être confirmée demanderait une plus grande résolution de la tomographie.

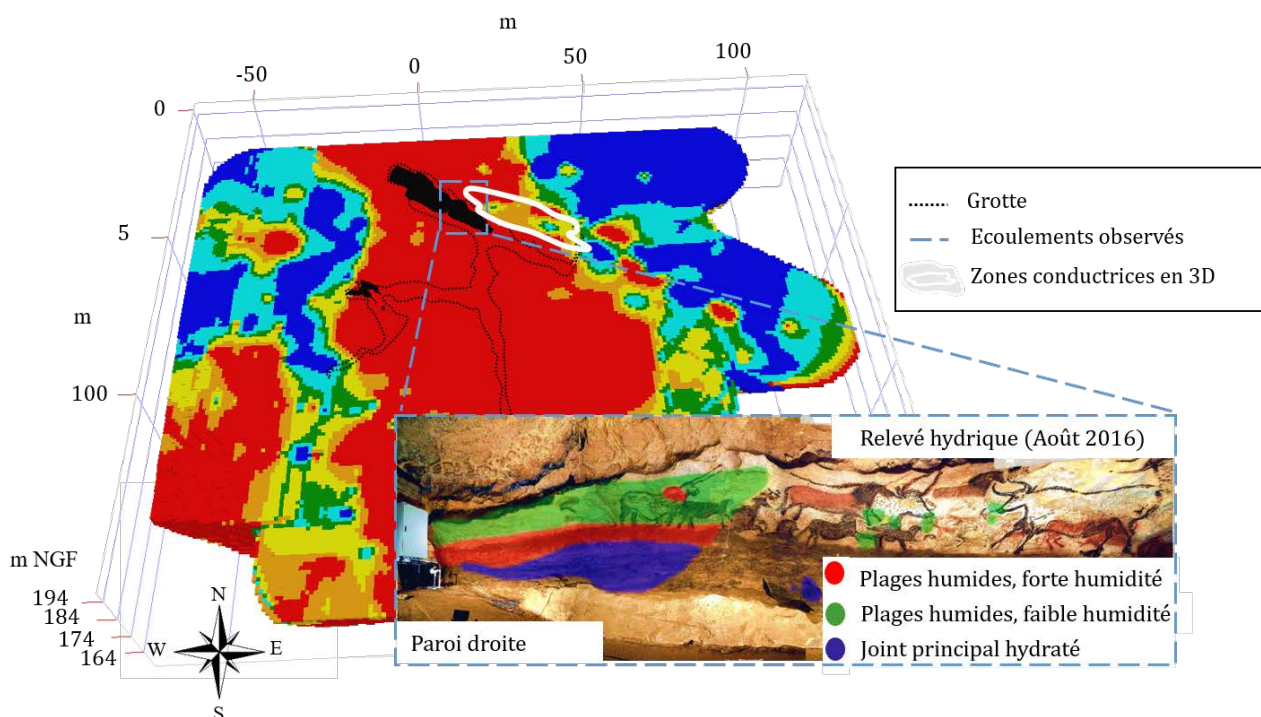


FIGURE 2.19 – Relation entre les écoulements observés dans la Salle des Taureaux avec les zones conductrices localisées dans la modélisation 3D et les fractures du massif rocheux (Photo D. Bouchardon LRMH) (Relevé hydrique août 2016 par N. Houillon).

2.5.3 Écoulements dans la Chambre des Félines

Des arrivées d'eau dans le Chambre des Félines (Figure 2.20) sont particulièrement visibles en période humide (Figure 2.20.b, en haut à droite). Ces arrivées d'eau peuvent s'aligner et être dans le prolongement de zones conductrices identifiées sur le modèle 3D (Figure 2.20.a). Il est possible que ces zones conductrices d'orientation globalement NO-SE (sensiblement selon la fracturation F2) soient à l'origine des arrivées d'eau dans le Chambre des Félines. De plus, ces zones conductrices apparaissent comme une prolongation des formations détritiques (classe 1 et classe 3) dans le calcaire coniacien facilitant l'écoulement de l'eau à travers le massif jusqu'à atteindre la voûte (comme le montre la Figure 2.20). L'alignement des zones conductrices est d'orientation parallèle à celle de la grotte et donc à la fracture F2.

2.5. RELATION ENTRE LES ZONES CONDUCTRICES, LES FRACTURES ET LA PRÉSENCE D'EAU

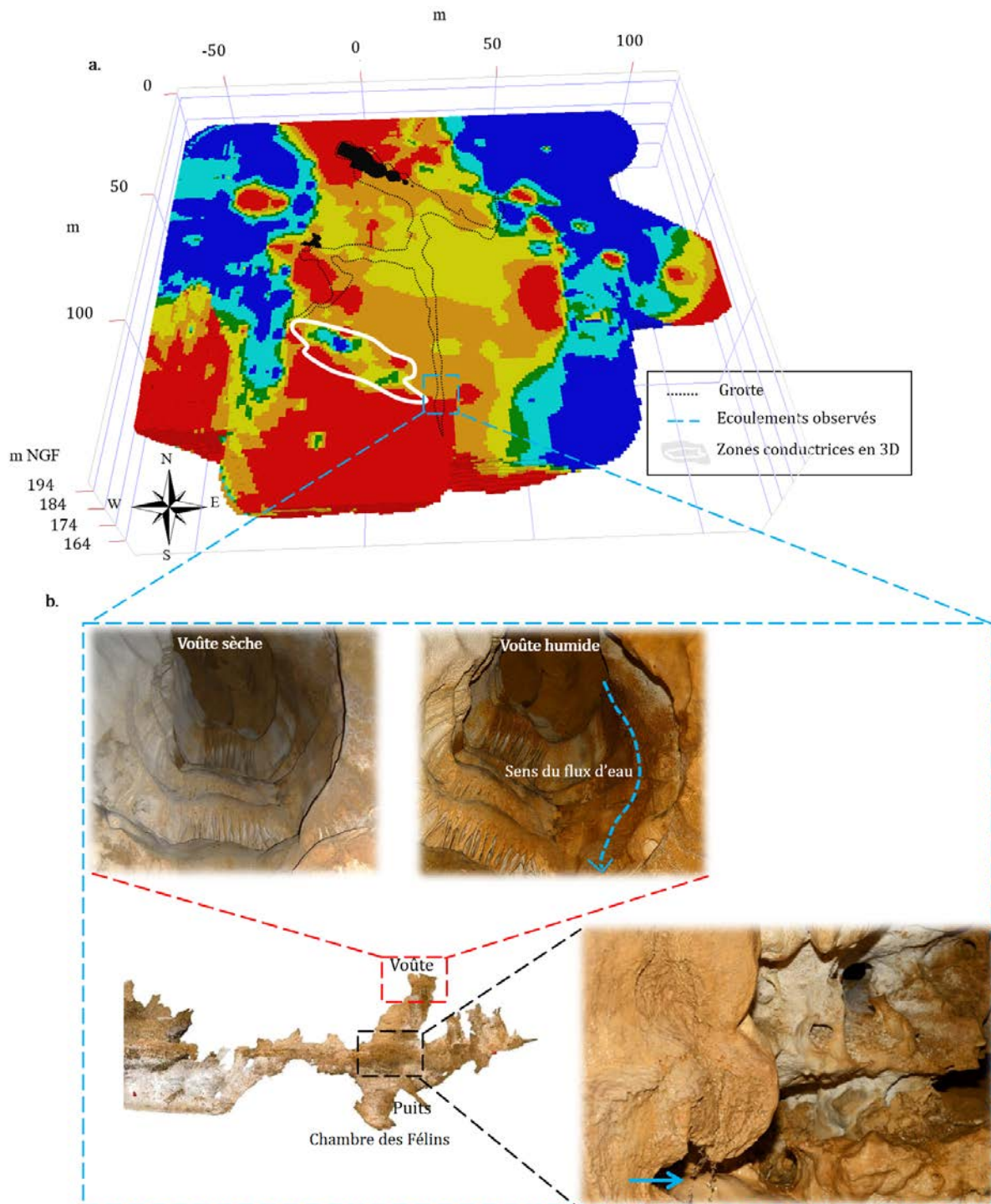


FIGURE 2.20 – Relation entre les écoulements observés dans la Chambre des Félines et les zones conductrices localisées dans la modélisation 3D et les fractures du massif rocheux.

2.5.4 Autres écoulements dans la grotte

L'analyse de la modélisation 3D du massif permet d'identifier une autre zone conductrice proche des formations détritiques à proximité de la Grande Diaclase et de la Salle Ensablée (Figure 2.16); elles pourraient être liées aux arrivées d'eau observées dans ces salles (communication personnelle J.C. Portais). Par ailleurs, cette zone est à la croisée des fractures F1 et F3 (Figure 2.17) ce qui pourrait donc favoriser l'arrivée d'eau vers cette zone. Les arrivées d'eau dans ces salles proviendraient selon les observations faites par J.C. Portais directement de la surface.

Le modèle 3D a permis de localiser la plupart des discontinuités conductrices électriquement à proximité des arrivées d'eau identifiées dans la grotte (Figure 2.16). Cependant, il existe dans la grotte de faibles arrivées qui ne sont pas accompagnées de zones conductrices mesurées par TRE. Par exemple, des égouttements sont connus dans la Galerie Mondmilch, principalement à la première coupole, puis échelonnés le long de la galerie, mais aucune anomalie n'est identifiée sur le modèle 3D. Il est donc difficile de déterminer l'origine de l'eau (joints de strates, voûte, condensation, etc.) dans ces cas.

La limite de détection des zones conductrices peut être attribuée à deux facteurs potentiels : la résolution des données acquises et la méthode utilisée. La résolution des données peut être affectée par l'espacement entre les électrodes des profils, où un espacement de 1,5 m peut fournir une résolution inférieure à celle obtenue avec un espacement de 1 m, comme l'a démontré dans la thèse de Verdet (2019). Par ailleurs, la résolution peut également être influencée par le modèle 3D construit par krigeage.

2.6 Conclusion

La modélisation géostatistique a été utilisée pour construire un modèle 3D caractérisant le massif rocheux environnant la grotte de Lascaux. Nous avons choisi d'utiliser la méthode d'interpolation par krigeage ordinaire à partir des données TRE 2D. Les résultats de cette interpolation, suivis par le partitionnement en sept classes de la représentation 3D ainsi obtenue, ont permis de visualiser la structure du massif en distinguant les différentes formations géologiques présentes autour de la cavité. Nous avons pu observer la présence de formations détritiques à l'est et à l'ouest, du Santonien et de ses hétérogénéités au-dessus de la grotte et du Coniacien en profondeur. En plus de la géologie, nous avons également pu localiser les zones conductrices dans le massif qui pourraient être potentiellement dans la continuité spatiale des arrivées d'eau observées dans la grotte.

La présence d'écoulements dans la cavité constitue une menace potentielle pour les peintures rupestres, particulièrement lorsqu'ils se produisent le long des parois ornées mais aussi pour le comportement thermo-aéraulique de la grotte. Ainsi, il est crucial d'identifier les zones conductrices dans le massif afin de mieux comprendre les mécanismes d'écoulement à l'intérieur de la grotte. Les résultats de nos investigations ont permis de localiser trois zones conductrices distinctes, à savoir une première zone située entre 187 m NGF et 182 m NGF (Figure 2.11), présentant un conduit karstique d'environ 5 à 6 m d'épaisseur susceptible d'alimenter l'écoulement des Sas (Figure 2.12). Les deux autres zones identifiées aux altitudes respectives de 175 m NGF et 172 m NGF sont situées à proximité immédiate de la Salle des Taureaux et de la Chambre des Félines (Figure 2.12), ce qui laisse supposer une relation de cause à effet avec les arrivées d'eau dans ces zones. En outre, une nouvelle zone moins résistive a été mise en évidence entre la Grande Diaclase et la Salle Ensablée, suggérant des arrivées d'eau potentielles dans cette zone.

Grâce à la modélisation géostatistique par krigeage et au classement des résistivités estimées, il a été possible de localiser avec précision quatre des cinq zones connues pour être affectées par l'arrivée d'eau à l'intérieur de la grotte pendant la saison humide. Étant donné que la présence d'eau est déterminante dans la modélisation des propriétés thermiques du massif, il est primordial de prendre en compte les variations saisonnières de la saturation des conduits identifiés.

La localisation de ces zones saturées dans le nouveau modèle 3D est ainsi cruciale pour avancer sur la détermination de la variation temporelle des caractéristiques thermo-physiques de l'épikarst dans son hétérogénéité. Celles-ci permettront à leur tour de travailler sur la caractérisation des conditions limites en température à l'interface air/paroi dans la grotte. Une fois ces conditions limites définies, il sera permis de mener avec une précision accrue liée à la prise en compte de l'hétérogénéité des transferts de chaleur, les simulations thermo-aérauliques de la grotte pour différentes conditions climatiques. L'objectif à terme étant de mieux comprendre les phénomènes physiques au niveau de la paroi et d'élaborer une stratégie de conservation plus efficace en agissant sur l'environnement du site.

Chapitre 3

Caractérisation thermique du massif par méthodes inverses

3.1 Introduction

Le modèle thermique (3D) développé par Lacanette et Malaurent (2014) considère le massif rocheux comme un milieu homogène caractérisé par une unique diffusivité thermique ($5,79 \times 10^{-7} m^2.s^{-1}$). Cependant, les études menées et présentées dans les chapitres 1 (§1) et 2 (§2) ont révélé la nature hétérogène de ce massif, décomposé en sept classes considérées comme constituées de matériaux homogènes et distincts. En raison de contraintes liées à la préservation du site, il s'est avéré impossible de procéder à des carottages afin de caractériser thermiquement ces matériaux. Par ailleurs, la mesure sur échantillon n'est pas représentative du massif en raison de l'altération importante des formations (matériaux non cohésifs).

Dans ce contexte, ce chapitre adopte une approche numérique visant à caractériser thermiquement chaque matériau. Pour ce faire, une série d'étapes est mise en place et exposée en détail dans ce chapitre. En premier lieu, l'instrumentation du site, comprenant 21 capteurs répartis à différents emplacements, est présentée. Par la suite, les données de température extérieure, la température à la surface du sol calculée selon la méthode de Salmon *et al.* (2023) ainsi que les températures enregistrées par chaque capteur dans la roche à différentes profondeurs sont analysées. L'objectif de ces analyses est de mieux comprendre le comportement thermique de la grotte. Ensuite, l'existence d'une relation entre les données thermiques mesurées et la géométrie tridimensionnelle des formations géologiques environnantes est recherchée. Puis, nous présentons une méthodologie pour l'estimation du déphasage et l'amortissement de l'onde thermique pour les différents capteurs car ces caractéristiques seront nécessaires pour la suite de l'étude. Les résultats obtenus par les analyses citées précédemment permettent d'établir une méthodologie de résolution par méthodes inverses basée sur l'algorithme de Nelder-Mead. Cette méthodologie est expliquée et détaillée dans ce chapitre. L'obtention des diffusivités thermiques de chaque matériau est présentée en détaillant toutes les étapes nécessaires pour la minimisation d'une fonction objectif basée sur le déphasage et l'amortissement. Une fois les propriétés thermiques des matériaux caractérisées, une simulation de la conduction thermique au sein du massif rocheux est réalisée, impliquant la spécification des conditions initiales et des conditions aux limites requises pour les calculs.

Finalement, les résultats simulés en utilisant le modèle thermique à sept classes sont présentés et interprétés pour chacun des capteurs. L'analyse se concentre sur la comparaison des déphasages et des amortissements mesurés et simulés pour chaque capteur. Nous examinons également l'influence du nombre de classes sur le modèle thermique et étudions l'évolution des erreurs de déphasage et d'amortissement. La conclusion générale de ce chapitre synthétise l'ensemble des résultats obtenus au cours des différentes étapes exposées.

Dans ce chapitre, par convention, les côtés droit et gauche des galeries de la grotte sont définis comme étant les côtés perçus par une personne dos à l'entrée de la grotte.

3.2 Instrumentation du site

La grotte de Lascaux s'étend sur 235 m de long. Le massif au-dessus de la grotte présente un dénivelé de 30 m. La cavité et son environnement immédiat sont instrumentés par plus de 174 capteurs. Ils enregistrent la pluviométrie, la température de l'air extérieur, la température du calcaire à 50 et 100 cm sous la surface du sol, la température de l'air et de la roche dans la cavité, le débit, le rayonnement solaire, le taux de CO₂ ainsi que l'hygrométrie depuis plusieurs dizaines d'années.

Dans cette étude, seuls les capteurs enregistrant la température extérieure (air et près de la surface du sol) et la température de la roche à l'intérieur de la grotte sont considérés (Figure 3.1). Ces températures serviront de paramètres pour l'initialisation et la validation de la simulation. Actuellement, il est interdit d'installer de nouveaux capteurs dans la roche à l'intérieur de la grotte pour des raisons de conservation.

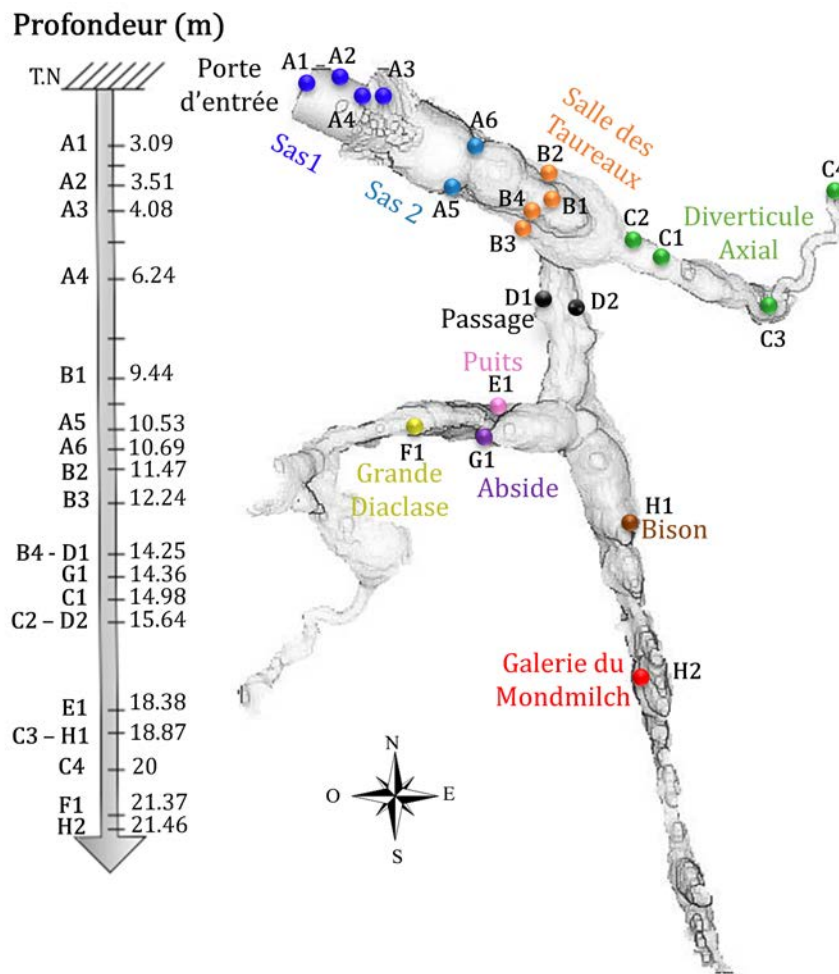


FIGURE 3.1 – Vue en plan de la grotte de Lascaux, indiquant l'emplacement des 21 capteurs insérés à une profondeur de 3 cm dans les parois. La flèche située à gauche indique la profondeur de ces capteurs par rapport à la surface du sol à leur aplomb.

3.2.1 Matériel pour les mesures de température

Les sondes de température sont des capteurs dont différents types ont été installés depuis les années 1960. Les premiers étaient de type Prolabot, contenant du mercure. Avant 1963, seules quelques mesures manuelles de la température et des taux de CO₂, difficiles à exploiter, ont été enregistrées dans la grotte de Lascaux. De 1964 à 1989, toutes les mesures de température ont été effectuées de

manière quotidienne, à 8 heures, par la même personne, utilisant des thermomètres à mercure. Ces thermomètres présentaient une sensibilité de $0,05^{\circ}\text{C}$ et une précision théorique de $0,1^{\circ}\text{C}$ pour l'air et de $0,2^{\circ}\text{C}$ pour la roche. Ils étaient étalonnés par rapport à un thermomètre à mercure de référence, gradué à une précision de $0,01^{\circ}\text{C}$. À cette époque, des tentatives d'enregistrement automatique ont été réalisées, mais sans succès.

Depuis 1989, les relevés, moins fréquents, sont effectués par un nouvel opérateur. En réponse à la demande du conservateur de la grotte, le réseau de thermomètres à mercure a été progressivement remplacé, à partir de 1996, par des sondes électroniques. Les mesures manuelles ont été interrompues en 2000.

Depuis 2011, un nouvel équipement a été installé dans la cavité. Il est composé de 174 capteurs, dont 113 sont dédiés à la mesure de la température, les autres sont utilisés pour mesurer le CO_2 , l' O_2 , les précipitations, les niveaux d'eau, l'humidité relative, le rayonnement solaire, la vitesse et la direction du vent, etc. De plus, des capteurs extérieurs ont été implantés à 50 et 100 cm de profondeur par rapport à la surface du sol dans des trous forés et rebouchés par des matériaux naturels. L'ensemble de ces 174 capteurs relèvent les mesures à l'intérieur et à l'extérieur de la grotte toutes les minutes. Les valeurs de température sont mesurées par des sondes PT-100, présentant une sensibilité de $0,001^{\circ}\text{C}$ et étalonnées par rapport à une sonde étalon avec une précision relative de $0,01^{\circ}\text{C}$, et enregistrées par un enregistreur électronique de données de référence ALMEMO. Les dérives éventuelles des capteurs les uns par rapport aux autres sont contrôlées par la sonde étalon.

Un système de supervision permet de consulter les données en temps réel depuis l'extérieur de la cavité. Il offre une vue d'ensemble des capteurs et permet d'afficher des graphiques paramétrés par zones spécifiques. Ce système de suivi climatique présente des performances remarquables grâce à la précision des mesures, à la fréquence élevée d'acquisition des données et à la possibilité d'accès à distance en temps réel. Cette combinaison, associée à la surveillance des parois, en fait un outil approprié pour la préservation des conditions environnementales dans la grotte de Lascaux.

Les dispositifs successifs de mesure de la température sont présentés sur la Figure 3.1.a. Dans la cavité il existe des zones équipées avec des paires de capteurs enregistrant la température de l'air et de la roche (Figure 3.1.b). Le calcul de cette différence permet de déterminer s'il y a un risque de condensation à la paroi, et donc un risque pour la conservation des œuvres pariétales.

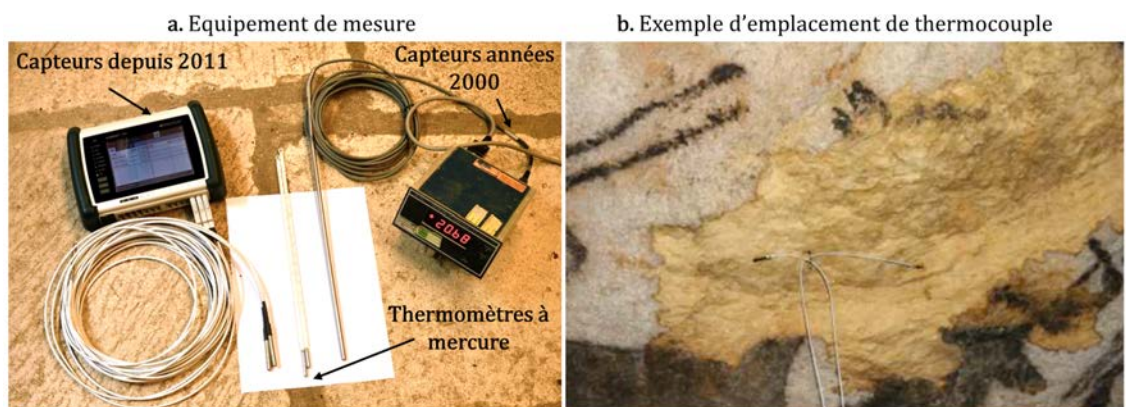


FIGURE 3.2 – Dispositif des mesures de température dans la grotte. (a) Au centre de la figure, les thermomètres à mercure utilisés pour les mesures manuelles jusqu'aux années 1990. A droite de la figure, les premiers capteurs utilisés dans les années 2000. A gauche de la figure, les capteurs actuels utilisés depuis l'année 2011. (b) Photographie de l'emplacement d'un couple de capteurs (air/roche) à la paroi gauche de la Salle des Taureaux (P. Malaurent, J.C. Portais).

3.2.2 Capteurs du Sas

Peu après la découverte, deux SAs ont été mis en place pour limiter l'influence de l'air extérieur sur la cavité. Le premier (Sas 1) est divisé en trois compartiments, tandis que le second (Sas 2), complètement isolé du Sas 1, est séparé de la partie ornée de la grotte par une porte partiellement fermée. L'entrée de la grotte est scellée par une porte en bronze, et un capteur de température intérieure (air) se trouve au-dessus de la porte. Ce capteur a été installé en avril 2016.

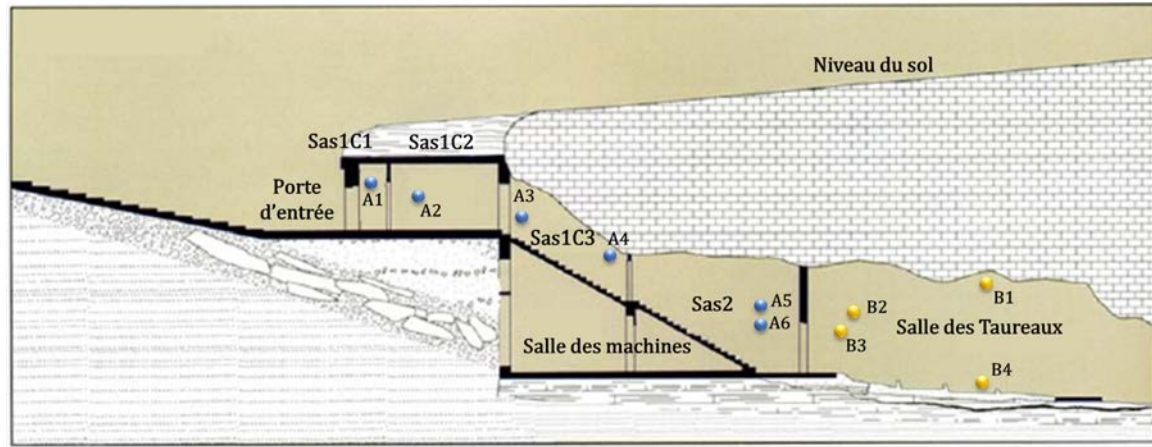


FIGURE 3.3 – Coupe schématique des SAs et de la Salle des Taureaux (Aujoulat, 2004) modifiée en ajoutant les capteurs installés dans chaque zone.

Le premier compartiment du Sas 1 est équipé de deux capteurs (A1) installés au milieu des murs maçonnés pour mesurer la température de l'air et du mur (Figure 3.2 et Figure 3.3). Le deuxième compartiment comporte également une paire de capteurs (air et roche-A2) installés sur le mur maçonné (Figure 3.1 et Figure 3.3). Tous les capteurs du Sas 1 ont été installés en 2011. Dans la partie naturelle de la grotte (Sas 1, compartiment 3), il y a 4 capteurs disposés en deux paires (Figure 3.3), une paire dans la partie haute et une autre dans la partie basse du mur (A3 et A4).

Le Sas 2 est équipé de 4 capteurs (A5 et A6) qui mesurent la température de la roche et de l'air (Figure 3.3). Deux des capteurs sont situés au milieu de la paroi droite, et les deux autres sont placés au milieu de la paroi gauche.

Au total, trois paires de capteurs ont été installés dans les SAs.

3.2.3 Capteurs de la Salle des Taureaux et du Diverticule Axial

La Salle des Taureaux (Figure 3.3 et Figure 3.1), ornée de peintures de licornes, de taureaux, de chevaux, entre autres, est la zone la plus exposée aux changements thermiques car elle est la plus proche de l'entrée. La salle est équipée de 4 paires air et roche (Figure 3.1), parmi lesquelles une paire (B3) se trouvent au milieu de la paroi droite, une autre (B2) au milieu de la paroi gauche, une autre (B1) à la hauteur de la voûte, et une autre (B4) près du sol à côté d'un gour.

Au total, 4 paires de capteurs ont été installés dans le Salle des Taureaux.

À l'entrée du Diverticule Axial (Figure 3.1), une paire de capteurs (air et roche) (C2) est installée à environ 50 cm du sol. Deux autres capteurs (C1) sont placés au milieu de la paroi gauche dans la partie rétrécie du diverticule (Figure 3.1). Au fond du diverticule axial, au niveau de la voûte, il y a 2 capteurs (C3) qui mesurent la température (air et roche). Complétant l'instrumentation de cette zone, deux capteurs (C4) sont disposés au sol afin de mesurer la température de l'air et de la roche à l'extrémité du Diverticule Axial (Figure 3.1), zone nommée le méandre. Au total, 4 paires de capteurs ont été installés dans le Diverticule Axial.

3.2.4 Capteurs du Passage, du Puits et la Grande Diaclase, Bison et Mondmilch

Le Passage (Figure 3.1) est instrumenté par 4 paires de capteurs (air et roche) dont une paire (D1) se situe au milieu de la paroi droite et une autre paire (D2) à la base de la paroi gauche. Un mât est également mis en place dans le Passage pour mesurer la température de l'air à trois hauteurs différentes. Dans le Puits (Figure 3.1), 2 capteurs (E1), mesurant la température de l'air et de la roche, sont placés à la base de la paroi. Les capteurs (F1) de la Grande Diaclase dans laquelle se développe un grand éboulis mesurent la température (air et roche) en bas de la paroi (au sol). Dans l'Abside, 2 capteurs (G1) sont situés au milieu de la paroi. Enfin, 2 capteurs (H1) sont placés au milieu de la paroi au niveau du Bison et 2 autres (H2) dans la Galerie du Mondmilch.

3.2.5 Température extérieure

Les données relatives à la température de l'air extérieure à Lascaux ont été enregistrées par Météo France à partir de janvier 1949. Les mesures de température sont effectuées à Gourdon depuis 1881, une localité située à 50 km de Lascaux. En 1967, une station météorologique plus proche a été installée à Sireuil (20 km de Lascaux). En 1964, une station météo appartenant à la conservation du site a été installée au-dessus de la cavité.

La Figure 3.4 présente de manière graphique l'évolution de la température extérieure depuis janvier 1949 à décembre 2022. Afin de rendre les données plus lisibles, nous avons appliqué une moyenne mobile sur les 4 années précédentes. L'analyse de ce graphique révèle plusieurs périodes marquées par une augmentation de la température. D'abord, la température a diminué des années 1950 aux années 1980, malgré un premier pic d'augmentation observé dans les années 1960. À partir de 1988, une seconde période d'augmentation de la température s'est produite jusqu'en 1991. Ensuite, la température a diminué entre 1991 et 1993, pour ensuite augmenter à nouveau et atteindre un pic en juin 2007. Entre 2008 et 2013, une diminution de la température a été observée. À partir de 2015, une nouvelle période d'augmentation s'est manifestée, avec un pic supérieur à celui de 2007.

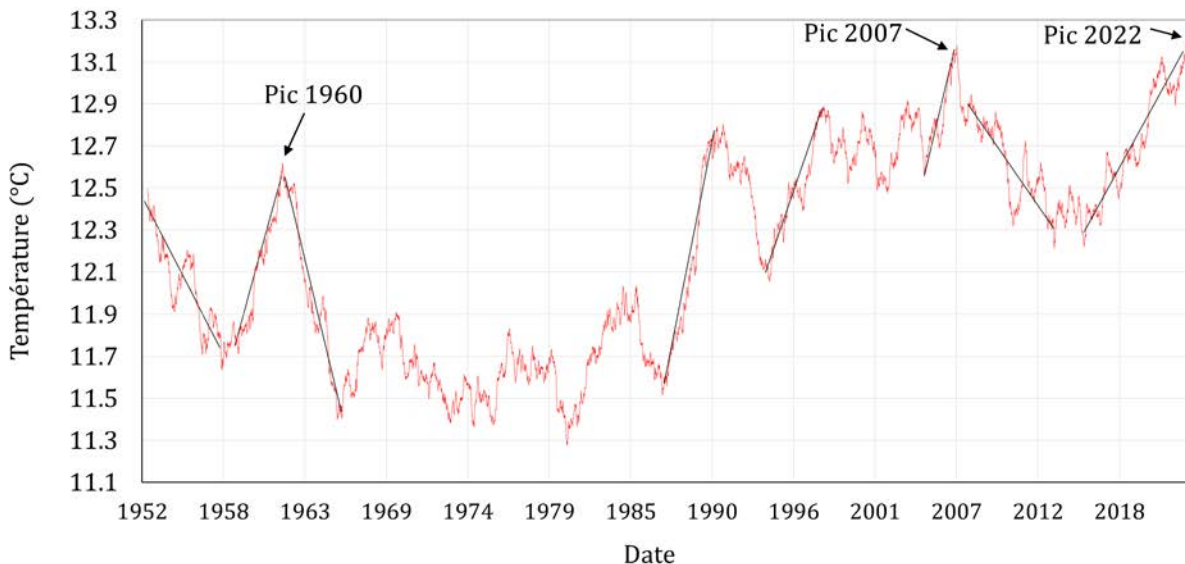


FIGURE 3.4 – Évolution de la température extérieure de 1949 à 2023 par moyenne mobile sur les 4 années précédentes. D'après compilation des données par P. Malaurent

La Figure 3.5 illustre l'évolution de la température extérieure de janvier 2000 à décembre 2022, en utilisant une moyenne mobile sur l'année précédente pour lisser les données. Cette analyse se concentre

3.3. ANALYSE DES DONNÉES THERMIQUES

principalement sur les années récentes afin de comprendre comment la température a évolué au fil du temps. A partir de 2013, nous constatons une augmentation significative de la température, avec une augmentation encore plus marquée à partir de 2017, à l'exception de l'année 2020 où les températures étaient plus basses.

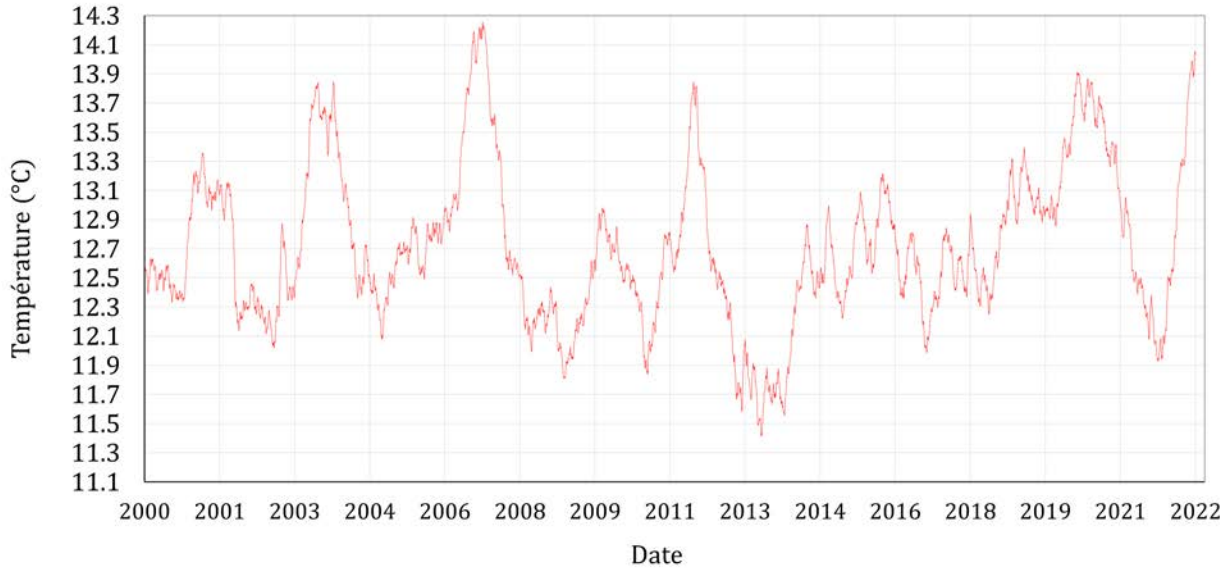


FIGURE 3.5 – Évolution de la température extérieure de 2000 à 2023 par moyenne mobile sur l'année précédente. Les données proviennent de la station météo installée au-dessus de la grotte de Lascaux.

3.3 Analyse des données thermiques

Dans le cadre de cette thèse, nous avons choisi de sélectionner les données de température relevées par les capteurs installés dans les roches des 21 paires décrites précédemment et la température extérieure enregistrée par la station météo du site de Lascaux. En effet, les températures relevées dans la roche, entre 2 et 3 cm de l'air de la grotte, sont moins influencées par la convection que les capteurs de l'air. L'objectif est d'évaluer l'évolution de la température en examinant les données de chaque capteur. La période d'étude court du 14 janvier 2015 (après l'arrêt de l'extraction du CO_2 dans la Grande Diaclase) au 31 décembre 2022. En effet, il est apparu lors des calculs présentes ci-dessous, qu'il était préférable d'éviter la période durant laquelle le transfert de l'onde thermique pouvait être perturbé par l'extraction artificielle de l'air.

3.3.1 Évolution de la température extérieure

La Figure 3.6 présente l'évolution de la température moyenne journalière de l'air extérieur (station météo au-dessus de l'entrée de la grotte) de l'année 2015 à l'année 2022. Les températures se répartissent dans l'intervalle $[-4^\circ\text{C}; 31^\circ\text{C}]$ avec une moyenne de données de $12,90^\circ\text{C}$. La température maximale globale durant les dernières années est d'environ 30°C à l'exception de l'année 2021 où elle est de 27°C (été très pluvieux).

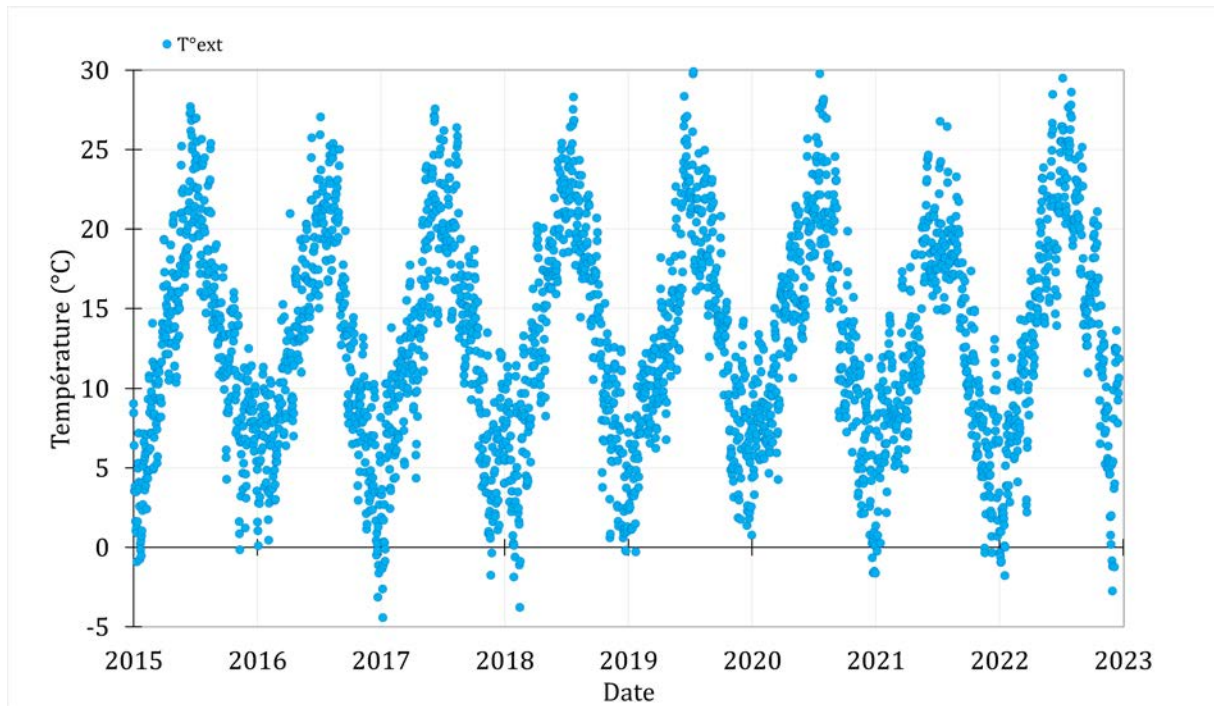


FIGURE 3.6 – Évolution de la température moyenne journalière extérieure de 2015 à 2022 (station météo positionnée juste au-dessus de la grotte de Lascaux).

3.3.2 Évolution de la température dans la grotte

La grotte est équipée de 21 capteurs dans la roche (Figure 3.1), qui sont utilisés pour mesurer en temps réel la température à l'intérieur de la grotte (§3.2). Pour évaluer la propagation de la température à travers le massif rocheux, nous avons étudié tous les capteurs dans différentes zones de la grotte. L'analyse des températures mesurées par ces capteurs permet de comprendre la manière dont la température évolue en fonction de la localisation du capteur dans la grotte.

3.3.2.1 Température dans le Sas

Lors de sa découverte, la cavité était isolée de l'atmosphère extérieure par un éboulis. Sa seule ouverture était un trou causé par la chute d'un arbre. Afin de permettre l'accès aux visiteurs, l'entrée de la cavité a été aménagée en excavant les éboulis, ce qui a permis à l'air extérieur de s'infiltrer et d'influencer l'équilibre microclimatique qui avait préservé les parois. Pour réduire au maximum cette infiltration d'air extérieur, deux Sas (Figure 3.3) ont été installés afin de limiter l'effet des variations de température entre l'air extérieur et l'air présent dans la cavité souterraine.

Le graphique illustre (Figure 3.7) l'évolution des températures dans les Sas 1 et 2 à différentes profondeurs. Le capteur A1, situé dans le premier compartiment du Sas 1 et près de la porte d'entrée, présente des variations de température très proches de celles de l'air extérieur (Figure 3.6). Cela peut s'expliquer par l'influence considérable de l'énergie extérieure provenant de la porte principale de la cavité, qui n'est pas isolée de l'extérieur (Figure 3.3). Le capteur A2, situé 0,41 m plus profond que le capteur A1 et dans le compartiment 2 du Sas 1, présente des amplitudes plus faibles. Les deux capteurs (A3 et A4), situés dans des zones différentes mais dans la partie naturelle de la paroi (roche) du compartiment 3 du Sas 1, présentent une onde plus amortie que celles des deux capteurs précédents. Cela provient de l'effet isolant des compartiments du Sas 1. Les capteurs positionnés dans le Sas 2 et à des profondeurs plus importantes (A5 à 10,53 m et A6 à 10,63 m respectivement) présentent des courbes quasiment identiques qui se superposent (courbes cyan et rouge, Figure 3.7). Les températures pour ces capteurs sont très amorties et déphasées par rapport au capteur A1 et à la température de l'air extérieur (Figure 3.6). Ceci peut s'expliquer par l'amélioration de l'isolation thermique dont le Sas

3.3. ANALYSE DES DONNÉES THERMIQUES

1 est responsable et la position plus profonde des capteurs (A5 et A6) qui bénéficient donc également de l'isolation thermique de l'épaisseur de roche qui les surplombe.

L'analyse du graphique (Figure 3.7) permet de mettre en évidence le rôle crucial du Sas dans la limitation de la propagation de la chaleur vers la cavité. En effet, les différents compartiments du Sas contribuent significativement à la réduction de la température en créant des barrières thermiques.

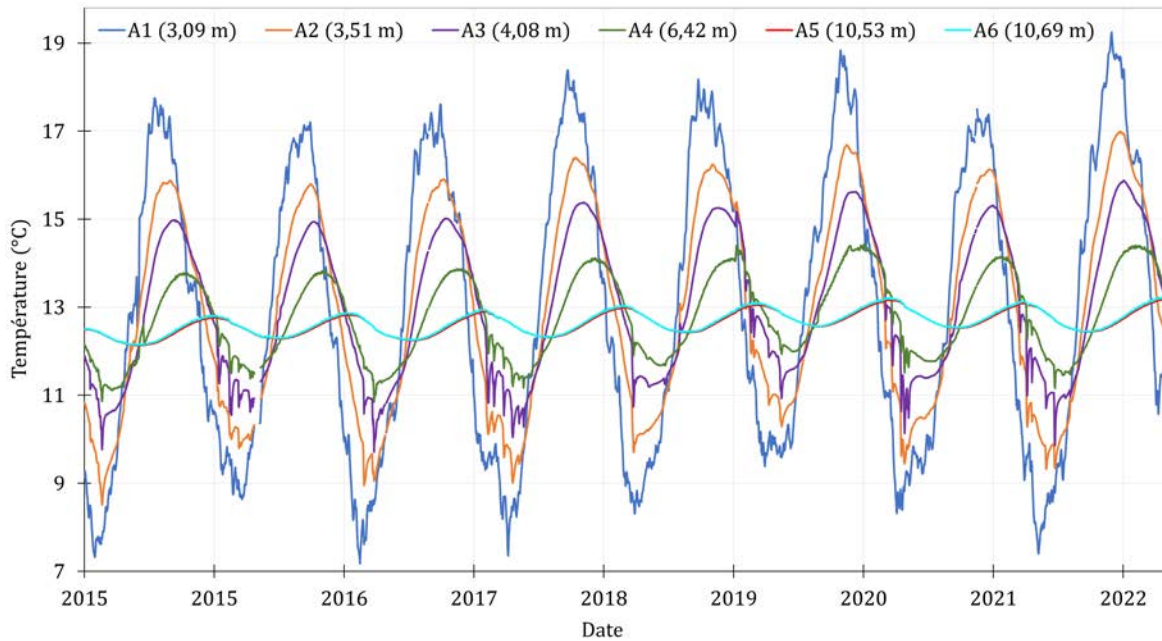


FIGURE 3.7 – Évolution de la température enregistrée par chacun des six capteurs du Sas 1 et du Sas 2.

3.3.2.2 Température dans la Salle des Taureaux

La Figure 3.8 illustre les mesures effectuées au moyen des capteurs répartis dans la Salle des Taureaux, une zone ornée et isolée de l'extérieur. Les résultats montrent que le capteur B1, situé dans la voûte de la salle (Figure 3.3), enregistre généralement des températures plus élevées en raison de l'accumulation de chaleur dans la partie supérieure de la salle et de sa faible profondeur dans le massif (9,44 m) par rapport aux autres capteurs de cette zone. Les capteurs B2 et B3, positionnés au milieu des parois droite et gauche à une profondeur respective de 11,47 m et 12,24 m, présentent des comportements très similaires avec des variations minimales de températures maximales et minimales. Quant au capteur B4, placé dans le plancher de la cavité, il affiche des températures légèrement plus basses que les capteurs placés dans les parois. Ceci pourrait s'expliquer par sa localisation en partie basse. L'air chaud monte ainsi vers la voûte tandis que de l'air plus froid se trouve proche du plancher de la cavité. Cet air pourrait refroidir le plancher ainsi que le capteur s'y trouvant. À l'inverse, le capteur dans la voûte de la Salle des Taureaux mesure des températures un peu plus chaudes pour la même raison.

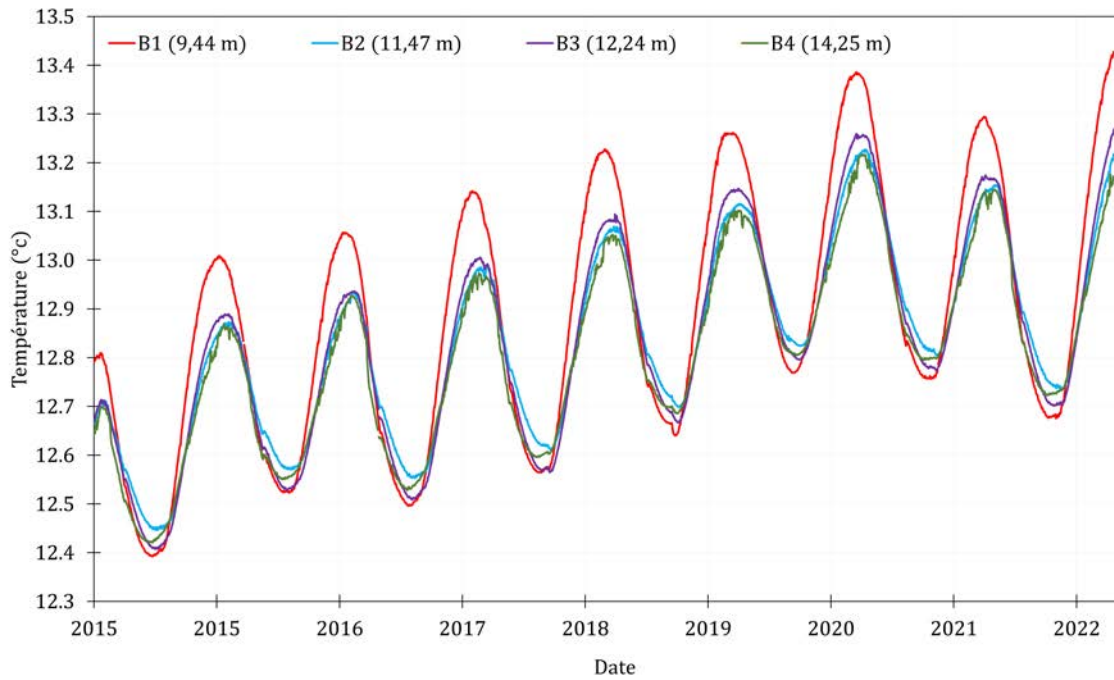


FIGURE 3.8 – Évolution de la température moyenne journalière dans la Salle des Taureaux de 2015 à 2022.

3.3.2.3 Température dans le Diverticule Axial

Sur le graphique suivant (Figure 3.9), nous présentons les données de températures mesurées par les capteurs placés dans le Diverticule Axial (Figure 3.1). Le capteur C1 est positionné au milieu de la paroi à une profondeur de 14,48 m, tandis que le capteur C2 est situé à seulement 50 cm du plancher de la galerie, soit à une profondeur de 15,64 m. Les deux autres capteurs, C3 et C4, sont situés respectivement dans la voûte à 18,69 m de profondeur et au plancher à 20,00 m de profondeur.

L'analyse des données (Figure 3.9) obtenues révèle des comportements thermiques distincts selon l'emplacement des capteurs. Les capteurs C1 et C2 présentent des amplitudes d'ondes quasiment similaires avec des températures minimales et maximales oscillant entre 12,45°C et 13,00°C.

En revanche, les capteurs C3 et C4, positionnés respectivement dans la voûte et au niveau du plancher de la galerie, présentent des comportements thermiques différents. Le capteur C3 montre des températures plus élevées, avec des valeurs minimales et maximales de 12,48°C et 12,86°C respectivement, qui peuvent être attribuées à l'accumulation de la chaleur dans la partie supérieure du Diverticule Axial (Salmon *et al.*, 2023a). Le capteur C4, quant à lui, présente une onde plus amortie, donc des températures plus basses avec des valeurs minimales et maximales de 12,37°C et 12,71°C respectivement.

Ces résultats montrent la variabilité du comportement thermique dans le Diverticule Axial, en lien avec les différents niveaux de profondeur et d'emplacement des capteurs, et l'importance de prendre en compte ces facteurs pour une meilleure compréhension des processus thermiques qui se déroulent dans cette zone.

3.3. ANALYSE DES DONNÉES THERMIQUES



FIGURE 3.9 – Évolution de la température moyenne journalière dans le Diverticule Axial de 2015 à 2022.

3.3.2.4 Température dans le Passage

Les données de température collectées par les capteurs D1 et D2, situés respectivement à 14,25 m et 15,64 m de profondeur dans la partie de la grotte appelée le Passage (Figure 3.1), sont présentées sur la (Figure 3.10). Celle-ci montre que les mesures des deux capteurs suivent une allure similaire, avec des valeurs minimales de température de 12,54 °C pour D1 et 12,53 °C pour D2, ainsi que des valeurs maximales de température de 13,10 °C pour D1 et 13,06 °C pour D2. Néanmoins, la différence de profondeur entre les deux capteurs pourrait influencer les variations de température, en particulier dans les pics d'amplitude maximale de l'onde. Les résultats montrent que le capteur D1, moins profond, enregistre des températures maximales légèrement plus élevées que le capteur D2. Par ailleurs, des soubresauts lors des périodes de température minimale ont été observés pour le capteur D2 entre les années 2017 et 2020, dont on pourrait faire l'hypothèse qu'ils sont dus au démarrage de mouvements convectifs de l'air dans cette zone.

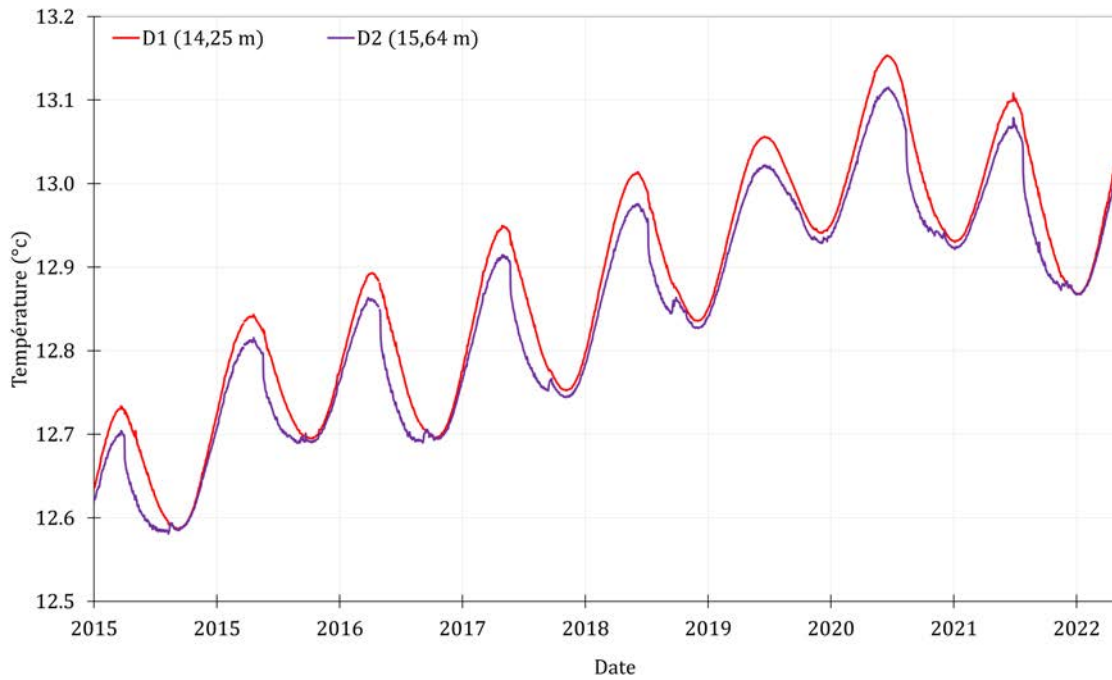


FIGURE 3.10 – Évolution de la température moyenne journalière dans le Passage de 2015 à 2022.

3.3.2.5 Température dans le Puits, l’Abside et la Grande Diaclase

Le graphique présenté sur la Figure 3.11 illustre les données des capteurs de température positionnés dans la partie ouest de la grotte (Figure 3.1). Le capteur G1 est situé à une profondeur de 14,48 m, au milieu de la paroi. Le capteur E1 est également situé au centre de la paroi, à une profondeur de 15,64 m, tandis que le capteur F1 est placé au plancher, à une profondeur de 18,69 m. Le capteur G1 dans l’Abside (Figure 3.1), qui est le moins profond, présente une allure similaire à celle des capteurs étudiés précédemment dans le Passage (Figure 3.10). Les mesures enregistrées par ce capteur révèlent une température minimale de 12,59 °C et une température maximale de 13,17 °C (12,54 °C et 13,10 °C pour le D1, Figure 3.10). En revanche, le capteur E1, localisé dans le Puits et à une profondeur de 18,38 m, présente une amplitude d’onde plus atténuée, ce qui s’explique par sa profondeur. Les mesures enregistrées par ce capteur montrent une température minimale de 12,58 °C et une température maximale de 13,01 °C. Enfin, le capteur F1, situé à une plus grande profondeur dans la Grande Diaclase (21,37 m), présente des anomalies dans les données enregistrées au cours des premières années (de 2015 à 2017). À partir de 2017, il présente une onde très amortie par rapport aux autres capteurs en raison de sa profondeur.

Les résultats indiquent une onde plus amortie à mesure que la profondeur augmente. De plus, nous constatons que même si les capteurs sont localisés dans la roche, les températures mesurées pourraient être influencées par le mouvement de l’air ou la présence de CO₂ dans certaines zones de la cavité.

3.3. ANALYSE DES DONNÉES THERMIQUES

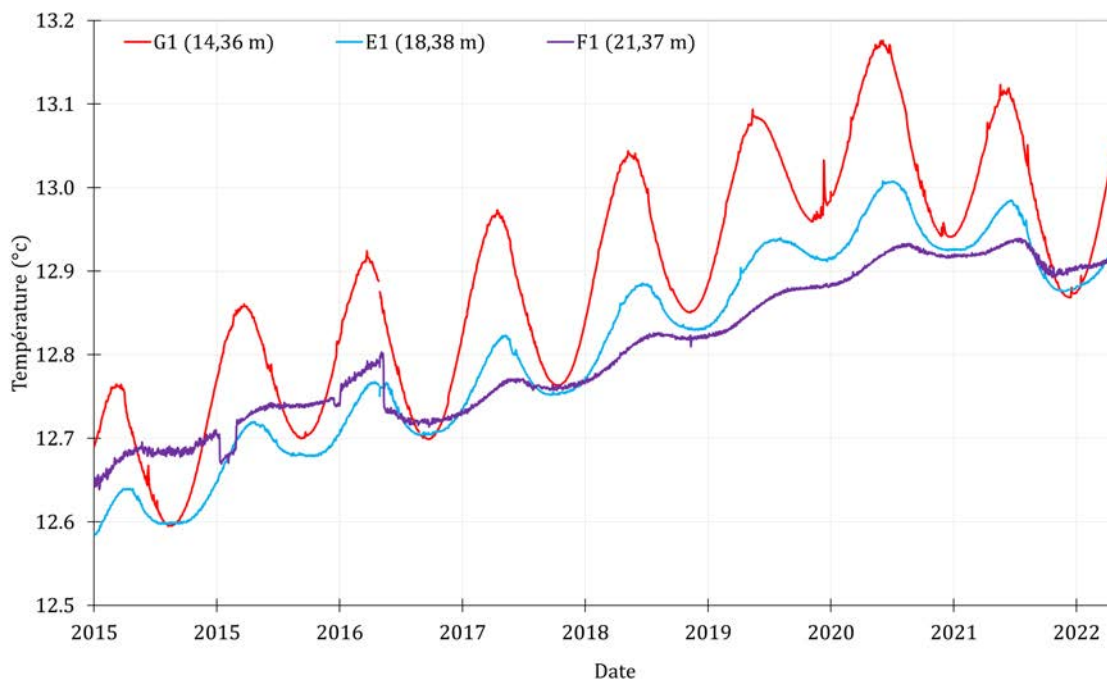


FIGURE 3.11 – Évolution de la température moyenne journalière dans le Puits, l’Abside et la Grande Diaclase de 2015 à 2022.

3.3.2.6 Températures au niveau du Bison et dans la Galerie du Mondmilch

Les données de température enregistrées par les capteurs H1 et H2 dans la zone sud de la grotte sont présentées sur la Figure 3.12. Le capteur H1 est placé à une profondeur de 14,48 m au milieu de la paroi au niveau du Bison, tandis que le capteur H2 est situé dans la Galerie du Mondmilch, en étant le capteur le plus profond de la grotte à une profondeur de 21,46 m. Les mesures du capteur H1 présentent une amplitude d’onde plus élevée que le capteur H2, tandis que le capteur H2 présente un léger déphasage d’onde par rapport au capteur H1. En ce qui concerne les températures, le capteur H1 a enregistré une température minimale de 12,57 °C et une température maximale de 12,96 °C, tandis que le capteur H2 a enregistré une température minimale de 12,58 °C et une température maximale de 12,92 °C. Comme dans le cas précédent (Figure 3.11), le capteur le plus profond (H2) présente des températures légèrement plus basses que le capteur H1. Cette observation renforce la relation directe entre la profondeur et la température du milieu étudié.

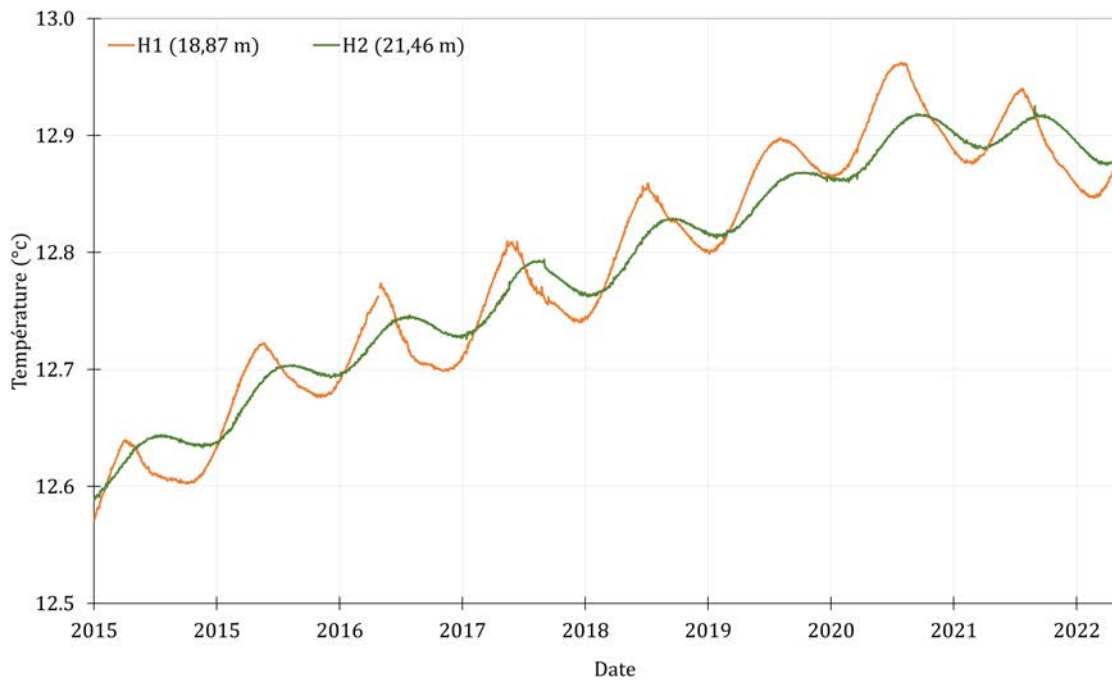


FIGURE 3.12 – Évolution de la température moyenne journalière dans la zone du Bison et dans la Galerie du Mondmilch de 2015 à 2022.

3.3.2.7 Choix des capteurs pour la simulation

L'analyse de l'évolution de la température enregistrée par les capteurs indique une tendance globale à l'augmentation de la température au cours des années 2015 à 2022. Pour quantifier l'écart entre la température extérieure et la température enregistrée par chaque capteur, une évaluation de l'évolution de la température par capteur a été réalisée. Les capteurs situés près de l'entrée de la grotte dans le Sas 1 (Figure 3.7) présentent des évolutions de température similaires à celle de la température extérieure (Figure 3.6), avec des périodes et des amplitudes comparables. Les capteurs du Sas 2 (Figure 3.7) et de la Salle des Taureaux (Figure 3.8) ont également des évolutions de température similaires en raison de leur profondeur similaire (environ 10 m). Cependant, les capteurs situés dans le Diverticule Axial présentent des températures généralement plus basses. Les capteurs à l'entrée de ce diverticule (Figure 3.9) ont des amplitudes similaires à ceux du Passage (Figure 3.10), car ils sont situés à une profondeur similaire (environ 15 m). En revanche, les capteurs les plus profonds de cette zone présentent des températures plus basses probablement en raison de leur localisation dans des zones très étroites de la grotte (zones plus froides) ou en raison des matériaux environnants. Ce comportement a également été observé sur les capteurs les plus profonds du Bison et de la Galerie du Mondmilch (Figure 3.12), ainsi qu'au niveau du Puits (Figure 3.11). Parmi les 21 capteurs examinés (Figure 3.1), seuls 16 sont retenus pour la suite de l'étude. Les 4 capteurs (Figure 3.7) proches du terrain naturel (A1, A2, A3, A4) ont été exclus en raison de leur exposition à l'énergie pénétrant dans la grotte par l'entrée, ainsi que leur positionnement dans les murs maçonnés et non dans la roche naturelle (Figure 3.3). De plus, le capteur localisé dans la Grande Diaclase (F1) a également été exclu en raison de brusques discontinuités observées dans l'enregistrement de la température (Figure 3.11).

3.4 Couplage géophysique-thermique

En général, les études sur l'évolution de la température dans les grottes se concentrent sur les parois intérieures sans tenir compte, ni de l'hétérogénéité géologique des terrains qui les entourent, ni de leurs échanges thermiques avec l'extérieur. L'objectif de cette partie est de comprendre l'influence des formations géologiques environnantes, donc de la nature des matériaux, sur l'évolution de la température en fonction de la profondeur des capteurs. Les capteurs situés à des profondeurs équivalentes dans différentes zones de la grotte seront présentés, et les résultats de l'évolution de la température seront comparés en tenant compte des caractéristiques géologiques locales de chaque zone.

3.4.1 Capteurs à différentes profondeurs

Le graphique (Figure 3.13) présente les résultats de mesures de température pour trois capteurs différents (A5, B1 et B2) dans la grotte (Figure 3.3) à différentes profondeurs (B1 à 9,44 m ; A5 à 10,53 m et B2 à 11,47 m). On observe que les capteurs B1 et A5 présentent une amplitude d'onde très similaire même s'ils sont espacés d'un mètre en profondeur et placés dans deux parties différentes de la grotte (le Sas 2 pour le capteur A5 et la Salle des Taureaux pour le capteur B1). Ces capteurs sont situés dans une zone principalement entourée par le calcaire santonien (classe 4, Figure 3.14) et ses hétérogénéités très résistives (classe 5, Figure 3.14) ainsi que les hétérogénéités conductrices (classe 1, 2 et 3, Figure 3.14). Il est important de rappeler que les hétérogénéités conductrices peuvent être attribués à des structures de type conduit karstique rempli de sable avec une teneur en eau variable dans le temps (Xu *et al.*, 2017). L'évolution de la température est quasiment identique pour ces capteurs. On observe toutefois que le capteur B1 montre des températures maximales plus élevées (Figure 3.13) en raison de sa position dans la voûte. En revanche, le capteur B2, qui est le plus profond des trois, présente des températures plus basses probablement en raison de sa position au milieu de la paroi gauche de la Salle des Taureaux.

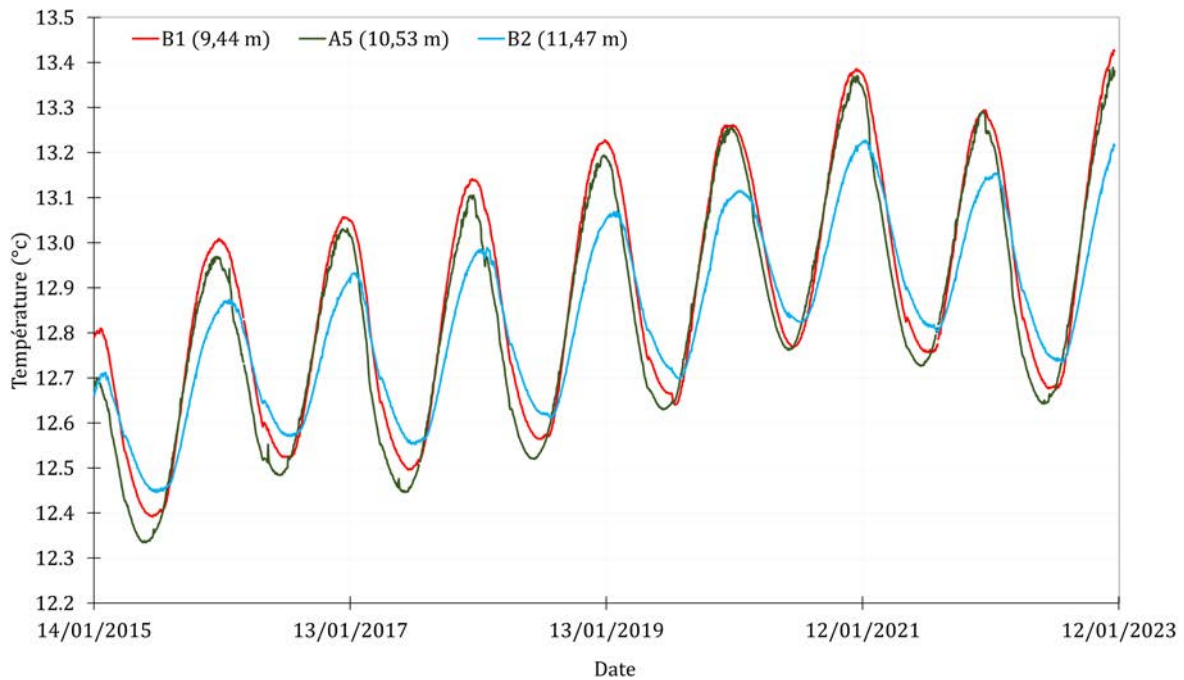


FIGURE 3.13 – Évolution des températures moyennes journalières de 2015 à 2022, à des profondeurs se situant entre 10 et 12 m.

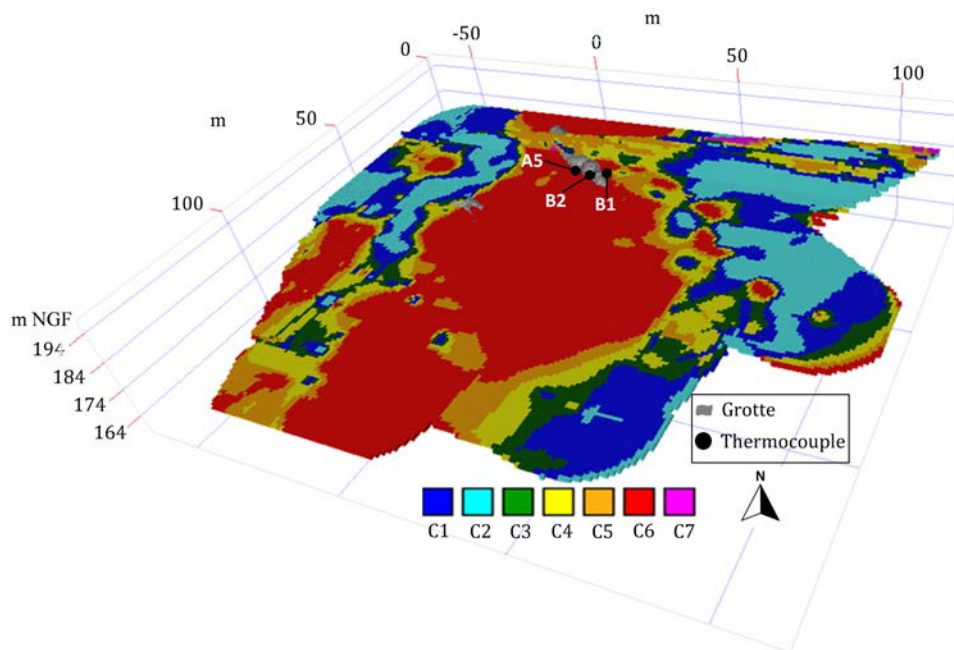


FIGURE 3.14 – Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs A5, B1 et B2.

La Figure 3.15 présente les mesures de températures enregistrées par les capteurs C3 et H1 positionnés à la même profondeur (18,87 m) mais situés dans des zones différentes de la grotte, à savoir le Diverticule Axial (Figure 3.1) pour C3 et la Galerie du Mondmilch pour H1. Les données montrent que les températures enregistrées par les deux capteurs augmentent au fil du temps (Figure 3.13). Toutefois, les valeurs enregistrées par C3 sont légèrement plus faibles que celles enregistrées par H1. Le capteur C3 a enregistré une température minimale de 12,48 °C et une température maximale de 12,86 °C, tandis que le capteur H1 a enregistré une température minimale de 12,57 °C et une température maximale de 12,96 °C. Même s'ils se trouvent à la même profondeur, ils mesurent des températures différentes. Ainsi, on peut penser que les caractéristiques thermiques du massif environnant sont différentes. Concernant l'amplitude de l'onde, dont on sait que, pour un milieu homogène, elle décroît exponentiellement avec la profondeur, nous observons que le capteur H1 présente une onde moins amortie que celle du C3 alors qu'ils sont situés à la même profondeur. Le capteur C3 est positionné dans la voûte (Figure 3.16) dans une zone principalement entourée de calcaire santonien (classe 4 et classe 5), de calcaire coniacien (classe 6) mais à proximité des formations détritiques (classe 1 et classe 2). En revanche, le capteur H1 (Figure 3.16) est positionné au centre du massif dans le calcaire coniacien (classe 6) et en-dessous du calcaire santonien et des hétérogénéités très résistives (classe 4 et classe 5). Ces éléments combinés avec l'allure croissante de la température extérieure ces dernières années (Figure 3.4) peuvent expliquer les valeurs mesurées plus faibles pour le capteur C3.

3.4. COUPLAGE GÉOPHYSIQUE-THERMIQUE

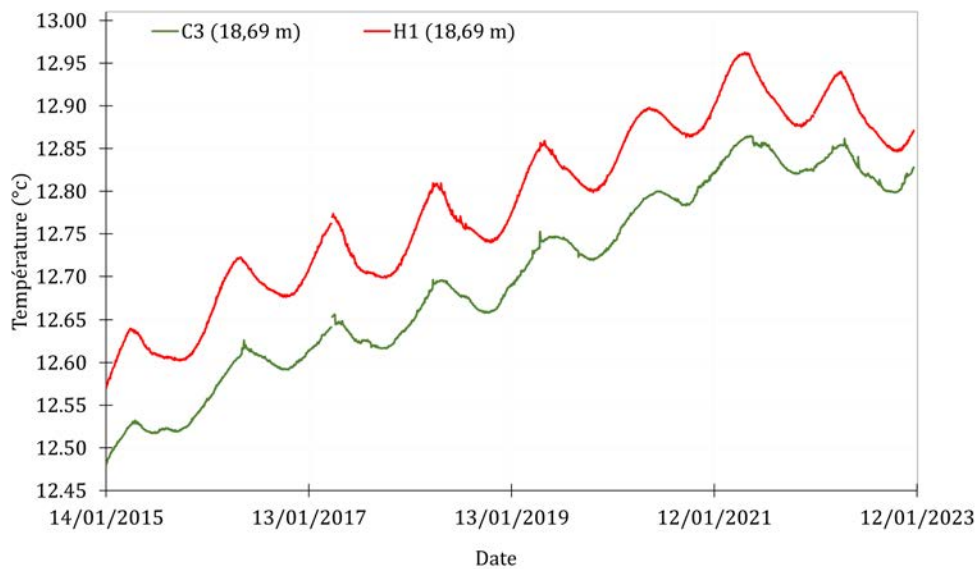


FIGURE 3.15 – Évolution des températures moyennes journalières de 2015 à 2022, à une profondeur de 18,69 m.

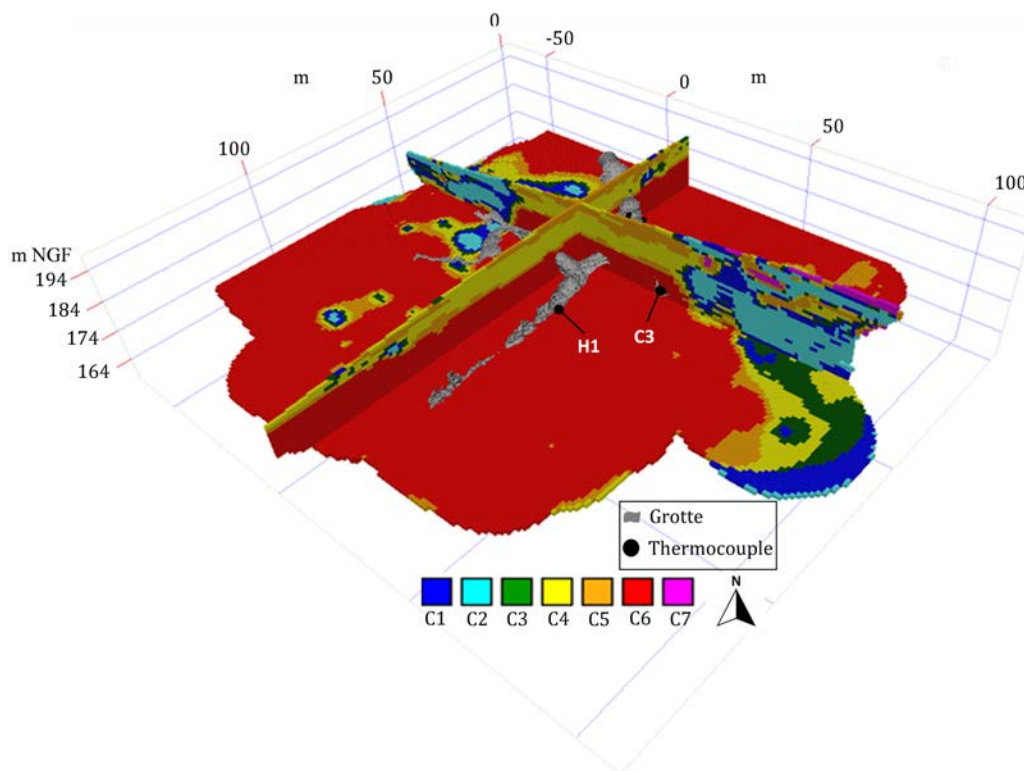


FIGURE 3.16 – Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs C3 et H1.

La Figure 3.17 illustre les comportements des capteurs les plus profonds dans la grotte, situés à des profondeurs très proches (19,98 m pour C4 et 21,46 m pour H2). Ils présentent une similitude dans la forme de leur onde. En effet, les deux signaux évoluent de manière semblable au fil des années, avec une amplitude très similaire. On peut voir que le capteur H2 présente des températures plus élevées que le capteur C4, avec une différence de température maximale de 0,21 °C. Cette différence de température peut être attribuée à leurs positions dans des zones géologiques différentes de la grotte (Figure 3.18).

Le capteur C4, qui donne les températures les plus faibles, se trouve influencé principalement par les formations détritiques (classe 1, classe 2 et classe 3). Ces formations argilo-sableuses ont probablement des propriétés thermiques différentes du calcaire. En revanche, le capteur H2 est localisé sous le calcaire santonien et ses hétérogénéités (classe 4 et classe 5) et dans la roche du calcaire coniacien (classe 6).

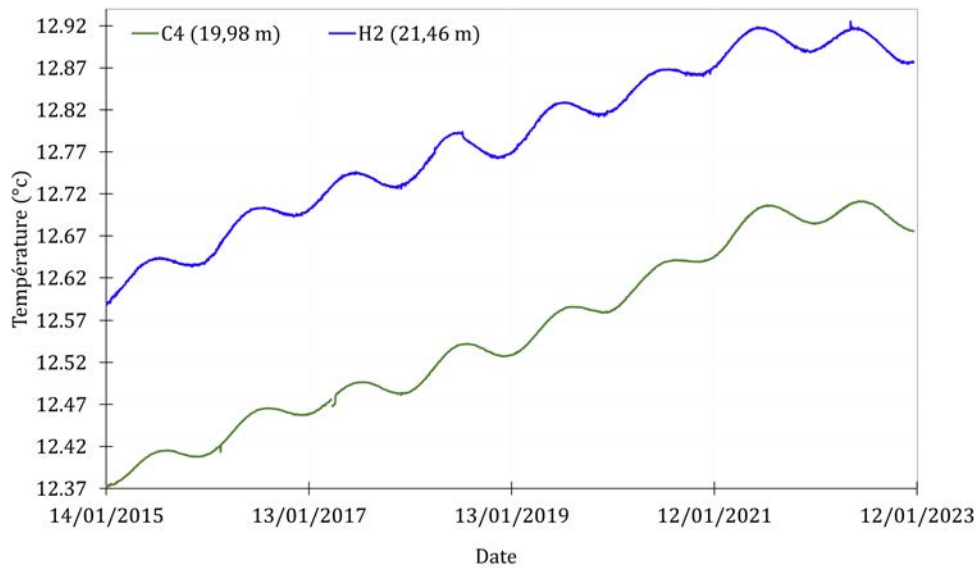


FIGURE 3.17 – Évolution des températures moyennes journalières de 2015 à 2022, à 19,98 et 21,46 m de profondeur.

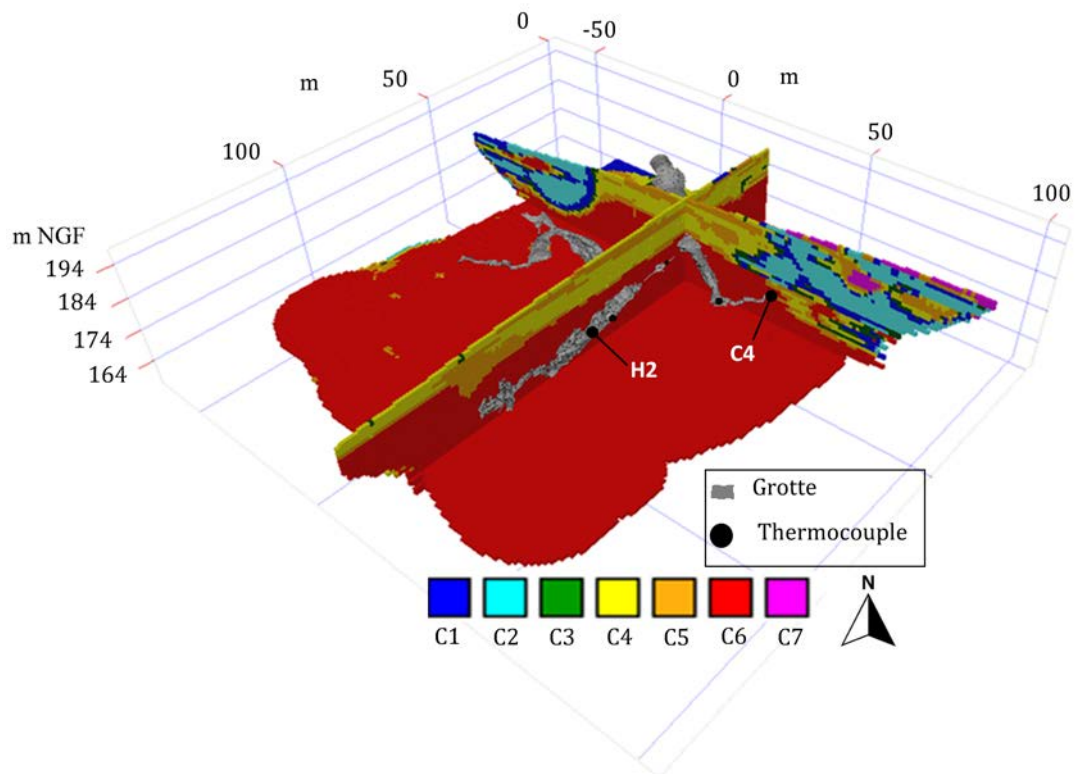


FIGURE 3.18 – Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs C4 et H2.

3.4.2 Synthèse

La grotte de Lascaux se développe dans un environnement karstique caractérisé par une grande hétérogénéité géologique, rendant nécessaire l'étude des liens entre l'évolution de la température en fonction de la profondeur et de la géologie environnante. L'analyse menée a permis de mettre en évidence l'influence thermique de l'environnement de chaque zone de la grotte (calcaire santonien altéré, calcaire coniacien compact et formations détritiques).

Trois exemples ont été présentés, concernant des capteurs situés à différentes profondeurs. Les capteurs situés entre 9 et 12 m de profondeur (Figure 3.13) ont évolué de manière similaire, en raison de l'environnement géologique (Santonien et les hétérogénéités plus résistives et moins résistives). En revanche, les capteurs les plus profonds (18-20 m) ont montré des différences de comportement thermique en fonction de leur position (Figure 3.15 et Figure 3.17) dans des zones géologiques différentes (Figure 3.16 et Figure 3.18). Les capteurs (C3 et C4) situés dans le Diverticule Axial ont des températures plus basses, influencées par l'allure croissante de la température extérieure ces dernières années (Figure 3.4) et par les formations argilo-sableuses environnantes qui probablement stockent l'eau, tandis que les capteurs H1 et H2 présentent des températures légèrement plus élevées car ils se développent dans un calcaire coniacien compact localisé au-dessus du Santonien et ses hétérogénéités résistives. Cette étude montre l'importance de prendre en compte l'hétérogénéité du massif rocheux pour bien comprendre le comportement thermique de la grotte. Pour affiner l'analyse, les calculs de déphasage et de l'amplitude relative sont effectués pour chaque capteur afin de mieux comprendre l'évolution de la propagation de l'onde depuis l'extérieur à différentes profondeurs.

3.5 Calcul du déphasage et de l'amplitude relative des ondes thermiques

La propagation des ondes thermiques est un phénomène qui peut être décrit par deux caractéristiques : le déphasage et l'amortissement. Le déphasage est un décalage dans le temps entre deux signaux sinusoïdaux. Dans le contexte de notre étude, nous nous intéressons aux mesures de température enregistrées par les capteurs. L'amortissement, dans notre cas, est caractérisé par l'amplitude de l'onde mesurée par les capteurs relativement à celle de la température de la surface du sol, que nous appellerons amplitude relative dans la suite. Ces deux caractéristiques peuvent être utilisées pour identifier la diffusion spatiale de l'onde thermique et évaluer la variabilité de la température en fonction de la profondeur. En effet, les ondes thermiques sont affectées par les propriétés thermiques du milieu dans lequel elles se propagent, telles que la conductivité thermique ($\text{W.m}^{-1}.\text{K}^{-1}$), la capacité calorifique (J.K^{-1}) et la masse volumique (kg.m^{-3}). En utilisant le déphasage et amplitude relative (Figure 3.19), nous pouvons comprendre comment la température évolue à travers le massif rocheux entourant la grotte et comment les différentes propriétés du milieu karstique affectent la propagation de l'onde thermique.

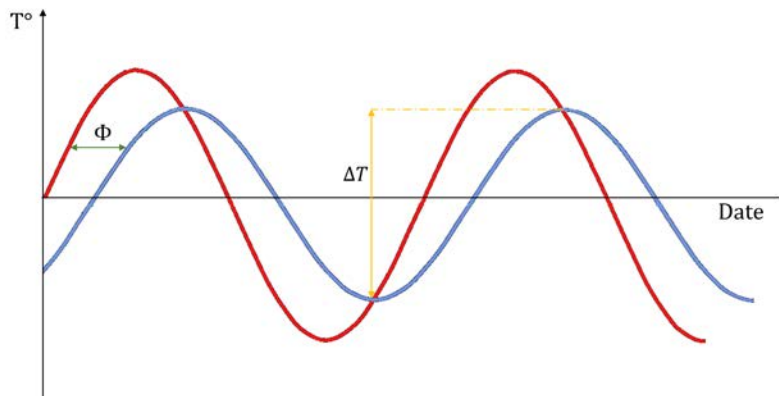


FIGURE 3.19 – Déphasage Φ et amplitude ΔT de l'onde.

L'analyse du déphasage et de l'amortissement par rapport à la température de la surface du sol peut s'avérer complexe en raison de deux facteurs. Premièrement, nous n'avons pas accès directement à la température de la surface du sol, celle-ci résultant d'un équilibre thermique complexe. Deuxièmement, la courbe de cette température présente une forme plus complexe qu'une sinusoïde, similaire à celle de la température extérieure (Figure 3.6). Cette forme rend difficile la localisation approximative des maximaux et minimaux du signal. Comme nous l'illustrons dans la section suivante (Figure 3.21), il est possible que le maximum global sur une année ne soit pas associé au pic de l'onde. Nous présentons donc dans la section suivante notre méthode pour estimer la température de la surface du sol ainsi qu'une approximation sinusoïdale de celle-ci afin de réaliser la suite de l'étude.

3.5.1 Température de la surface du sol

3.5.1.1 Estimation de la température de la surface du sol

La température à l'intérieur de la grotte dépend directement de la température de la surface du sol ; il est donc nécessaire de l'estimer. Celle-ci résulte d'un équilibre thermique complexe faisant intervenir le rayonnement solaire, la convection de l'air, la conduction dans le sol et l'évapotranspiration. Le bilan thermique peut ainsi s'écrire avec une égalité de densités de flux :

$$\varphi_{ray} + \varphi_{conv} = \varphi_{cond} + \varphi_{ETP} \quad (3.5.1)$$

3.5. CALCUL DU DÉPHASAGE ET DE L'AMPLITUDE RELATIVE DES ONDES THERMIQUES

où φ_{ray} est la densité de flux net de rayonnement (densité de flux incident auquel est retiré la densité de flux réfléchi), φ_{conv} est la densité de flux de convection, φ_{cond} est la densité de flux de conduction et φ_{ETP} est la densité de flux associé à l'évapotranspiration. Ces quatre densités de flux sont exprimées en $W.m^{-2}$. La méthodologie pour résoudre ce bilan est détaillée dans (Salmon *et al.*, 2023a). Nous présentons ici succinctement cette méthodologie. À Lascaux, la densité de flux net de rayonnement est mesurée, il s'agit donc d'une donnée connue. La densité de flux de convection est approchée par la formule $\varphi_{conv} = h(T_{air} - T_{sol})$ avec h le coefficient de convection thermique ($W.m^{-2}.K^{-1}$), T_{air} la température de l'air et T_{sol} la température de la surface du sol que l'on cherche à déterminer. Le calcul du coefficient de convection thermique est détaillé dans (Salmon *et al.*, 2023a). Le flux de conduction thermique est donné par la loi de Fourier $\varphi_{cond} = -\lambda \frac{\partial T}{\partial z}$ où λ est la conductivité thermique du sol. La perte par évapotranspiration est approchée selon la méthode préconisée par l'Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (Allen *et al.*, 1998). Cette méthode est détaillée dans (Salmon *et al.*, 2023a). Sur le site de Lascaux, nous possédons les mesures nécessaires à ces calculs à trois endroits différents (sous des pins, partiellement sous des chênes et en plein soleil). D'après (Salmon *et al.*, 2023a), la grotte étant en majorité sous des arbres, l'application du modèle aux mesures effectuées à l'ombre sous les pins conduit aux résultats les plus cohérents avec les mesures effectuées à l'intérieur de la grotte. La Figure 3.20 permet la comparaison entre la température de l'air extérieure, sous l'entrée de la cavité (T^{ext}), sous les pins (T^{pin}) et la température calculée de la surface du sol (T^{sol}). L'écart entre les trois graphes reste faible puisque le rayonnement est atténué par la présence d'arbres.

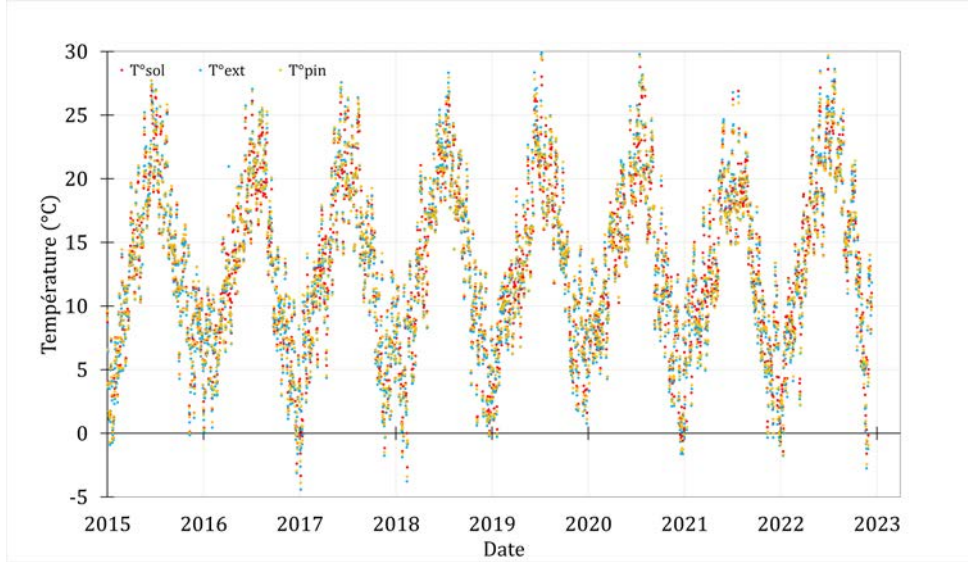


FIGURE 3.20 – Évolution de la température moyenne journalière de l'air sous les pins et de la température estimée de la surface du sol de 2017 à 2022.

3.5.1.2 Sinusoïde approximant la température de la surface du sol

Étant donnée la difficulté d'exploiter le signal de la température de la surface du sol pour le calcul du déphasage, une procédure d'analyse numérique est nécessaire afin de déterminer une fonction qui s'ajuste le plus à la température du sol et qui puisse être exploitable. Nous cherchons donc à approximer le nuage de points par une fonction qui pourra être exploitée plus facilement. Compte tenu de l'allure des mesures de la température de la surface du sol (Figure 3.20), nous supposons $f(t) = a + \frac{b}{2} \cos(\omega(t - c))$. La méthode des moindres carrés consiste à rechercher la fonction qui minimise la fonctionnelle (3.5.2) :

$$J(a, b, c) = \sum_{i=1}^n (T_i - f(t_i))^2 \quad (3.5.2)$$

avec a la moyenne des températures (°C), b l'amplitude de l'onde (°C), T_i la température mesurée, ωc la phase initiale et n le nombre de points total (2908 jours) et t_i le temps auquel la température T_i

est mesurée.

Résoudre ce problème d'optimisation consiste à déterminer a , b et c . Ces 3 variables sont les solutions du système d'équations suivant (3.5.3) :

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial a} = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial b} = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial c} = 0 \end{cases} \quad (3.5.3)$$

La résolution de ce système d'équations conduit à une température moyenne a de $13,3$ °C, une amplitude b de $15,4$ °C et $c = 198$ jours.

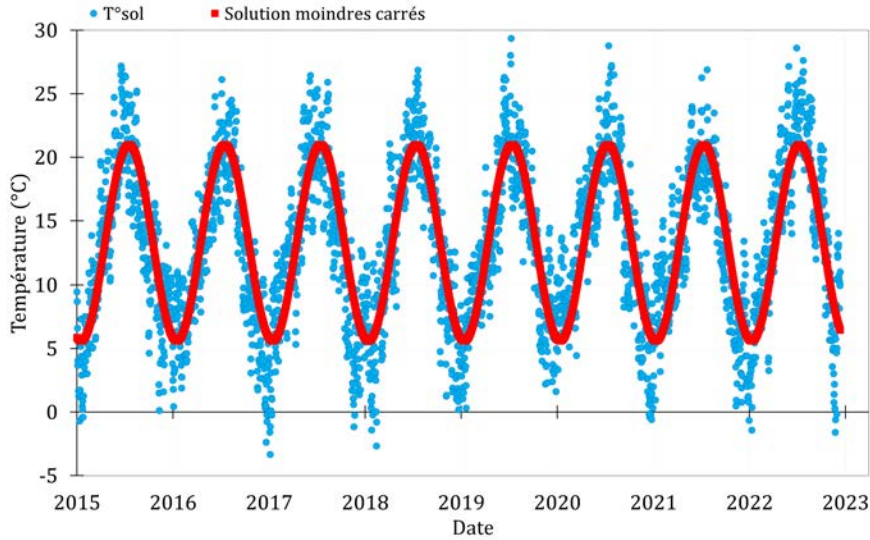


FIGURE 3.21 – Estimation de l'évolution de la température moyenne journalière de la surface du sol et modélisation du signal par la méthode des moindres carrés.

La solution issue de l'application de la méthode des moindres carrés (représentée sur la Figure 3.21) assure une représentation cohérente de la température de surface du sol en éliminant les variations extrêmes qui pourraient rendre délicat le calcul du déphasage entre cette température et celles enregistrées par les capteurs disposés à différentes profondeurs. En utilisant cette méthode, nous sommes en mesure d'obtenir des estimations précises du déphasage des températures enregistrées par chacun des capteurs et les températures estimées au sol.

3.5.2 Calcul du déphasage

L'onde thermique extérieure met un certain temps pour se propager dans le massif jusqu'aux capteurs de température. Ceux-ci, installés dans la grotte à différentes profondeurs, permettent de déterminer le déphasage de l'onde aux lieux d'installation des capteurs. Pour ce faire, nous devons localiser les deux points maxima et minima des deux signaux (température de la surface du sol et température dans la roche de la grotte) et calculer leur décalage temporel.

La méthode utilisée pour la localisation des minima et maxima des courbes fournies par chaque capteur est la suivante : nous dérivons la température en fonction du temps et détectons les maxima et minima par l'annulation de cette dérivée. Finalement, nous déterminons les minima et maxima pour la température de la surface du sol et pour celle du capteur. Ces deux pics sont ensuite utilisés pour déterminer le déphasage exprimé en mois pour chaque capteur. Cette méthode a été mise en œuvre pour tous les capteurs choisis dans le cadre de notre étude (§3.9). Nous allons maintenant présenter un exemple de calcul en utilisant le capteur B1.

3.5. CALCUL DU DÉPHASAGE ET DE L'AMPLITUDE RELATIVE DES ONDES THERMIQUES

3.5.2.1 Exemple de calcul pour le capteur B1

Sur la Figure 3.22, nous présentons deux signaux. La première courbe en rouge représente la température de la surface du sol. La seconde courbe, représentée en bleu est la température mesurée par le capteur ($T^{\circ}\text{cap}$). Dans cet exemple, nous utilisons le capteur B1 situé à la voûte de la Salle des Taureaux (9,44 m de profondeur). En analysant ce graphique, nous avons pu identifier les minima et les maxima de chaque courbe, permettant ainsi de calculer le déphasage pour chaque année et de réaliser ensuite la moyenne sur les 8 années de données disponibles. Le déphasage moyen évalué pour ce capteur est de 5,8 mois.

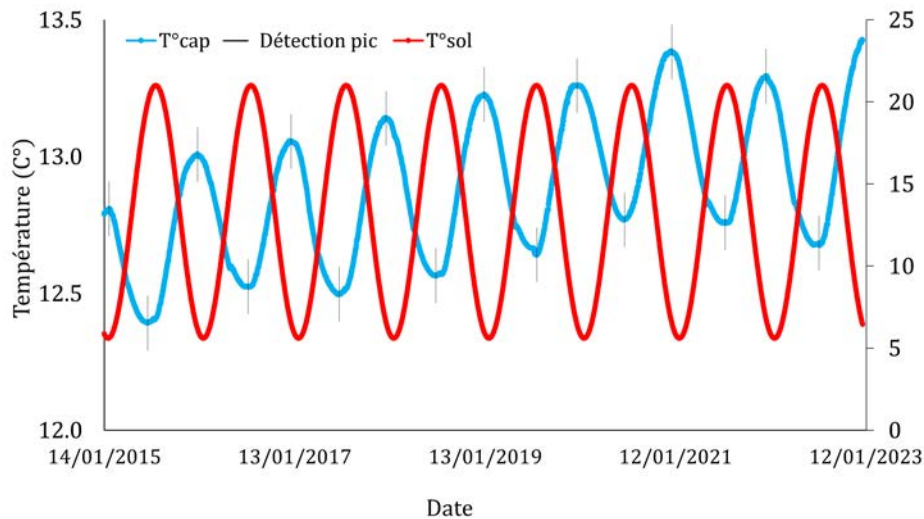


FIGURE 3.22 – Courbe de la température au sol ajustée par la méthode des moindres aux carrés en rouge (Figure 3.21) et pics déterminés sur la courbe du capteur B1 situé dans la voûte de la Salle des Taureaux de 2015 à 2022.

3.5.3 Calcul de l'amplitude relative

L'amortissement de l'onde thermique peut être compris comme la diminution des variations en température autour d'une valeur moyenne. Pour quantifier cet amortissement, nous avons recours aux données collectées par des capteurs installés dans la grotte, qui mesurent les températures à différentes profondeurs. En comparant l'amplitude initiale de l'onde thermique (température de la surface du sol) avec son amplitude une fois l'onde ayant pénétré dans le massif (température mesurée par le capteur), nous sommes en mesure de quantifier l'amortissement avec l'amplitude relative de l'onde.

L'étude de l'amortissement de l'onde thermique nécessite une méthodologie de calcul rigoureuse. Celle-ci consiste en plusieurs étapes qui sont décrites dans l'exemple suivant.

3.5.3.1 Exemple de calcul pour le capteur B1

Sur la Figure 3.23, nous présentons le signal des températures acquises par le capteur B1. La première étape consiste à soustraire le déphasage obtenu pour chaque capteur, dans ce cas les 5,8 mois qui ont été estimés précédemment (Figure 3.22), ce qui nous a amené à déterminer la date de début de notre analyse, soit le 7 juillet 2015 au lieu du 14 janvier 2015. Ensuite, nous avons divisé le signal en différentes zones correspondant à chaque période (illustré sur la Figure 3.23). Afin de faciliter l'estimation de l'amplitude de l'onde pour chaque période (par année), nous avons tracé une droite de régression pour soustraire la pente moyenne.

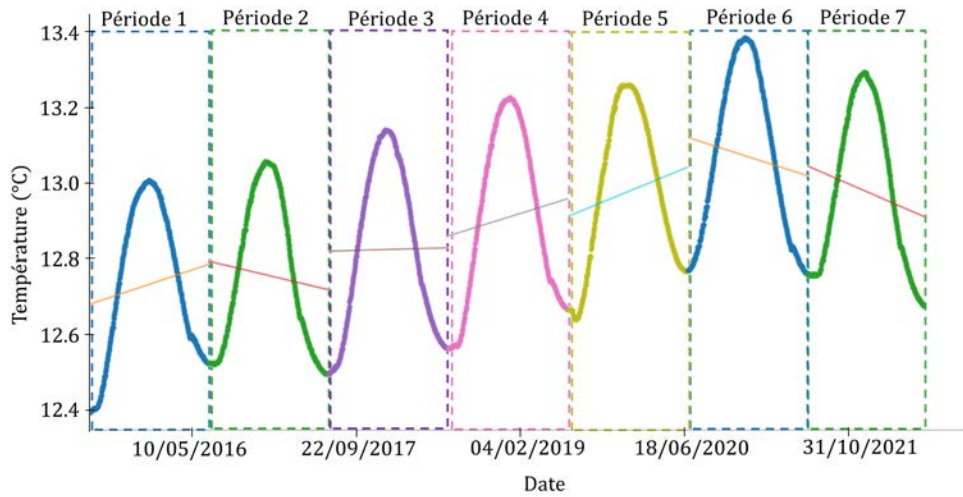


FIGURE 3.23 – Première étape de la méthodologie de calcul de l’amplitude relative (exemple avec le capteur situé à la voûte de la Salle des Taureaux).

Nous déterminons l’amplitude de la température de chaque période en localisant les minima et les maxima (Figure 3.24).

Nous déterminons l’amplitude relative ($\frac{\Delta T}{\Delta T_{sol}}$) en divisant l’amplitude moyenne d’onde de la température du capteur ΔT (dans ce cas, $0,59\text{ °C}$) par l’amplitude moyenne d’onde de la température de la surface du sol ΔT_{sol} ($15,4\text{ °C}$, §3.5.1.2). Nous obtenons ainsi une amplitude relative de $3,8\%$ pour ce capteur en particulier. Cette méthode est reproduite à l’identique pour chacun des 16 capteurs retenus.

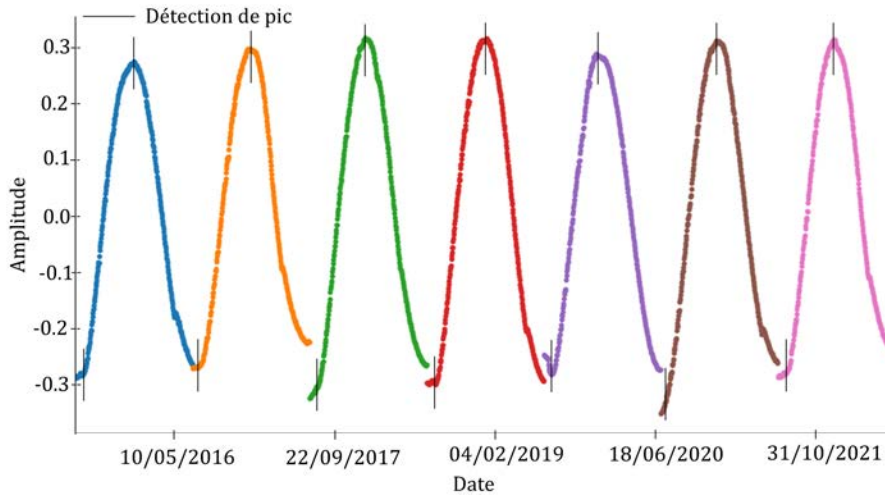


FIGURE 3.24 – Seconde étape de la méthodologie de calcul de l’amplitude relative (exemple avec le capteur situé à la voûte de la Salle des Taureaux).

3.5.4 Résultats par zones

Les Tableaux 3.1 à 3.6 exposent les moyennes des résultats de déphasage et de l’amplitude relative obtenus par capteur pour la période étudiée d’une durée de 8 ans. Chaque tableau se rapporte à une zone spécifique de la grotte et fournit la position spatiale, la profondeur et les résultats de déphasage et de l’amplitude relative par capteur.

3.5. CALCUL DU DÉPHASAGE ET DE L'AMPLITUDE RELATIVE DES ONDES THERMIQUES

3.5.4.1 Déphasage et amplitude relative dans le Sas 2

Les résultats relatifs au déphasage et à l'amplitude relative pour les capteurs positionnés dans le Sas 2 sont présentés dans le Tableau 3.1. Les capteurs A5 et A6 sont localisés à une profondeur d'environ 10,5 m. L'analyse des résultats indique que le temps nécessaire pour que l'onde thermique atteigne cette zone est de 5,6 mois, accompagné d'une amplitude relative de 3,6% à 3,8%. Ces résultats indiquent une diminution relativement rapide de l'effet de la température extérieure en pénétrant dans le massif rocheux, à travers les formations du Santonien et les hétérogénéités, tel que cela est illustré sur la Figure 3.14.

Capteurs	Localisation	Profondeur (m) - Altitude (mNGF)	Déphasage (mois)			Amplitude relative (%)		
			Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
A5	Milieu de la paroi	10,53 - 178,36	5,1	6,4	5,6	3,1	4,0	3,6
A6	Milieu de la paroi	10,69 - 178,32	5,3	6,1	5,6	3,5	4,0	3,8

TABLEAU 3.1 – Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Sas 2.

3.5.4.2 Déphasage et amplitude relative dans la Salle des Taureaux

En analysant les données présentées dans le Tableau 3.2, une relation directe entre la profondeur et les valeurs de déphasage et de l'amplitude relative peut être établie, à l'exception du capteur B4 où le déphasage ne s'accroît pas et où l'amortissement ne diminue pas, malgré une augmentation de la profondeur. Les signaux de la température montrent un déphasage d'environ 6 mois. Cependant, le capteur B1 situé à la voûte, présente une amplitude d'onde moins amortie comparée à celles des capteurs B2, B3 et B4 qui sont situés à une profondeur plus importante. En comparant ces résultats à ceux du tableau précédent (Tableau 3.1), une similitude sur le déphasage entre les capteurs des Sas 2 et ceux de la Salle des Taureaux est observée, bien que l'amplitude de l'onde est plus amortie pour les capteurs de la Salle des Taureaux, à l'exception du capteur B1 qui est le moins profond de cette zone.

Capteurs	Localisation	Profondeur (m) - Altitude (mNGF)	Déphasage (mois)			Amplitude relative (%)		
			Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
B1	Voûte	9,44 - 180,30	5,5	6,4	5,8	3,5	3,9	3,8
B2	Milieu de la paroi	11,47 - 178,45	5,7	7,0	6,3	2,5	3,0	2,8
B3	Milieu de la paroi	12,24 - 177,35	5,4	6,9	6,4	2,0	2,6	2,3
B4	Sol	14,25 - 175,45	5,5	7,0	6,2	2,2	2,6	2,4

TABLEAU 3.2 – Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans la Salle des Taureaux.

3.5.4.3 Déphasage et amplitude relative dans le Diverticule Axial

Le Tableau 3.3 présente les résultats obtenus dans la zone du Diverticule Axial, où les capteurs sont positionnés à des profondeurs différentes. En comparant ces résultats avec les Tableaux 3.1 et 3.2, nous constatons que les capteurs C1 et C2, situés à des profondeurs similaires, présentent un déphasage supérieur (6,8 et 6,9) à ceux du Sas et de la Salle des Taureaux. Les capteurs C3 et C4, les plus profonds de cette zone, ont un déphasage encore plus important, respectivement de 10,0 et 12,1 mois, ce qui est nettement supérieur à celui des capteurs précédemment étudiés (Tableaux 3.1 et 3.2). En ce qui concerne l'amortissement, les capteurs C1 et C2 présentent des valeurs d'amplitude relative inférieures d'environ 1,1% à celles de la Salle des Taureaux, tandis que les capteurs C3 et C4 présentent des valeurs beaucoup plus faibles, respectivement de 0,3% et 0,2%, ce qui est nettement inférieur à celles des capteurs des Sas 2 et de la Salle des Taureaux.

Capteurs	Localisation	Profondeur (m) - Altitude (mNGF)	Déphasage (mois)			Amplitude relative (%)		
			Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
C1	Milieu de la paroi	14,98 - 175,8	6,5	7,3	6,8	0,1	1,3	1,1
C2	50 cm du plancher	15,64 - 174,96	6,4	7,5	6,9	0,1	1,4	1,1
C3	Voûte	18,69 - 173,39	8,9	11,4	10,0	0,2	0,4	0,3
C4	Plancher	19,98 - 172,82	11,5	13,0	12,1	0,1	0,3	0,2

TABLEAU 3.3 – Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Diverticule Axial.

3.5.4.4 Déphasage et amplitude relative dans le Passage

Les capteurs D1 et D2, situés dans le Passage de la grotte à une profondeur semblable, présentent des résultats similaires (Tableau 3.4) en termes de déphasage (8,5 et 8,2 mois) et d'amplitude relative de l'onde (1,1% et 1,0%). En comparant ces résultats avec ceux des capteurs de même profondeur analysés précédemment dans la salle des Taureaux (Tableau 3.2) et le Diverticule Axial (Tableau 3.3), nous constatons que les capteurs D1 et D2 présentent un déphasage supérieur d'un mois par rapport à ceux déjà étudiés (C1 et C2) dans le Diverticule Axial, mais avec le même amortissement. En revanche, si nous les comparons au capteur B4 dans la Salle des Taureaux, nous observons un déphasage supérieur d'un mois et demi, avec un amortissement nettement supérieur à celui observé dans la Salle des Taureaux.

Capteurs	Localisation	Profondeur (m) - Altitude (mNGF)	Déphasage (mois)			Amplitude relative (%)		
			Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
D1	Milieu de la paroi	14,25 - 175,38	7,8	8,9	8,5	0,6	1,3	1,1
D2	Milieu de la paroi	15,64 - 174,01	7,4	9,3	8,2	0,8	1,2	1,0

TABLEAU 3.4 – Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Passage.

3.5.4.5 Déphasage et amplitude relative dans le Puits et l'Abside

Le capteur G1, localisé dans l'Abside à une profondeur de 14,36 m, présente un déphasage de 8,0 mois et une amplitude relative de 1,3% (Tableau 3.5). Lorsque nous le comparons à des capteurs situés à une profondeur similaire, tels que le capteur D1 dans le Passage et le capteur C1 dans le Diverticule Axial, nous observons que le déphasage est légèrement plus faible que celui du capteur D1 (8,5 mois) et plus important que celui du capteur C1 (6,8 mois). En revanche, l'amplitude relative de l'onde est légèrement plus élevée pour le capteur G1 (1,3%) que pour les capteurs D1 et C1 (1,1%).

En ce qui concerne le capteur E1, situé dans la partie basse de l'Abside à une profondeur similaire à celle du capteur C3 analysé précédemment dans le Diverticule Axial, nous constatons un déphasage inférieur (8,7 mois) à celui du capteur C3 (10,0 mois). Cependant, le capteur C3 présentait une amplitude d'onde bien plus amortie (0,3%) que le capteur E1 (0,5%).

Capteurs	Localisation	Profondeur (m) - Altitude (mNGF)	Déphasage (mois)			Amplitude relative (%)		
			Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
G1	Milieu de la paroi	14,36 - 174,58	7,2	8,9	8,0	1,1	1,4	1,3
E1	Partie basse	18,38 - 170,78	7,5	10,6	8,7	0,3	0,6	0,5

TABLEAU 3.5 – Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans le Puits et l'Abside.

3.5. CALCUL DU DÉPHASAGE ET DE L'AMPLITUDE RELATIVE DES ONDES THERMIQUES

3.5.4.6 Déphasage et amplitude relative dans la Nef et la Galerie du Mondmilch

L'amplitude relative et le déphasage associés aux capteurs H1 et H2, situés à des profondeurs parmi les plus importantes de la grotte à 18,69 et 21,46 m respectivement, sont présentés dans le Tableau 3.6. Le capteur H1 présente un déphasage de 9,6 mois et une amplitude relative de 0,5%. Comparé au capteur C3 dans le Diverticule Axial, le capteur H1 présente un déphasage similaire (10,0 mois) et une onde moins amortie que le capteur C3 (0,3%). De plus, le capteur H2, situé à une profondeur de 21,46 m, présente un déphasage de 11,1 mois et une amplitude relative de 0,2%. Comparé au capteur C4 dans le Diverticule Axial localisé à une profondeur similaire d'environ 20 m, le capteur H2 a un déphasage moins important (11,1 mois comparé à 12,1 mois pour C4). Cependant, les deux capteurs présentent une amplitude relative d'onde identique de 0,2%.

Capteurs	Localisation	Profondeur (m) - Altitude (mNGF)	Déphasage (mois)			Amplitude relative (%)		
			Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
H1	Milieu de la paroi	18,87 - 171,03	8,6	10,7	9,6	0,3	0,5	0,5
H2	Milieu de la paroi	21,46 - 167,73	10,5	11,9	11,1	0,2	0,3	0,2

TABLEAU 3.6 – Déphasage et amplitude relative associés aux capteurs positionnés dans la Nef et la Galerie du Mondmilch.

3.5.4.7 Synthèse des résultats

Après analyse des données relatives aux phénomènes de déphasage et d'amortissement pour l'ensemble des capteurs, des résultats différents ont été observés pour certains d'entre eux, même s'ils se trouvaient à la même profondeur, mais dans des zones différentes de la grotte. Dans le but d'approfondir l'étude des écarts de déphasage et d'amortissement entre les capteurs, six d'entre eux ayant des profondeurs équivalentes ont été sélectionnés parmi les 16 capteurs étudiés, comme le Tableau 3.7 l'indique.

Dans le Tableau 3.7, nous pouvons observer que les capteurs B4 et D1, situés respectivement dans la Salle des Taureaux et dans le Diverticule Axial à une profondeur de 14,25 m, présentent des différences de déphasage et d'amortissement. Le capteur B4 présente un déphasage de 6,2 mois, tandis que le capteur D1 présente un déphasage de 8,5 mois, avec une onde plus amortie pour le capteur D1 (1,1%) par rapport au capteur B4 (2%), ce qui est cohérent avec le temps nécessaire à la propagation de l'onde (plus l'onde met de temps à traverser un milieu, plus elle s'amortit).

Cette différence de déphasage peut s'expliquer par deux facteurs, à savoir la localisation du capteur et la nature de la géologie environnante. Le capteur B4 étant positionné au plancher de la galerie, il est influencé par la présence de l'air froid dans les zones basses. Il est de plus, localisé sous le calcaire santorien avec ses hétérogénéités résistives et conductrices. En revanche, le capteur D1, situé au milieu de la paroi, est moins affecté par l'air froid, mais l'onde met davantage de temps à atteindre cette position car la partie supérieure du massif est principalement composée de formation du Santonien et de ses différentes hétérogénéités résistives qui conduisent moins bien la chaleur que le calcaire coniacien (Annexe G). Ainsi, la propagation de l'onde dans le massif est très influencée par le matériau à traverser.

Le capteur C2, situé à la même profondeur que le capteur D2, présente un déphasage inférieur d'un mois par rapport à ce dernier. En effet, le capteur C2 est placé à l'entrée du Diverticule Axial et à seulement 50 cm du plancher, ce qui le rend sensible aux effets de convection et à la présence de l'air froid en partie basse. En revanche, le capteur D2 est situé au milieu de la paroi et entouré principalement par le Santonien et ses hétérogénéités, tout comme le capteur D1. Bien que le capteur C2 soit également entouré par le Santonien et ses hétérogénéités, il est également proche des formations détritiques situées dans la partie est de la grotte. Par conséquent, le fonctionnement du capteur C2 peut être influencé par les différentes propriétés thermiques des matériaux et en particulier par sa proximité avec les formations détritiques (Annexe G).

En ce qui concerne les capteurs C3 et H1 (Figure 3.16), situés à une profondeur de 18,69 m, le déphasage est plus important pour le capteur C3, qui se trouve dans la voûte et qui est donc influencé par la chaleur qui s'accumule dans la partie supérieure lors des périodes de convection. De plus, son déphasage peut être expliqué par les formations détritiques qui l'entourent dans la partie supérieure du massif, lesquelles peuvent rendre la propagation de l'onde plus lente en raison de la complexité de ces formations (teneur en eau, propriétés thermiques différentes, etc.). En revanche, le capteur H1, qui se trouve au milieu de la paroi, présente un déphasage légèrement inférieur (9,6 mois). Cela peut s'expliquer par sa position et par les formations qui se trouvent au-dessus, qui sont principalement constituées de calcaire santonien, de ses hétérogénéités et de calcaire coniacien. L'amplitude relative observée pour les capteurs profonds montre une évolution cohérente avec le déphasage. En effet, plus le temps de propagation de l'onde est important, plus l'amortissement est important.

Profondeur (m)	Altitude (mNGF)	Capteur	Localisation	Voisinage géologique	Φ (mois)	$\frac{\Delta T}{\Delta T_{sol}}$ (%)
14,25	175,45	B4	Plancher	Calcaire santonien, ses hétérogénéités résistives et moins résistives et calcaire coniacien	6,2	2,4
	175,38	D1	Milieu de la paroi	Calcaire santonien, ses hétérogénéités résistives et calcaire coniacien	8,5	1,1
15,64	174,96	C2	50 cm du plancher	Calcaire santonien avec ses hétérogénéités résistives, formations détritiques et calcaire coniacien	6,9	1,1
	174,01	D2	Milieu de la paroi	Calcaire santonien avec ses hétérogénéités résistives et et calcaire coniacien	8,2	1,0
18,69	173,39	C3	Voûte	Calcaire santonien avec ses hétérogénéités résistives, formations détritiques et calcaire coniacien	10,0	0,3
	171,03	H1	Milieu de la paroi	Calcaire santonien avec ses hétérogénéités résistives et calcaire coniacien	9,6	0,5

TABLEAU 3.7 – Déphasage Φ et amplitude relative $\frac{\Delta T}{\Delta T_{sol}}$ des signaux des température enregistrés par les capteurs B4, D1, C2, D2, C3 et H1.

3.5.5 Synthèse

L'étude menée sur l'évolution de la température dans la grotte a révélé une tendance générale à l'augmentation de la température au cours de ces dernières années. Toutefois, cette évolution varie en fonction de la profondeur et de la position des capteurs dans la grotte. Les capteurs situés à proximité

3.5. CALCUL DU DÉPHASAGE ET DE L'AMPLITUDE RELATIVE DES ONDES THERMIQUES

de l'entrée de la grotte ont présenté des évolutions de température similaires à celle de la température extérieure, tandis que les capteurs les plus profonds ont enregistré des températures plus basses en raison de leur localisation dans des zones moins exposées à l'énergie extérieure. Il est pertinent de noter qu'en raison d'un déphasage temporel d'un an constaté à une profondeur de 20 m (Tableau 3.3), les températures plus élevées n'ont pas encore atteint ces zones spécifiques.

Nous avons montré avec cette analyse, l'importance de prendre en compte l'hétérogénéité géologique du massif rocheux pour mieux comprendre le comportement thermique de la grotte. En effet, les capteurs situés à différentes profondeurs ont montré des différences de comportement thermique en fonction de leur position dans des zones géologiques différentes. De plus, nous avons corroboré ce lien thermique-géologique en calculant le déphasage et l'amplitude relative pour chaque capteur, et en montrant que la propagation de l'onde dépend de la géologie environnante, et de plus du l'emplacement du capteur entre le plancher et la voûte de la galerie.

3.6 Transferts thermiques par conduction

La science des transferts thermiques est une discipline qui s'intéresse au transfert d'énergie (transmission de la chaleur) dans un corps ou entre des corps de températures différentes. L'étude des transferts thermiques permet ainsi de calculer l'évolution de la température du corps et de son environnement. Il existe trois modes de transmission de la chaleur : la conduction où la chaleur est diffusée à travers le corps (solide ou fluide), la convection où la propagation de la chaleur est dû à la circulation d'un fluide, et le rayonnement où la propagation s'effectue par les ondes électromagnétiques.

La conduction thermique est un processus fondamental pour appréhender la propagation de la chaleur dans des milieux complexes et hétérogènes, comme celui du massif rocheux environnant la grotte de Lascaux. La conduction thermique est un processus de transfert d'énergie qui se produit lorsque les particules, animées d'un mouvement aléatoire, échangent de l'énergie. Ce transfert d'énergie se réalise par le biais de l'agitation moléculaire, sans que les particules elles-mêmes ne se déplacent de manière significative. Dans le cas d'un milieu rocheux, les molécules et les atomes constituant la roche participent à ce processus, qui peut être influencé par la nature géologique de la roche ainsi que la teneur en eau dans les pores.

L'équation de la chaleur, également connue sous le nom d'équation de la diffusion thermique, est une équation aux dérivées partielles qui décrit mathématiquement la variation de la température dans un matériau en fonction du temps et de l'espace. L'équation de la chaleur en 1D dans un milieu homogène s'écrit :

$$\frac{\partial T}{\partial t} = D\Delta T = D\frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \quad (3.6.1)$$

où T représente la température ($^{\circ}\text{C}$) et D les diffusivités thermiques des matériaux ($\text{m}^2.\text{s}^{-1}$). Dans cette thèse, l'équation de la chaleur sera considérée et résolue dans les 3 dimensions :

$$\frac{\partial T}{\partial t} = D\Delta T = D\left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2}\right) \quad (3.6.2)$$

3.7 Méthodes inverses

Le massif rocheux entourant la grotte ne peut pas être étudié par des forages. Cela pose un problème pour la caractérisation thermique des matériaux qui le composent. Pour résoudre cette difficulté, nous allons recourir aux méthodes inverses, qui vont permettre de déterminer les propriétés des matériaux en minimisant une fonction objectif. Dans le cas de notre étude, nous disposons des mesures réalisées à l'intérieur (températures issues des capteurs) de la grotte et à la surface (température de la surface du sol).

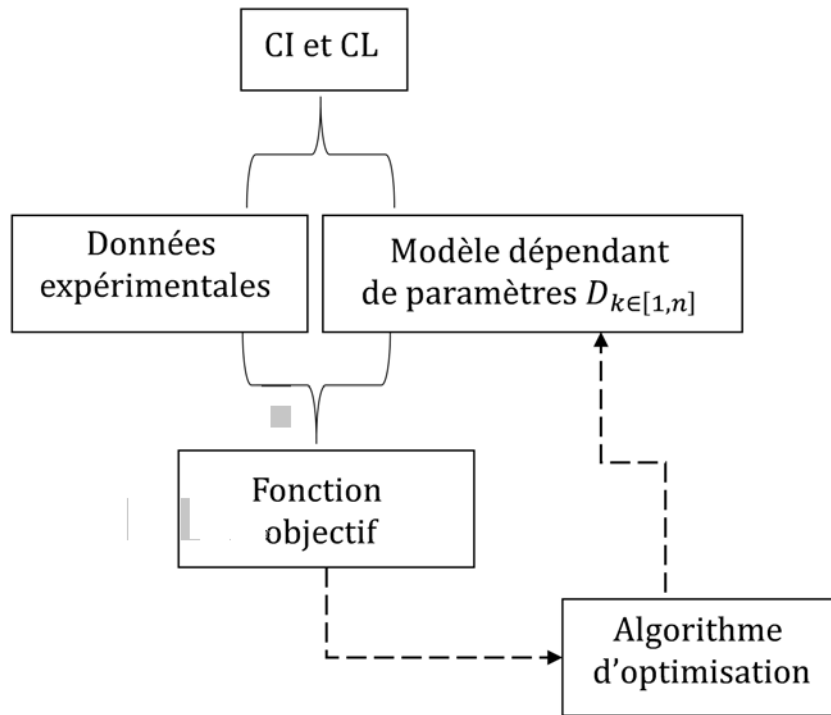


FIGURE 3.25 – Schéma général des méthodes inverses (CI = Conditions Initiales et CL = Conditions Limites).

La Figure 3.25 décrit le fonctionnement général des méthodes inverses. Partant des conditions initiales et limites (CI et CL) du problème, celui-ci est tout d’abord résolu pour des paramètres λ_i fixés. L’écart entre les données mesurées et les résultats simulés est ensuite quantifié par la fonction objectif. Puis, un algorithme d’optimisation modifie les nouveaux paramètres d’entrée du modèle afin de calculer les résultats de cette nouvelle modélisation. Cette procédure s’arrête lorsque les paramètres d’entrée du modèle n’évoluent plus ou lorsque la fonction objectif est inférieure à une tolérance imposée.

3.7.1 Les algorithmes d’optimisation

Selon la définition du Larousse, optimiser consiste à *rendre optimal, donner à quelque chose les meilleures conditions d’utilisation, de fonctionnement ou de rendement au regard de certaines circonstances*. Les méthodes d’optimisation se divisent en deux grandes catégories : les méthodes linéaires et les méthodes non linéaires. Les méthodes linéaires cherchent à minimiser ou maximiser des fonctions linéaires. En revanche, les méthodes non linéaires se focalisent sur les problèmes d’optimisation dont les données sont non linéaires et différentiables, en s’appuyant sur des outils théoriques tels que les conditions d’optimalité et des algorithmes de résolution. Dans cette thèse, nous abordons une problématique de nature non linéaire.

3.7.1.1 Les algorithmes d’optimisation non linéaires

Il existe deux grandes familles d’algorithmes d’optimisation non linéaires, à savoir ceux sans contraintes et ceux avec contraintes. L’optimisation sans contrainte consiste à maximiser ou minimiser une fonction objectif sans aucune restriction, contrairement à l’optimisation avec contraintes. Dans notre étude, nous nous concentrons sur les algorithmes sans contraintes à imposer. De plus, leur utilisation est très répandue pour résoudre les problèmes d’optimisation (Tarantola, 2005).

Les méthodes d’optimisation sans contraintes peuvent être divisées en deux sous-familles : celles avec dérivées et celles sans dérivées. Dans les méthodes d’optimisation avec dérivées, on trouve des méthodes telles que la méthode du gradient Bertsekas (1997), la méthode de Newton et quasi-Newton

(Ciarlet, 2007), Gauss-Newton et Levenberg-Marquardt (Moré, 1978). Dans les méthodes sans dérivées, il y a deux sous-familles : les méthodes heuristiques comme l'algorithme de Nelder-Mead (Nelder et Mead, 1965) et les réseaux de neurones (Rosenblatt, 1958), et les méthodes stochastiques telles que les algorithmes génétiques et évolutionnaires (Gosselin *et al.*, 2009), entre autres.

Parmi tous les algorithmes, nous choisissons l'algorithme de Nelder-Mead (Nelder et Mead, 1965) qui est connu pour être efficace dans un espace multidimensionnel (Cerdà *et al.*, 2016), comme dans notre étude 3D. Maréchal (2014) a comparé différents algorithmes (Levenberg-Marquardt, l'algorithme génétique et l'algorithme de Nelder-Mead) pour caractériser les matériaux à changement de phase. Son étude révèle que l'algorithme de Nelder-Mead est le plus robuste et rapide. L'algorithme de Nelder-Mead a également été utilisé avec succès pour déterminer la conductivité thermique et la capacité thermique volumétrique d'un sol stratifié (Zhang *et al.*, 2019). Les auteurs ont ainsi pu simuler l'évolution verticale de la température du sol de manière très précise. Cet algorithme a aussi été utilisé dans un cas de transfert thermique unidimensionnel appliqué à un mur multicouche (Rendu *et al.*, 2019). Il a été montré que la méthode inverse utilisée est très précise pour l'estimation de la résistance et la capacité thermique des murs soumis à des conditions météorologiques réelles.

3.7.2 Algorithme retenu pour l'étude : Nelder-Mead Simplexe

L'algorithme utilisé pour notre étude se base sur des transformations géométriques d'un simplexe (généralisation du triangle à une dimension quelconque). La dimension n de l'espace euclidien dans lequel est plongé le simplexe est égale au nombre d'inconnues. Dans l'étude, nous cherchons la valeur des sept diffusivités thermiques associées aux sept partitions du massif. La dimension n est donc égale à sept. L'algorithme régissant les transformations géométriques du simplexe repose sur quatre paramètres dont les valeurs sont attribuées par l'utilisateur. Nous avons choisi de fixer les valeurs suivantes, basées sur l'étude réalisée par (Gao et Han, 2012) montrant que celles-ci sont adaptées aux dimensions $n \geq 2$: $\alpha = 1$, $\beta = 1 + \frac{2}{n}$, $\gamma = 0,75 - \frac{1}{2n}$, $\delta = 1 - \frac{1}{n}$. Nous présentons ci-dessous les différentes étapes de cette méthode heuristique, qui, il est important de le noter, ne garantit pas la convergence vers un minimum global.

Étapes de calcul

Le simplexe est formé par $n + 1$ points, que nous noterons x_i dans la suite ($i \in [1, n + 1]$), dans l'espace \mathbb{R}^n . Ainsi, pour $n = 2$, le simplexe est simplement un triangle. Le simplexe doit être non dégénéré, c'est-à-dire, l'ensemble des $n + 1$ points ne doivent pas se trouver dans un hyperplan (espace de dimension $n - 1$) de l'espace. En dimension 2, un hyperplan est ainsi un espace de dimension 1, donc une droite. L'hypothèse du simplexe non dégénérée est donc équivalente à imposer que les trois points ne sont pas alignés. En dimension 3, les quatre points ne doivent pas être coplanaires. Initialement, on attribue des valeurs aux $n + 1$ points, de manière arbitraire ou non selon les connaissances préalables de l'utilisateur sur la solution finale à obtenir. Dans notre cas, un seul point est choisi, tandis que tous les autres dérivent de celui-ci en ajoutant 5% à une des composantes. Par exemple, en 2D, après le choix des coordonnées de $x_1 = (\alpha_1, \alpha_2)$, les points x_2 et x_3 ont pour coordonnées respectives $(1, 05\alpha_1, \alpha_2)$ et $(\alpha_1, 1, 05\alpha_2)$. Les opérations subies par le simplexe (Pilotta, 1962) sont détaillées dans la suite. Ces opérations sont illustrées par des Figures présentant un exemple simple en deux dimensions.

1 Tri par ordre croissant Les sommets (points) du simplexe sont ordonnés en fonction des valeurs de la fonction objectif appliquée en ces points de sorte que : $J(x_1) \leq J(x_2) \leq \dots \leq J(x_{n+1})$. Le sommet où la fonction J est la plus faible (x_1) est désigné comme le "meilleur" sommet, tandis que celui où la fonction J est la plus élevée (x_{n+1}) est désigné comme le "pire" sommet.

2 Réflexion Cette opération consiste à trouver un nouveau sommet, appelé le point de réflexion (x_r), où la fonction objectif est susceptible d'être plus faible qu'en x_{n+1} qui est le pire sommet.

Pour ce faire, le centre de gravité des n meilleurs sommets est d'abord calculé : $\hat{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$. Le

3.7. MÉTHODES INVERSESES

point x_r se situe sur la droite passant par \hat{x} et x_{n+1} , du côté de \hat{x} afin d'être assez éloigné de x_{n+1} , le pire sommet. Le point est donné par l'équation $x_r = (1 + \alpha)\hat{x} - \alpha x_{n+1}$ (Figure 3.26). Selon la valeur de la fonction objectif en x_r , différents calculs sont effectués :

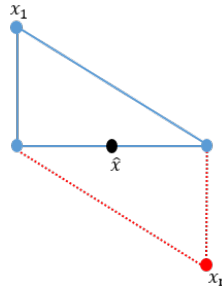


FIGURE 3.26 – Étape de réflexion du Simplexe de Nelder-Mead. x_1 est supposé être le pire sommet. \hat{x} est le centre de gravité des n meilleurs sommets (Pilotta, 1962).

2.1 Si $J(x_1) \leq J(x_r) < J(x_n)$, alors x_{n+1} devient x_r . Cela signifie que si x_r n'est pas meilleur que le meilleur sommet x_1 mais qu'il est meilleur que x_n , alors on remplace le pire sommet par x_r dans le nouveau simplexe. On retourne ensuite à l'étape 1.

2.2 **Expansion** Si $J(x_r) < J(x_1)$, alors le point x_r est meilleur que le meilleur sommet du simplexe. L'idée de l'algorithme est donc de calculer la valeur de la fonction J en un point situé plus loin que x_r , dans la même direction que celle prise pour l'étape de réflexion afin de vérifier si celui-ci n'est pas encore meilleur que x_r . On définit ce point x_e par l'équation $x_e = (1 + \alpha\beta)\hat{x} - \alpha\beta x_{n+1}$. Notons qu'il s'agit de la même équation que pour x_r où α a été remplacé par $\alpha\beta$ avec $\beta > 1$ afin que x_e soit situé plus loin que x_r (Figure 3.27).

2.2.1 Si $J(x_e) < J(x_r)$, alors x_e est encore meilleur que x_r , et le pire sommet est remplacé par x_e : $x_{n+1} = x_e$. On retourne ensuite à l'étape 1.

2.2.2 Sinon, x_r est meilleur que x_e , et le pire sommet est donc remplacé par x_r : $x_{n+1} = x_r$. On retourne ensuite à l'étape 1.

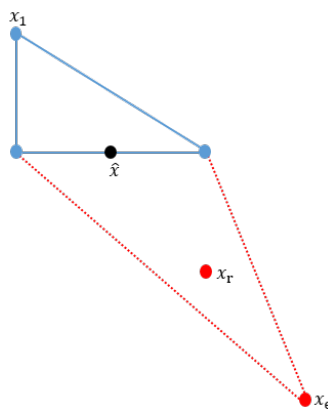


FIGURE 3.27 – Étape d'Expansion du Simplexe de Nelder-Mead (Pilotta, 1962).

2.3 **Contraction externe** Si $J(x_n) \leq J(x_r) < J(x_{n+1})$, alors x_r est simplement meilleur que le pire sommet. Cela signifie que la fonction J a une valeur élevée vers le point x_r . Il est donc préférable de regarder la valeur de J en un point moins éloigné que x_r , défini par : $x_{ce} = (1 + \alpha\gamma)\hat{x} - \alpha\gamma x_{n+1}$. Notons qu'il s'agit de la même équation que pour x_e mais avec γ à la place de β , avec cette fois $\gamma < 1$ afin d'avoir un point plus proche de \hat{x} (Figure 3.28).

2.3.1 Si $J(x_{ce}) \leq J(x_r)$, x_{ce} est meilleur que x_r , et le pire sommet est remplacé par x_{ce} : $x_{n+1} = x_{ce}$. On retourne ensuite à l'étape 1.

2.3.2 Sinon, l'algorithme passe à l'étape 3.

2.4 **Contraction interne** Si $J(x_r) \geq J(x_{n+1})$, x_r est pire que le pire sommet du simplexe. Cela signifie que la fonction J est plus élevée vers le point x_r qu'au niveau du simplexe. Dans ce cas, nous allons étudier la valeur de la fonction J à l'intérieur même du simplexe, en un point qui se trouve toujours sur la droite passant par x_{n+1} et \hat{x} . Ce point est donné par l'équation $x_{ci} = (1 - \gamma)\hat{x} + \gamma x_{n+1}$ (Figure 3.28).

2.4.1 Si $J(x_{ci}) < J(x_{n+1})$, x_{ci} est meilleur que le pire sommet x_{n+1} , donc le pire sommet est remplacé par $x_{n+1} = x_{ci}$. On retourne ensuite à l'étape 1.

2.4.2 Sinon, l'algorithme passe à l'étape 3.

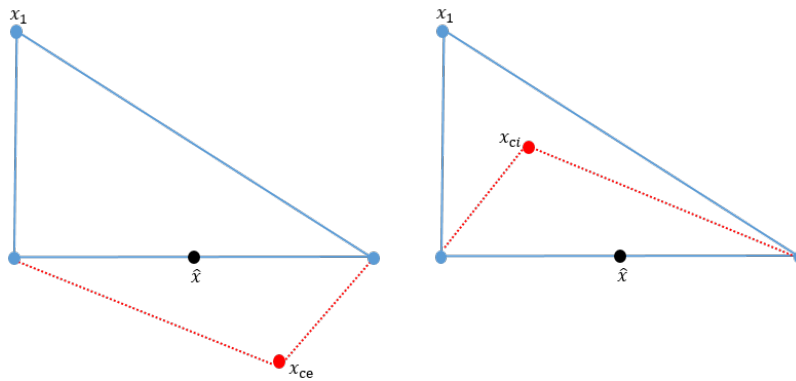


FIGURE 3.28 – Étape de Contraction externe et interne du Simplexe de Nelder-Mead (Pilotta, 1962).

3 **Réduction** Dans le cas où les étapes de contraction n'ont pas amené de solution satisfaisante, le simplexe va être réduit autour du meilleur sommet. Ainsi, les points x_i pour $i \in [2, n + 1]$ vont être rapprochés de x_1 (Figure 3.29), et remplacés par les points $y_i = x_1 + \delta(x_i - x_1)$ (Figure 3.29). On retourne ensuite à l'étape 1.

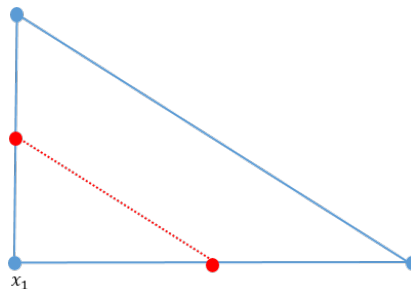


FIGURE 3.29 – Etape de Réduction du Simplexe de Nelder-Mead (Pilotta, 1962).

- **Condition d'arrêt** L'algorithme du simplexe de Nelder-Mead continue son exécution tant qu'un critère d'arrêt spécifié n'est pas satisfait ou jusqu'à ce qu'il ait convergé. Dans notre cas, le critère d'arrêt est la convergence de l'algorithme vers une solution qui n'évolue plus. En général, 500 itérations ont été nécessaires pour atteindre cette convergence.

3.7. MÉTHODES INVERSESES

L'algorithme de Nelder-Mead est résumé en pseudo-code ci-dessous.

Algorithme 1 Algorithme de Nelder-Mead

Données d'entrée : $n+1$ points aléatoires notés x_i dans l'espace \mathbb{R}^n n'appartenant pas à un hyperplan de \mathbb{R}^n , n étant le nombre d'inconnues

tant que $\max_{i=2, n+1} |x_1 - x_i| > \varepsilon$ **faire**

Tri par ordre croissant tel que $J(x_1) \leq J(x_2) \leq \dots \leq J(x_{n+1})$

Réflexion

Calcul du centre de gravité des n meilleurs points : $\hat{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$

Calcul du point de réflexion $x_r = (1 + \alpha)\hat{x} - \alpha x_{n+1}$

si $J(x_1) \leq J(x_r) < J(x_n)$ **alors**

$x_{n+1} = x_r$

sinon si $J(x_r) < J(x_1)$ **alors**

Expansion

Calcul du point d'expansion $x_e = (1 + \alpha\beta)\hat{x} - \alpha\beta x_{n+1}$

si $J(x_e) < J(x_r)$ **alors**

$x_{n+1} = x_e$

sinon

$x_{n+1} = x_r$

fin si

sinon si $J(x_n) \leq J(x_r) < J(x_{n+1})$ **alors**

Contraction externe

Calcul du point de contraction externe $x_{ce} = (1 + \alpha\gamma)\hat{x} - \alpha\gamma x_{n+1}$

si $J(x_{ce}) \leq J(x_r)$ **alors**

$x_{n+1} = x_{ce}$

sinon

Réduction

pour $i = 2, n + 1$ **faire**

$x_i = x_1 + \delta(x_i - x_1)$

fin pour

fin si

sinon

Contraction interne

Calcul du point de contraction interne $x_{ci} = (1 - \gamma)\hat{x} + \gamma x_{n+1}$

si $J(x_{ci}) \leq J(x_{n+1})$ **alors**

$x_{n+1} = x_{ci}$

sinon

Réduction

pour $i = 2, n + 1$ **faire**

$x_i = x_1 + \delta(x_i - x_1)$

fin pour

fin si

fin si

fin tant que

3.8 Méthodologie de résolution

Dans cette section, nous présenterons la méthodologie appliquée pour la détermination des diffusivités des matériaux du massif rocheux, telles que définies dans le chapitre § 1 de cette thèse. La méthodologie de résolution comprend plusieurs étapes (Figure 3.30). La première étape consiste à initialiser le calcul en utilisant sept diffusivités initiales. Pour garantir des valeurs de diffusivité cohérentes et proches de la réalité physique du massif, une étude préliminaire a été effectuée. Les détails de cette étude seront exposés dans la section §3.9 ; la deuxième étape implique la résolution de l'équation de la chaleur en trois dimensions (3.6.2) basée sur les diffusivités initiales. Cela permet d'obtenir les températures simulées, qui sont ensuite comparées aux températures mesurées. À ce stade, la fonction objectif J est calculée dans le but de la minimiser en utilisant des méthodes inverses basées sur l'algorithme de Nelder-Mead. Ce processus itératif permet d'obtenir de nouvelles valeurs de diffusivités, qui sont ensuite utilisées pour relancer la résolution de l'équation de la chaleur. Cette étape est répétée jusqu'à atteindre la convergence.

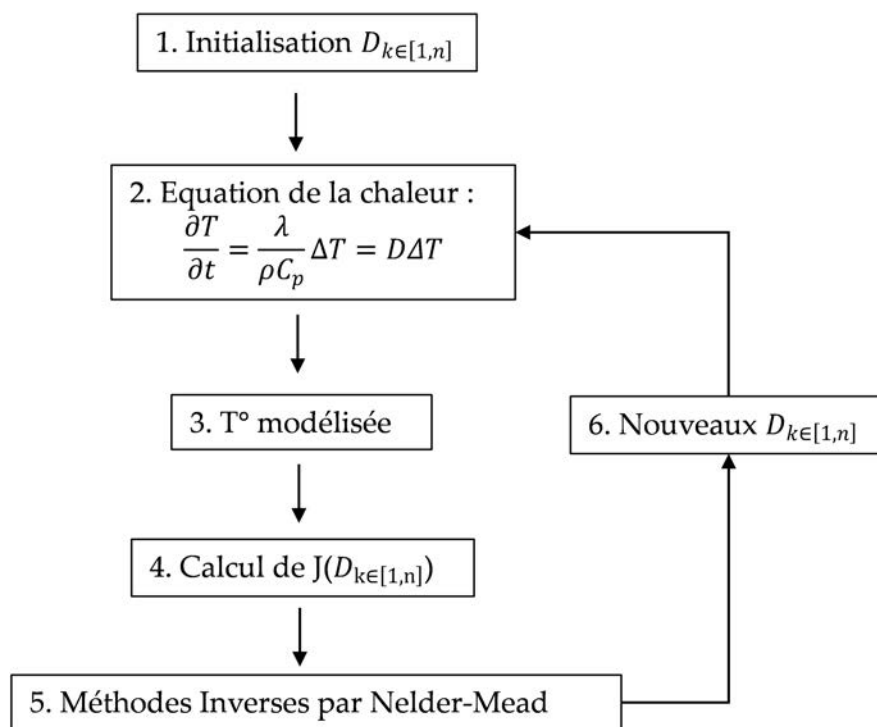


FIGURE 3.30 – Méthodologie de résolution appliquée pour la détermination des valeurs des diffusivités dans le massif rocheux entourant la grotte de Lascaux.

3.8.1 Résolution de l'équation de la chaleur

Dans cette étude, le transfert de chaleur dans le massif rocheux est gouverné par l'équation de la chaleur 3.6.2. Pour résoudre cette équation, le code Open Source Notus (Notus, 2023) est utilisé, basé sur la méthode des frontières immergées.

La méthode des frontières immergées implique l'immersion de la géométrie de l'étude dans un maillage cartésien. Ce maillage est divisé en cellules intérieures et extérieures au domaine physique, c'est-à-dire le massif rocheux. Les cellules intérieures sont traitées en utilisant la méthode des volumes finis, qui permet une résolution de l'équation de la chaleur. Quant aux cellules extérieures, elles sont considérées comme pénalisées. Cela signifie que les équations décrivant les phénomènes physiques, telle que l'équation de la chaleur, ne sont pas résolues dans ces zones. Autrement dit, ces cellules extérieures ne participent pas directement à la résolution de l'équation de la chaleur (Salmon *et al.*, 2023b).

3.8.2 Choix du maillage

Pour déterminer le maillage optimal sur lequel résoudre l'équation de la chaleur, une étude de convergence en maillage a été réalisée. Cette étude consiste à effectuer le même calcul en utilisant des maillages de tailles de cellules différentes. Trois simulations sont effectuées avec des maillages constitués de cellules cubiques de côtés respectifs 0,5 mètre, 1 mètre et 2 mètres. Sur la Figure 3.31, le maillage fin correspond au maillage le plus fin avec des cellules de 0,5 mètres de côté, le maillage intermédiaire est composé de cellules de 1 mètre de côté, tandis que le maillage grossier est composé de cellules de 2 mètres de côté. La configuration simulée concerne la propagation de la chaleur dans le massif à partir de 2017, en prenant en compte la température de la surface du sol comme condition limite au niveau du sol, des conditions adiabatiques sur les autres limites et une température initiale de 12,9°C dans tout le massif, car il s'agit de la température moyenne mesurée dans la grotte cette année-là. Puisque le temps caractéristique de la conduction dans la roche est supérieur à la journée, le pas de temps a été fixé à une journée dans les trois simulations, dans un souci de gain de temps de calcul. L'évolution de la température est présentée pour quatre capteurs (B3, D1, H1, H2) sur la Figure 3.31.

Des différences de température minimales sont observées d'une simulation à l'autre pour chacun des quatre capteurs (Figure 3.31). L'écart moyen absolu reste inférieur à 0,005°C, quel que soit le capteur. Cependant, notre méthodologie se concentre sur les déphasages et les amortissements. Le Tableau 3.8 présente les déphasages de l'onde thermique mesurés pour chacun des quatre capteurs, ainsi que les déphasages entre les ondes thermiques simulées avec les maillages grossiers et intermédiaires, par rapport à celle simulée avec le maillage fin.

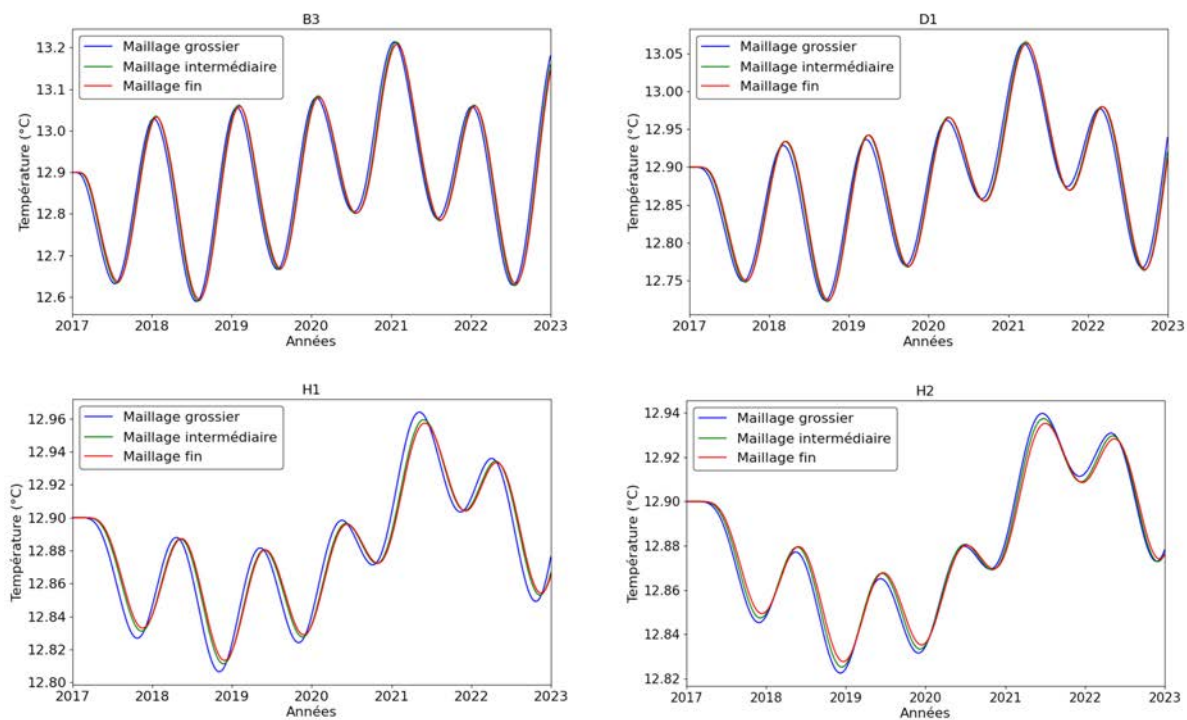


FIGURE 3.31 – Évolution de la température simulée en B3, D1, H1 et H2 pour trois maillages différents, de 2017 à 2022.

L'onde thermique simulée avec le maillage grossier présente un déphasage plus important par rapport à l'onde simulée avec le maillage fin. Pour le capteur H1, une différence de 8% est observée avec le maillage grossier, tandis qu'elle est de 1,7% avec le maillage intermédiaire. L'erreur demeure inférieure à 2% avec ce dernier, ce qui est considéré comme une tolérance acceptable dans le cadre de notre étude. En revanche, une différence de 8% est jugée excessive. Cette différence était attendue, car avec des cellules de 2 mètres de côté, la localisation des capteurs n'est précise qu'à environ un mètre.

Cela représente un écart conséquent étant donnée la profondeur des capteurs d’une dizaine de mètres environ.

Capteurs	Déphasage (mois)	Écart grossier-fin	Écart intermédiaire-fin
H2	11,1	15 jours (4,5%)	7 jours (2%)
H1	9,6	23 jours (8%)	5 jours (1,7%)
D1	8,5	14 jours (5,5%)	4 jours (1,5%)
B3	6,3	13 jours (7%)	3 jours (1,5%)

TABLEAU 3.8 – Déphasage mesuré pour chacun des capteurs (colonne 2) et écart entre les déphasages des ondes simulées avec les maillages fin et grossier (colonne 3), et avec les maillages fin et intermédiaire (colonne 4). Le pourcentage donné correspond au pourcentage par rapport au déphasage mesuré de l’onde thermique (colonne 2).

Afin de trouver un compromis entre le temps de calcul et la précision, l’utilisation du maillage intermédiaire est choisie dans l’étude de la caractérisation des propriétés thermiques du massif par méthode inverse. Des cellules d’un mètre de côté sont donc utilisées pour la résolution de la conduction thermique à l’aide de Notus.

3.8.3 Choix de la fonction objectif

La sélection de la fonction objectif J est une étape d’importance fondamentale dans l’application de notre méthodologie de résolution (Figure 3.30), car c’est elle qui va nous permettre de minimiser l’écart entre les valeurs simulées et les valeurs mesurées. Dans le cadre de cette étude, quatre approches différentes sont présentées afin de trouver la fonction J qui s’adapte à notre objectif. La première approche consiste à utiliser directement les températures mesurées comme base de la fonction J . La deuxième approche explore la possibilité d’utiliser le déphasage comme base de la fonction J . La troisième approche repose sur l’utilisation de l’amortissement comme base de la fonction J . Enfin, la quatrième approche envisage une combinaison du déphasage et de l’amortissement dans la fonction J .

3.8.3.1 Fonction objectif J basée sur les températures mesurées

Plusieurs travaux de recherche en thermique ont basé la fonction objectif (3.8.1) sur les températures mesurées (Nortershauser, 2000; Plana *et al.*, 2006; Rendu, 2021) dans divers domaines d’application. Néanmoins, ces études se sont principalement concentrées sur des expériences de courte durée impliquant des phénomènes à faible inertie thermique.

$$J(D_{k \in [1,n]}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{T_{mes}^i - T_{sim}^i}{T_{mes}^i} \right)^2 \quad (3.8.1)$$

où N est le nombre de capteurs, T_{mes}^i est la température mesurée par le $i^{\text{ème}}$ capteur et T_{sim}^i est la température calculée (donc dépendant des diffusivités thermiques) à la même position que le $i^{\text{ème}}$ capteur.

Dans notre étude, l’inertie thermique du massif revêt une importance considérable, avec un déphasage des ondes thermiques s’étendant sur plusieurs mois, voire une année entière (Tableau 3.6), tandis que le temps caractéristique de propagation de l’énergie à travers le massif s’étend sur plusieurs années.

Dans la simulation de la conduction thermique, l’initialisation du champ de température sur l’ensemble du domaine est essentielle. Cependant, la température précise n’est disponible qu’aux emplacements des capteurs à l’intérieur de la grotte (Figure 3.1). Par conséquent, il est nécessaire de formuler une hypothèse sur la température initiale du massif, ce qui entraîne inévitablement des erreurs.

3.8. MÉTHODOLOGIE DE RÉOLUTION

Considérons l'exemple suivant (Figure 3.32), où l'hypothèse faite est que le massif est homogène, avec une diffusivité thermique de $10^{-6} m^2.s^{-1}$. Les courbes de température présentées sur la Figure 3.32 sont obtenues en résolvant l'équation de la chaleur unidimensionnelle (3) sur une période s'étendant de l'année 2000 jusqu'à la fin de 2022. La température de la surface du sol est utilisée comme condition limite à la surface du sol. Deux simulations sont effectuées en supposant respectivement une température initiale du massif de $12,6\text{ }^\circ\text{C}$ et $12,8\text{ }^\circ\text{C}$ le 1er janvier 2000.

La Figure 3.32 présente les résultats pour trois profondeurs, à savoir 10, 15 et 20 mètres. À 10 mètres, l'écart de température après 23 ans est relativement faible, de l'ordre de $0,05\text{ }^\circ\text{C}$. À 15 mètres, l'écart est légèrement supérieur ($0,07\text{ }^\circ\text{C}$). Cependant, en considérant l'amplitude de l'onde thermique, cet écart devient significatif, représentant environ 40% de son amplitude. Ainsi, même si l'écart absolu semble faible, il constitue une erreur considérable pour les phénomènes étudiés. À 15 mètres, l'écart est d'environ $0,08\text{ }^\circ\text{C}$, soit plus de 2,5 fois l'amplitude de l'onde.

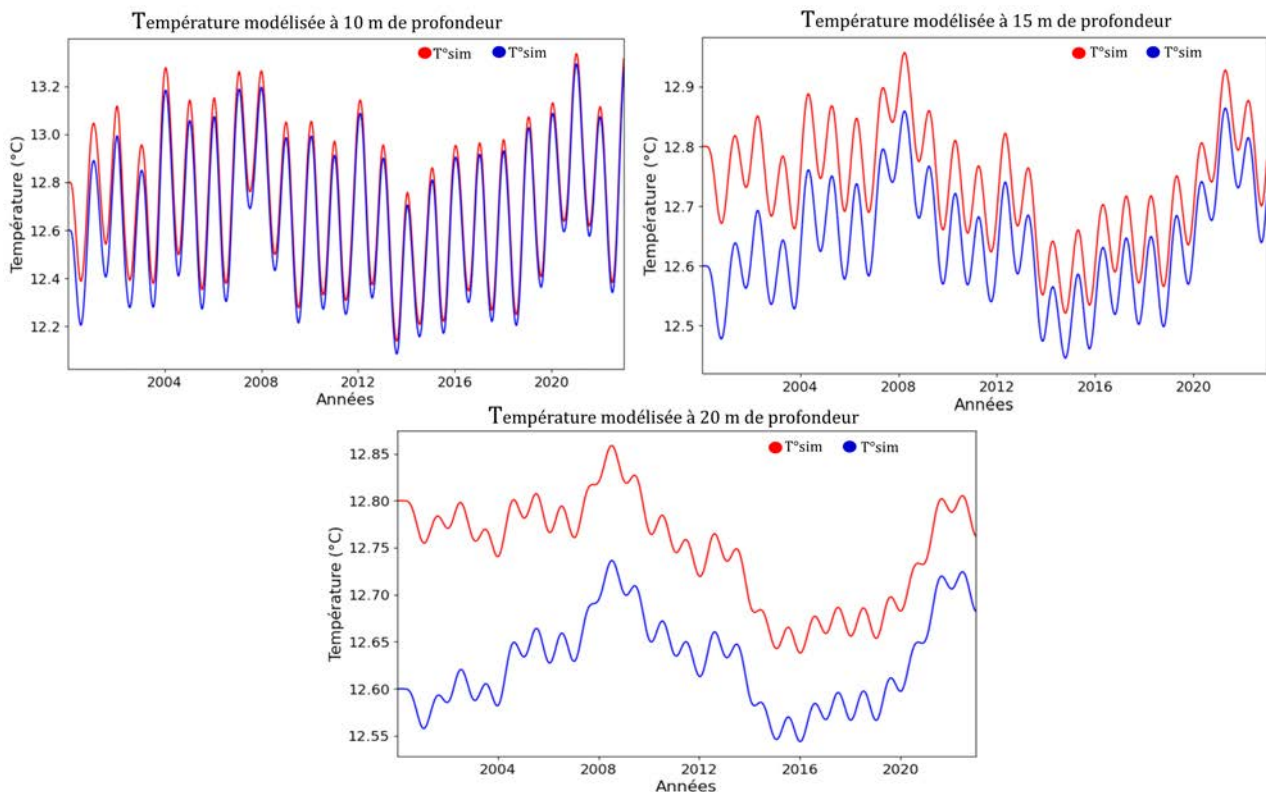


FIGURE 3.32 – Températures simulées à différentes profondeurs dans un milieu homogène avec la fonction J basée sur la température mesurée et deux conditions initiales différentes.

Cet exemple montre qu'une erreur sur la température initiale induit une erreur substantielle sur la température calculée, même après plusieurs dizaines d'années. Bien que d'autres conditions initiales en température puissent être testées, différentes de l'hypothèse d'un massif homogène, une erreur significative demeure inévitable. Ainsi, l'utilisation de la formule (3.8.1) en tant que fonction objectif est compromise. Il est donc nécessaire d'intégrer d'autres caractéristiques de l'onde thermique qui ne sont pas affectées par l'erreur sur le champ de température initiale.

3.8.3.2 Fonction objectif J basée sur les déphasages

Dans les analyses précédentes, il a été démontré que le déphasage de l'onde joue un rôle important dans la caractérisation du massif rocheux, en particulier dans certaines zones spécifiques de la grotte où le déphasage est très prononcé. Par conséquent, en évaluant le décalage temporel entre les températures mesurées et les températures simulées (3.8.2), il devient peut-être possible de quantifier précisément

l'écart entre les valeurs simulées et les mesures réelles, ce qui permet d'orienter de manière efficace le processus d'optimisation.

$$J(D_{k \in [1,n]}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\Phi_{mes}^i - \Phi_{sim}^i}{\Phi_{mes}^i} \right)^2 \quad (3.8.2)$$

Dans la formule (3.8.2), les mêmes notations que dans la formule (3.8.1) ont été utilisées. Φ^i est le déphasage de l'onde au niveau du $i^{\text{ème}}$ capteur.

La Figure 3.33 illustre les résultats obtenus dans un milieu homogène, où la diffusivité thermique optimale est de $2,4 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ pour le capteur C1 situé dans le rétrécissement du Diverticule Axial (Figure 3.1). Nous observons que la température simulée présente des amplitudes plus prononcées que celles mesurées, ce qui indique une incapacité à reproduire de manière adéquate les valeurs de température mesurées (Salmon *et al.*, 2023a).

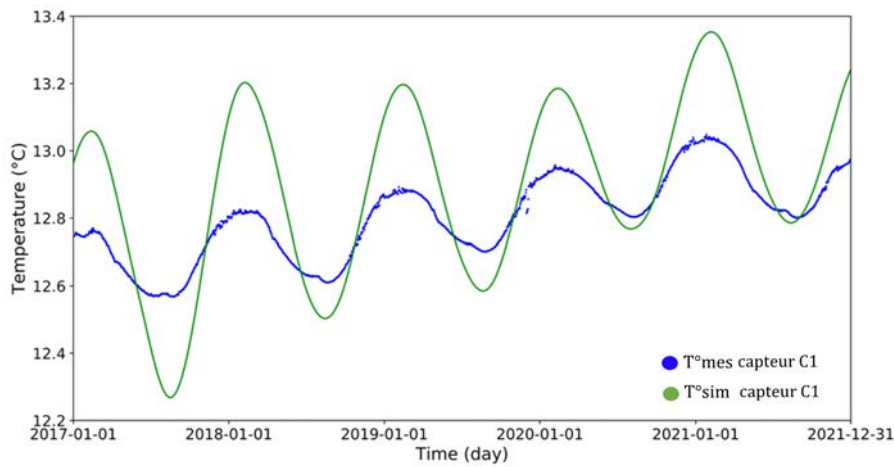


FIGURE 3.33 – Simulation de la température pour le capteur C1 dans un milieu homogène en utilisant la fonction J basée sur le déphasage. La courbe bleue représente la température mesurée par le capteur, tandis que la courbe verte illustre la température simulée obtenue en utilisant la fonction objectif basée sur le déphasage (Salmon *et al.*, 2023a).

3.8.3.3 Fonction objectif J basée sur les amortissements

Compte tenu des résultats précédents avec le déphasage où l'amplitude de l'onde est très prononcée, nous allons essayer de minimiser la fonction J (3.8.3) en utilisant l'amortissement. Nous avons montré dans l'analyse des données de cette thèse que l'amplitude relative de l'onde s'atténue avec la profondeur.

$$J(D_{k \in [1,n]}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\Delta T_{mes}^i - \Delta T_{sim}^i}{\Delta T_{mes}^i} \right)^2 \quad (3.8.3)$$

Dans la formule (3.8.3), les mêmes notations que précédemment sont utilisées. ΔT^i est l'amplitude de l'onde au niveau du $i^{\text{ème}}$ capteur.

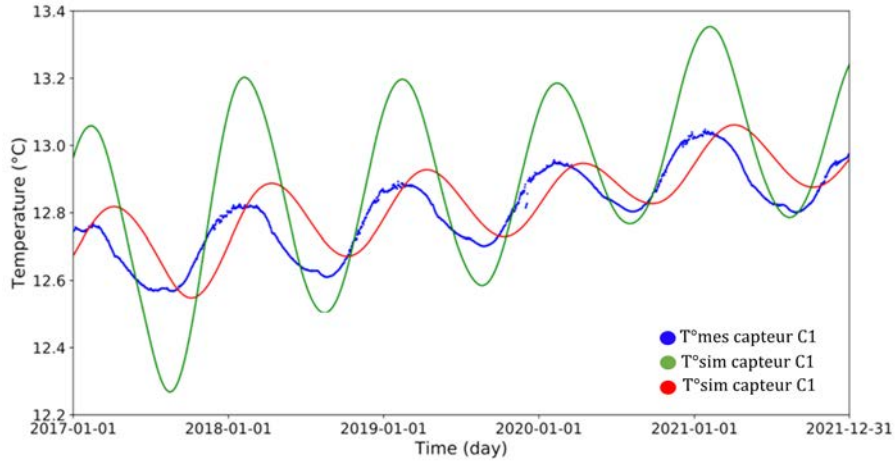


FIGURE 3.34 – Simulation de la température pour le capteur C1 dans un milieu homogène en utilisant la fonction J basée sur l’amortissement. La courbe bleue représente la température mesurée par le capteur. La courbe verte illustre la température simulée obtenue en utilisant la fonction objectif basée sur le déphasage et la courbe rouge représente la température simulée en utilisant la fonction objectif basée sur l’amortissement (Salmon *et al.*, 2023a).

La Figure 3.34 illustre la comparaison de la température mesurée par le capteur C1 (représentée par la courbe bleue de la Figure 3.34) et la température simulée en utilisant une fonction objectif basée sur l’amortissement (représentée par la courbe rouge de la Figure 3.34). Dans ce cas, le milieu étudié est supposé homogène, avec une diffusivité thermique optimale de $1,3 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ (Salmon *et al.*, 2023a). L’analyse du graphique montre que la température simulée présente une amplitude plus proche de celle des valeurs mesurées, ce qui indique une amélioration de l’ajustement aux données réelles. Cependant, il est également observé un déphasage plus important entre la température simulée et la température mesurée. Ces résultats mettent en évidence les limitations de l’utilisation de la fonction objectif basée sur l’amortissement pour atteindre une concordance satisfaisante entre les températures simulées et mesurées.

Il est donc nécessaire d’explorer d’autres approches, nous envisageons d’améliorer la fonction objectif en combinant les deux paramètres, à savoir le déphasage et l’amortissement, dans le but de réduire davantage les écarts entre les températures simulées et mesurées.

3.8.3.4 Fonction objectif J basée sur le déphasage et l’amortissement

Dans cette section, notre objectif est d’optimiser les écarts entre les températures simulées et mesurées afin d’améliorer la concordance entre notre modèle et les données réelles. Pour ce faire, nous avons choisi d’utiliser deux caractéristiques clés du signal (3.8.4) : l’amortissement et le déphasage de l’onde thermique dans le massif. Une propriété intéressante de ces caractéristiques est qu’ils ne dépendent pas de la température initiale. Ainsi, toute erreur dans le calcul de la température initiale aura moins d’impact sur les valeurs de l’amplitude relative et du déphasage simulés.

$$J(D_{k \in [1, n]}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha \left(\frac{\Phi_{mes}^i - \Phi_{sim}^i}{\Phi_{mes}^i} \right)^2 + (1 - \alpha) \left(\frac{\Delta T_{mes}^i - \Delta T_{sim}^i}{\Delta T_{mes}^i} \right)^2 \quad (3.8.4)$$

Nous avons introduit une pondération (poids α) afin d’ajuster la prise en compte du déphasage par rapport à l’amplitude relative dans le modèle. Suite à plusieurs essais, nous avons retenu un coefficient α égal à 0,5 dans la formule (3.8.4). Cette approche nous permet de mieux ajuster notre modèle aux données mesurées et de fournir des caractérisations plus précises des propriétés thermiques du massif.

3.8.4 Synthèse

Le choix des paramètres initiaux dans l'application de la méthodologie de résolution (Figure 3.30) est une étape nécessaire pour obtenir des résultats qui se rapprochent le plus possible des mesures. Après avoir testé différents maillages, nous avons sélectionné un maillage intermédiaire avec des cellules d'un mètre de côté pour la résolution de la caractérisation des propriétés thermo-physiques des matériaux par méthodes inverses. Dans l'optique d'optimiser la méthodologie de caractérisation, nous avons réalisé plusieurs essais dans un contexte moins complexe, en utilisant une résolution unidimensionnelle de l'équation de la chaleur dans un milieu homogène. Les résultats obtenus nous ont permis d'écarter l'option d'utiliser la température comme unique paramètre d'erreur de la fonction objectif, de même que l'utilisation isolée du déphasage ou de l'amortissement. Il est apparu nécessaire de prendre en compte deux caractéristiques de l'onde thermique, à savoir le déphasage et l'amortissement, pour résoudre l'équation de la chaleur en trois dimensions et ainsi optimiser les écarts entre les températures simulées et mesurées.

3.9 Caractérisation thermique des matériaux

Dans cette section, nous examinons l'influence des valeurs de diffusivité thermique initiales sur les résultats fournis par l'algorithme de Nelder-Mead. Ensuite, nous procédons à une analyse des résultats obtenus afin de sélectionner les diffusivités thermiques optimales qui minimisent l'écart entre les déphasages et amplitudes relatives mesurés et simulés. Cette approche nous permettra de proposer une cartographie des diffusivités pour simuler la conduction thermique dans le massif au plus proche de la réalité.

3.9.1 Diffusivités initiales

L'application de la méthodologie (Figure 3.30) nécessite une phase d'initialisation de la résolution numérique avec des valeurs de diffusivités initiales. Pour ce faire, plusieurs configurations de diffusivités ont été étudiées (Tableau 3.9), visant à éviter autant que possible de converger vers un minimum local.

Idéalement, il faudrait explorer un grand nombre de configurations. Malheureusement, les coûts de calcul sont trop élevés. Pour chaque configuration, le calcul met un mois et demi de temps CPU sur 32 processeurs (calculateur Curta, MCIA, Université de Bordeaux).

En raison de cette contrainte temporelle, nous avons dû adopter une approche sélective pour notre étude. Notre choix s'est donc appuyé sur la variation des valeurs de diffusivité des deux matériaux prédominants du massif rocheux (calcaire santonien et calcaire coniacien). Nous avons décidé de faire varier ces valeurs entre $5 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ et $2 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ en nous basant sur des références bibliographiques. Par exemple, une étude (Bejan et Kraus, 2003) a mentionné une valeur de $5 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ pour un calcaire, tandis que dans une autre étude (Sharo *et al.*, 2022), les auteurs ont utilisé des échantillons cylindriques de roche calcaire et ont obtenu des valeurs de diffusivité comprises entre $1,03 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ et $1,81 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$. De plus, une étude (Spathis *et al.*, 2021) menée sur le calcaire d'un site archéologique à Pella (Macédoine, Grèce) a révélé des valeurs de diffusivité thermique variant entre $6,94 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$, $7,75 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ et $8,84 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ dans différentes zones d'échantillonnage. Nous attribuons une valeur de diffusivité de $1 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ aux formations détritiques et aux hétérogénéités conductrices du Santonien appartenant aux classes 1, 2 et 3. Pour les hétérogénéités très résistives du Santonien, une valeur de diffusivité de l'ordre de $5 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ a été sélectionnée. Pour les sables (classe 7), nous utilisons une valeur de $3 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ (Farouki, 1981).

Le Tableau 3.9 illustre les 16 configurations différentes (cas) que nous avons utilisées comme points de départ de l'algorithme de méthode inverse pour rechercher la solution optimale :

3.9. CARACTÉRISATION THERMIQUE DES MATÉRIAUX

Cas	Formations détritiques et conduit karstique (Classe 1, 2 et 3) $m^2.s^{-1}$	Calcaire santonien (Classe 4) $m^2.s^{-1}$	Hétérogénéités résistives du Santonien (Classe 5) $m^2.s^{-1}$	Coniacien (Classe 6) $m^2.s^{-1}$	Sable (Classe 7) $m^2.s^{-1}$
1	$1,1 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$3,0 \times 10^{-7}$
2	$1,1 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
3	$1,1 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
4	$1,1 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
5	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$3,0 \times 10^{-7}$
6	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
7	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
8	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
9	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$3,0 \times 10^{-7}$
10	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
11	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
12	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
13	$1,1 \times 10^{-6}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$3,0 \times 10^{-7}$
14	$1,1 \times 10^{-6}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
15	$1,1 \times 10^{-6}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$
16	$1,1 \times 10^{-6}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$3,0 \times 10^{-7}$

TABLEAU 3.9 – Différentes configurations de diffusivités thermiques initiales.

3.9.2 Solutions possibles

Dans le Tableau 3.10, nous présentons les différentes solutions obtenues suite à l'exécution d'environ 500 itérations par configuration. Cette étape a été réalisée en utilisant les valeurs de diffusivités initiales indiquées dans le Tableau 9 et en appliquant la méthodologie décrite précédemment (Figure 3.30). Les 16 calculs ont convergé vers 5 solutions différentes (Tableau 3.10).

Solution	Cas concernés	D1 ($m^2.s^{-1}$)	D2 ($m^2.s^{-1}$)	D3 ($m^2.s^{-1}$)	D4 ($m^2.s^{-1}$)	D5 ($m^2.s^{-1}$)	D6 ($m^2.s^{-1}$)	D7 ($m^2.s^{-1}$)
1	11	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$4,0 \times 10^{-7}$	$5,8 \times 10^{-7}$	$1,4 \times 10^{-6}$	$2,0 \times 10^{-6}$	$2,2 \times 10^{-7}$
2	2	$1,0 \times 10^{-6}$	$1,1 \times 10^{-6}$	$6,3 \times 10^{-7}$	$1,9 \times 10^{-6}$	$4,2 \times 10^{-7}$	$1,4 \times 10^{-6}$	$2,2 \times 10^{-7}$
3	1	$9,0 \times 10^{-7}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$5,1 \times 10^{-7}$	$2,6 \times 10^{-6}$	$3,7 \times 10^{-7}$	$1,2 \times 10^{-6}$	$1,5 \times 10^{-7}$
4	1	$1,2 \times 10^{-6}$	$1,1 \times 10^{-6}$	$5,8 \times 10^{-7}$	$2,1 \times 10^{-6}$	$4,0 \times 10^{-7}$	$1,3 \times 10^{-6}$	$3,7 \times 10^{-7}$
5	1	$9,8 \times 10^{-7}$	$1,2 \times 10^{-6}$	$4,4 \times 10^{-7}$	$1,4 \times 10^{-6}$	$5,0 \times 10^{-7}$	$1,5 \times 10^{-6}$	$4,0 \times 10^{-7}$

TABLEAU 3.10 – Solutions possibles issues de l'application de l'algorithme de Nelder-Mead. Les labels D correspondent à la Diffusivité, où D1 représente la classe 1, D2 la classe 2 (représentant les formations détritiques et le conduit karstique), D3 la classe 3 (représentant les formations détritiques et les zones proches du conduit karstique), D4 la classe 4 (correspondant au calcaire santonien), D5 à la classe 5 (en référence aux hétérogénéités résistives du santonien), D6 à la classe 6 (du santonien), et D7 à la classe 7 (du sable).

En analysant les données (Tableau 3.10 et Tableau 3.11), nous remarquons que parmi toutes les configurations testées (Tableau 3.9), 11 d'entre elles convergent vers la solution 1 (en bleu sur le Tableau 3.10). Cette solution se démarque comme étant la plus optimale, car elle affiche une valeur de la fonction objectif de $4,1 \times 10^{-2}$. La solution 2 est associée à 2 configurations distinctes (en rouge sur le Tableau 3.10), cependant, elle présente une valeur de la fonction J plus élevée $6,2 \times 10^{-2}$ que celle de la solution 1. Cela indique que ces configurations convergent vers une solution moins favorable que la solution 1. Quant aux solutions 3, 4 et 5, elles sont chacune liées à une seule configuration. Les valeurs de la fonction J pour les solutions 3 et 4 sont très proches $6,5 \times 10^{-2}$ et $6,6 \times 10^{-2}$ et plus élevées que la solution 1. La solution 5, bien qu'affichant une valeur inférieure aux trois dernières (solution 2,3 et 4), reste tout de même supérieure à la valeur de la solution 1, indiquant qu'elle est également moins optimale.

L'analyse des données des Tableau 3.10 et Tableau 3.11 met en évidence que la solution 1 est la plus optimale en raison de sa faible valeur de fonction J, tandis que les autres solutions présentent des niveaux de performance relativement moins favorables, avec des valeurs de fonction J plus élevées. Du point de vue mathématique, la solution 1 est la plus adéquate pour la résolution de la simulation de la conduction thermique dans le massif rocheux.

Solution	Valeur de la fonction J
1	$4,1 \times 10^{-2}$
2	$6,2 \times 10^{-2}$
3	$6,5 \times 10^{-2}$
4	$6,6 \times 10^{-2}$
5	$5,9 \times 10^{-2}$

TABLEAU 3.11 – Valeur de la fonction objectif J pour les différentes solutions obtenues.

3.9.3 Solution retenue

Sur la base des résultats obtenus regroupés dans les Tableau 3.10 et Tableau 3.11, ainsi que sur celle de l'étude bibliographique sur les valeurs de diffusivité, la solution 1 semble être également la plus appropriée du point de vue physique et présente des résultats cohérents (Figure 3.35) avec les propriétés thermo-physiques attendues comme nous allons le voir ci-après.

Nous commençons l'analyse des propriétés thermo-physiques des formations les moins résistives, à savoir les classes 1 et 2. La classe 1 présente une résistivité électrique de 4 à 64 $\Omega.m$ et une diffusivité thermique de $1,1 \times 10^{-6} m^2.s^{-1}$. La classe 2 présente une résistivité électrique de 64 à 92 $\Omega.m$ et une diffusivité thermique de $1,0 \times 10^{-6} m^2.s^{-1}$. Les valeurs obtenues pour ces deux classes sont très proches électriquement et thermiquement.

Ces deux classes sont principalement présentes dans les parties est et ouest faisant partie des formations détritiques, mais aussi dans les calcaires santonien et coniacien (conduit karstique). Elles constituent des zones conductrices électriquement où il pourrait y avoir une présence de sable, d'eau et plus précisément d'argile. Il faut noter que selon la bibliographie (De Vriendt, 1984), une argile avec 50% d'humidité peut présenter une diffusivité thermique de $9,2 \times 10^{-7} m^2.s^{-1}$, ce qui est proche des valeurs obtenues.

Les deux classes (1 et 2) diffusent mieux la chaleur que la classe 3. Cette classe est plus résistive, avec une résistivité électrique de 92 à 113 $\Omega.m$ et une diffusivité thermique plus faible de $4,0 \times 10^{-7} m^2.s^{-1}$. Cette classe pourrait être dans la continuité des conduits karstiques traités dans le chapitre 2, et correspondrait donc probablement à des zones sableuses ou fracturées avec la possibilité de présence d'eau entre les pores, ce qui pourrait expliquer sa faible diffusivité thermique puisque l'eau présente une

3.9. CARACTÉRISATION THERMIQUE DES MATÉRIAUX

diffusivité thermique de l'ordre de $1,4 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$.

La classe 4 (calcaire santonien) a des résistivités électriques qui varient entre 113 et 155 $\Omega \cdot \text{m}$, et une diffusivité thermique de $5,8 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$, plus faible que celle de la classe 5 (hétérogénéités résistives du santonien), dont les résistivités varient entre 155 et 410 $\Omega \cdot \text{m}$ et présentant une diffusivité thermique de $1,4 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$. D'après nos connaissances géologiques actuelles, il s'avère difficile d'interpréter la distinction entre la classe 4 et la classe 5.

Il est important de noter que la diffusivité thermique de ces classes (1, 2, 3, 4 et 5) pourraient varier au cours des saisons, ce qui fait que les diffusivités obtenues pourraient être mieux estimées à la suite de suivis temporels.

La classe 6 correspond à la classe la plus profonde où la grotte se développe en grande partie. Pour celle-ci, nous obtenons une valeur de diffusivité thermique de $2,0 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$. Il s'agit de la diffusivité thermique la plus élevée parmi les 7 classes, ce qui est cohérent avec la réalité géologique puisque ce calcaire est plus compact et dense, que le calcaire santonien.

Finalement, la classe 7, qui correspond au sable est la classe la plus résistive du massif avec des valeurs de résistivités comprises entre 410 et 7979 $\Omega \cdot \text{m}$, présente une valeur de diffusivité $2,2 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$. Cela en fait la classe la moins diffusive du massif. Il faut noter que la valeur de diffusivité thermique du sable, selon la bibliographie (De Vriendt, 1984), est de l'ordre de $4,0 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ pour un sable sec et d'environ $3,0 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ pour un sable humide. La valeur obtenue dans notre modélisation est cohérente avec l'ordre de grandeur attendu.

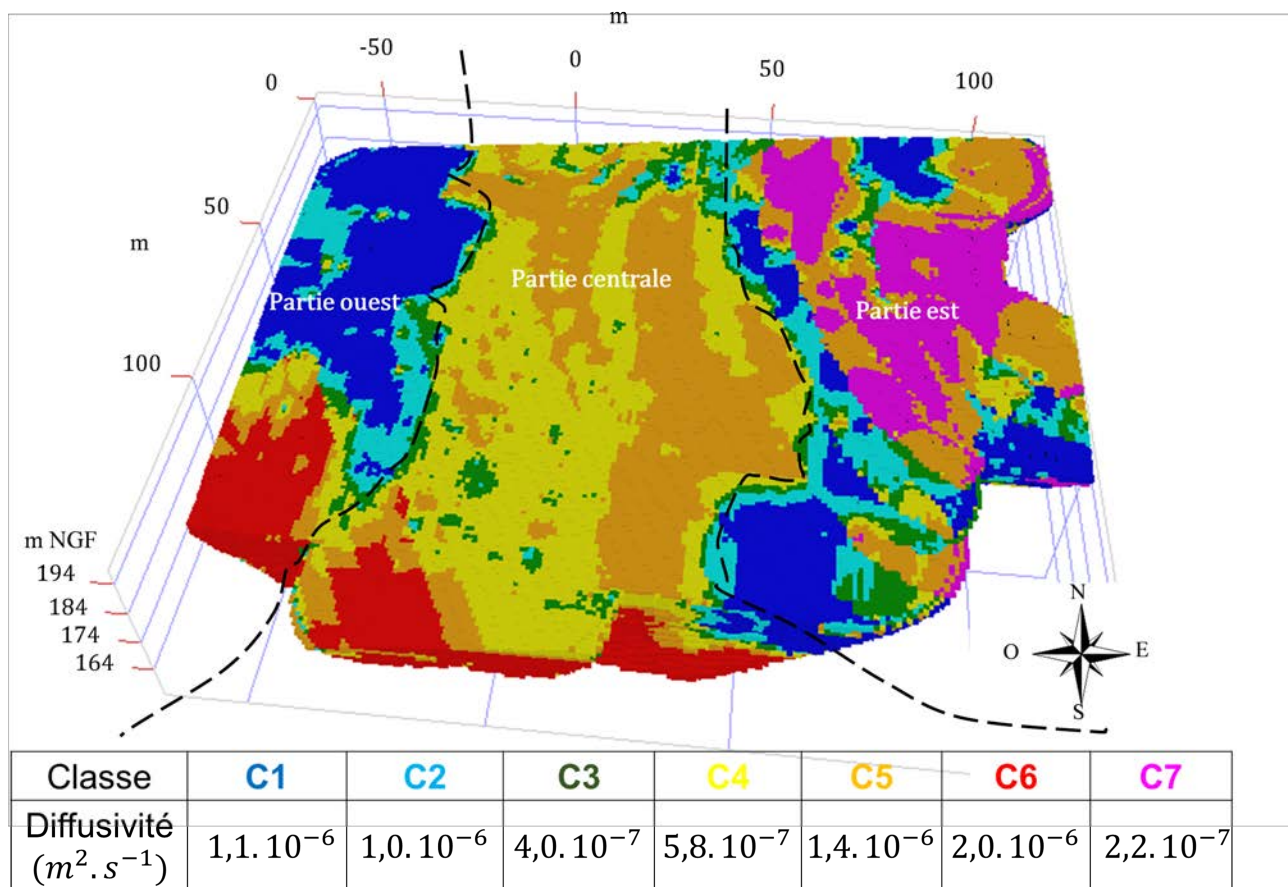


FIGURE 3.35 – Division du massif rocheux en 7 classes avec les diffusivités thermiques optimales associées.

3.10 Simulation de la conduction thermique dans le massif

Cette section présente les résultats de la simulation de la conduction thermique dans le massif rocheux sur une période de 6 ans, de début 2017 à fin 2022. La simulation débute en 2017, à la suite à l'arrêt du système d'extraction du CO₂ de la grotte en 2015. Nous avons choisi cette date (deux cycles annuels après l'arrêt) afin de nous placer, autant que possible, hors de la période de transition vers un nouvel équilibre climatique dans la grotte. Les conditions initiales et les conditions limites utilisées pour le calcul seront détaillées, ainsi que les températures simulées au niveau des capteurs situés à différentes profondeurs.

3.10.1 Conditions initiales et limites

Pour réaliser cette simulation, nous devons choisir des conditions initiales et des conditions limites. Nous avons choisi une température initiale de 12,90 °C pour l'ensemble du massif, car cela représente la température moyenne dans la grotte.

En ce qui concerne les conditions limites, nous avons pris en considération les conditions environnementales extérieures à la surface, notamment la température de la surface du sol. Pour les bords du massif dans la simulation numérique, nous avons appliqué une condition adiabatique, ce qui signifie qu'il n'y a pas d'échange d'énergie avec l'extérieur. Cette condition a été mise en place en utilisant la condition aux limites de Neumann, c'est-à-dire un flux de chaleur nul. Les diffusivités thermiques des différents matériaux sont choisies selon la solution 1 présentée §3.9.3.

3.10.2 Résultats simulés

Cette partie consiste à comparer les températures mesurées par les capteurs de la grotte avec les résultats numériques obtenus grâce à la simulation de la conduction thermique. L'analyse se focalise principalement sur le déphasage et l'amortissement de l'onde, qui jouent un rôle important dans le processus de minimisation, puisque ce sont les paramètres en jeu dans la fonction objectif qu'on cherche à minimiser. Cependant, c'est sur l'évolution des températures qu'on juge de la pertinence de la réponse du modèle.

3.10.2.1 Capteurs entre 9,0 et 11,5 m de profondeur

La Figure 3.36 montre les résultats obtenus pour 4 capteurs situés à différents emplacements dans la grotte (Figure 3.1). Elle compare, pour chaque capteur, la température mesurée avec la température issue de la simulation. Chacun des capteurs enregistre une température initiale mesurée supérieure à la température initiale choisie dans la simulation (12,90°C). En analysant de manière globale les graphiques (Figure 3.36), nous observons que les températures simulées (représentées en rouge) présentent généralement une évolution similaire à celle des températures mesurées (représentées en bleu), avec de légères variations au niveau des minimums et maximums de l'amplitude de l'onde thermique. De plus, nous avons constaté qu'à partir de l'année 2021, les températures simulées ont commencé à diverger légèrement des températures mesurées (Figure 3.36). Simultanément, l'amplitude de l'onde thermique est également réduite par rapport à l'année précédente (2020).

3.10. SIMULATION DE LA CONDUCTION THERMIQUE DANS LE MASSIF

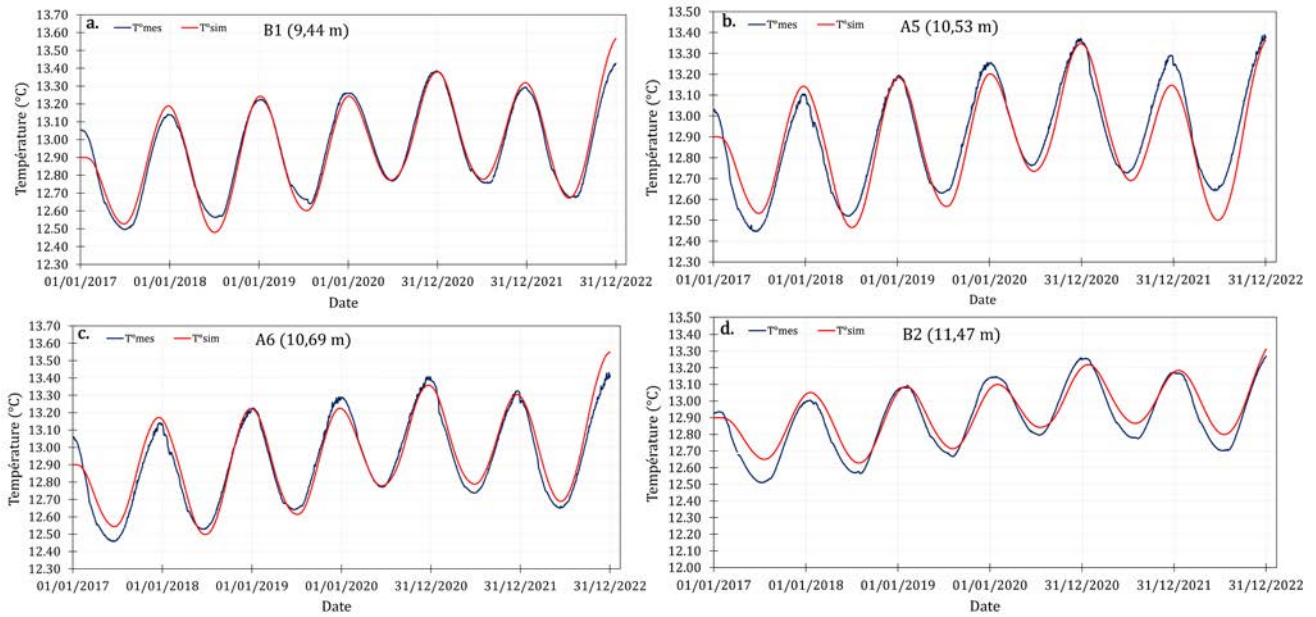


FIGURE 3.36 – Capteurs entre 9,0 et 11,5 m de profondeur. (a) Capteur B1 dans la Salle des Taureaux. (b) Capteur A5 dans le Sas 2. (c) Capteur A6 dans le Sas 2. (d) Capteur B2 dans la Salle des Taureaux. Les températures mesurées sont associées aux courbes bleues tandis que les températures simulées sont associées aux courbes rouges.

En examinant les données fournies par le Tableau 3.12, nous remarquons que les déphasages mesurés et simulés des capteurs présentent des valeurs relativement similaires. Les déphasages mesurés se situent entre 5,6 et 6,3 mois, tandis que les déphasages simulés se situent entre 5,3 et 6,5 mois. En ce qui concerne les amortissements, nous observons des valeurs légèrement supérieures pour les amplitudes relatives simulées à celles des amplitudes relatives mesurées.

Capteur	B1	A5	A6	B2
Profondeur (m)	9,44	10,53	10,69	11,47
Température initiale mesurée (°C)	13,05	13,01	13,05	12,92
Déphasage mesurée (mois)	5,8	5,6	5,6	6,3
Déphasage simulé (mois)	5,6	5,5	5,3	6,5
Amplitude relative mesurée (%)	3,8	3,6	3,8	2,8
Amplitude relative simulée (%)	4,0	4,0	4,0	2,5

TABLEAU 3.12 – Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs B1, A5, A6 et B2.

Les résultats obtenus pour ces 4 capteurs (Figure 3.36 et Tableau 3.12), qui présentent une température initiale supérieure à celle de la simulation, indiquent une correspondance globale satisfaisante entre les mesures de température et la simulation. Cependant, de légères variations dans les déphasages et les amplitudes relatives mesurés peuvent être observées, probablement en raison des variations temporelles des diffusivités des matériaux environnants. Ces 4 capteurs se trouvent principalement sous le calcaire santonien, caractérisé par des hétérogénéités et la présence de zones électriquement conductrices (très probablement soumises à des variations de teneur en eau), ce qui peut entraîner des variations de diffusivités en fonction de l'état de saturation du massif, qu'il soit sec ou partiellement saturé.

3.10.2.2 Capteurs entre 12,0 et 16,0 m de profondeur

Sur la Figure 3.37, nous présentons les résultats pour quatre autres capteurs situés à des profondeurs similaires. Les capteurs B3 et B4, localisés dans la Salle des Taureaux (Figure 3.1), affichent une température initiale mesurée identique à celle utilisée pour la simulation. En revanche, les capteurs D1 et G1, situés dans d'autres zones de la grotte (Figure 3.1), enregistrent une température initiale inférieure (12,75 °C et 12,85 °C) à celle de la simulation.

Les deux capteurs (B3 et B4), qui présentent la même température initiale, montrent des comportements différents. Le capteur B3 suit une courbe de température simulée très similaire à celle mesurée, malgré un léger écart de déphasage observé à partir de l'année 2020. En revanche, le capteur B4 présente un écart entre le déphasage simulé et mesuré, et l'amplitude de l'onde est également mal estimée par notre simulation.

En ce qui concerne les capteurs D1 et G1, qui enregistrent une température initiale mesurée inférieure à celle de la simulation, les deux capteurs suivent la tendance générale de la courbe de température mesurée. Nous observons que, dû à l'inertie thermique, un écart entre la simulation et la mesure pour le capteur D1 a subsisté au cours de la première année (2017), puis la simulation a suivi la courbe mesurée. À l'inverse, pour le capteur G1, les deux courbes sont très proches pendant les deux premières années, puis elles se séparent dans les années suivantes.

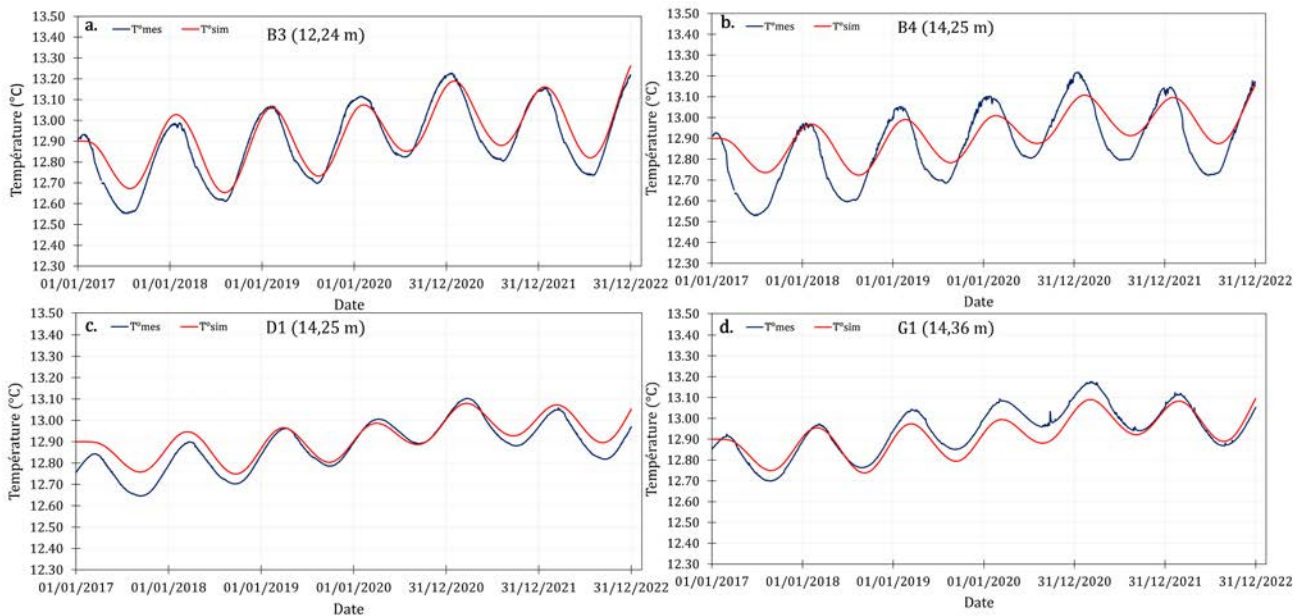


FIGURE 3.37 – Capteurs entre 12,0 et 14,5 m de profondeur. (a) Capteur B3 dans la Salle des Taureaux. (b) Capteur B4 dans la Salle des Taureaux. (c) Capteur D1 dans le Passage. (d) Capteur G1 dans l'Abside.

La Figure 3.37 et les données fournies dans le Tableau 3.13 indiquent ainsi que les déphasages mesurés et simulés sont généralement proches pour chaque capteur, bien que les capteurs B4 et G1 présentent des écarts légèrement plus importants. En ce qui concerne l'amortissement, les capteurs B3, D1 et G1 affichent une amplitude relative simulée identique à l'amplitude relative mesurée, tandis que le capteur B4 présente une amplitude relative mesurée supérieure à celle simulée.

Capteur	B3	B4	D1	G1
Profondeur (m)	12,24	14,25	14,25	14,36
Température initiale mesurée (°C)	12,90	12,90	12,75	12,85
Déphasage mesurée (mois)	6,4	6,2	8,5	8,0
Déphasage simulé (mois)	6,7	7,0	8,3	7,7
Amplitude relative mesurée (%)	2,3	2,4	1,1	1,3
Amplitude relative simulée (%)	2,2	1,4	1,1	1,3

TABLEAU 3.13 – Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs B3, B4, D1 et G1.

Pour mieux comprendre les écarts observés entre les mesures et la simulation, nous analysons les phénomènes externes et internes à la cavité pour les deux capteurs concernés (B4 et G1). Les différences observées pourraient s'expliquer par leur position et les matériaux environnants. Le capteur B4, qui présente la plus grande différence entre la mesure et la simulation, est situé dans le sol de la galerie, plus précisément dans un gour. L'onde thermique doit traverser l'air de la galerie pour atteindre ce point, ce qui peut entraîner des variations. De plus, ce capteur est enfoncé dans le calcaire coniacien et est influencé par le mouvement de l'air lors des périodes de convection, affectant ainsi les mesures. Le capteur G1 présente un déphasage simulé moins important que le déphasage mesuré. Cela pourrait s'expliquer par la complexité de cette zone, caractérisée par la présence de CO₂ (Houillon, 2016a) et les caractéristiques thermiques des matériaux environnants (calcaire santorien, ses hétérogénéités et la proximité d'une zone électriquement conductrice) (Annexe G).

Capteurs à 15,0 m de profondeur

Les capteurs C1, C2 et D2 se trouvent à des profondeurs similaires entre 15,0 et 15,6 m à différents emplacements dans la grotte (Figure 3.1). Ils ont tous une température initiale mesurée similaire, avec C1 et C2 à 12,75 °C et D2 à 12,74 °C. En examinant les courbes (Figure 3.38), nous observons que les capteurs C1 et C2, situés dans le Diverticule Axial (Figure 3.1), présentent des écarts importants entre les courbes mesurées (en bleu, Figure 3.38.a et b) et simulées (en rouge, Figure 3.38.a et b). La simulation sous-estime l'amplitude de l'onde et il existe un déphasage entre les deux courbes. En revanche, le capteur D2 (Figure 3.38.c), situé à la même profondeur que C2 (Figure 3.38.b), montre une meilleure correspondance entre les courbes mesurées et simulées. Au cours des premières années, la simulation prend du temps pour s'ajuster à la courbe mesurée, mais à partir de 2019, elle présente une meilleure amplitude d'onde mais avec un petit écart sur le déphasage.

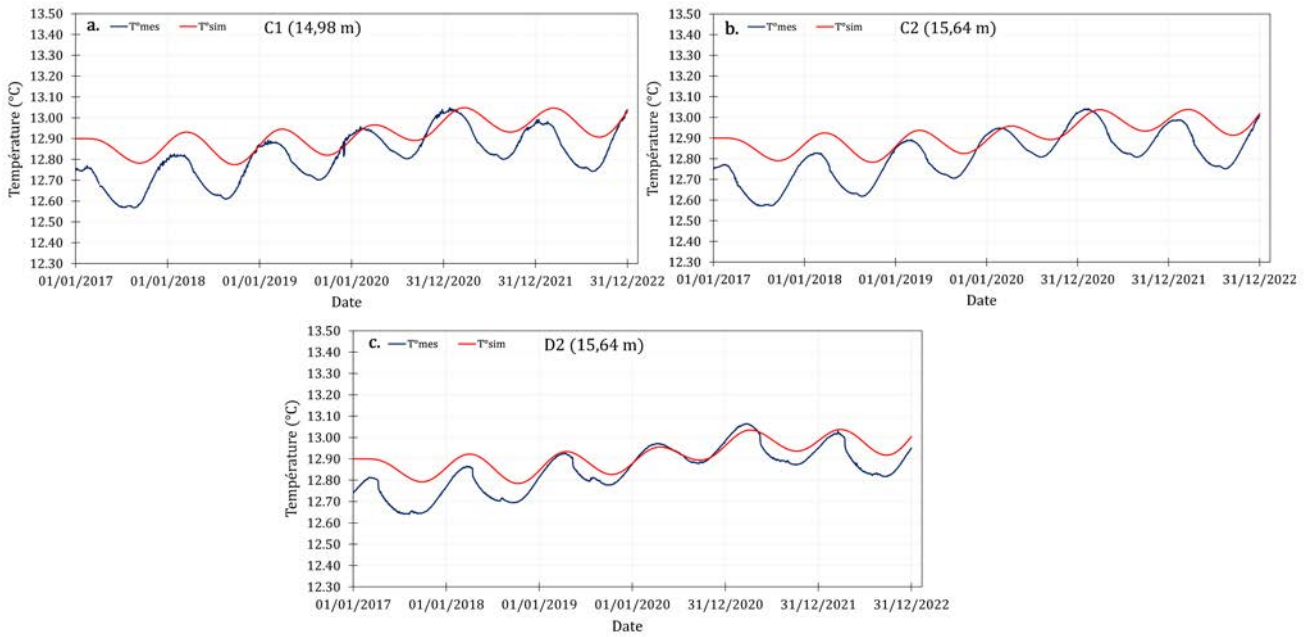


FIGURE 3.38 – Capteurs entre 14,0 et 15,0 m de profondeur. (a) Capteur C1 dans le Diverticule Axial. (b) Capteur C2 dans le Diverticule Axial. (c) Capteur D2 dans le Passage.

En comparant les résultats concernant les déphasages et les amplitudes relatives mesurés et simulés fournis dans le tableau ci-dessous (Tableau 3.14), nous constatons des différences significatives dans les déphasages pour les capteurs C1 et C2 (Tableau 3.14), tandis que pour le capteur D2 (Tableau 3.14), l'erreur sur le déphasage est plus faible (0,7%). En ce qui concerne les amplitudes relatives, les valeurs mesurées et simulées sont relativement similaires pour les trois capteurs.

Capteur	C1	C2	D2
Profondeur (m)	14,98	15,64	15,64
Température initiale mesurée (°C)	12,75	12,75	12,74
Déphasage mesurée (mois)	6,8	6,9	8,2
Déphasage simulé (mois)	8,3	8,5	8,9
Amplitude relative mesurée (%)	1,1	1,1	1,0
Amplitude relative simulée (%)	0,9	0,8	0,8

TABLEAU 3.14 – Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs C1, C2 et D2.

Les différences observées sur la Figure 3.38 et le Tableau 3.14 pourraient être attribuées à plusieurs facteurs. Par exemple, les écarts entre la simulation et la mesure pour le capteur C2 par rapport au capteur D2, qui sont tous deux situés à la même profondeur, pourraient être influencés par des processus internes spécifiques à cette zone, tels que la circulation de l'air à travers le Passage due à la convection thermique provoquée par les différences de températures entre les parois (Salmon *et al.*, 2023b). En ce qui concerne les facteurs externes, les propriétés thermiques des matériaux environnants, principalement constitués de calcaire santonien et de ses hétérogénéités (Annexe G), pourraient varier en fonction des saisons et ainsi influencer les mesures des trois capteurs.

3.10.2.3 Capteurs entre 18,0 et 21,5 m de profondeur

Nous analysons maintenant les cinq capteurs les plus profonds de la cavité (Figure 3.1). De manière générale, les cinq capteurs présentent des températures mesurées initiales inférieures à celles de la simulation (Figure 3.38). Globalement, les graphes affichent des comportements différents selon les capteurs. Les capteurs C3 et C4 montrent un écart important entre les courbes mesurées et simulées

3.10. SIMULATION DE LA CONDUCTION THERMIQUE DANS LE MASSIF

(Figure 3.39.b et d), tandis que pour les capteurs E1, H1 et H2 (Figure 3.39.a,c et e), les courbes simulées suivent globalement la tendance des mesures, bien qu'il puisse y avoir des écarts au début. Pour les capteurs C3 et C4, les courbes mesurées et simulées ne se croisent pas et ne se superposent pas (Figure 3.39.b et d). Cependant, l'amplitude et le déphasage de l'onde sont simulés de manière satisfaisante. Bien qu'il y ait un écart important au début, dû à l'erreur sur la température initiale dans la simulation, les courbes se rapprochent au fil du temps.

Pour le capteur E1, dont la température initiale mesurée est de 12,72 °C, la simulation produit initialement un amortissement et un déphasage similaires à la mesure, malgré l'écart entre les courbes (Figure 3.39.a) en raison de l'erreur sur la température initiale. À partir de l'année 2021 la courbe de la simulation surestime les températures mesurées, ce qui semble se traduire par un déphasage plus prononcé entre les deux courbes.

Pour les capteurs H1 et H2 (Figure 3.39.c et e), qui présentent une température mesurée initiale d'environ 12,70 °C, nous observons que la courbe simulée suit la même tendance que la courbe mesurée, à l'exception de l'écart observé au cours des deux premières années. Cela provient de l'inertie thermique et du temps nécessaire pour que la simulation reproduise la température mesurée.

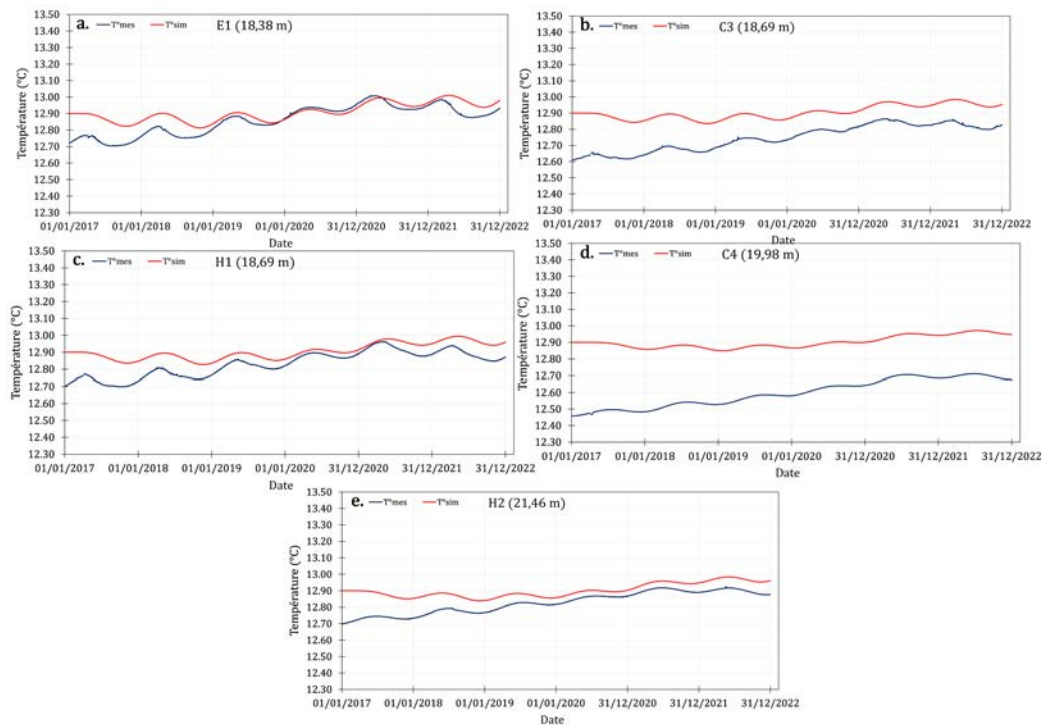


FIGURE 3.39 – Capteurs entre 18,0 et 21,5 m de profondeur. (a) Capteur E1 dans le Puits. (b) Capteur C3 dans le Diverticule Axial. (c) Capteur H1 dans la zone du Bison. (d) Capteur C4 dans le Diverticule Axial. (e) Capteur H2 dans la Galerie du Mondmilch.

En analysant les résultats de déphasage (Tableau 3.15), nous observons que les déphasages simulés sont légèrement supérieurs aux mesures pour tous les capteurs, à l'exception du capteur H2 qui présente un écart minime. En ce qui concerne l'amortissement, les valeurs mesurées et simulées (Tableau 3.15) sont relativement faibles et similaires pour tous les capteurs, à l'exception des capteurs H1 et H2 où les amplitudes relatives simulées et mesurées présentent une légère différence.

Capteur	E1	C3	H1	C4	H2
Profondeur (m)	18,38	18,69	18,69	19,98	21,46
Température initiale mesurée (°C)	12,72	12,75	12,70	12,46	12,69
Déphasage mesurée (mois)	8,7	10,0	9,6	12,1	11,1
Déphasage simulé (mois)	9,4	10,2	10,2	12,5	10,9
Amplitude relative mesurée (%)	0,5	0,3	0,5	0,2	0,2
Amplitude relative simulée (%)	0,5	0,3	0,3	0,2	0,3

TABLEAU 3.15 – Résumé des résultats mesurés et simulés pour les capteurs E1, C3, H1, C4 et H2.

En examinant la Figure 3.39 et le Tableau 3.15, nous observons que l’inertie thermique est trop importante pour atténuer drastiquement l’erreur sur la température initiale en seulement quelques années pour certains capteurs. Cela s’applique particulièrement aux capteurs C3 et C4, où les différences initiales de température entre les simulations et les mesures sont les plus importantes. Les capteurs sont influencés par diverses propriétés thermiques des matériaux environnants, tels que le calcaire santonien, les hétérogénéités du santonien et les formations détritiques, ce qui pourrait aussi affecter la précision de la simulation. Les capteurs H1 et H2 présentent globalement des résultats satisfaisants, avec une faible marge d’erreur entre les mesures et la simulation (Tableau 3.15). Cependant, pour le capteur E1, il serait nécessaire d’améliorer le déphasage de la simulation en tenant compte des variations saisonnières des propriétés thermiques des matériaux environnants, tels que le calcaire santonien et ses hétérogénéités.

3.10.3 Synthèse

La caractérisation thermique des matériaux environnant la grotte a permis de réaliser une simulation de la conduction thermique à travers le massif. En utilisant les températures au sol et une condition initiale de 12,90 °C, nous avons obtenu le champ de température dans tout le massif de la grotte de Lascaux, et a fortiori aux emplacements des différents capteurs. Ainsi, les températures mesurées ont été comparées aux températures simulées pour l’ensemble des 16 capteurs retenus dans la cavité.

L’analyse des résultats a révélé un comportement global similaire sur toutes les courbes, avec une légère diminution de la température entre 2020 et 2021, que la simulation a aussi reproduit. Cette baisse peut être attribuée aux conditions météorologiques de cette période.

En ce qui concerne les écarts de déphasage et d’amplitude relative entre les mesures et les simulations, des différences significatives ont été observées pour certains capteurs. L’emplacement spécifique de chaque capteur a été analysé pour mieux comprendre les raisons pour lesquelles la simulation s’écarterait un peu des mesures. Une explication possible serait l’erreur liée à la température initiale de la simulation qui est moyennée sur tout le massif, et qui ne correspond pas à la température initiale de tous les capteurs. Aussi, les variations saisonnières et annuelles des diffusivités des matériaux peuvent éventuellement contribuer à ces écarts. Par ailleurs, des phénomènes internes tels que la convection de l’air et le CO₂ présent dans la cavité pourraient également influencer les résultats, mais n’ont pas été pris en compte dans la simulation actuelle.

3.11 Visualisation des résultats

La simulation réalisée dans la section précédente permet de visualiser le champ de température dans le massif rocheux. Un exemple illustratif est présenté sur la Figure 3.40, qui représente le mois de janvier 2020. De plus, nous présentons plusieurs coupes de la distribution de la température en divers points du massif. Nous avons sélectionné 3 zones distincts, correspondant aux mois de mai et novembre de l'année 2020 (Figures 3.41, 3.42 et 3.44).

La Figure 3.40 montre le champ de température du janvier 2020. Pendant ce mois, la partie superficielle du massif est plus froide (entre 5 et 6°C) que les zones intermédiaires (supérieures à 9°C). La température redevient plus faible dans la partie plus profonde du massif.

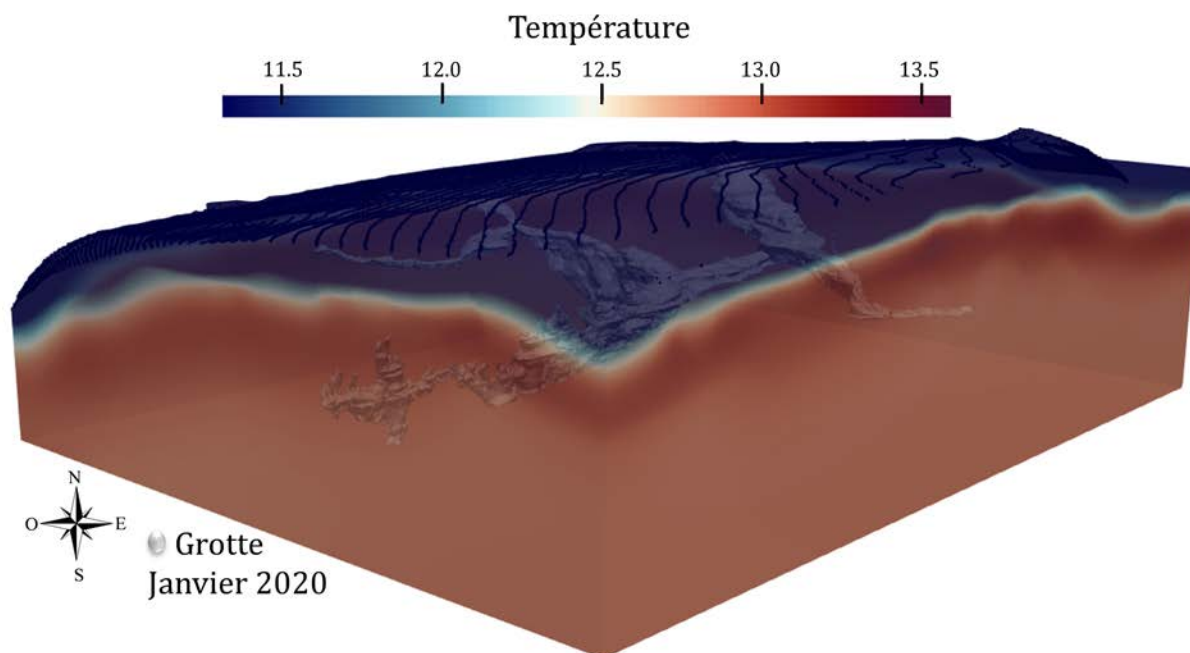


FIGURE 3.40 – Champ de température simulé dans le massif de la grotte de Lascaux correspond à janvier 2020. La cavité est représentée en gris.

Sur la Figure 3.41, une coupe transversale passant par la galerie nord de la grotte, proche de la porte d'entrée, englobant les Sas, la Salle des Taureaux et le Diverticule Axial (Figure 2), est présentée. Les Figures 3.41.a et b représentent respectivement le champ de température pour le mois de mai et le mois de novembre 2020 dans le massif rocheux. La Figure 3.41.c correspond à la partition du massif rocheux en 7 classes.

Les températures estimées au mois de mai montrent des valeurs relativement élevées à la surface (>14 °C). Plus en profondeur, les températures plus froides résultent de l'hiver précédent. Dans la zone ouest, adjacente à la porte d'entrée, la diffusion de la chaleur est plus rapide en raison de la faible épaisseur de calcaire santonien. L'onde thermique atteint ainsi rapidement le Coniacien, une formation ayant une conductivité thermique plus élevée, impliquant ainsi une variation de température selon la profondeur peu abrupte entre la surface et les zones profondes. En revanche, à l'est de la grotte, la propagation de la chaleur est plus lente et stratifiée. Les zones chaudes en surface se propagent lentement entre les zones froides en bleu (Figure 3.41.a), qui commencent à se réchauffer progressivement au fur et à mesure de la propagation thermique. Cette stratification est due principalement à la présence de formations du Santonien au-dessus de cette zone, qui a une conductivité thermique moindre que le Coniacien.

L'évolution de la température selon la profondeur présente donc des transitions plus brutales que dans l'ouest du massif. Au cours de la période froide (Figure 3.41.b), c'est-à-dire en novembre, on observe un phénomène similaire. Dans la partie est de la grotte, les zones froides en surface sont stratifiées et la chaleur associée à cette couche froide se propage en profondeur les mois suivants. La transition entre cette couche froide et la zone plus chaude en-dessous, résultant de la propagation de la chaleur venant de l'été précédent, s'opère encore sur une épaisseur très faible. Comme pour le mois de mai, cela provient des propriétés thermiques différenciées des matériaux dans la partie superficielle du massif. Les deux périodes (Figure 3.41.a et b) mettent en évidence l'influence des hétérogénéités géologiques et thermiques localisées dans la partie superficielle du massif, comme le montre la Figure 3.41.c. En profondeur, où la grotte se développe dans le calcaire coniacien principalement, la température est relativement homogène pendant les périodes chaudes et froides en raison du fort amortissement de l'onde thermique, ce qui limite les variations significatives de température.

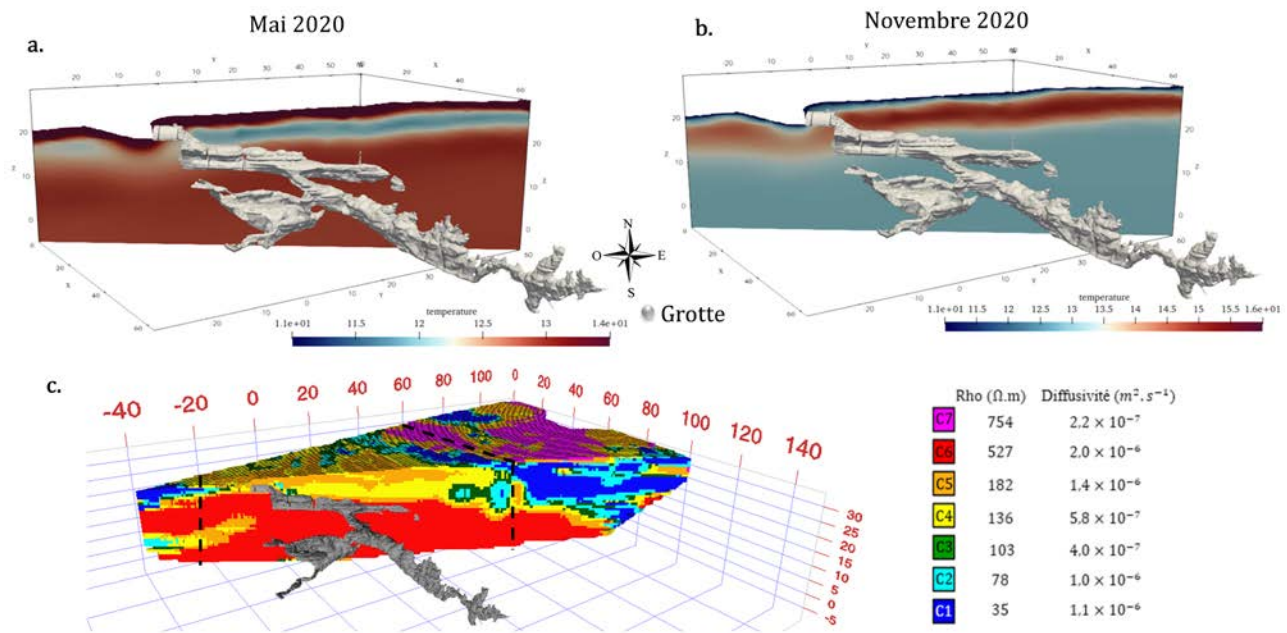


FIGURE 3.41 – Coupes verticales du champ de température et des différents matériaux constituant le massif passant par la galerie nord de la grotte. (a) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de mai 2020. (b) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de novembre 2020. (c) Coupe transversale des différentes classes de la zone nord.

La Figure 3.42 présente une coupe transversale située dans la partie sud de la grotte, en passant principalement par l'Abside et la Chambre des Félines. Sous ces zones, une épaisseur significative est observée dans la partie supérieure du massif, principalement composée du calcaire santorien et de ses hétérogénéités résistives, avec une petite zone présentant une faible résistivité électrique proche de l'abside (Figure 3.42.c). En examinant la distribution du champ de température pour les mois de mai et de novembre (Figure 3.42.a et b), on remarque que la propagation de la chaleur se produit de manière stratifiée. La présence d'une couche superficielle constituée de calcaire santorien et de ses hétérogénéités résistives d'épaisseur relativement constante sur toute la largeur de la coupe explique ce comportement. Notons que cette couche entraîne un ralentissement de la propagation de l'onde thermique par rapport au cas où l'épaisseur de ces formations serait moins importante, comme cela est observé dans la galerie nord proche de la porte, présentée sur la Figure précédente (Figure 3.41.a et b).

3.11. VISUALISATION DES RÉSULTATS

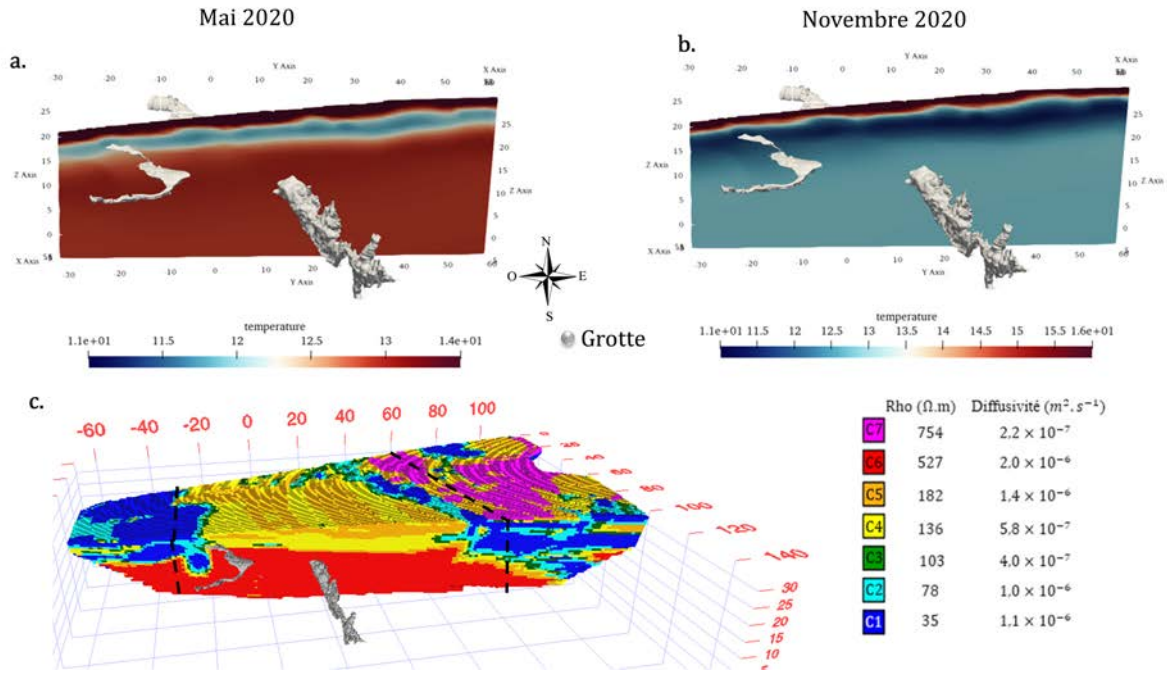


FIGURE 3.42 – Coupes verticales du champ de température et des différents matériaux constituant le massif passant par la partie sud de la grotte. (a) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de mai 2020. (b) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de novembre 2020. (c) Coupe transversale des différentes classes de la zone nord.

Sur la Figure 3.43, une coupe transversale de la partie est de la grotte est présentée, traversant principalement la Salle des Taureaux, le Passage, le Chambre des Félins et la Galerie du Mondmilch. Cette zone est majoritairement constituée du calcaire santonien et de ses hétérogénéités, comme observé précédemment dans le cas traité (Figure 3.42).

Cette composition explique le phénomène de stratification de la propagation de la chaleur, constaté à la fois pendant le mois de mai et pendant le mois de novembre. On peut observer comment les températures élevées en surface, pendant le mois de mai, se propagent en chassant les températures froides de l'hiver, et vice versa pendant la période froide, où l'onde thermique se propage lentement en chassant les températures chaudes de l'été.

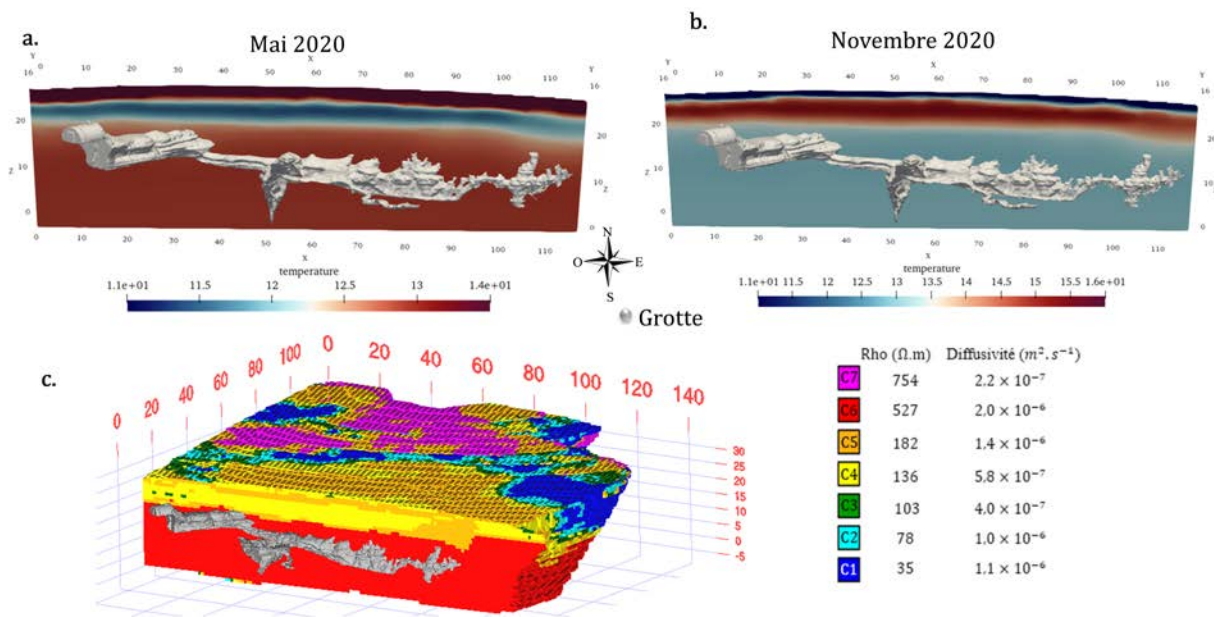


FIGURE 3.43 – Coupes verticales du champ de température et des différents matériaux constituant le massif passant par la partie est de la grotte. (a) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de mai 2020. (b) Coupe transversale du champ de température pendant le mois de novembre 2020. (c) Coupe transversale des différentes classes de la zone nord.

3.12 Influence du nombre de classes

Le modèle thermique précédent développé par Lacanette et Malaurent avait considéré le massif rocheux de la grotte de Lascaux comme étant homogène. Dans cette thèse, notre objectif était de créer un modèle thermique plus réaliste en prenant en compte les hétérogénéités géologiques du site. Ainsi, nous avons opté pour un partitionnement du massif en 7 classes distinctes. Les résultats obtenus dans la section §3.11 montrent que les simulations thermiques sont en assez bonne concordance avec les mesures réelles. On peut toutefois questionner l'influence du nombre de classes sur le modèle thermique, sachant que le massif rocheux est principalement constitué de calcaire santonien et coniacien. Dans cette section, nous présentons les résultats des modélisations utilisant différentes configurations de classes. Ces classes, allant d'une à sept, ont été définies à partir de la classification hiérarchique ascendante présentée dans le premier chapitre de cette thèse (§1.8.3).

3.12.1 Caractérisation thermique des classes

En appliquant la méthodologie de résolution basée sur les méthodes inverses (Figure 3.30) aux différents modèles thermiques, à savoir ceux comprenant 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 7 classes, l'objectif est toujours de minimiser la valeur de la fonction J , représentant ainsi l'erreur entre les données mesurées et les données simulées (Figure 3.44).



FIGURE 3.44 – Valeur de la fonction J en fonction du nombre de classes.

Le graphique présenté (Figure 3.44) montre les résultats obtenus pour la valeur de la fonction J lors de l'application des méthodes inverses à chaque modèle thermique. En examinant le graphique (Figure 3.44), nous pouvons constater que lorsque le modèle thermique est considéré comme étant constitué d'une seule classe, c'est-à-dire que l'ensemble du massif rocheux est traité comme un seul matériau avec un volume de $455\ 100\ m^3$, la valeur de la fonction J est environ égale à 0,143. Dans ce cas, la diffusivité thermique estimée est de l'ordre de $9,2 \times 10^{-7}\ m^2.s^{-1}$ (Tableau 3.16).

Cas	Détritique + conduit karstique (Classe 1)	Détritique + conduit karstique (Classe 2)	Zones proches du conduit karstique (Classe 3)	Santonien (Classe 4)	Hétérogénéité résistives du Santonien (Classe 5)	Sable (Classe 7)	Coniacien (Classe 6)
7 classes	$1,1 \times 10^{-6}$	$1,0 \times 10^{-6}$	$4,0 \times 10^{-7}$	$5,8 \times 10^{-7}$	$1,4 \times 10^{-6}$	$2,2 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-6}$
6 classes	$1,1 \times 10^{-6}$	$8,6 \times 10^{-7}$		$5,7 \times 10^{-7}$	$1,4 \times 10^{-6}$	$2,4 \times 10^{-7}$	$2,1 \times 10^{-6}$
5 classes	$1,1 \times 10^{-6}$	$9,3 \times 10^{-7}$		$7,7 \times 10^{-7}$		$2,4 \times 10^{-7}$	$2,0 \times 10^{-6}$
4 classes	$1,1 \times 10^{-6}$	$9,5 \times 10^{-7}$		$7,9 \times 10^{-7}$			$2,1 \times 10^{-6}$
3 classes	$1,1 \times 10^{-6}$	$8,0 \times 10^{-7}$					$2,1 \times 10^{-6}$
2 classes	$8,2 \times 10^{-7}$						$1,8 \times 10^{-6}$
1 classe	$9,2 \times 10^{-7}$						

TABLEAU 3.16 – Valeurs des diffusivités thermiques (en $m^2.s^{-1}$) dans les différentes configurations.

Lorsque le modèle thermique est constitué de deux classes distinctes, à savoir le calcaire coniacien (classe 6) avec un volume de $296\ 800\ m^3$ dans une classe et le reste des formations (classe 1, classe 2, classe 3, classe 4, classe 5 et classe 7) ($158\ 300\ m^3$) dans la seconde classe, les valeurs de diffusivité thermique obtenues sont respectivement de $1,8 \times 10^{-6}\ m^2.s^{-1}$ pour le calcaire coniacien et de $8,2 \times 10^{-7}\ m^2.s^{-1}$ pour le reste. Nous observons que la valeur de la fonction J est bien plus optimisée qu'avec une classe puisque sa valeur chute à 0,056. Les résultats de diffusivité (Tableau 3.16) obtenus montrent que le calcaire coniacien est plus conducteur thermiquement que le reste des formations, ce qui était attendu puisque le calcaire coniacien est plus compact et moins poreux que les autres formations, permettant une diffusion plus rapide de la chaleur.

En utilisant le modèle thermique à 3 classes, nous distinguons un ensemble de formations (classe

2, classe 3, classe 4, classe 5 et classe 7), représentant un volume de $137\,300\text{ m}^3$, le calcaire coniacien (classe 6) avec un volume de $296\,800\text{ m}^3$, et un nouveau matériau apparaissant (classe 1), englobant une partie des formations détritiques (les moins résistantes) et le conduit karstique dans le calcaire. Ces zones présentent des résistivités moins élevées, avec des valeurs comprises entre 4 et $64\ \Omega.m$, représentant un volume de $21\,000\text{ m}^3$ du domaine.

Les valeurs des diffusivités thermiques (Tableau 3.16) indiquent que le calcaire coniacien demeure le matériau le plus conducteur thermiquement, avec une diffusivité de $2,1 \times 10^{-6}\text{ m}^2.s^{-1}$. Les zones moins résistantes (classe 1) présentent une diffusivité thermique inférieure ($1,1 \times 10^{-6}\text{ m}^2.s^{-1}$) à celle du calcaire coniacien (classe 6), tandis que le reste des formations conserve une diffusivité ($8,0 \times 10^{-7}\text{ m}^2.s^{-1}$) très similaire à celle de la configuration précédente (avec le modèle à 2 classes). Les résultats de diffusivité obtenus pour cette configuration semblent concorder avec les propriétés physiques de ces matériaux, et la valeur de la fonction J (0,055) est meilleure que celle obtenue avec une seule classe, mais reste très proche de celle de la configuration précédente à 2 classes.

Lorsque le modèle thermique est subdivisé en 4 classes distinctes, une nouvelle classe supplémentaire (classe 2 et classe 3) apparaît. Cette nouvelle classe, caractérisée par des résistivités comprises entre 64 et $113\ \Omega.m$, représente un volume de $28\,365\text{ m}^3$ et affiche une diffusivité thermique (Tableau 3.16) sensiblement moins élevée, soit $9,5 \times 10^{-7}\text{ m}^2.s^{-1}$, comparativement à la classe 1 ($1,1 \times 10^{-6}\text{ m}^2.s^{-1}$). Quant au reste des formations (classe 4, classe 5 et classe 7) qui occupent un volume légèrement moins important ($108\,935\text{ m}^3$) que dans la configuration précédente ($137\,280\text{ m}^3$), sa diffusivité thermique reste similaire à celle du modèle à 3 classes (Tableau 3.16). L'analyse de la fonction J révèle une valeur très proche de celles obtenues pour les configurations à 2 et 3 classes, atteignant 0,054 pour cette partition.

Le modèle thermique en 5 classes révèle l'apparition d'une nouvelle classe, désignée comme la classe 7, représentant les sables. Cette classe correspond à un faible volume 95 m^3 et une diffusivité thermique de $2,4 \times 10^{-7}\text{ m}^2.s^{-1}$. Dans cette configuration, les classes antérieurement identifiées, présentant des résistivités plus faibles, à savoir la classe 1 et la classe regroupant la classe 2 et classe 3, conservent leurs caractéristiques thermiques, tant en termes de volume que de diffusivité thermique (Tableau 3.16). Le regroupement (classe 4-5) du calcaire santonien et de ses hétérogénéités résistantes dans une même classe présente une diffusivité thermique similaire à celle du modèle à 4 classes (Tableau 3.16). La valeur de la fonction J pour cette configuration est pratiquement similaire à celle du modèle thermique à 4 classes (0,053 vs. 0,054).

En adoptant un modèle thermique en 6 classes, les propriétés thermiques des classes existantes (classe 1, classe 2-3, classe 6 et classe 7), en termes de volume et de diffusivité thermique, sont maintenues (Tableau 3.16). Cependant, l'introduction de deux nouvelles classes, classe 4 et classe 5, résulte en une séparation du calcaire santonien et de ses hétérogénéités résistantes. Ces nouvelles classes présentent des diffusivités thermiques de $5,7 \times 10^{-7}\text{ m}^2.s^{-1}$ et $1,4 \times 10^{-6}\text{ m}^2.s^{-1}$ respectivement, mettant en évidence une meilleure conductivité thermique pour les hétérogénéités du santonien par rapport au calcaire santonien. Le modèle thermique à 6 classes se distingue par une amélioration de la valeur de la fonction d'erreur J de 0,045, en comparaison aux cas antérieurs qui avaient des valeurs d'environ 0,054.

L'étude comparative des divers modèles thermiques selon le nombre de classes pris en compte montre une nette amélioration de l'optimisation de la fonction d'erreur J dans le cas du modèle à 7 classes, qui affiche une valeur de 0,041. Cette configuration étendue intègre une nouvelle classe caractérisée par un volume de $12\,024\text{ m}^3$ et une diffusivité thermique de $4,0 \times 10^{-7}\text{ m}^2.s^{-1}$ (Tableau 3.16).

Les résultats obtenus sur la Figure 3.44 et le Tableau 3.16 montrent une convergence vers une meilleure optimisation du modèle thermique au fur et à mesure que le nombre de classes utilisées pour le partitionnement du massif augmente. Plus spécifiquement, l'amélioration est très marquée lors du

3.12. INFLUENCE DU NOMBRE DE CLASSES

passage d'un modèle à une seule classe à un modèle à deux classes. Cette amélioration (diminution de la fonction J) pourrait s'expliquer par le fait qu'avec deux classes, nous parvenons déjà à différencier les matériaux prédominants du massif, à savoir les calcaires santonien et coniacien. Il est essentiel de noter que les volumes des autres formations géologiques sont nettement moins importants par rapport aux formations prédominantes, ce qui suggère que leur contribution à l'optimisation du modèle numérique pourrait être relativement moindre. Cependant, cela ne signifie pas que les classes de moindre volume dans le modèle sont dépourvues d'importance physique. Au contraire, elles peuvent jouer un rôle crucial en étant plus conductrices thermiquement et être susceptibles de varier au fil du temps en fonction de la présence d'eau dans le massif. Les différencier pourrait donc être indispensable dans le cas où les variations de saturation en eau seraient prises en compte dans la modélisation.

3.12.2 Simulation de la conduction avec les différents modèles thermiques

Dans le but de montrer de manière approfondie le champ de température selon le nombre de classes choisi, une simulation de la conduction thermique a été réalisée pour chacune des configurations. Les résultats obtenus pour chaque capteur sont présentés dans l'Annexe H. Pour illustrer l'influence du modèle thermique, nous avons choisi le capteur B1 comme exemple, étant le seul capteur situé uniquement sous le calcaire santonien et ses hétérogénéités, et à l'écart des autres formations, ce qui minimise leur influence sur ce capteur.

Sur la Figure 3.45 présentée ci-dessous, les températures enregistrées par le capteur sont représentées en noir, tandis que les températures simulées par les différents modèles thermiques sont indiquées par différentes couleurs. À première vue, un écart significatif est observé entre les températures mesurées et celles obtenues à l'aide du modèle thermique à une seule classe (représentées en violet, Figure 3.45). Les courbes des modèles thermiques à 2, 3, 4, 5, 6 et 7 classes sont très proches les unes des autres et présentent une concordance avec les mesures.

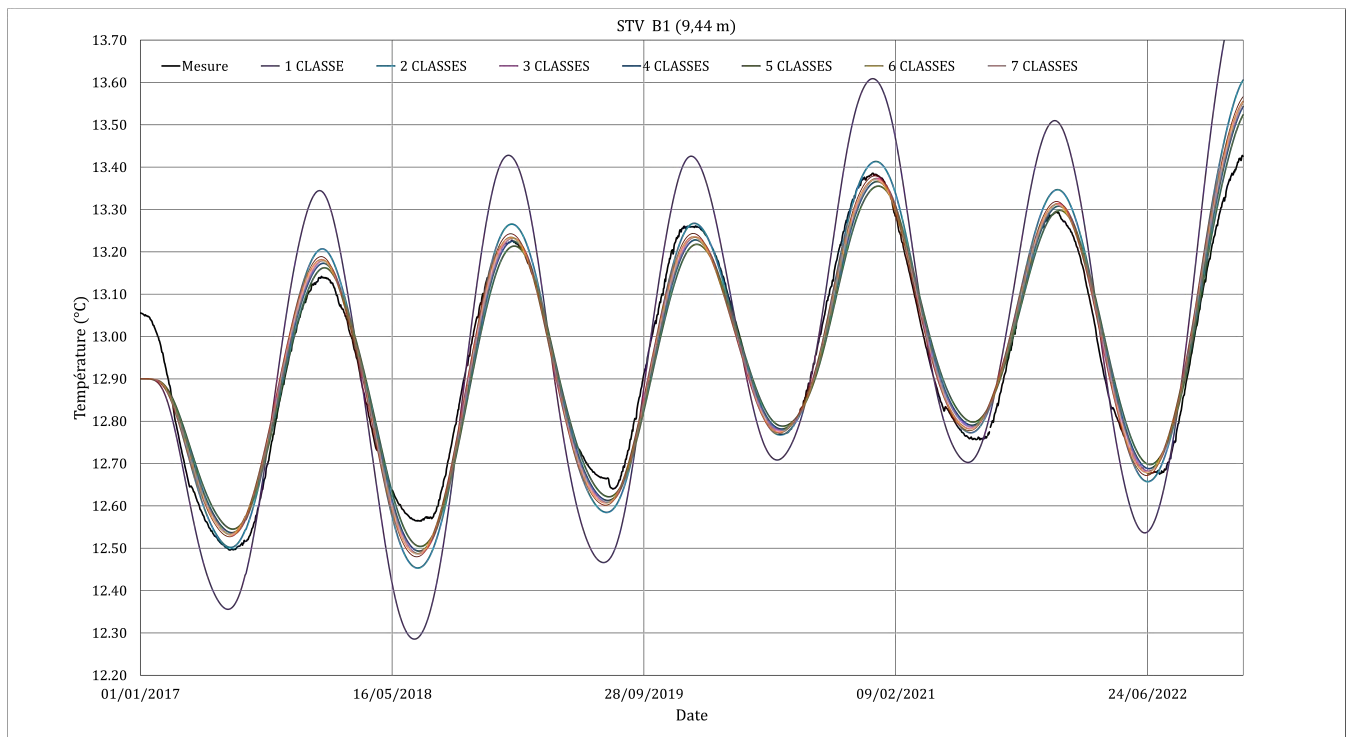


FIGURE 3.45 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

Afin d'effectuer une analyse plus approfondie du comportement de chaque courbe, nous nous sommes concentrés sur l'analyse des déphasages et d'amplitude relative simulés pour ce capteur, pré-

sentés dans le Tableau 3.17. Nous notons que les simulations du modèle à une seule classe (modèle 1), montrent une légère sous-estimation du déphasage par rapport aux mesures réelles. De plus, l'amplitude relative est surestimée dans ce modèle. Ces écarts dans les caractéristiques de l'onde thermique sont probablement attribuables au fait que nous n'utilisons qu'une seule valeur de diffusivité thermique (Tableau 3.16), alors que dans la réalité, il existe au moins deux valeurs de diffusivité pour les deux matériaux principaux distincts (calcaire santorien et ses hétérogénéités).

En revanche, les simulations des modèles à 2, 3, 4, 5, 6 et 7 classes, qui considèrent une classification des matériaux en plusieurs catégories, montrent des résultats (Tableau 3.17) plus proches des mesures réelles, tant pour le déphasage que pour l'amplitude relative. Les différences entre les valeurs simulées et mesurées restent relativement faibles. Nous constatons que le modèle thermique en 6 classes présente le plus faible écart avec les mesures, car avec cette configuration, nous avons réussi à caractériser thermiquement les deux matériaux présents à proximité de ce capteur, c'est-à-dire le calcaire santorien et ses hétérogénéités.

Capteur B1 (9,44 m)	Déphasage (mois)	Amplitude relative (%)
Mesure	5,8	3,8
Simulé modèle 1 classe	5,4	6,1
Simulé modèle 2 classes	5,6	4,3
Simulé modèle 3 classes	5,7	3,9
Simulé modèle 4 classes	5,7	3,8
Simulé modèle 5 classes	5,8	3,9
Simulé modèle 6 classes	5,6	3,9
Simulé modèle 7 classes	5,6	4,0

TABLEAU 3.17 – Résultats de déphasage et amplitude relative simulés pour le capteur B1.

En résumé, l'analyse du tableau met en évidence que la modélisation de la conduction thermique en utilisant plusieurs classes de matériaux (modèles 2 à 7) semble mieux refléter les propriétés thermiques réelles du massif rocheux par rapport à un modèle unique de classification (modèle 1). De plus, après avoir examiné les graphiques de tous les capteurs (Annexe H), nous n'avons pas constaté de différences significatives entre les modèles thermiques à partir de deux classes. Ces résultats suggèrent que prendre en compte l'hétérogénéité géologique du massif est essentiel pour simuler la conduction thermique de manière précise. Cependant, cette étude qui constitue une première étape vers une étude thermique plus approfondie, montre qu'il serait sans doute intéressant de prendre en compte les variations temporelles de saturation en eau du massif rocheux, pouvant entraîner des variations des diffusivités thermiques.

3.13 Conclusion

Dans un premier temps l'analyse de l'évolution de la température dans la grotte a révélé une croissance générale avec le temps, cette évolution variant avec la profondeur et la position des capteurs. Les capteurs proches de l'entrée suivent généralement les variations de la température extérieure, tandis que les capteurs plus profonds enregistrent des températures plus basses en raison du rôle d'isolant thermique joué par l'épaisseur de roche à leur aplomb ce qui est à l'origine du déphasage de l'évolution de la température par rapport aux capteurs moins profonds.

Dans un deuxième temps, l'étude de l'évolution de la température mesurée par chaque capteur nous a permis de mettre en évidence le rôle important joué par l'hétérogénéité du massif rocheux dans la propagation de l'onde thermique. Les formations géologiques telles que le calcaire altéré, le calcaire compact et les formations détritiques influencent l'évolution de la température dans le massif entourant la grotte et dans la grotte. Par exemple, les capteurs C3 et C4 situés dans le Diverticule Axial, entouré de formations argilo-sableuses qui probablement stockent l'eau, affichent des températures basses en raison des diffusivités de ces matériaux et de l'allure croissante de la température extérieure qui met

3.13. CONCLUSION

plus de temps à être transmise. En revanche, les capteurs H1 et H2 situés dans la Nef présentent des températures légèrement plus élevées car ils sont localisés sous une épaisseur importante de calcaires coniacien et santonien.

Dans un troisième temps, l'application de la méthodologie de résolution par méthode inverse a permis de caractériser la diffusivité thermique de chaque matériau qui varie en fonction de la composition géologique. Les résultats de la simulation sont en accord avec les mesures de température, mais des écarts de déphasage et d'amortissement sont apparus. Ces écarts pourraient être attribués aux variations temporelles des propriétés thermiques des matériaux et à des phénomènes internes tels que la convection de l'air et la présence de CO₂, qui ne sont pas pris en compte. La partition du massif rocheux de Lascaux en 7 matériaux a ainsi permis l'amélioration du modèle thermique existant (Lacanette et Malaurent, 2014) qui supposait un milieu homogène.

Dans un dernier temps, l'étude de l'influence du nombre de classes sur la modélisation de la conduction thermique dans le massif rocheux a révélé que l'utilisation de plusieurs classes de matériaux (modèles de 2 à 7 classes) permet d'estimer les propriétés thermiques de ces différentes classes de matériaux contrairement à un modèle à une seule classe. Nous avons constaté que dès 2 classes, c'est-à-dire en séparant le Santonien du Coniacien, l'erreur entre les données mesurées et simulées est faible, ce qui suggère que l'utilisation d'un modèle thermique à 2 classes pourrait, en première approche, paraître pertinent pour la simulation thermique du massif. Cependant, l'analyse des mesures de température montre des écarts de température entre les capteurs localisés à proximité des formations détritiques (capteurs du Diverticule Axial, C3 et C4) et ceux localisés sous les formations calcaires (Santonien et Coniacien, H1 et H2). Pour arriver à expliquer ces écarts de température, la prise en compte d'un plus grand nombre de classes est nécessaire.

Une description plus fine apportera une connaissance plus précise du comportement thermique et physique des matériaux composant le massif rocheux. Pour cela un raffinement du maillage dans le code de simulation de la conduction pour modéliser la thermique pourra être envisagé.

En somme, cette étude met en évidence l'intérêt de la modélisation thermique avancée pour mieux comprendre les modalités de diffusion de la chaleur dans un environnement géologique complexe, comme celui de la grotte de Lascaux, et contribue à une meilleure préservation de ce patrimoine.

Conclusion générale

La grotte de Lascaux, abritant des peintures rupestres datant de plus de 20 000 ans, représente l'une des plus célèbres découvertes archéologiques du XXe siècle. Les peintures sont dans l'état de leur découverte de 1940, cependant, elles ont connu depuis 20 000 ans des altérations perceptibles liées à l'influence du temps sur les parois. Face à ces manifestations, de nombreuses interrogations ont émergé quant à l'évolution de ces altérations. Ainsi, de nombreuses études sont conduites depuis des années afin d'y répondre. Toutefois, ces études ont souvent négligé de prendre en compte le milieu environnant. L'objectif de cette thèse a donc été de caractériser le milieu physique environnant la grotte à travers différents domaines scientifiques (géologie, géophysique, thermique, géostatistique et statistique multidimensionnelle) pour améliorer le modèle thermique existant (Lacanette et Malaurent, 2014). Ce travail s'est concentré principalement sur la caractérisation thermo-physique des matériaux constituant le massif dans des simulations thermo-aérauliques spécifiques à la grotte. Pour ce faire, cette thèse s'est articulée autour de quatre axes :

- Caractérisation physique par tomographie de résistivité électrique 2D (TRE) en traitant les données par méthodes de Clustering (analyse statistique multidimensionnelle).
- Construction du modèle 3D du massif par modélisation géostatistique par krigeage appliqués aux données de résistivité électriques.
- Caractérisation numérique des propriétés thermiques des matériaux par modélisation en utilisant des méthodes inverses.
- Simulation de la conduction thermique dans le massif en utilisant les propriétés thermo-physiques obtenus.

Préalablement à cette étude, une contextualisation de la grotte a été effectuée, englobant une synthèse de son historique et des recherches scientifiques entreprises antérieurement à cette thèse.

Caractérisation physique par tomographie de résistivité électrique 2D (TRE) en traitant les données par méthodes de Clustering

L'environnement karstique de la grotte de Lascaux présente une grande hétérogénéité géologique, mise en évidence par les dernières études géophysiques (Xu *et al.*, 2015; Verdet, 2019b) utilisant la Tomographie de Résistivité Electrique (TRE). Le traitement des données de résistivités électriques, marque la première étape d'une analyse globale du comportement thermique du massif rocheux. Celui-ci est principalement constitué de calcaire stratifié du Santonien, présentant des hétérogénéités résistives et moins résistives, ainsi que des formations détritiques sablo-argileuses, des sables et de calcaire coniacien. Pour caractériser physiquement chaque zone (matériau), des méthodes de Clustering telles que la Classification Hiérarchique Ascendante (CHA), la méthode des centres mobiles (K-means) et une méthode hybride (CHA+K-means) ont été utilisées. La classification a été menée sur la partie supérieure du massif de la grotte de Lascaux (à l'exclusion du Coniacien, considéré comme un matériau compact dont il a été aisé de déterminer les limites) en utilisant les valeurs logarithmiques de résistivité de 40 410 blocs. Dans le but d'évaluer la qualité de la classification, deux indices ont été utilisés : l'indice de Silhouette (SI) et le Coefficient de Variation (CV). Ces indicateurs ont permis de valider la

pertinence et la cohérence des groupements obtenus, fournissant ainsi des informations sur la distribution thermique du massif rocheux de la grotte de Lascaux. Cette étude a conduit aux résultats suivants :

- Les résultats obtenus ont montré que les trois algorithmes de classification étudiés ont été capables de séparer les deux principales formations géologiques connues dans la partie supérieure du massif englobant le Santonien et les formations détritiques. À partir de 3 classes, la méthode CHA a permis de distinguer les hétérogénéités du Santonien à faibles valeurs de résistivités (correspondant à des zones à forte teneur en eau), tandis que le K-means et la méthode hybride ne les ont jamais distinguées. À partir de 5 classes, les trois méthodes ont permis de discriminer la présence d'hétérogénéités à fortes valeurs de résistivités dans le Santonien. La mise en évidence de zones à faible valeur de résistivité dans le Santonien constitue un résultat important pour l'objectif de l'étude, car une faible valeur de résistivité correspond à une teneur en eau importante sur le site en cette période de l'année (mars) ou à la présence de l'argile.
- En ce qui concerne les indices de qualité, l'analyse a révélé que l'indice de Silhouette (SI) a présenté une meilleure performance globale pour le K-means. Cependant, lorsque l'accent est mis sur les valeurs de SI par classe, la méthode CHA obtient une meilleure évaluation. De plus, en ce qui concerne le coefficient de variation (CV), la méthode CHA s'est avérée supérieure au K-means. En effet, la méthode CHA a affiché un CV plus stable et avec moins de dispersion pour la partie supérieure du massif rocheux. En revanche, pour le K-means, l'amélioration du CV a nécessité une augmentation du nombre de classes.
- La différence de performance des algorithmes peut être expliquée par leur mode opératoire respectif. Dans le cas de la méthode CHA, une fois que deux valeurs sont regroupées, elles restent toujours ensemble. En revanche, pour la méthode K-means, l'algorithme est initialisé avec des centres choisis au hasard, ce qui peut occasionner des déplacements des valeurs d'une classe à une autre au cours de la classification. Enfin, la méthode hybride a été initialisée en imposant les centres des clusters obtenus par la méthode CHA.
- La classification effectuée a fourni des données d'entrée pour élaborer un modèle 3D du massif, permettant ainsi une caractérisation thermique approfondie prenant en considération les propriétés des différents matériaux.

Le regroupement des données a constitué une nouveauté dans l'application des méthodes de classification à une grande quantité de données TRE (20 profils, 57 760 valeurs de résistivité, couvrant une zone d'environ 14 500 m²), qui ont été collectées en une seule fois et sans usage du time-lapse. À notre connaissance, une telle quantité de données n'a jamais été atteinte auparavant dans le domaine de la géophysique.

Construction du modèle 3D du massif par modélisation géostatistiques par krigeage appliqués aux données de résistivité électriques

La deuxième étape de cette étude a consisté à construire un modèle 3D caractérisant le massif rocheux environnant la grotte en utilisant une approche de modélisation géostatistique. A la suite d'une recherche bibliographique et des essais préalables de simulation, l'interpolation par krigeage ordinaire a été choisie pour être appliquée aux données géophysiques 2D après inversion données issue des TRE. Dans un premier temps, nous avons ciblé deux zones distinctes du massif, à savoir la zone nord, connue pour sa grande hétérogénéité, et la zone sud, présentant moins d'hétérogénéité. Dans ces zones, nous avons appliqué deux approches de krigeage : d'abord, nous avons effectué le krigeage sur les valeurs logarithmiques des résistivités, puis nous avons classé ces valeurs en 7 classes distinctes. En parallèle, nous avons également réalisé un krigeage sur la base des classes obtenues avec CHA. Grâce à cette démarche, la méthode la plus appropriée pour construire le modèle 3D a été identifiée, c'est celle qui consiste à réaliser le krigeage sur les valeurs logarithmiques des résistivités et à classifier ces valeurs en 7 classes, en utilisant les limites des classes obtenues avec la CHA. Cette approche a été jugée la plus

appropriée pour caractériser la géologie du massif de manière détaillée dans le cadre de cette étude. Cette étude a conduit aux résultats suivants :

- L'obtention d'une visualisation globale des différents matériaux (7 classes) constituant le massif environnant la grotte, correspondant ainsi à la géologie connue du site.
- Quatre des cinq zones connues pour être affectées par l'arrivée d'eau à l'intérieur de la grotte pendant la saison humide ont montré une continuité spatiale avec des hétérogénéités conductrices dans le massif. Les arrivées d'eau coïncident avec les zones conductrices identifiées dans le massif, dont l'une est assimilable à un conduit karstique probablement rempli de formations sableuses susceptibles d'alimenter l'émergence du Sas de la grotte. Deux autres zones ont été identifiées à proximité de la Salle des Taureaux et de la Chambre des Félines, suggérant une relation avec les arrivées d'eau dans ces zones. De plus, une nouvelle zone présentant une résistivité moins élevée a été mise en évidence entre la Grande Diaclase et la Salle Ensablée à proximité des arrivées d'eau dans cette zone.

Caractérisation numérique des propriétés thermiques des matériaux par modélisation en utilisant des méthodes inverses

La troisième étape de cette thèse a impliqué la caractérisation thermique de chaque matériau présent dans le massif en adoptant une approche numérique. Le lien existant entre les conductivités électriques et thermiques pour les roches a permis de faire l'hypothèse que les zones regroupées selon la résistivité électrique représentent la réalité thermique du massif. Pour déterminer les diffusivités thermiques inconnues, les températures dans la roche issues des 21 capteurs répartis à différents emplacements dans la grotte depuis des dizaines d'années ont été utilisées.

Afin de mieux comprendre le comportement thermique à l'intérieur de la grotte, un couplage géophysique-géologique et thermique a été effectué, révélant que chaque zone de la grotte (calcaire altéré, calcaire compact et formations détritiques) présente une influence thermique spécifique :

- Les capteurs situés entre 9 et 12 m de profondeur ont montré des évolutions thermiques similaires, en lien avec les caractéristiques géologiques du Santonien et des hétérogénéités résistives et moins résistives.
- Les capteurs les plus profonds (18-20 m) ont présenté des comportements thermiques différents en fonction de leur position dans des zones géologiques distinctes. Les capteurs dans le Diverticule Axial ont montré des températures basses, influencées par l'allure croissante de la température extérieure ces dernières années et par les formations argilo-sableuses environnantes qui probablement stockent l'eau, tandis que les capteurs situés dans la Nef (Bison et Galerie du Mondmilch) ont enregistré des températures légèrement plus élevées. La raison de cette différence réside dans leur localisation dans le calcaire coniacien compact et en-dessous du calcaire santorien et de ses hétérogénéités résistives, alors que les capteurs situés dans le Diverticule Axial sont sous des formations détritiques présentant des diffusivités thermiques plus faibles.

Le déphasage et l'amortissement ont été étudiés pour chaque capteur dans le but de mieux comprendre la propagation de l'onde thermique depuis l'extérieur (au niveau du sol) vers différentes profondeurs. Les résultats obtenus ont révélé que :

- Les capteurs près de l'entrée suivent généralement les variations de la température extérieure, tandis que les capteurs plus profonds enregistrent des températures plus basses en raison d'une exposition réduite à l'énergie extérieure liées à la présence des Sacs d'entrée.
- Un déphasage temporel d'un an a été observé à une profondeur de 20 m, indiquant que les températures plus élevées n'ont pas encore atteint ces zones spécifiques.

Pour caractériser le massif rocheux environnant la grotte, des méthodes inverses ont été employées en utilisant l'algorithme de Nelder-Mead pour déterminer les propriétés des matériaux en minimisant une fonction objectif basée sur le déphasage et l'amortissement de l'onde thermique. Les résultats de la modélisation des diffusivités thermiques sont les suivants :

- Les classes 1 et 2, localisées respectivement dans les parties est et ouest du massif et le long des conduits karstiques, se sont avérées conductrices tant électriquement que thermiquement, avec des diffusivités thermiques très proches $1,1 \times 10^{-6} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$ et $1,0 \times 10^{-6} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$, conformes à celles que l'on s'attend à trouver dans des zones contenant de l'eau et de l'argile.
- La classe 3, présentant une résistivité plus élevée et une faible diffusivité thermique $9,2 \times 10^{-7} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$, pourrait correspondre à des zones de conduits karstiques avec présence d'eau.
- Les classes 4 et 5, composées de calcaire santonien $5,8 \times 10^{-7} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$ et d'hétérogénéités $1,4 \times 10^{-6} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$, ont montré des diffusivités thermiques très différentes, cet écart porte à réflexion et mérite une étude plus approfondie de la classification.
- La classe 6, située en profondeur dans la grotte, a présenté la diffusivité thermique la plus conductrice $2,0 \times 10^{-6} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$, correspondant au calcaire coniacien plus compact et dense.
- La classe 7, la plus résistive du massif, a la plus faible diffusivité thermique $2,2 \times 10^{-7} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$, cohérente avec les valeurs attendues pour le sable.

Simulation de la conduction thermique dans le massif en utilisant les propriétés thermophysiques obtenus

La dernière étape a consisté à réaliser la simulation de la conduction thermique du massif en intégrant les propriétés thermiques de chaque matériau. Cette simulation a impliqué la spécification des conditions initiales, telles que la température moyenne du massif définie à $12,9^\circ\text{C}$ et les diffusivités thermiques de chaque matériau, ainsi que des conditions aux limites, incluant la température au niveau du sol extérieur et les limites de Neumann sur les côtés. Les résultats obtenus à l'issue de la simulation thermique dans le massif ont révélé les points suivants :

- Les résultats de la simulation concordent avec les mesures de température, cependant, des écarts de déphasage et d'amortissement persistent. Ces écarts peuvent être attribués aux variations temporelles des propriétés thermiques des matériaux ainsi qu'à des phénomènes internes tels que la convection de l'air et la présence de CO_2 , lesquels n'ont pas été pris en compte dans le modèle.
- L'étude de la conduction thermique en 3D, en utilisant plusieurs modèles thermiques variant d'1 à 7 classes, a révélé que la prise en compte des hétérogénéités du massif améliore la représentation des propriétés thermiques réelles du massif rocheux par rapport à un modèle unique de classification (1 classe). À partir de 2 classes, l'erreur entre les données mesurées et simulées est faible et le calcaire santonien est bien séparé du calcaire coniacien).
- À partir d'une segmentation en 7 classes, nous avons obtenu davantage d'informations sur les variations de résistivité dans la partie supérieure du massif (Santonien, hétérogénéités résistives et moins résistives). De plus, les formations conductrices que nous avons cherchées à localiser car elles se saturent au cours d'une partie de l'année ne semblent pas jouer un rôle important d'un point de vue thermique. Cette observation pourrait être attribuée au choix d'une résolution de maillage d'un mètre, qui a été sélectionné pour des raisons de temps de calcul, mais qui semble dépasser la taille de certaines des hétérogénéités électriques présentes dans la région étudiée.
- Un raffinement du maillage dans le cadre de la simulation de la conduction thermique, afin de

permettre une analyse plus approfondie de l'influence des formations géologiques conductrices sur les mécanismes de transfert de chaleur dans le massif.

Perspectives

À l'issue de cette étude, de nouvelles perspectives émergent pour approfondir notre compréhension du comportement thermique du massif rocheux environnant la grotte de Lascaux. Les axes de recherche futurs pourraient inclure les points suivants :

Caractérisation physique par tomographie de résistivité électrique 2D (TRE) en traitant les données par méthodes de Clustering

- L'utilisation des données issues de la tomographie de résistivité électrique en 2D a permis de reconstruire les formations géologiques du site. Cependant, pour une localisation plus précise des zones conductrices dans le massif calcaire, il serait intéressant d'adopter un espacement plus petit entre les électrodes. De plus, l'ajout de profils supplémentaires pour couvrir l'ensemble du massif avec un espacement entre les profils plus réduit permettrait de capturer davantage les détails du massif dont les conduits karstiques.
- Les algorithmes de clustering sélectionnés pour cette thèse ont démontré des résultats très satisfaisants, en particulier la CHA. Cependant, l'exploration d'autres algorithmes traités dans l'état de l'art de cette thèse pourraient permettre d'obtenir des détails plus fins et fournir davantage d'informations pour le partitionnement des données.
- Il a été démontré que les indices de qualité ont permis d'obtenir une vue d'ensemble de la distribution des données, mais leur utilisation seule n'est pas suffisante pour sélectionner une méthode par rapport à une autre sans une connaissance préalable du site étudié. Cependant, d'autres indices disponibles dans la littérature pourraient apporter davantage d'informations dans ce contexte.

Construction du modèle 3D du massif par modélisation géostatistique par krigeage appliqués aux données de résistivité électriques

- Le modèle 3D basé sur le krigeage a permis d'obtenir une vue globale du massif, ainsi que de localiser les zones conductrices susceptibles de transporter de l'eau vers la grotte. Cependant, toutes les zones connues pour être affectées par l'arrivée d'eau à l'intérieur de la grotte n'ont pas pu être localisées. Cette limite de détection des zones conductrices pourrait être améliorée en augmentant la résolution des données de tomographie électrique (en utilisant un espacement plus petit entre les électrodes ou de la tomographie en 3D) et en affinant la résolution du krigeage, qui a tendance à lisser les résultats.
- Pour les zones potentiellement conductrices, une réévaluation individuelle de chaque zone avec une meilleure précision serait pertinente en utilisant des mesures adaptées sur le terrain, une classification spécifique pour chaque zone et un modèle thermique propre à chacune d'entre elles.
- L'analyse par zone pourrait fournir des informations plus détaillées sur le comportement physique et thermique de chaque région étudiée. Parallèlement, la collecte de données à différentes périodes de l'année pourrait faciliter la construction de modèles distincts pour les périodes sèches et humides, permettant ainsi une meilleure caractérisation des variations saisonnières et de leurs effets sur le système étudié.

- La finesse du maillage du modèle géostatistique pourrait être améliorée afin de délimiter de manière plus précise les différentes zones obtenues par la classification.

Caractérisation numérique des propriétés thermiques des matériaux par modélisation en utilisant des méthodes inverses

- La caractérisation thermique par méthodes inverses a permis d'obtenir une première approche des propriétés thermiques de chaque matériau et de mettre en évidence l'importance qu'il y a à prendre en compte les hétérogénéités du milieu. Toutefois, il est important de noter que les diffusivités thermiques obtenues peuvent varier dans le temps. Afin de mieux appréhender les simulations thermo-aérauliques de la grotte pour différentes conditions climatiques, il serait nécessaire de considérer les variations saisonnières de la saturation des conduits identifiés.
- Les écarts observés entre les mesures et la simulation sur certains capteurs peuvent être attribués aux différences entre les modèles utilisés. Il est important de noter que des erreurs peuvent survenir lors de l'inversion des données de tomographie, de la construction du modèle 3D par krigeage et de la simulation thermique sur Notus. Les caractéristiques distinctes et propres de chaque logiciel peuvent entraîner la perte d'information entre l'un et l'autre. Ce problème pourrait être amélioré en travaillant sur le couplage afin de limiter cette perte et de garantir une cohérence dans l'approche méthodologique.
- La taille des cellules dans le calcul de la conduction joue également un rôle sur la précision de la délimitation des zones supposées homogènes du point de vue des propriétés thermiques. Ainsi, la précision du partitionnement du massif est contrainte par la finesse du maillage.
- Pour améliorer la précision de la simulation de la conduction thermique, il serait pertinent d'étudier chaque zone séparément, compte tenu de la répartition des capteurs à différentes profondeurs. Une approche locale (par zone) permettrait de réduire l'erreur sur la condition initiale en se rapprochant d'une estimation plus réaliste des caractéristiques thermiques du massif.
- Le modèle présenté dans ce mémoire repose sur l'hypothèse que la chaleur est transmise de l'extérieur vers l'intérieur de la cavité uniquement par conduction. Cependant, la présence de fractures et la porosité du massif (karst) engendre nécessairement des écoulements vers la cavité. Ceux-ci induisent un transport d'énergie par convection qui n'est peut-être pas négligeable. Une prise en compte de ce processus dans la modélisation pourrait être envisagée.

Cette thèse a mis en évidence l'importance significative des hétérogénéités géologiques sur le comportement thermique du massif rocheux autour de la grotte de Lascaux. Les résultats de cette étude ouvrent des perspectives prometteuses pour la recherche future en ouvrant encore la pluridisciplinarité avec l'hydrogéologie et l'écologie végétale. En intégrant ces nouvelles approches et en enrichissant les modèles avec des données supplémentaires, il sera possible d'améliorer les simulations et de mieux prévoir les variations climatiques dans cet environnement géologique complexe et hétérogène pour la conservation du patrimoine souterrain.

Bibliographie

- ALLEN, R., PEREIRA, L., RAES, D. et SMITH, M. (1998). Crop evapotranspiration - guidelines for computing crop water requirements. *FAO irrigation and Drainage Paper 56, Food and Agriculture Organisation*.
- ANKERST, M., BREUNIG, M. M., KRIEGEL, H.-P. et SANDER, J. (1999). OPTICS : Ordering Points To Identify the Clustering Structure. page 12.
- ARBELAITZ, O., GURRUTXAGA, I., MUGUERZA, J., PÉREZ, J. M. et PERONA, I. (2013). An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern Recognition*, 46(1):243–256.
- BEJAN, A. et KRAUS, A. D., éditeurs (2003). *Heat transfer handbook*. Wiley, Hoboken, NJ.
- BERTSEKAS, D. P. (1997). Nonlinear Programming. *Journal of the Operational Research Society*, 48(3):334–334.
- BIGNOT, G. (1972). Recherches stratigraphiques sur les calcaires du cretace superieur et de l'eocene d'istric et des regions voisines. essai de revision du liburnien. *Travaux du Lab. Micropaleontologic*, 2:343.
- BOULLÉ, M., GUIGOURÈS, R. et ROSSI, F. (2012). Clustering hiérarchique non paramétrique de données fonctionnelles. page 12.
- BRUXELLES, L., CAMUS, H., SIRIEIX, C., POULENARD, J. et PERRIN, J. (2014). Etude des contextes géologique, géomorphologique et pédologique de la grotte de lascaux. *Synthèse des rapports d'étude*.
- BRÉZELLE, P. et DIDIER, G. (2001). Gizmo : un algorithme de grille cherchant des clusters homogènes. *Conférence francophone d'Apprentissage (CAp'2001)*.
- CERDÀ, V., CERDÀ, J. L. et IDRIS, A. M. (2016). Optimization using the gradient and simplex methods. *Talanta*, 148:641–648.
- CERÓN, J. C., PULIDO-BOSCH, A. et BAKALOWICZ, M. (1999). Application of principal components analysis to the study of co₂-rich thermomineral waters in the aquifer system of alto guadalentín (spain). *Hydrological sciences journal*, 44(6):929–942.
- CHILÈS, J.-P. et DELFINER, P. (1999). *Geostatistics : Modeling Spatial Uncertainty*. New York, wiley édition.
- CIARLET, P. G. (2007). *Introduction à l'analyse numérique matricielle et à l'optimisation*. Sciences Sup. Dunod édition.
- DE VRIENDT, A. B. (1984). *La transmission de la chaleur*. Gaëtan Morin éditeur, Chicoutimi (Québec), Canada.
- DECEUSTER, J., DELGRANCHE, J. et KAUFMANN, O. (2006). 2D cross-borehole resistivity tomographies below foundations as a tool to design proper remedial actions in covered karst. *Journal of Applied Geophysics*, 60(1):68–86.

BIBLIOGRAPHIE

- DELFORGE, D., WATLET, A., KAUFMANN, O., VAN CAMP, M. et VANCLOOSTER, M. (2021). Time-series clustering approaches for subsurface zonation and hydrofacies detection using a real time-lapse electrical resistivity dataset. *Journal of Applied Geophysics*, 184:104203.
- DUCASSE, S. et LANGLAIS, M. (2019). Twenty years on, a new date with Lascaux. Reassessing the chronology of the cave's Paleolithic occupations through new ^{14}C AMS dating. *Paléo*, (30-1):130–147.
- DUNN, J. C. (1973). A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters. *Journal of Cybernetics*, 3(3):32–57.
- ESTER, M., KRIEGEL, H.-P. et XU, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. page 6.
- et AL., K. U. (2015). Underground electrical profile clustering using K-MEANS algorithm.
- FAROUKI, O. (1981). *Thermal properties of soils*.
- FERCHAL, C. (2003). *Modélisation des écoulements et des transferts de masse et de chaleur dans la grotte de Lascaux*. Thèse de doctorat, Bordeaux 1.
- GAO, F. et HAN, L. (2012). Implementing the Nelder-Mead simplex algorithm with adaptive parameters. *Computational Optimization and Applications*, 51(1):259–277.
- GENELLE, F., SIRIEIX, C., RISS, J. et NAUDET, V. (2012). Monitoring landfill cover by electrical resistivity tomography on an experimental site. *Engineering Geology*, 145-146:18–29.
- GENTY, D., KONIK, S., VALLADAS, H., BLAMART, D., HELLSTROM, J., TOUMA, M., MOREAU, C., DUMOULIN, J., NOUET, J., DAUPHIN, Y. et al. (2011). Dating the lascaux cave gour formation. *Radiocarbon*, 53(3):479–500.
- GOOVAERTS, P. (1997). *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press.
- GOSSELIN, L., TYE-GINGRAS, M. et MATHIEU-POTVIN, F. (2009). Review of utilization of genetic algorithms in heat transfer problems. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 52(9-10): 2169–2188.
- GUILLOT, P.-L., FEYS, R., LEFAVRAIS-RAYMOND, A., PLATEL, J.-P. et LEFAVRAIS-HENRY, M. (1977). Notice de la carte géologique de la France à 1/50000 - Terrasson. Rapport technique, Editions du BRGM.
- HELLMAN, K., RONCZKA, M., GÜNTHER, T., WENNERMARK, M., RÜCKER, C. et DAHLIN, T. (2017). Structurally coupled inversion of ERT and refraction seismic data combined with cluster-based model integration. *Journal of Applied Geophysics*, 143:169–181.
- HOUILLO, N. (2016a). La dynamique du carbone inorganique dans le continuum dol-épikarst-cavité du site de la Grotte de Lascaux (Dordogne, France).
- HOUILLO, N. (2016b). *La dynamique du carbone inorganique dans le continuum sol-épikarst-cavité du site de la Grotte de Lascaux (Dordogne, France) : apports des monitorings hydrogéochimique et microclimatique continus pour l'étude de l'aéologie et le développement d'une méthode de simulation des processus calco-carboniques aux parois*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux.
- JOHNSON, S. C. (1967). Hierarchical clustering schemes. *Psychometrika*, 32(3):241–254.
- KAUFMAN, L. et ROUSSEEUW, P. J. (1990). Partitioning Around Medoids (Program PAM). In *Partitioning around medoids (program PAM)*, pages 68–125. John Wiley & Sons, Ltd. Section : 2 _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/9780470316801.ch2>.

- KAUFMAN, L. et ROUSSEEUW, P. J. (2005). *Finding groups in data : an introduction to cluster analysis*. Wiley series in probability and mathematical statistics. Wiley, Hoboken, N.J.
- KRIGE, D. (1951). A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand, by D.G. Krige, published in the Journal, December 1951 : introduction by the author. *undefined*.
- KUMAR, D., AHMED, S., KRISHNAMURTHY, N. et DEWANDEL, B. (2007). Reducing ambiguities in vertical electrical sounding interpretations : A geostatistical application. *Journal of Applied Geophysics*, 62(1):16–32.
- KUPFERSBERGER, H., DEUTSCH, C. V. et JOURNAL, A. G. (1998). Deriving Constraints on Small-Scale Variograms due to Variograms of Large-Scale Data.
- LACANETTE, D. et MALAURENT, P. (2014). Préviation climatique 3D dans la grotte de Lascaux. 63:49–57.
- LACANETTE, D., MALAURENT, P., CALTAGIRONE, J.-P. et BRUNET, J. (2007). Étude des transferts de masse et de chaleur dans la grotte de lascaux : le suivi climatique et le simulateur. *Karstologia*, 50(1):19–30.
- LACANETTE, D., VINCENT, S., SARTHOU, A., MALAURENT, P. et CALTAGIRONE, J.-P. (2009). An Eulerian/Lagrangian method for the numerical simulation of incompressible convection flows interacting with complex obstacles : Application to the natural convection in the Lascaux cave. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 52(11-12):2528–2542.
- LEBART, L., MORINEAU, A. et PIRON, M. (2000). *Statistique exploratoire multidimensionnelle*. 3^e édition. Dunod, Paris.
- LEROI-GOURHAN, A. et ALLAIN, J. (1979). *Lascaux inconnu*.
- LOPEZ, B. (2009). Les processus de transfert d'eau et de dioxyde de carbone dans l'épikarst. page 399.
- MACQUEEN, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Multivariate observations*, Vol 5.1:17.
- MATHERON, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic Geology*, 58(8):1246–1266.
- MINVIELLE, S. (2015). *Etude de l'infiltration et de ses variations interannuelles en contexte épikarstique pour la caractérisation du fonctionnement des hydrosystèmes karstiques : utilisation de la méthode ISc-Pco2 et des modèles réservoirs*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux.
- MORÉ, J. J. (1978). The Levenberg-Marquardt algorithm : Implementation and theory. In WATSON, G. A., éditeur : *Numerical Analysis*, volume 630, pages 105–116. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. Series Title : Lecture Notes in Mathematics.
- NELDER, J. A. et MEAD, R. (1965). A Simplex Method for Function Minimization. *The Computer Journal*, 7(4):308–313.
- NORTERSHAUSER, D. (2000). Résolution de problèmes inverses tridimensionnels instationnaires de conduction de la chaleur.
- NOTUS (2023). Notus. <https://notus-cfd.org/>.
- P.DUTIL (1964). Premières observations concernant la reconnaissance des sols du périmètre des grottes de lascaux.
- PILOTTA, E. A. (1962). El método de Nelder-Mead para minimización irrestricta sin derivadas. ... ' ', (2).

BIBLIOGRAPHIE

- PLANA, V., REULET, P. et MILLAN, P. (2006). Experimental Characterization of the Thermophysical Properties of Composite Materials by an Inverse Heat Conduction Method. *Journal of Composite Materials*, 40(14):1247–1258.
- PLATEL, J.-P. (1987). Le Crétacé supérieur de la plateforme septentrionale du Bassin d'Aquitaine. Stratigraphie et évolution géodynamique. *Document B.R.G.M.*, (164):581.
- RAMAZI, H. et JALALI, M. (2015). Contribution of geophysical inversion theory and geostatistical simulation to determine geoelectrical anomalies. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 59(1):97–112.
- RENDU, M. (2021). thermiques d'éléments de façades à échelle réelle.
- RENDU, M., LE DRÉAU, J., SALAGNAC, P., DOYA, M. et COLMET DAÂGE, M. (2019). Comparison Of Models To Identify Thermal Characteristics Of Multi-layer Building Walls Using Inverse Methods. pages 539–546, Rome, Italy.
- RISS, J., LUIS FERNÁNDEZ-MARTÍNEZ, J., SIRIEIX, C., HARMOUZI, O., MARACHE, A. et ESSAHLAOU, A. (2011). A methodology for converting traditional vertical electrical soundings into 2D resistivity models : Application to the Saïss basin, Morocco. *GEOPHYSICS*, 76(6):B225–B236.
- ROSENBLATT, F. (1958). The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386–408.
- ROUSSEEUW, P. J. (1987). Silhouettes : A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20:53–65.
- SAINATO, C. M. et LOSINNO, B. N. (2006). Spatial distribution of groundwater salinity at Pergamino : arrecifes zone (Buenos Aires Province, Argentina). *Revista Brasileira de Geofísica*, 24(3):307–318.
- SALMON, F., LACANETTE, D., LHARTI, H. et SIRIEIX, C. (2023a). Heat transfer in rock masses : Application to the Lascaux Cave (France). *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 207:124029.
- SALMON, F., LHARTI, H., LACANETTE, D. et SIRIEIX, C. (2023b). Simulation massivement parallèle de la convection thermique dans la grotte de Lascaux. *Congrès Français de Thermique*.
- SHARO, A. A., RABAB'AH, S. R., TAAMNEH, M. O., ALDEEKY, H. et AL AKHRASS, H. (2022). Mathematical Modelling for Predicting Thermal Properties of Selected Limestone. *Buildings*, 12(12):2063.
- SHEIKHOESLAMI, G., CHATTERJEE, S. et ZHANG, A. (1998). WaveCluster : A Multi-Resolution Clustering Approach for Very Large Spatial Databases. page 12.
- SIRIEIX, C., RISS, J., REY, F., PRÉTOU, F. et LASTENNET, R. (2014). Electrical resistivity tomography to characterize a karstic Vauclusian spring : Fontaine d'Orbe (Pyrénées, France). *Hydrogeology Journal*, 22(4):911–924.
- SIRIEIX, C. et XU, S. (2014). MESURES GEOPHYSIQUES SUR LE SITE DE LASCAUX(24) : DETERMINATION DES LIMITES DE LA ZONE DE REMPLISSAGE.
- SPATHIS, P. K., MAVROMMATI, M., GKRAVA, E., TSIRIDIS, V., EVGENIDIS, S. P., KARAPANAGIOTIS, I., MELFOS, V. et KARAPANTSIOS, T. D. (2021). Characterization of Natural Stone from the Archaeological Site of Pella, Macedonia, Northern Greece. *Heritage*, 4(4):4665–4677.
- TARANTOLA, A. (2005). *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- VERDET, C. (2019a). *Caractérisation multi-échelle du milieu karstique non saturé*. Thèse de doctorat, Bordeaux.
- VERDET, C. (2019b). Caractérisation multi-échelle du milieu karstique non saturé. page 266.

- VERDET, C., SIRIEIX, C., RISS, J. et LACANETTE, D. (2020). An ERT Time-Lapse Method to Characterize Water Movements in a Karstic Medium. *In NSG2020 26th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics*, pages 1–5. European Association of Geoscientists & Engineers.
- WANG, W., YANG, J. et MUNTZ, R. (1997). STING : A Statistical Information Grid Approach to Spatial Data Mining. page 10.
- WANG, Y., WANG, M., YAN, Y. et GONG, S. (2018). A method to recognize the contaminated area using K-means in ERT contaminated site surveys. *In 2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, pages 1587–1591, Wuyishan, China. IEEE.
- WARD, J. H. (1963). Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301):236–244.
- WONG, A. (1982). A Hybrid Clustering Method for Identifying High-Density Clusters. *Journal of the American Statistical Association*, 77(380):841–847.
- XIAOWEI XU, ESTER, M., KRIEGEL, H.-P. et SANDER, J. (1998). A distribution-based clustering algorithm for mining in large spatial databases. *In Proceedings 14th International Conference on Data Engineering*, pages 324–331, Orlando, FL, USA. IEEE Comput. Soc.
- XU, S. (2015). *Caractérisation de l’environnement karstique de la grotte de Lascaux par couplage de méthodes géophysique, statistique et géostatistique*. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux.
- XU, S., SIRIEIX, C., FERRIER, C., LACANETTE-PUYO, D., RISS, J. et MALAURENT, P. (2015). A Geophysical Tool for the Conservation of a Decorated Cave - a Case Study for the Lascaux Cave : Conservation of Lascaux Cave using ERT Survey. *Archaeological Prospection*, 22(4):283–292.
- XU, S., SIRIEIX, C., MARACHE, A., RISS, J. et MALAURENT, P. (2016). 3D geostatistical modeling of Lascaux hill from ERT data. *Engineering Geology*, 213:169–178.
- XU, S., SIRIEIX, C., RISS, J. et MALAURENT, P. (2017). A clustering approach applied to time-lapse ERT interpretation — Case study of Lascaux cave. *Journal of Applied Geophysics*, 144:115–124.
- ZHANG, C., SONG, W., LIU, Y., KONG, X. et WANG, Q. (2019). Effect of vertical ground temperature distribution on parameter estimation of in-situ thermal response test with unstable heat rate. *Renewable Energy*, 136:264–274.

Annexes

A Schéma général du réseau souterrain de Lascaux

D'après Jean Vouvé (Leroi-Gourhan et Allain, 1979) les recherches indirectes profondes révèlent en outre l'existence d'un réseau pénétrable (Figure A.1). Le fond du puits du Sorcier sert de point de liaison entre les deux systèmes superposés. Seuls les échanges gazeux et hydriques matérialisent l'existence de ces réseaux superposés.

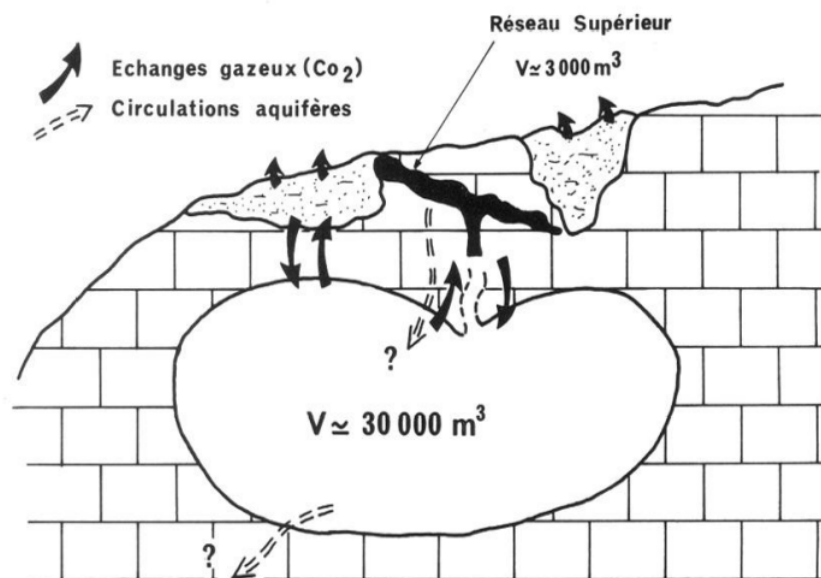


FIGURE A.1 – Schéma général du réseau souterrain de Lascaux (Leroi-Gourhan et Allain, 1979).

B Carte géologique régionale autour du site de Lascaux

La grotte de Lascaux est située dans le karst Périgourdin, au nord du plateau du Quercy, dans une région où le bassin Aquitain rencontre le Massif Central. Cette zone est caractérisée par des formations géologiques du Crétacé supérieur sous recouvrement détritique. La présence de la rivière Vézère a créé de nombreuses grottes dans cette région, dont plusieurs témoignent d'une occupation préhistorique (Verdet, 2019b).

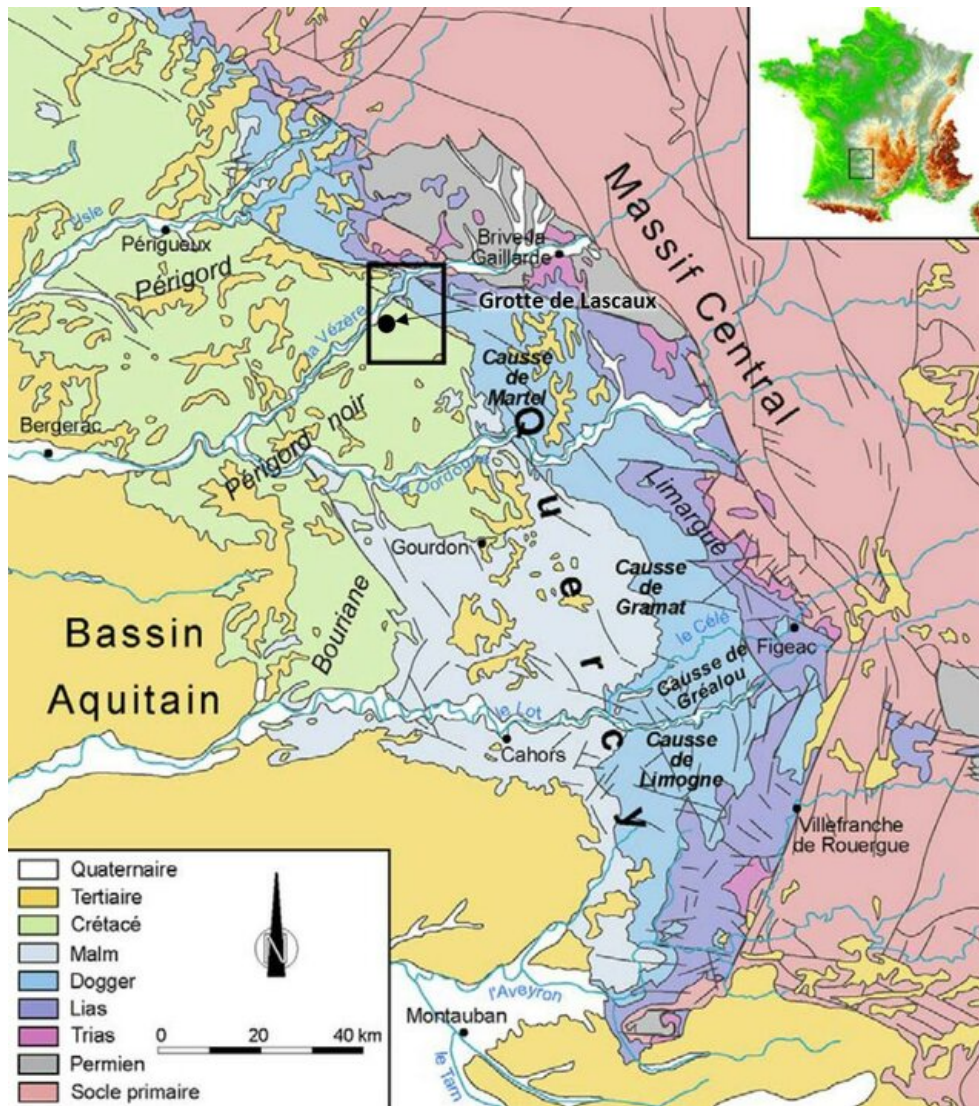


FIGURE B.1 – Carte géologique synthétique situant le contexte régional autour du site de Lascaux (cadre noir)(Bruxelles *et al.*, 2014).

C Profile OE1

La Figure ci-dessous illustre le profil OE1, à partir duquel a été extraite la zone remaniée. Ce profil est situé en étroite proximité de l'entrée de la grotte. La suppression de cette zone est nécessaire en raison de la présence d'un câble électrique, induisant une élévation significative de la résistivité dans cette zone.

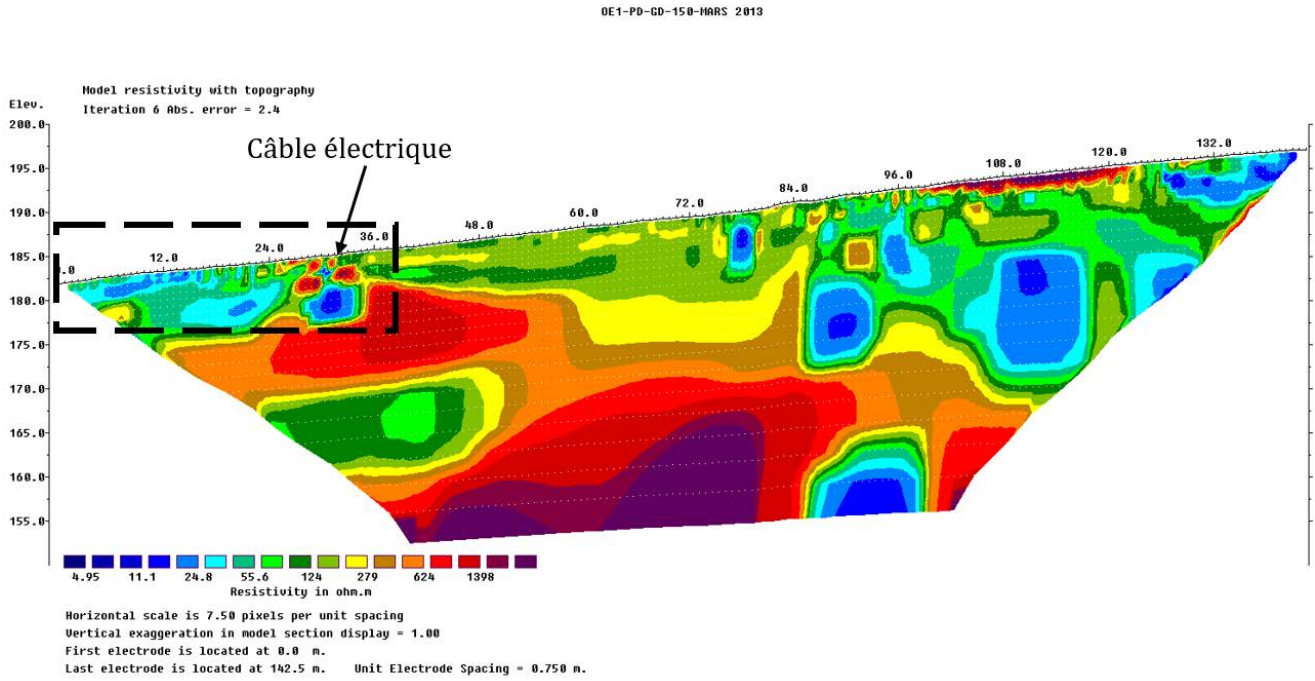


FIGURE C.1 – Profil OE1. La zone encadrée en noir correspond à la partie remaniée qui a été exclue.

D Profils de tomographie électrique

En 2013, une campagne de mesures a été menée, comprenant au total 20 profils de tomographie de résistivité électrique. Les données obtenues à partir de ces profils ont été inversées en utilisant la version v.4.05.38 du logiciel RES2DInv.

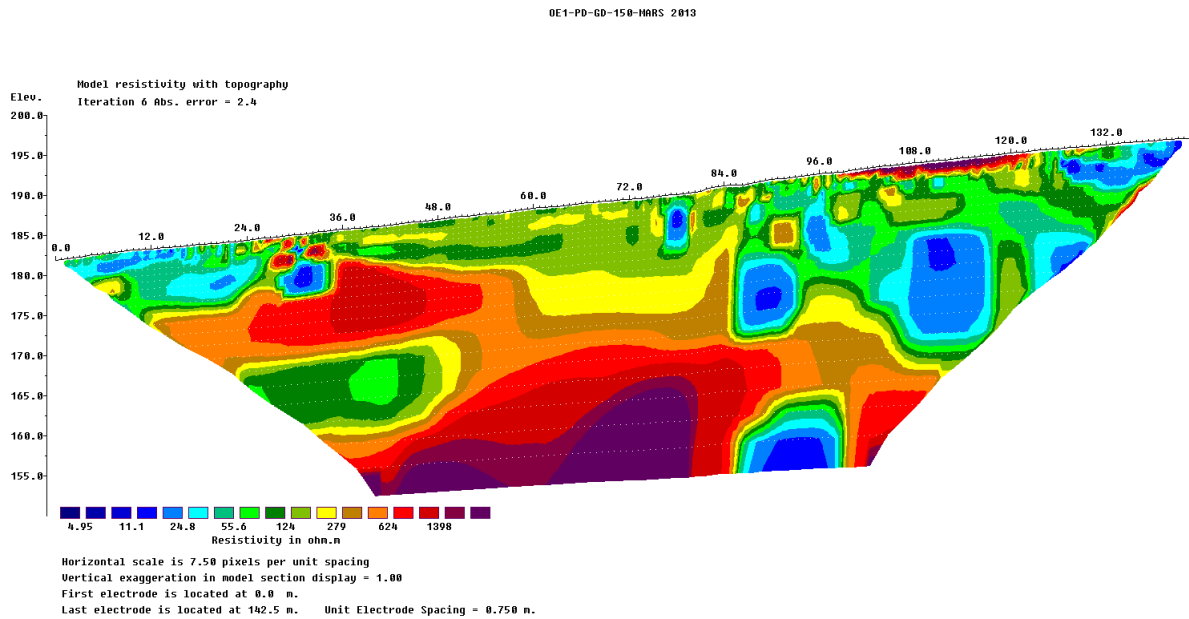


FIGURE D.1 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE1.

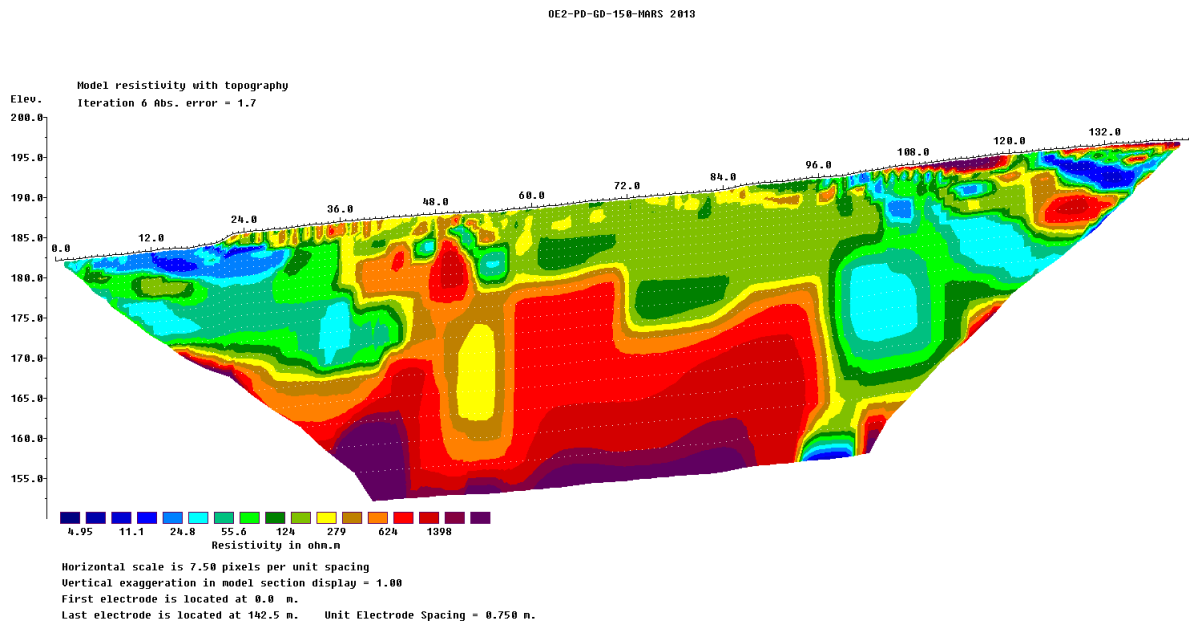


FIGURE D.2 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE2.

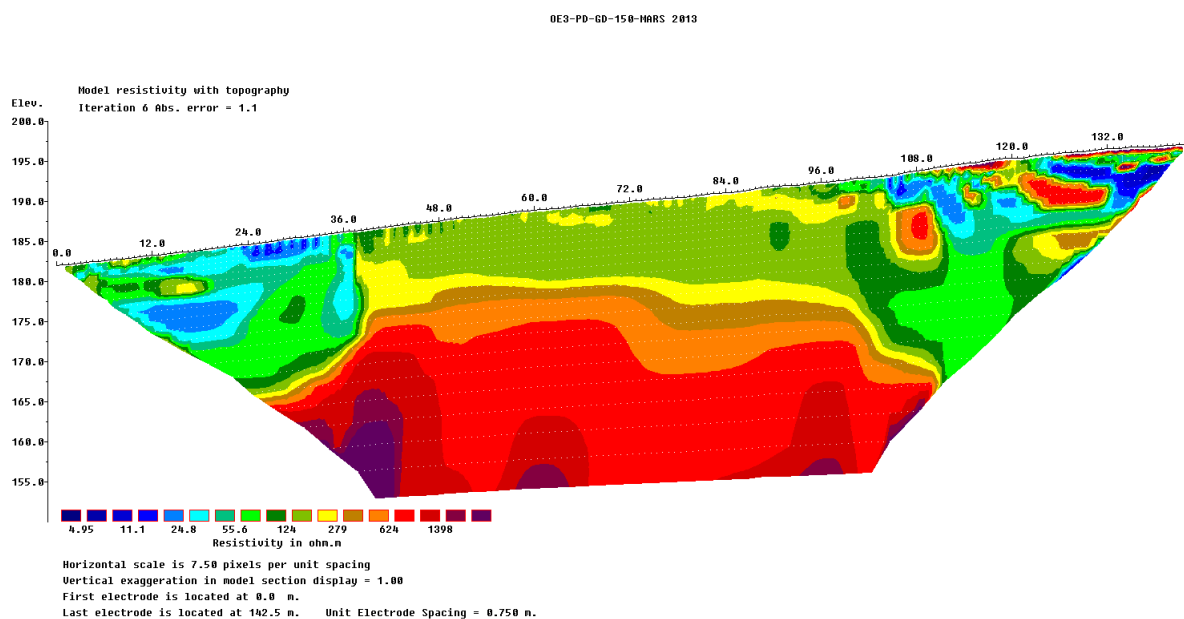


FIGURE D.3 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE3.

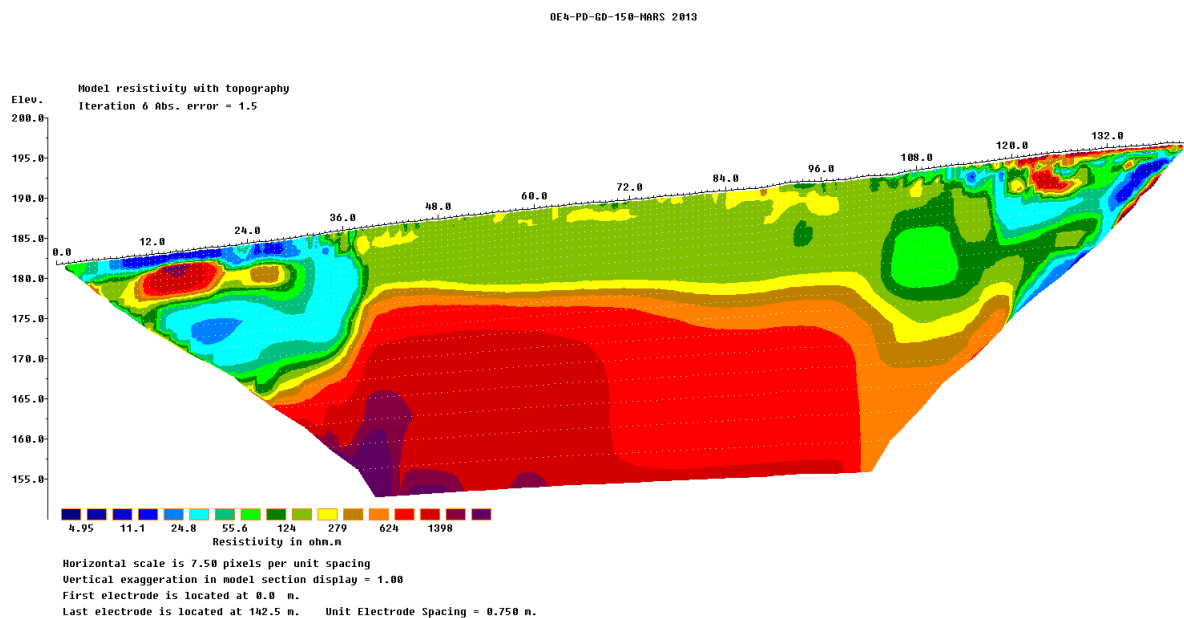


FIGURE D.4 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE4.

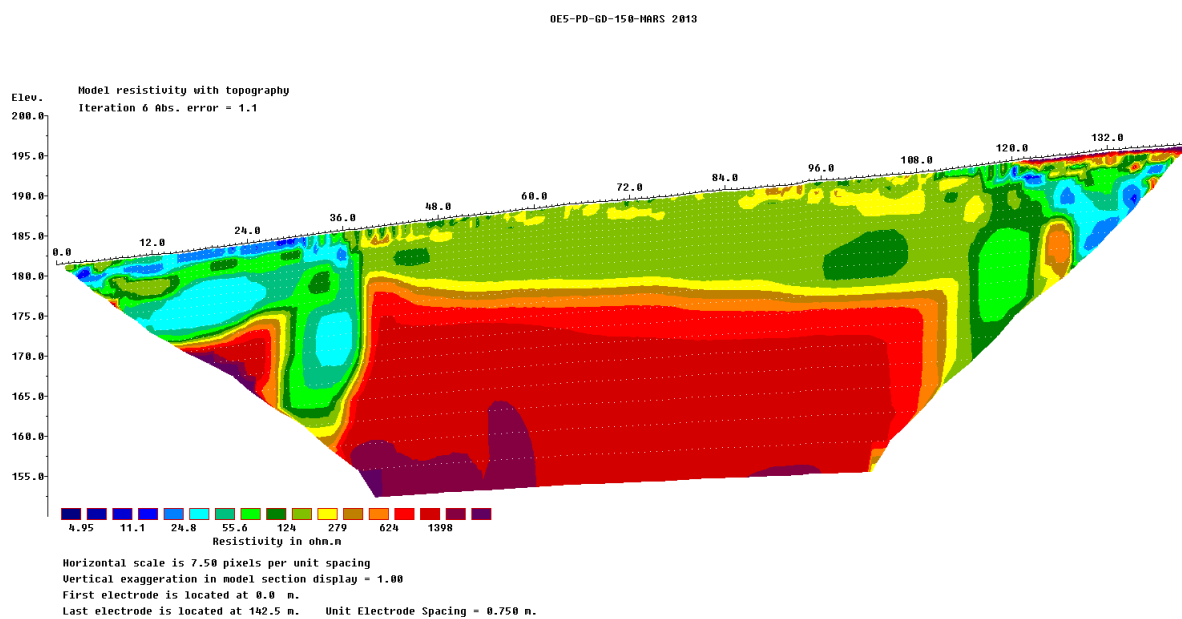


FIGURE D.5 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE5.

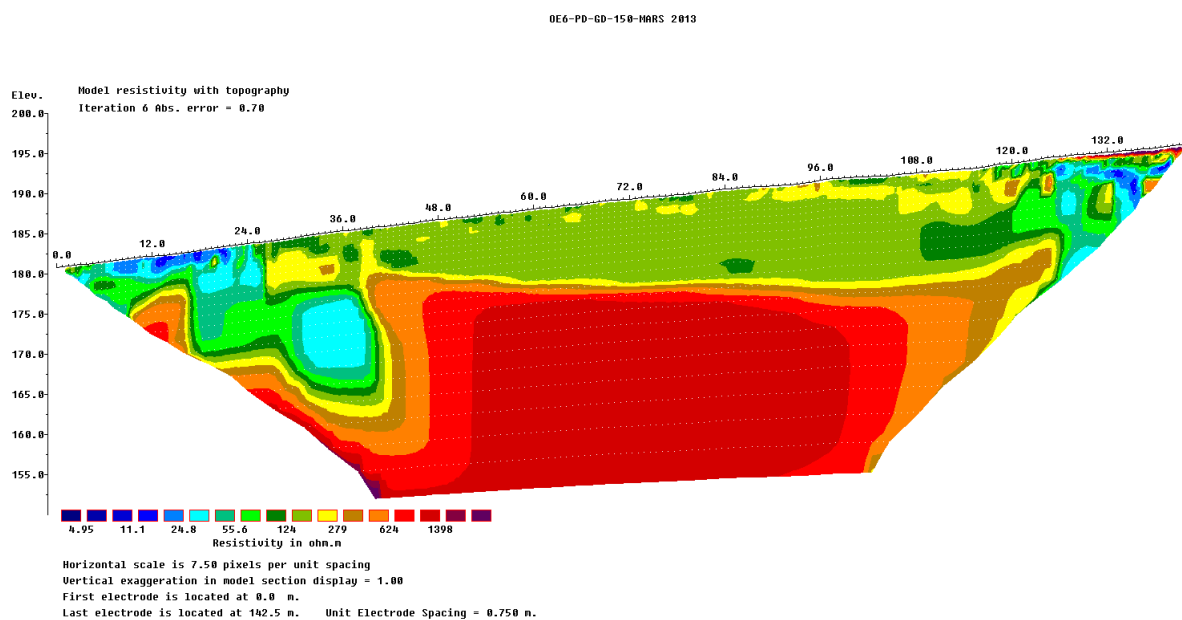


FIGURE D.6 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE6.

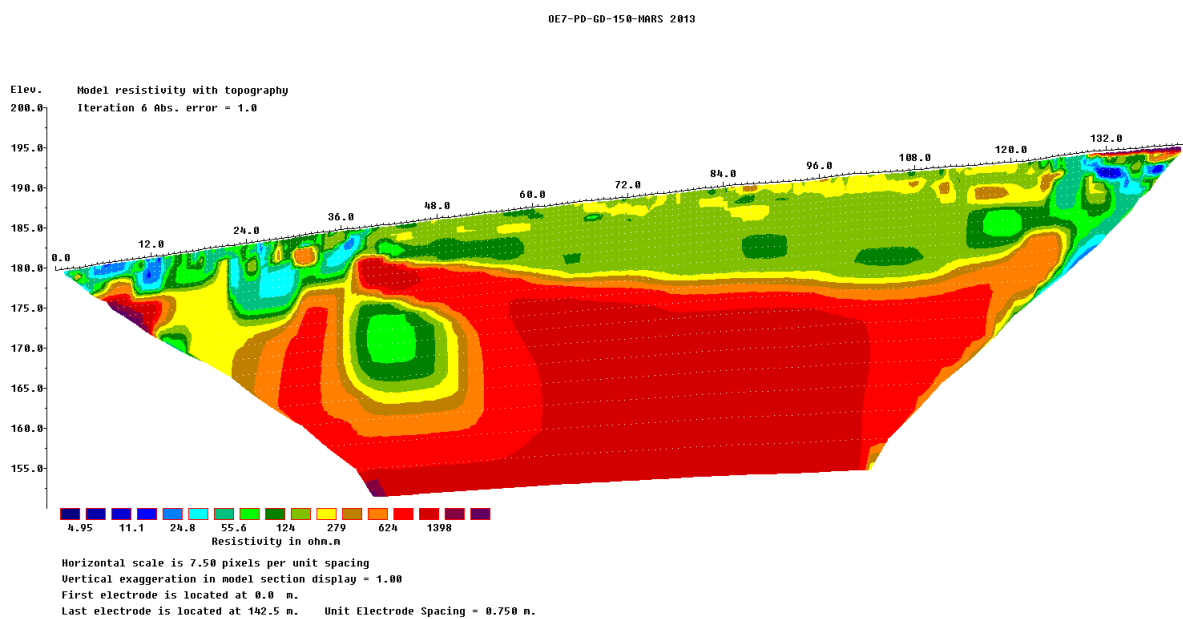


FIGURE D.7 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE7.

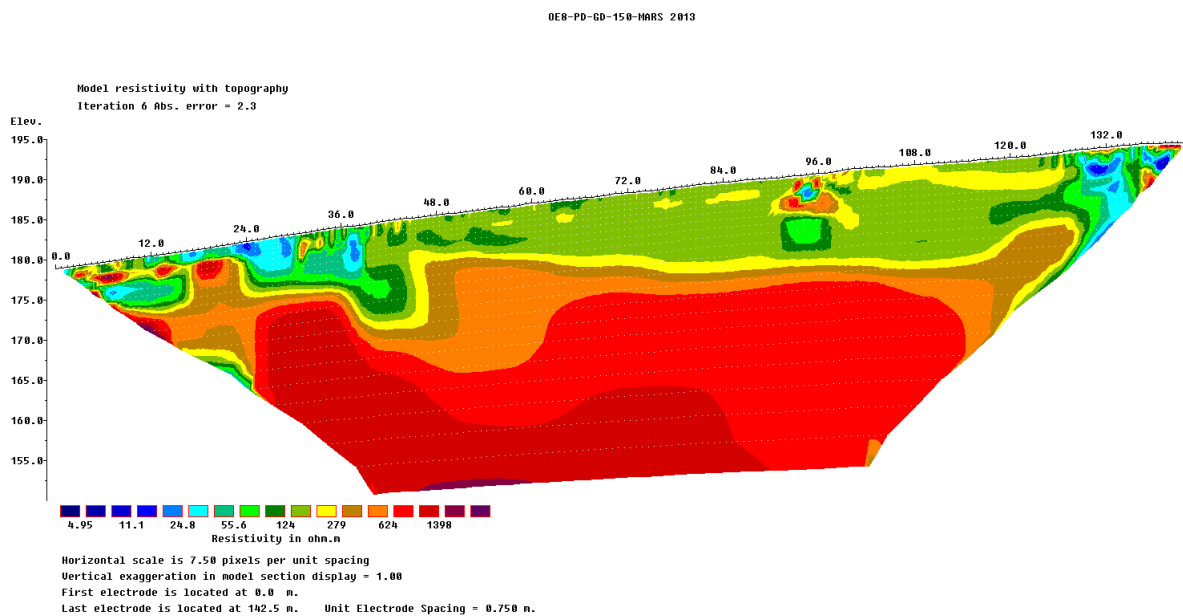


FIGURE D.8 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE8.

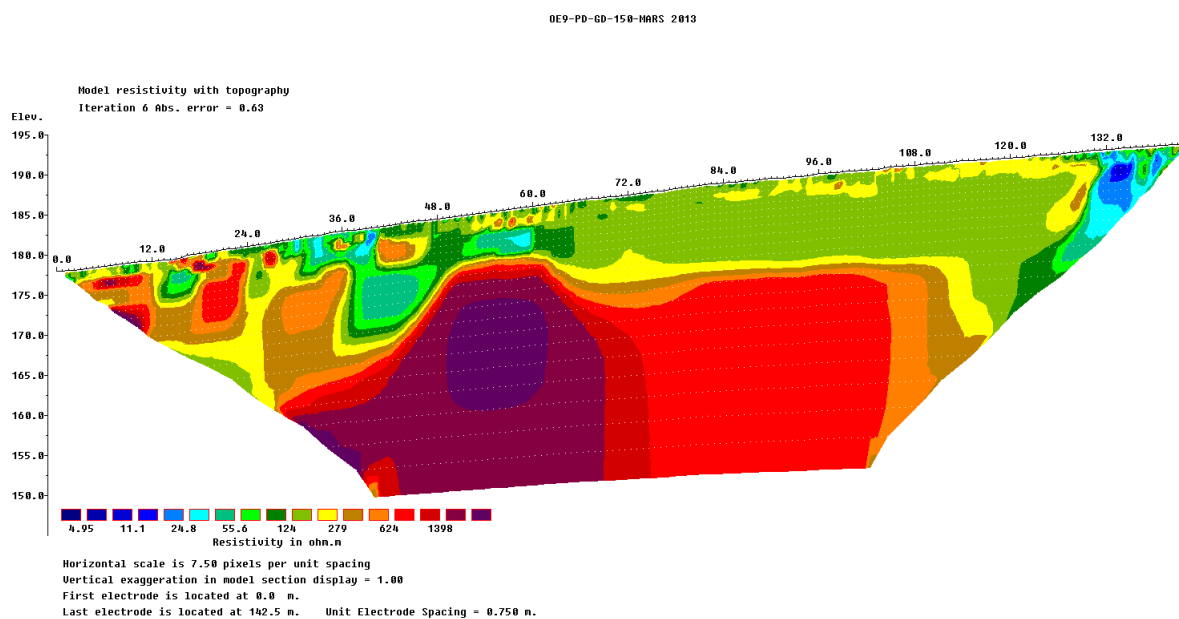


FIGURE D.9 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE9.

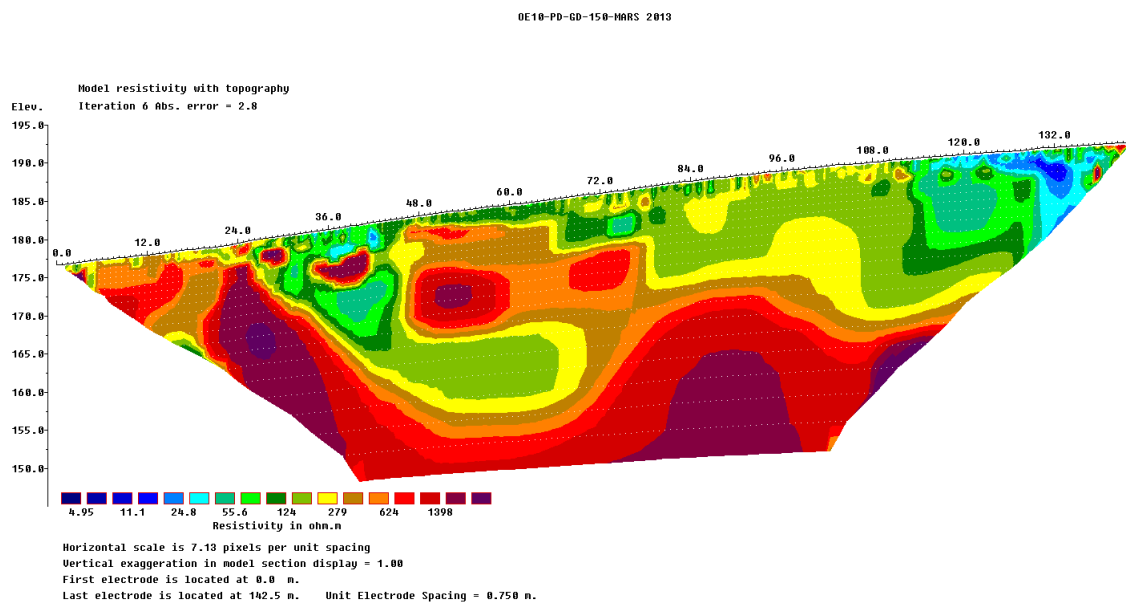


FIGURE D.10 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE10.

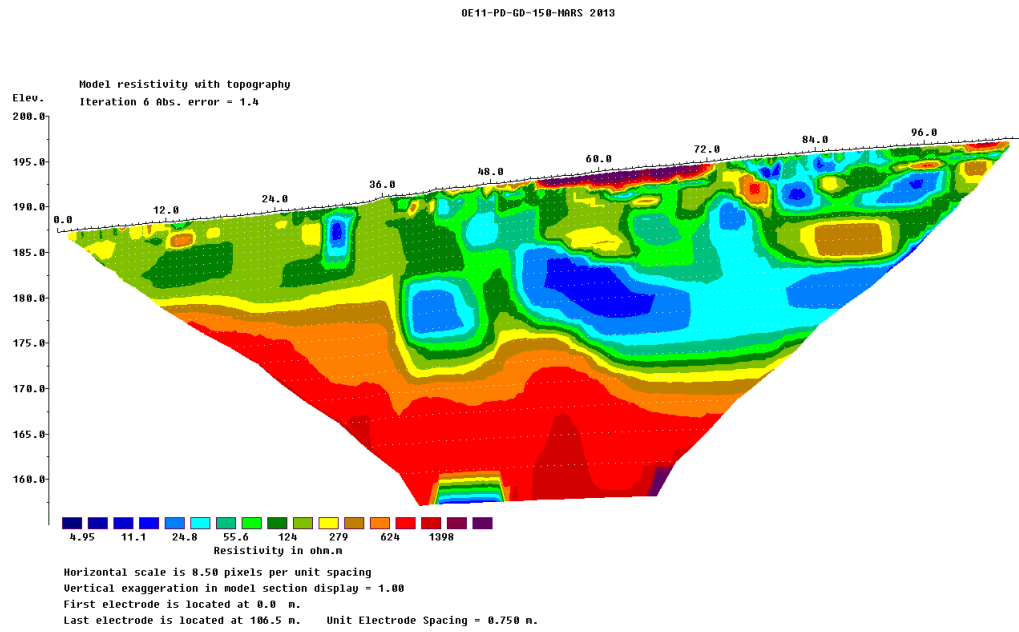


FIGURE D.11 – Profil de tomographie de résistivité électrique OE11.

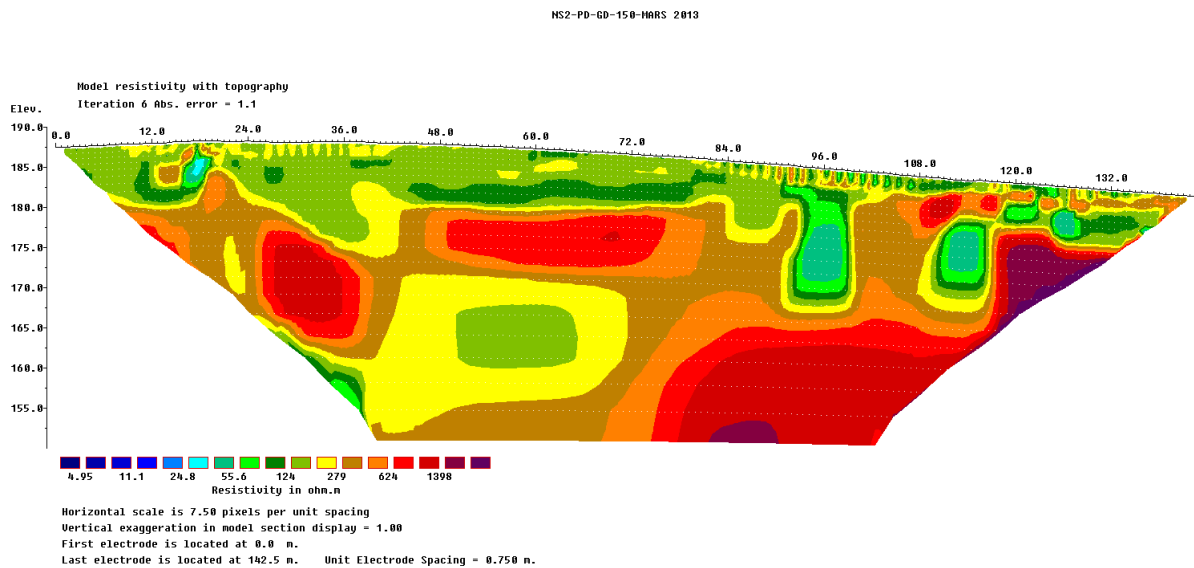


FIGURE D.12 – Profil de tomographie de résistivité électrique NS2.

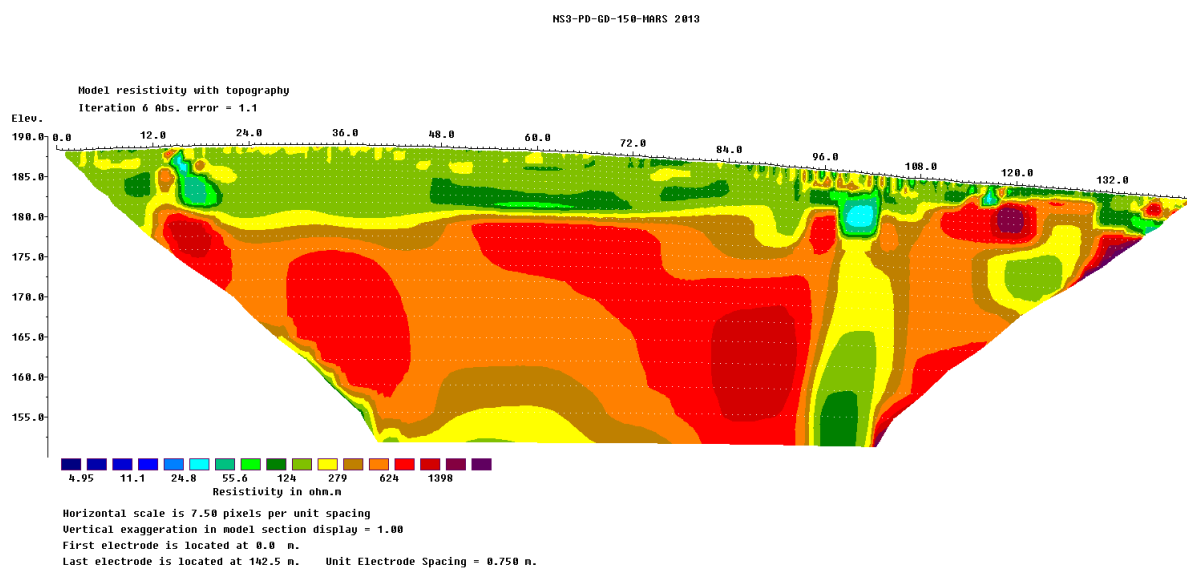


FIGURE D.13 – Profil de tomographie de résistivité électrique NS3.

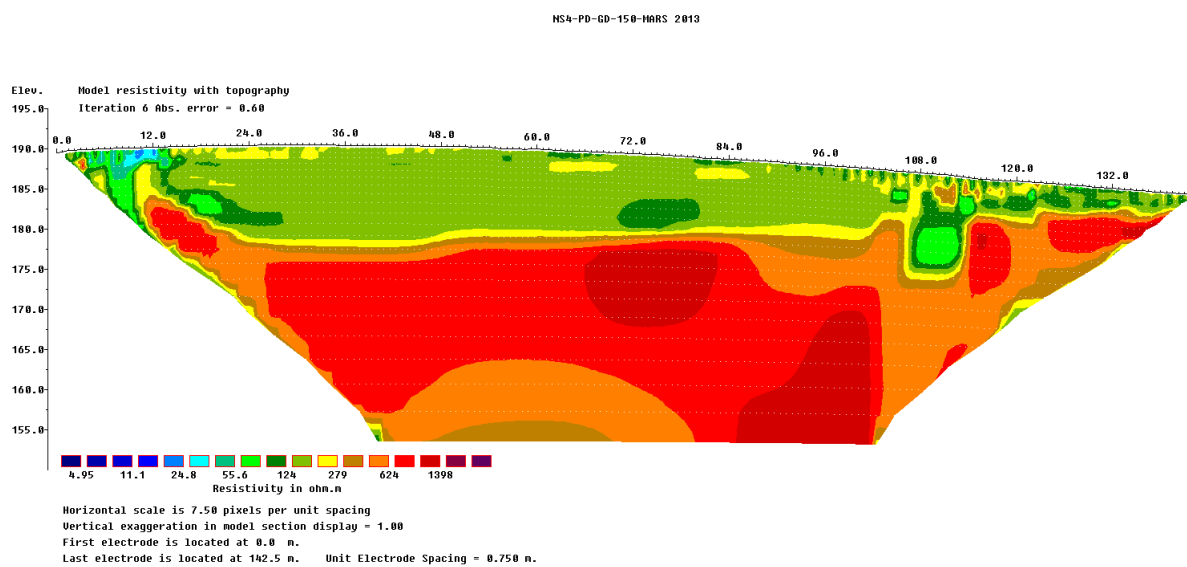


FIGURE D.14 – Profil de tomographie de résistivité électrique NS4.

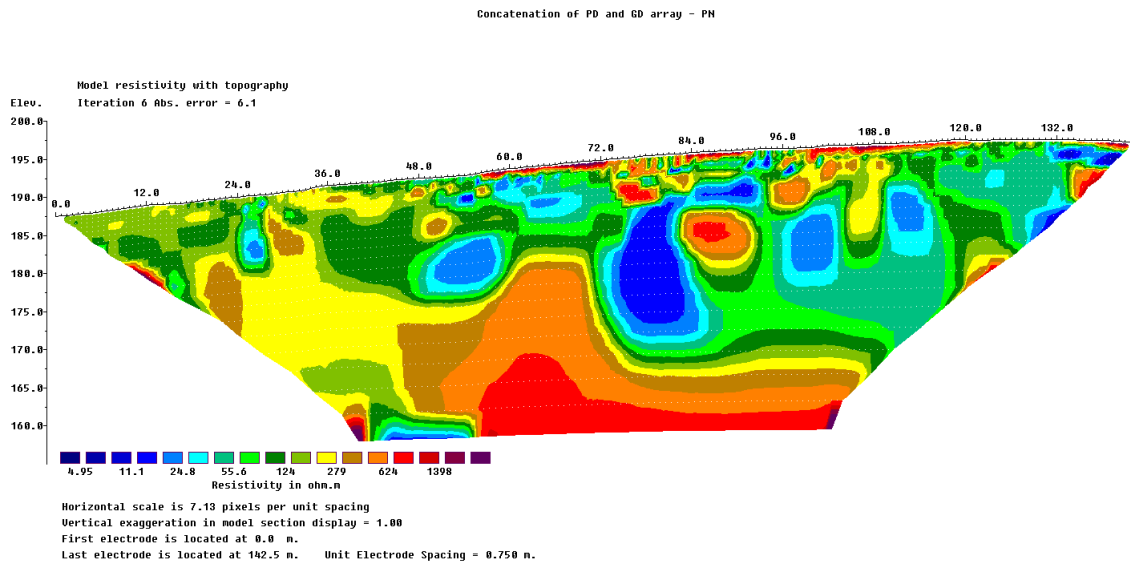


FIGURE D.15 – Profil de tomographie de résistivité électrique PN.

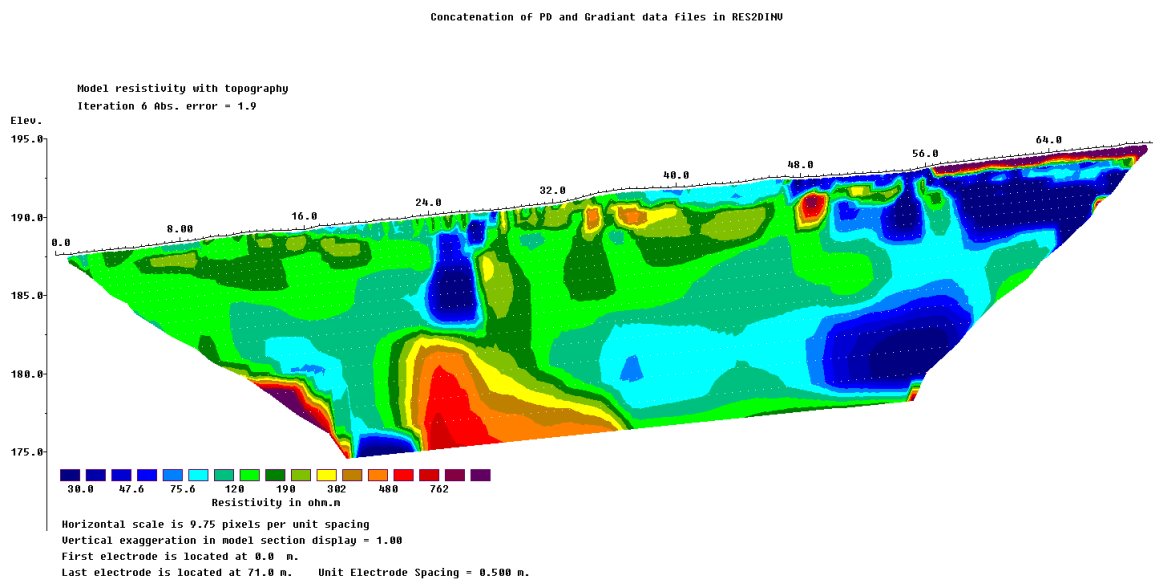


FIGURE D.16 – Profil de tomographie de résistivité électrique N100.

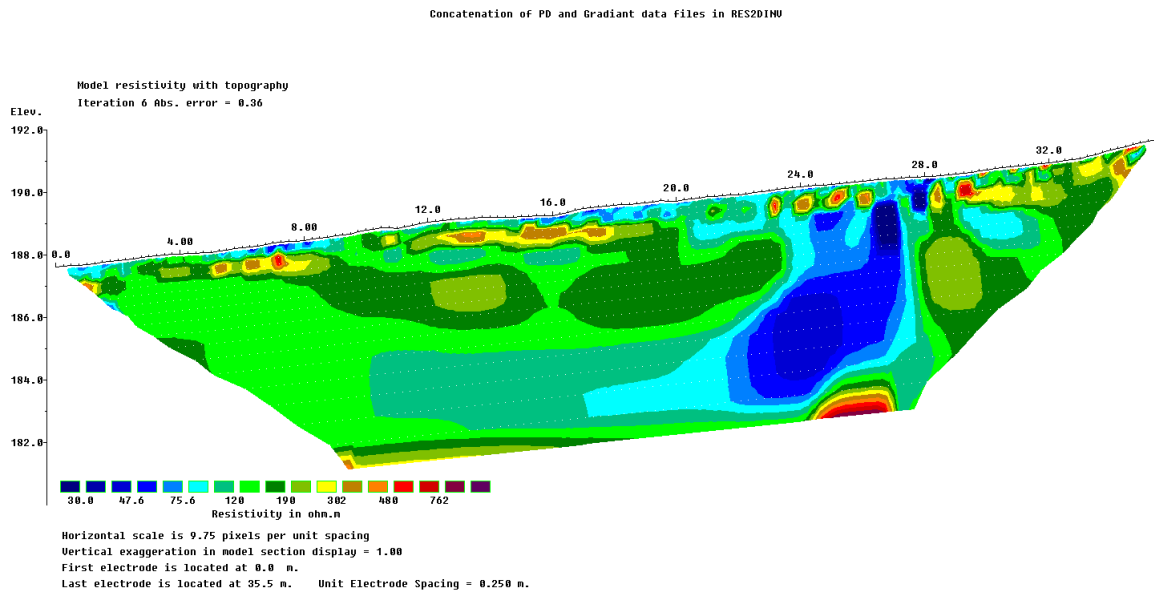


FIGURE D.17 – Profil de tomographie de résistivité électrique N50.

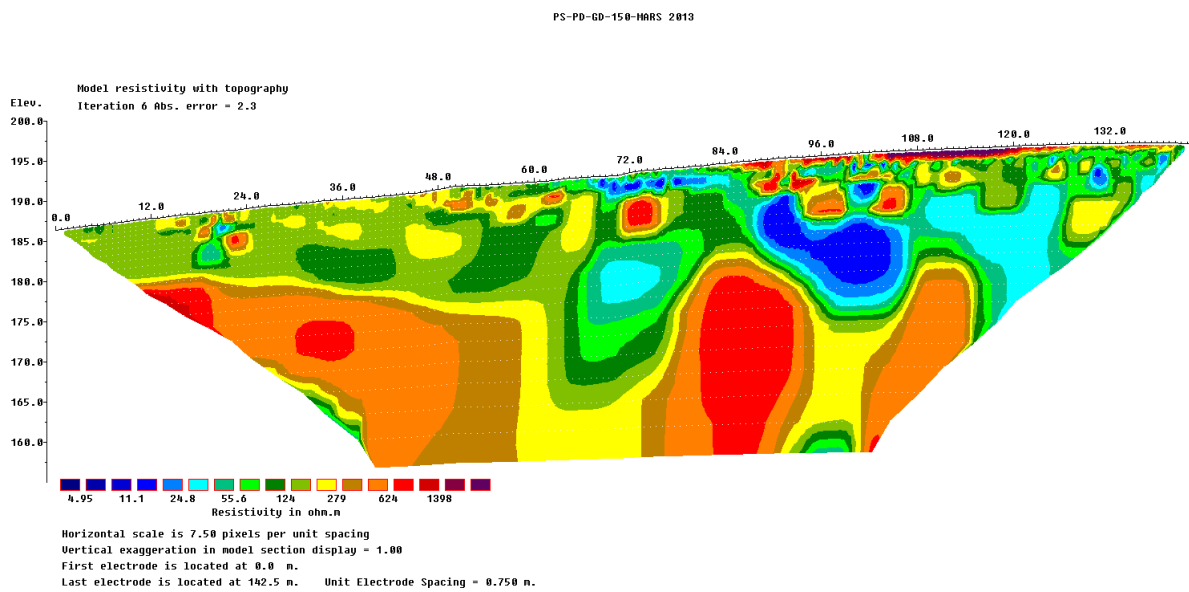


FIGURE D.18 – Profil de tomographie de résistivité électrique PS.

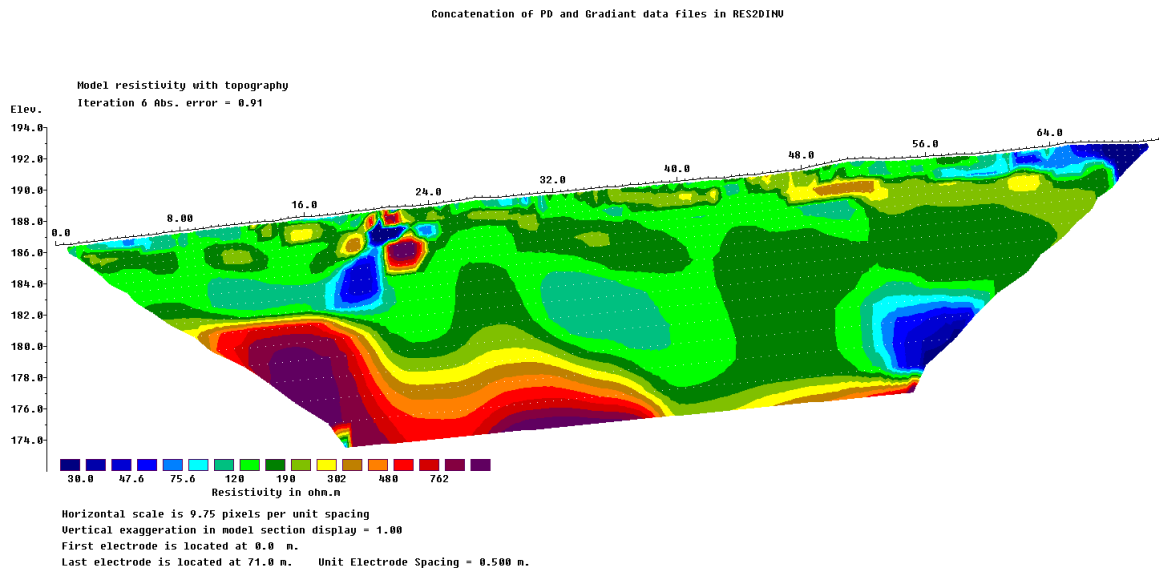


FIGURE D.19 – Profil de tomographie de résistivité électrique S100.

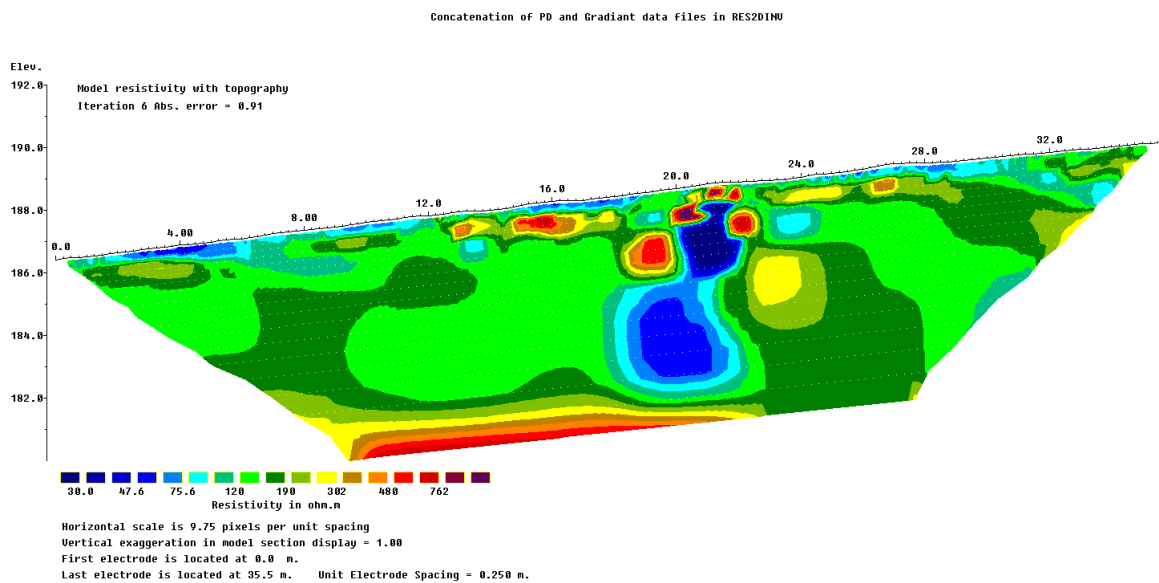


FIGURE D.20 – Profil de tomographie de résistivité électrique S50.

E Résultats issus de la classification CHA et K-means

Les résultats obtenus par l'application des méthodes de Classification Hiérarchique Ascendante (CHA) et de K-means sur l'ensemble exhaustif des profils (40 410 valeurs de résistivité électrique) sont présentés au sein de cette annexe. Une synthèse des résultats statistiques est fournie pour chaque méthode, englobant une plage de regroupements allant de deux à cinq classes. La visualisation des résultats adopte principalement les classifications à trois et cinq classes.

		Statistiques par classes issues de la CHA globale (40410 valeurs de résistivité en $\Omega\cdot m$)					
Méthode	Nbre de classes	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	
CHA	2	Nbre blocs	31892	8518			
		Médiane	144	35			
		Min	64	4	-	-	-
		Max	7979	64			
		CV	151%	40%			
	3	Nbre blocs	24725	7167	8518		
		Médiane	155	90	35		
		Min	113	64	4	-	-
		Max	7979	113	64		
		CV	146%	16%	40%		
	4	Nbre blocs	23506	7167	8518	1219	
		Médiane	153	90	35	754	
		Min	113	64	4	410	-
		Max	409	113	64	7979	
		CV	27%	16%	40%	84%	
	5	Nbre blocs	12310	11196	7167	8518	1219
		Médiane	136	182	90	35	754
		Min	113	155	64	4	410
		Max	155	410	113	64	7979
		CV	8%	24%	16%	40%	84%

TABLEAU E.1 – Statistiques par classes issues de la CHA globale.

		Statistiques par classes issues de la K-means globale (40410 valeurs de résistivité en $\Omega\cdot m$)					
Méthode	Nbre de classes	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	
K-means	2	Nbre blocs	30155	10255			
		Médiane	146	41			
		Min	77	4	-	-	-
		Max	7979	77			
		CV	149%	44%			
	3	Nbre blocs	29367	9336	1707		
		Médiane	142	38	588		
		Min	70	4	314	-	-
		Max	314	70	7979		
		CV	29%	42%	97%		
	4	Nbre blocs	24341	9004	1428	5637	
		Médiane	151	76	671	28	
		Min	107	44	357	4	-
		Max	357	107	7979	44	
		CV	25%	44%	357%	4%	
	5	Nbre blocs	17073	7100	1126	4706	10405
		Médiane	132	61	806	26	186
		Min	88	38	442	4	159
		Max	159	88	7979	38	441
		CV	15%	24%	81%	30%	25%

TABLEAU E.2 – Statistiques par classes issues du K-means globale.

Classification en 3 et 5 classes

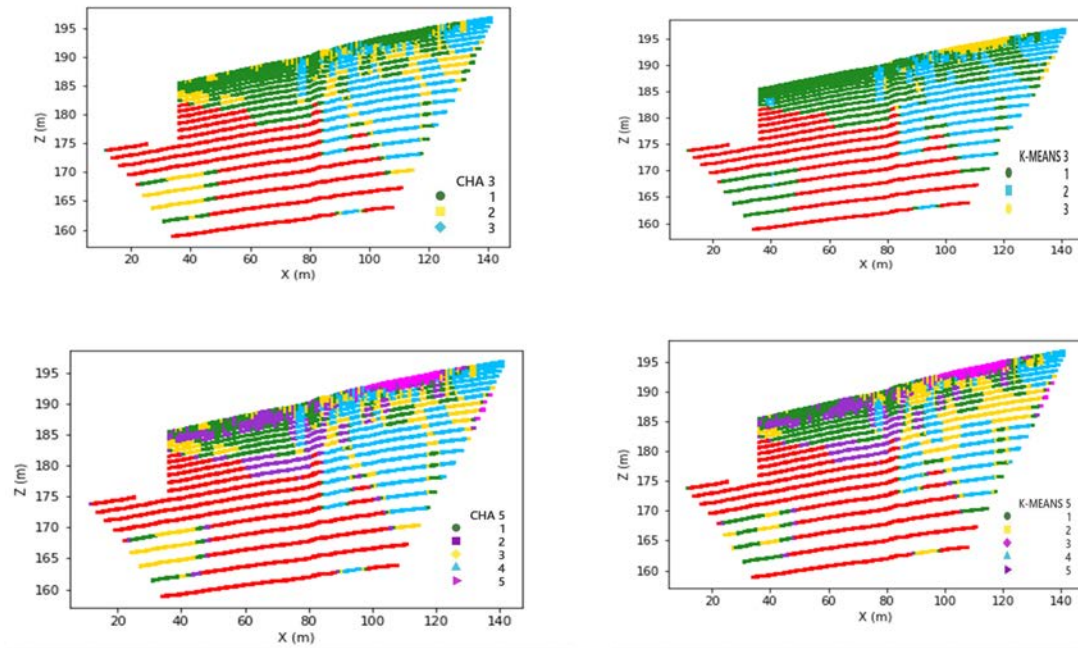


FIGURE E.1 – Profil OE1 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

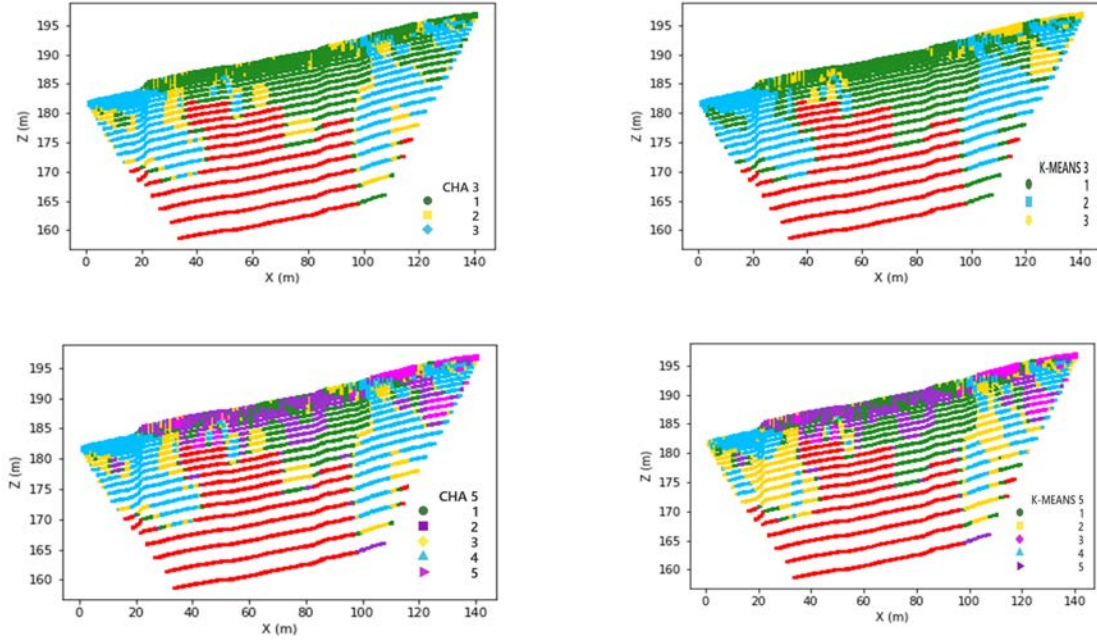


FIGURE E.2 – Profil OE2 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

D. Application à tous les profils

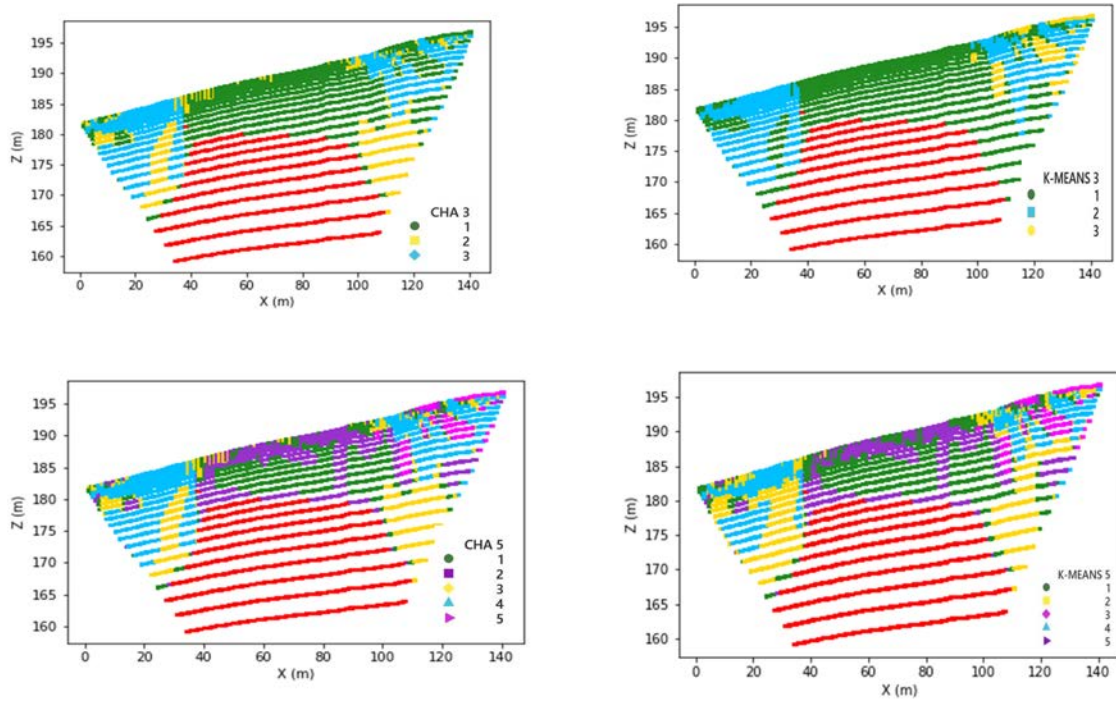


FIGURE E.3 – Profil OE3 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

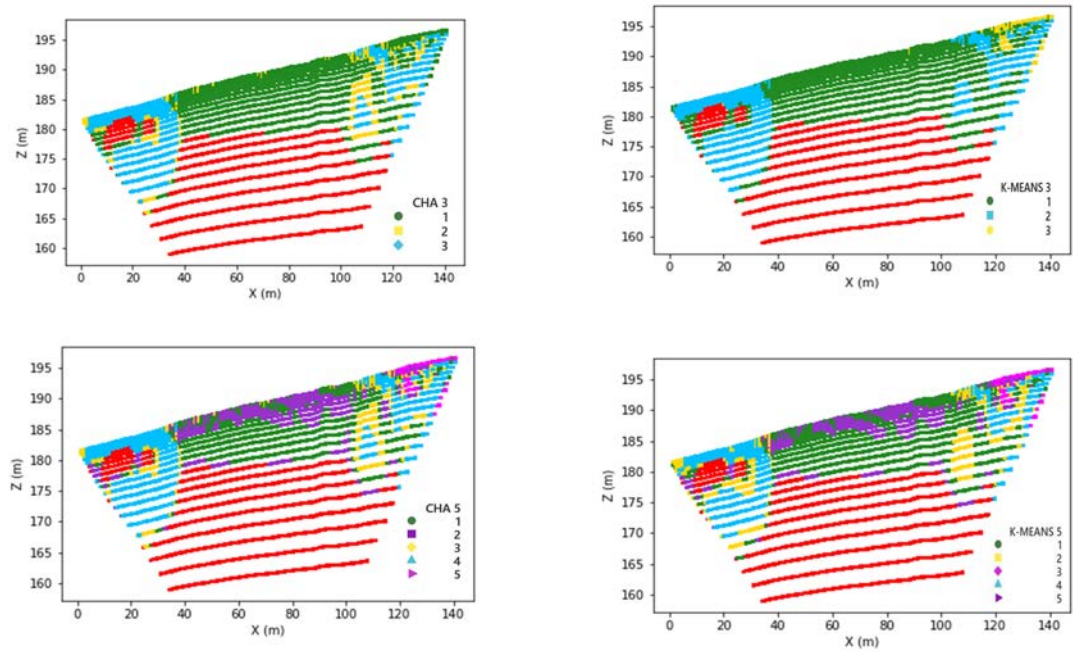


FIGURE E.4 – Profil OE4 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

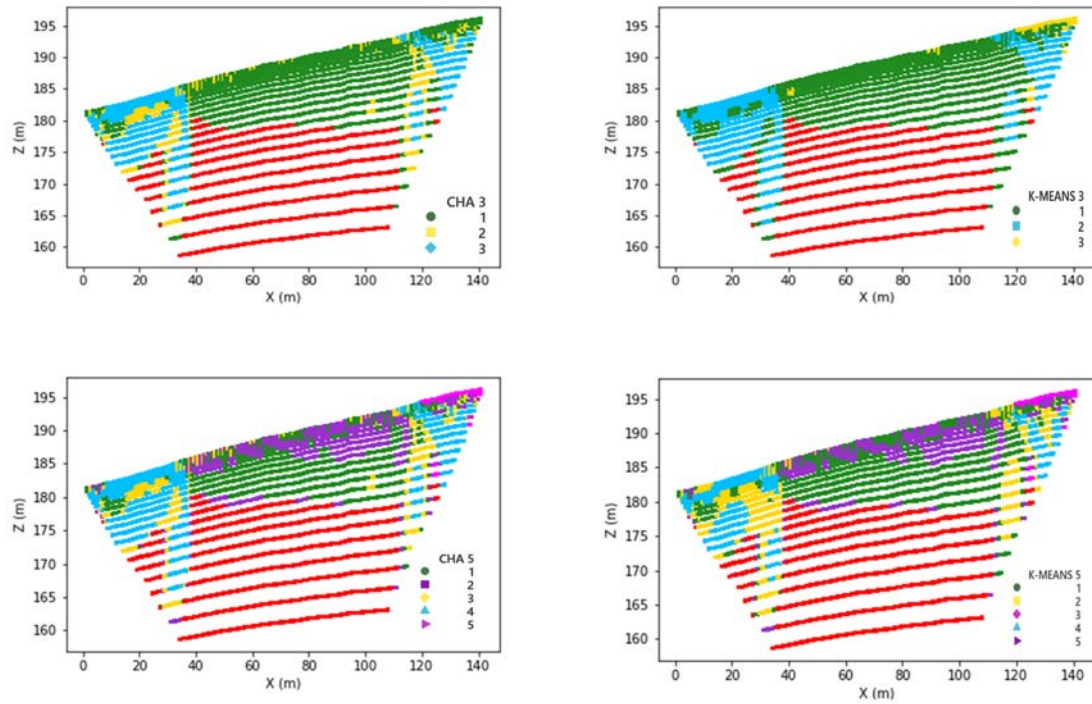


FIGURE E.5 – Profil OE5 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

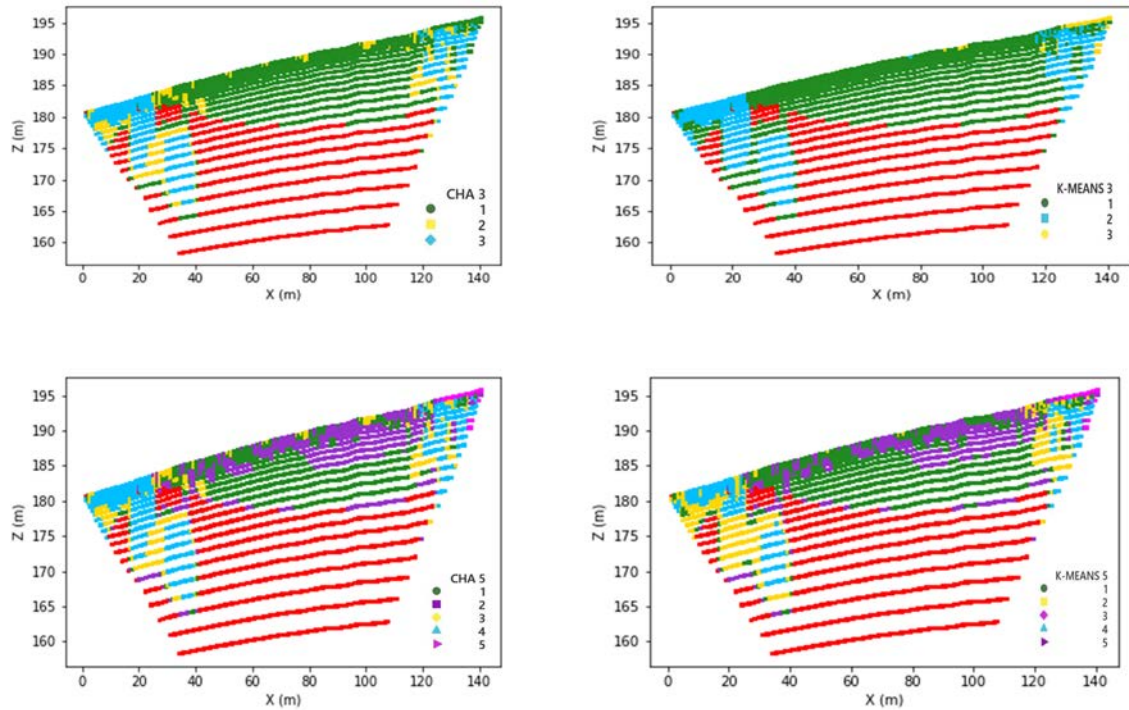


FIGURE E.6 – Profil OE6 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

D. Application à tous les profils

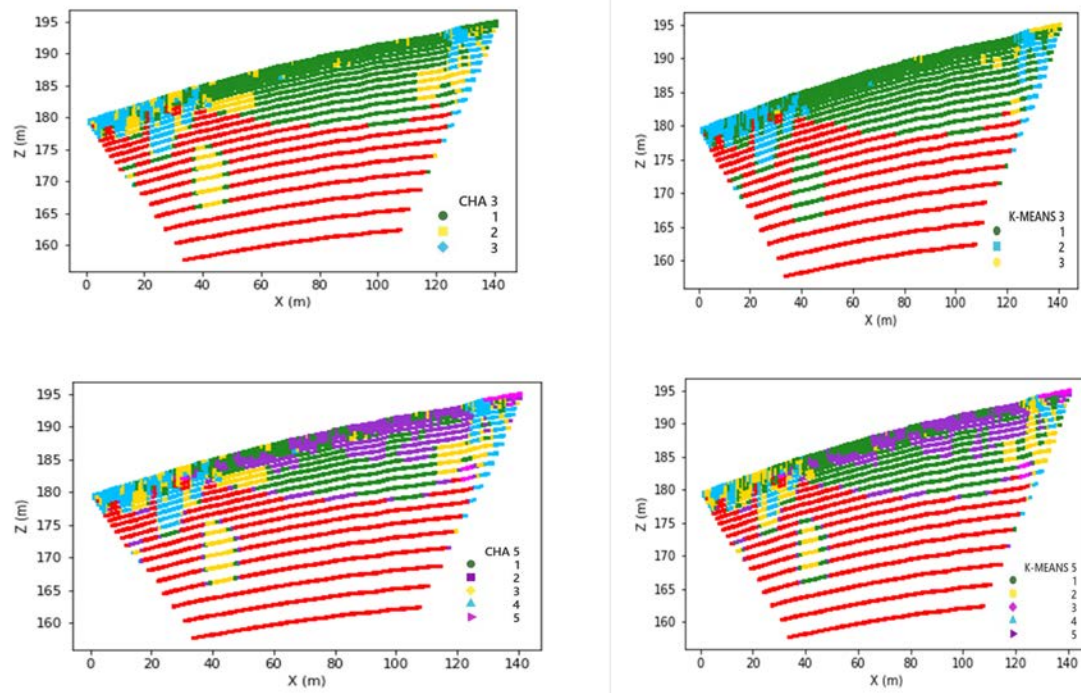


FIGURE E.7 – Profil OE7 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

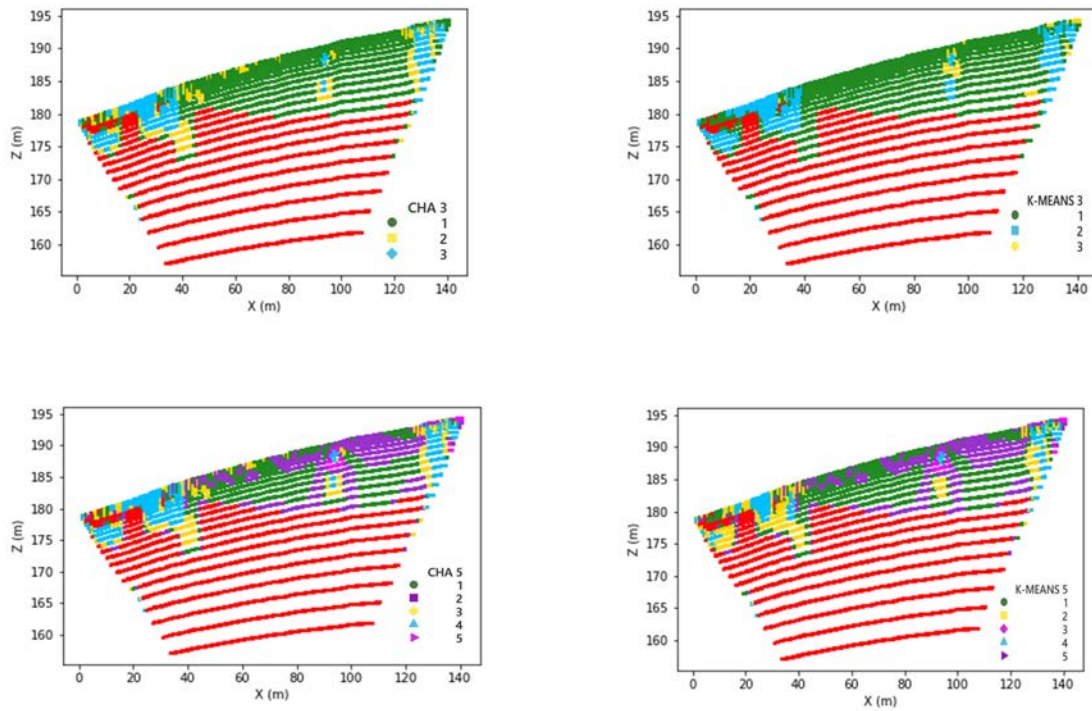


FIGURE E.8 – Profil OE8 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

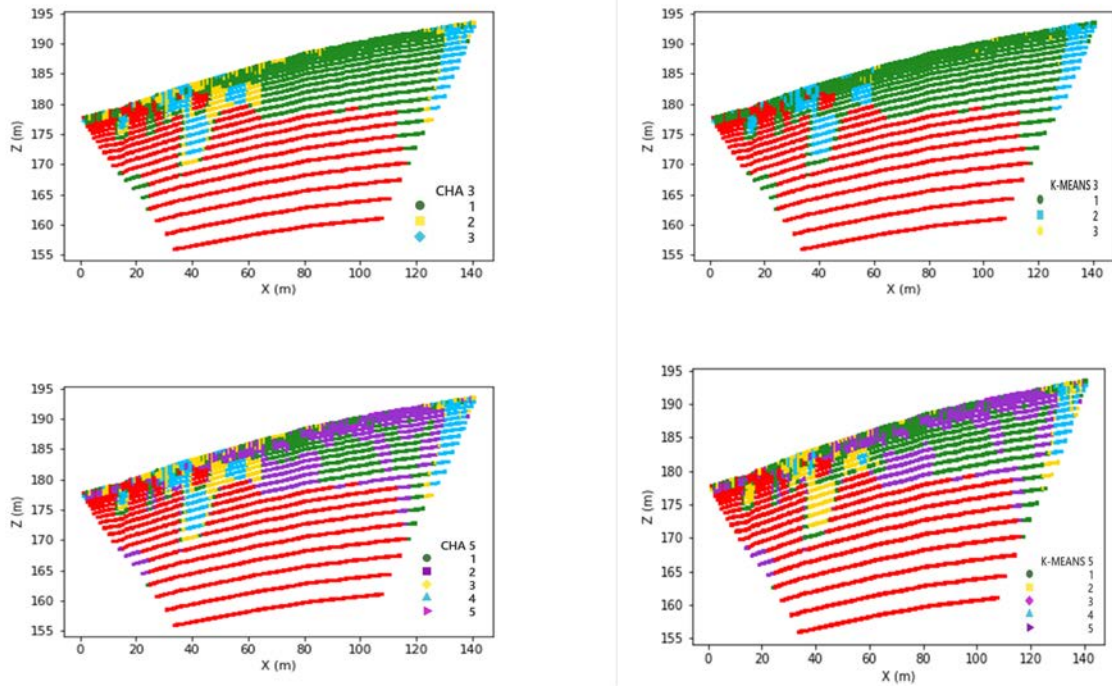


FIGURE E.9 – Profil OE9 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

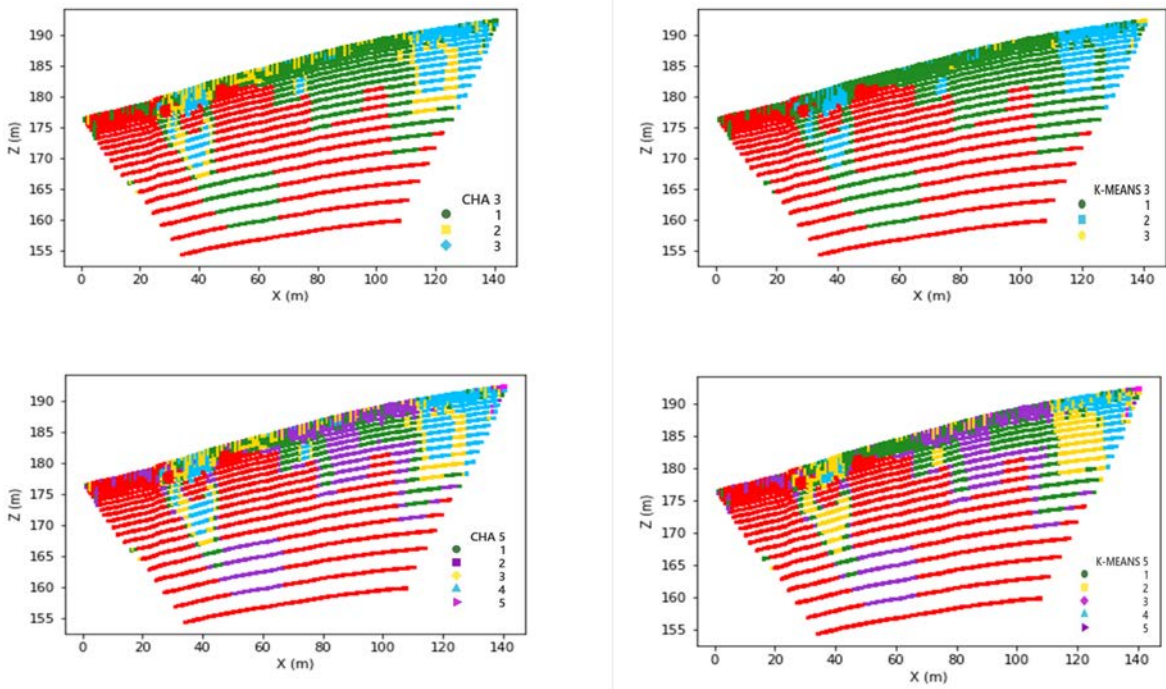


FIGURE E.10 – Profil OE10 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

D. Application à tous les profils

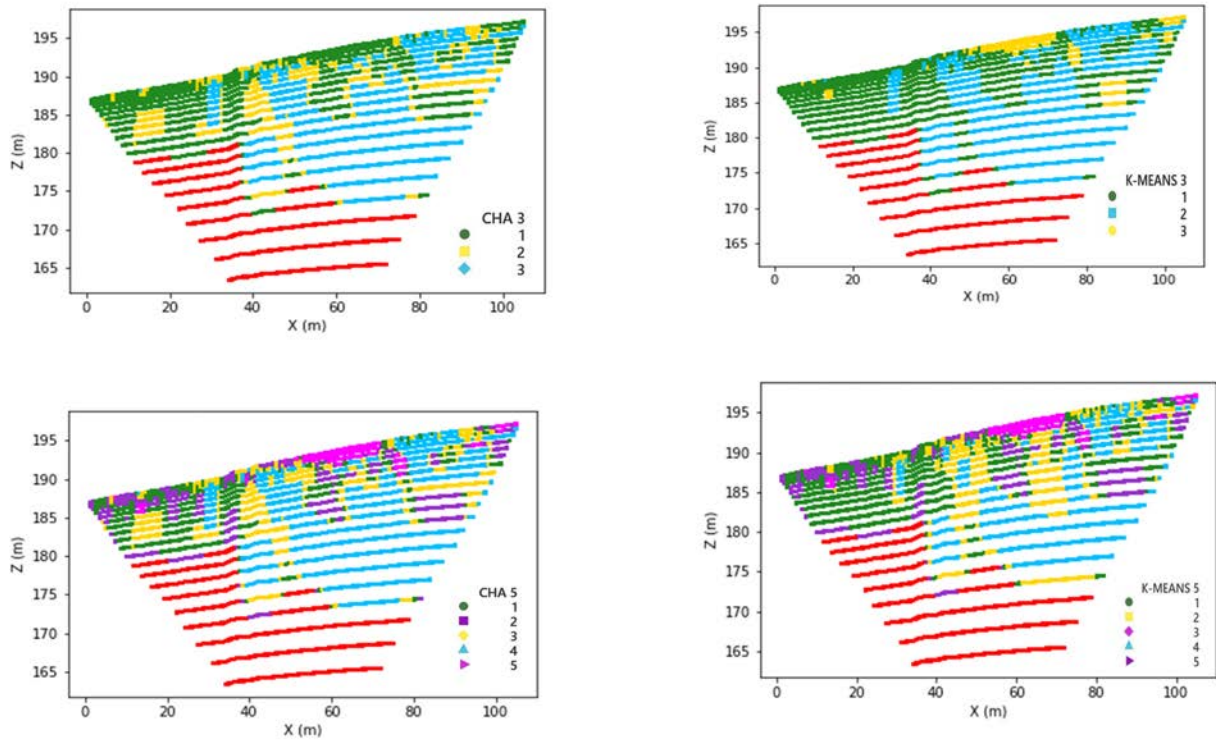


FIGURE E.11 – Profil OE11 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

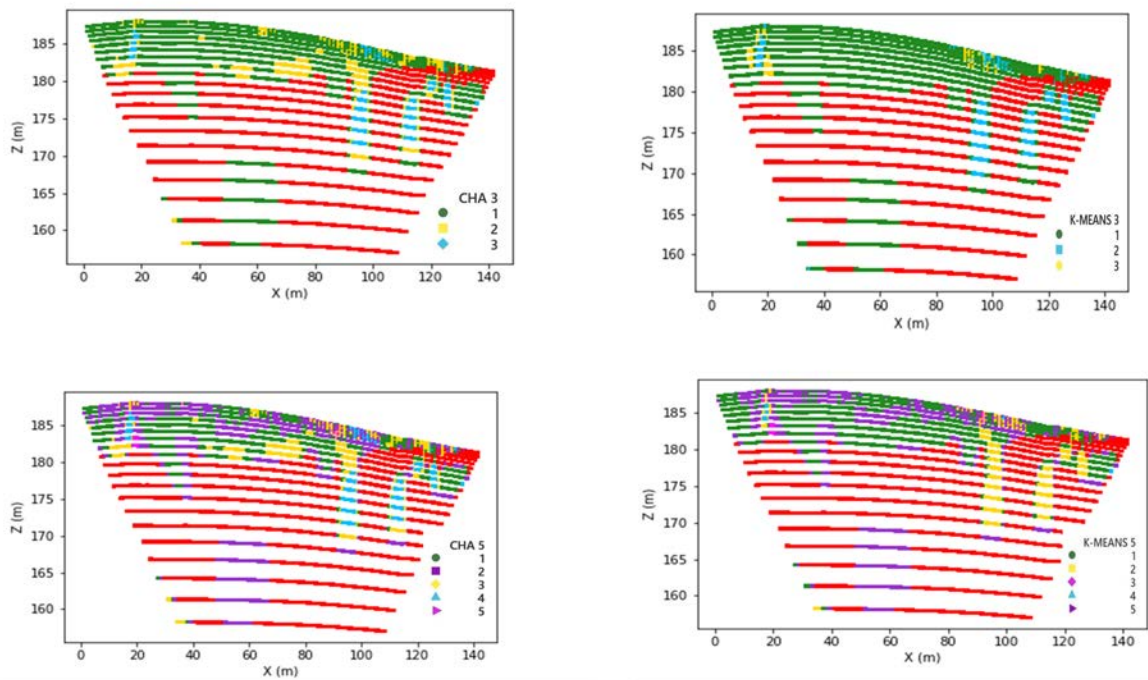


FIGURE E.12 – Profil NS2 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

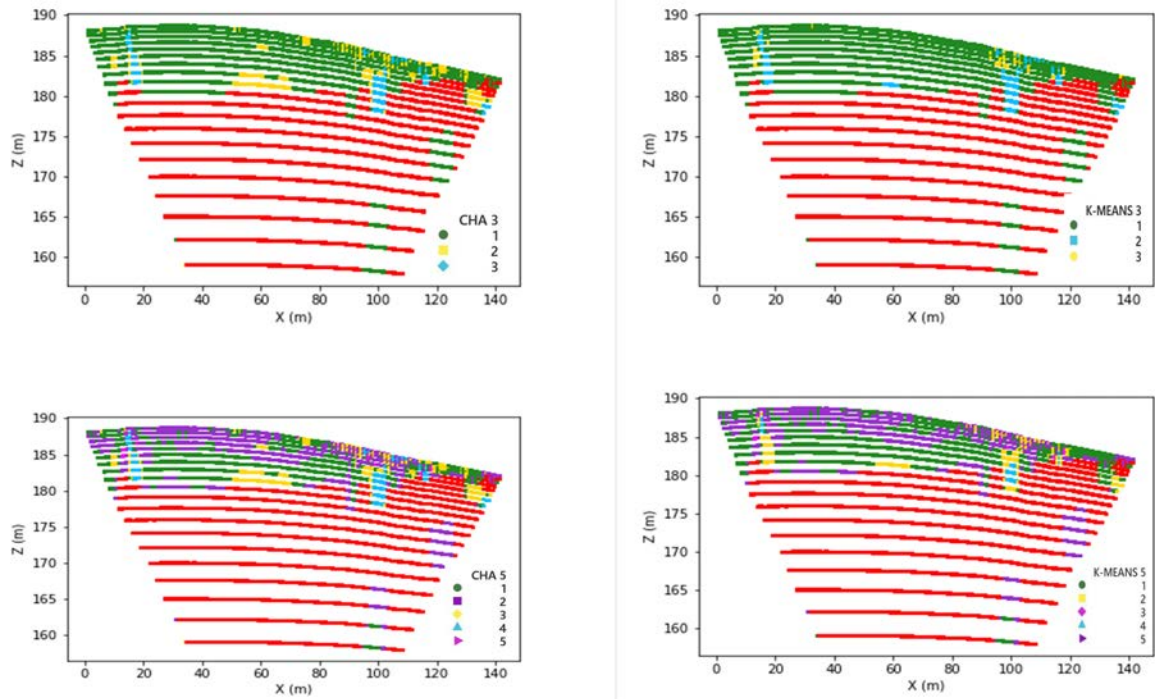


FIGURE E.13 – Profil NS3 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

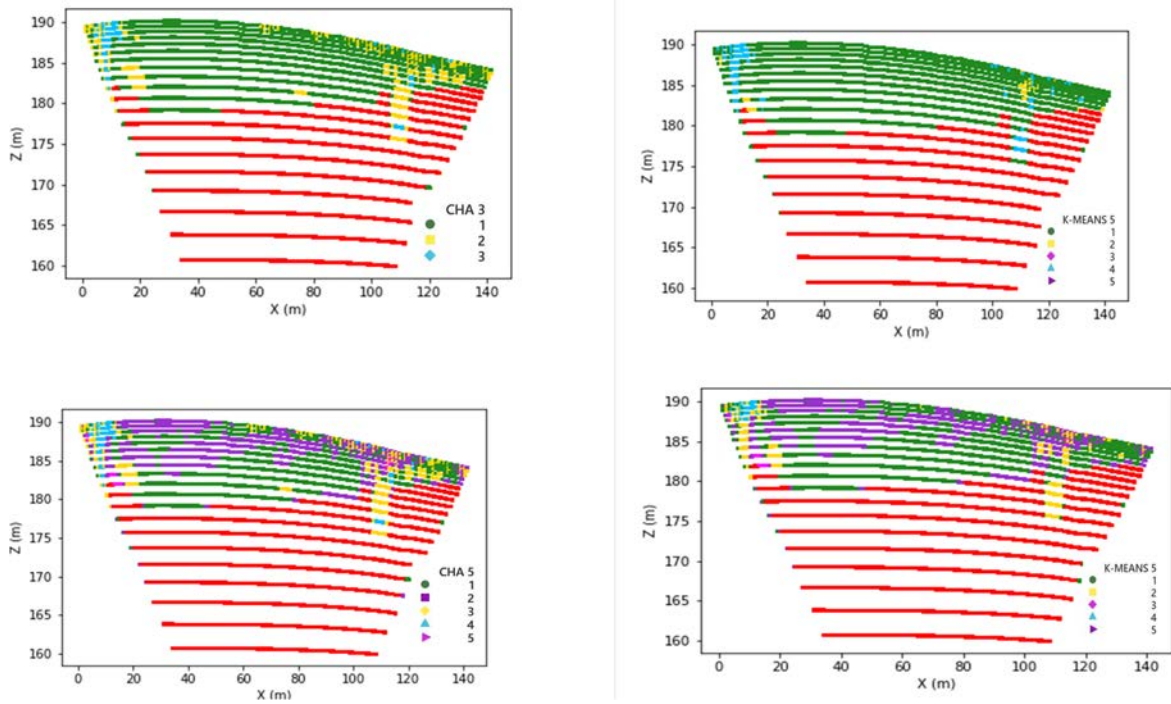


FIGURE E.14 – Profil NS4 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

D. Application à tous les profils

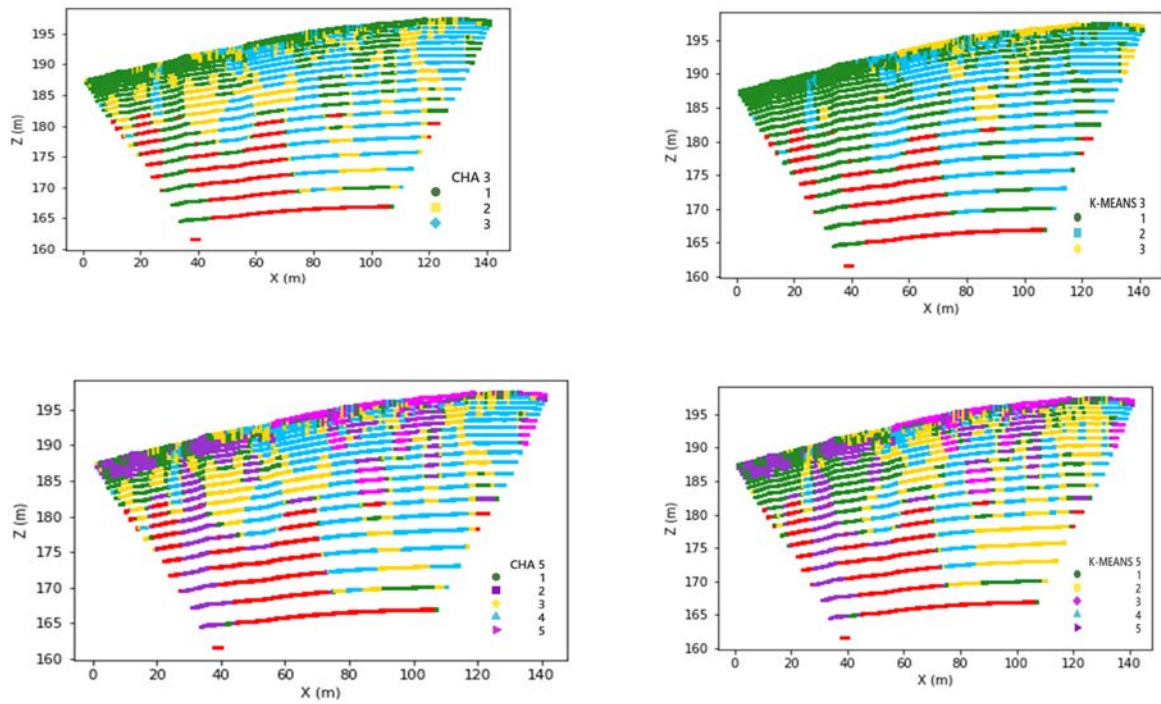


FIGURE E.15 – Profil PN : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

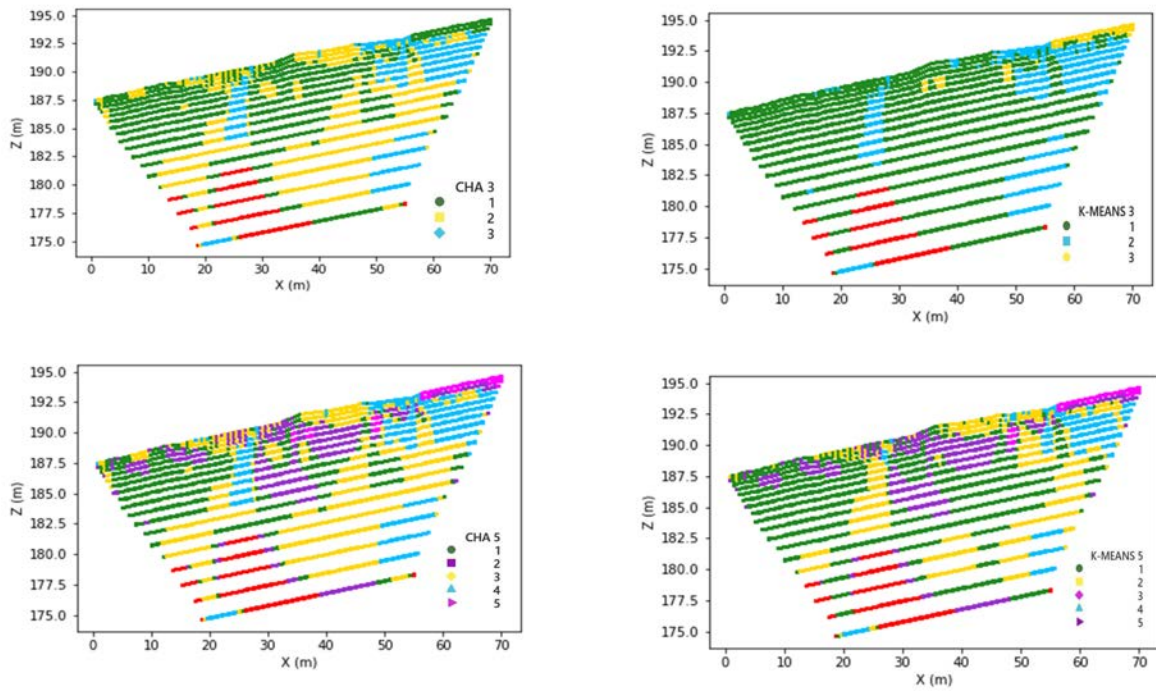


FIGURE E.16 – Profil N100 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

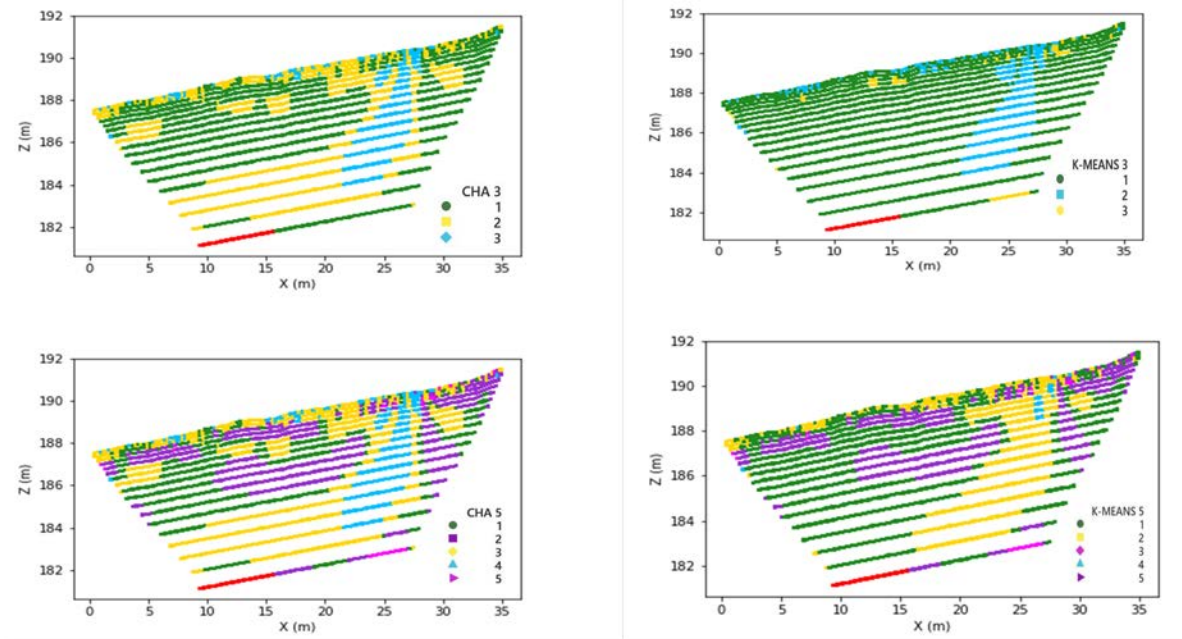


FIGURE E.17 – Profil N50 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

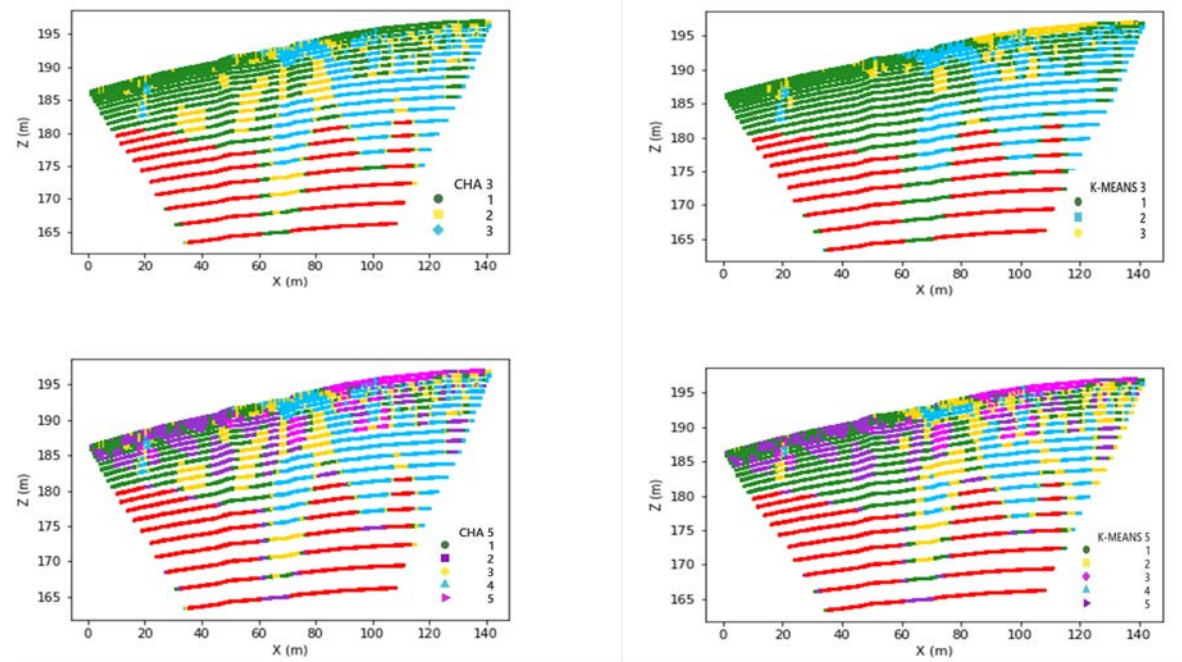


FIGURE E.18 – Profil PS : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

D. Application à tous les profils

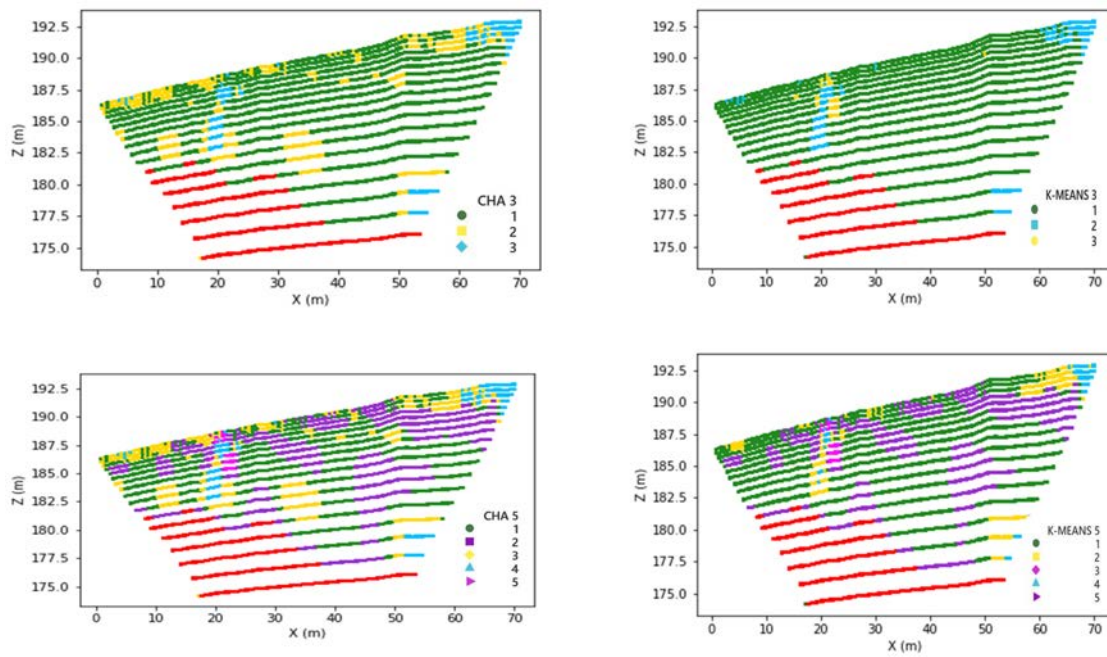


FIGURE E.19 – Profil S100 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

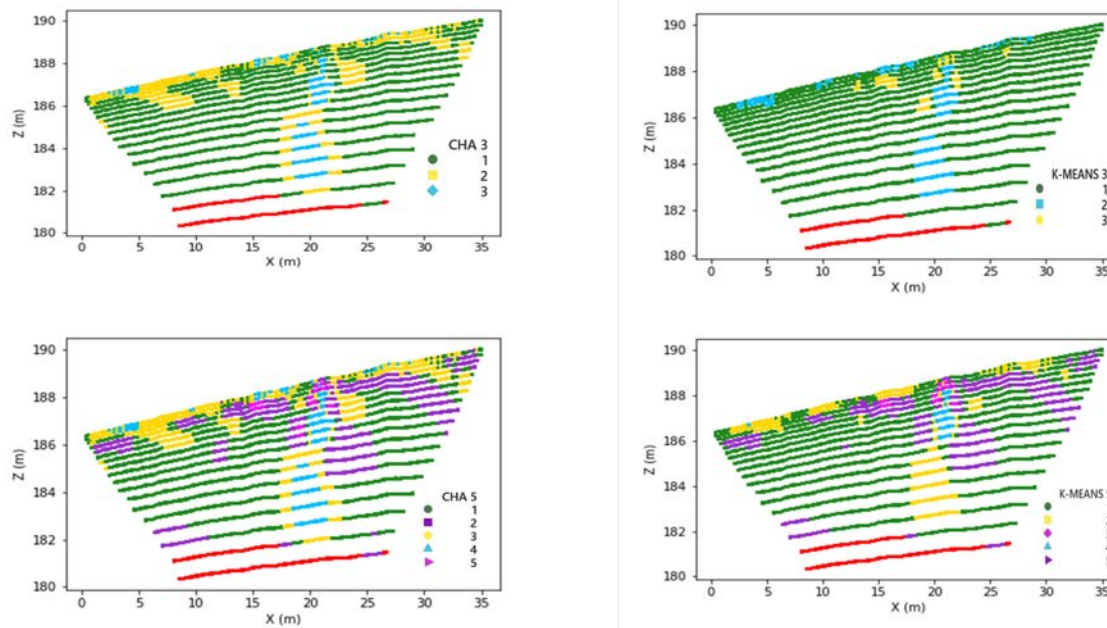


FIGURE E.20 – Profil S50 : résultats classification en 3 et 5 classes par la méthode CHA et K-means.

F Classification retenue : application à tous les profils

En utilisant le dendrogramme (Annexe E), une subdivision en sept classes a été réalisée sur les données géophysique (20 profils TRE). Cette approche vise à identifier les régions à conductivité très élevée, lesquelles revêtent une importance pour la simulation thermique. Dans cette section, nous présentons les vingt profils segmentés en sept classes distinctes.

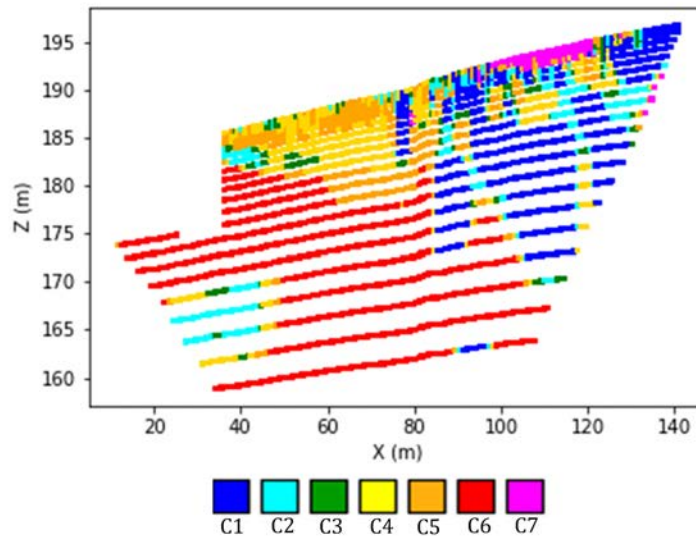


FIGURE F.1 – Profil OE1 : classification en 7 classes.

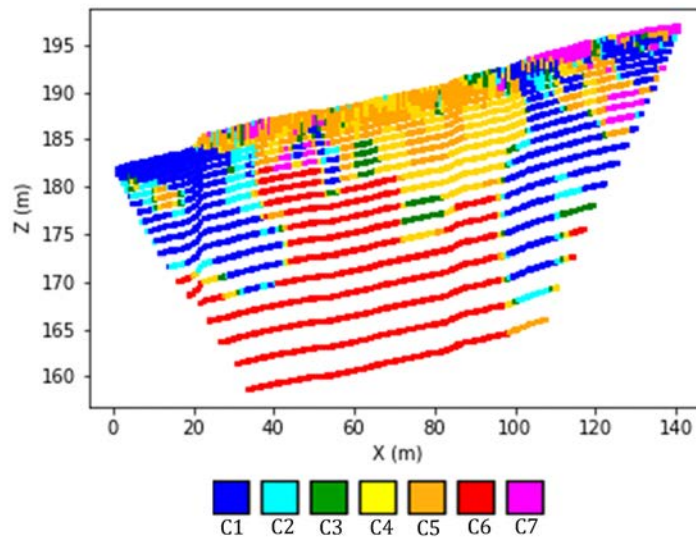


FIGURE F.2 – Profil OE2 : classification en 7 classes.

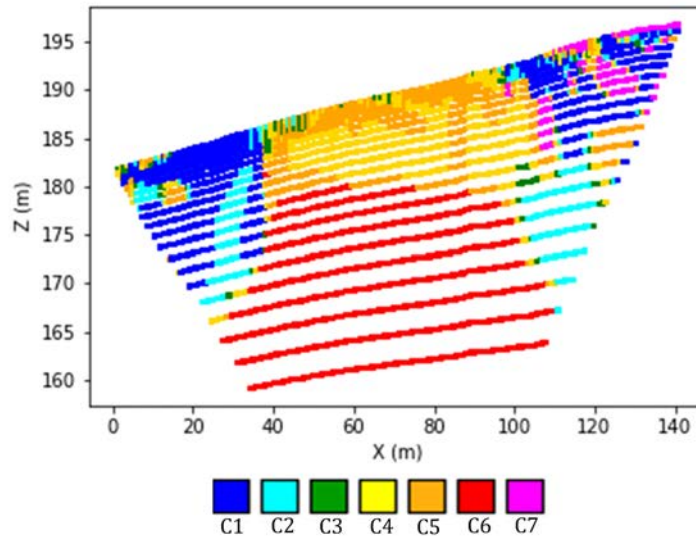


FIGURE F.3 – Profil OE3 : classification en 7 classes.

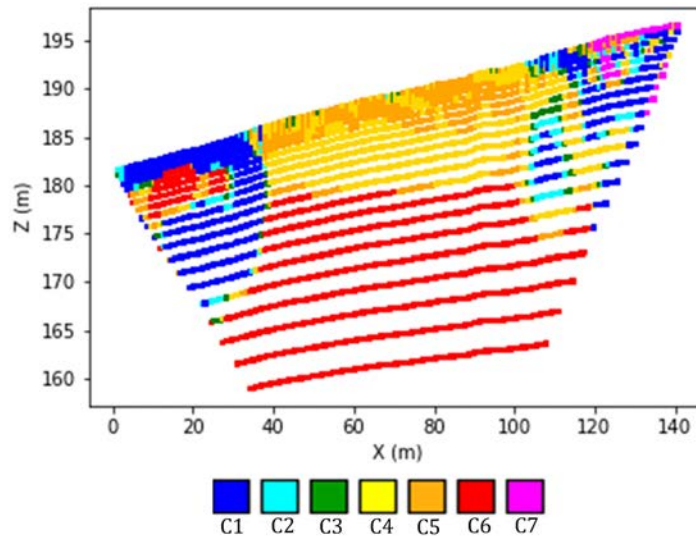


FIGURE F.4 – Profil OE4 : classification en 7 classes.

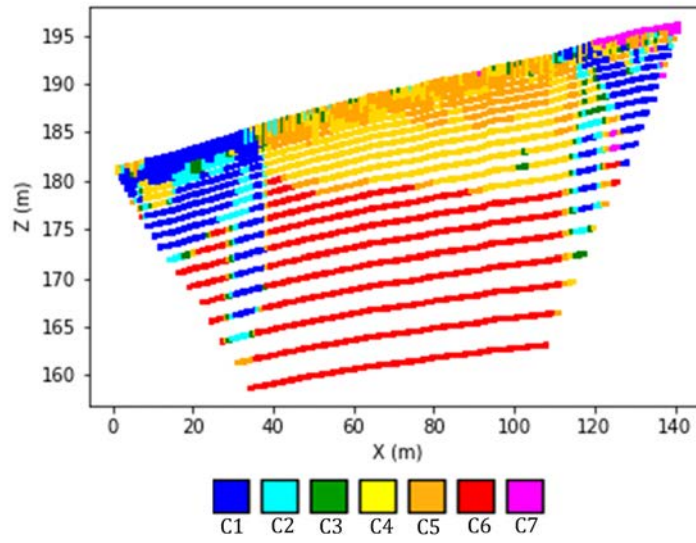


FIGURE F.5 – Profil OE5 : classification en 7 classes.

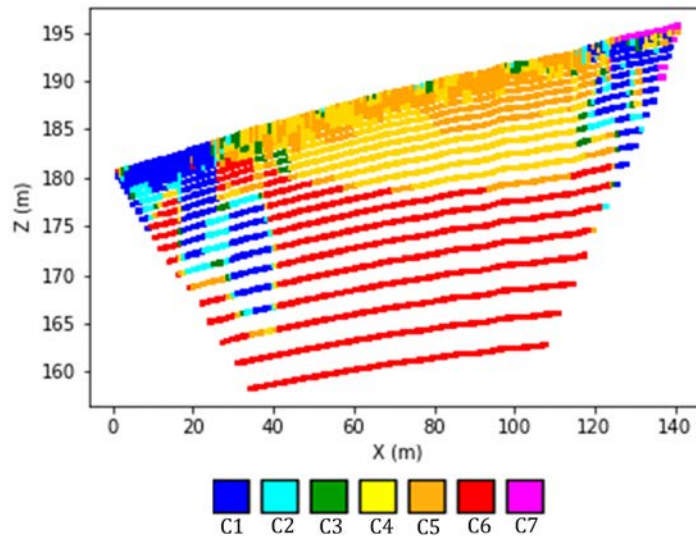


FIGURE F.6 – Profil OE6 : classification en 7 classes.

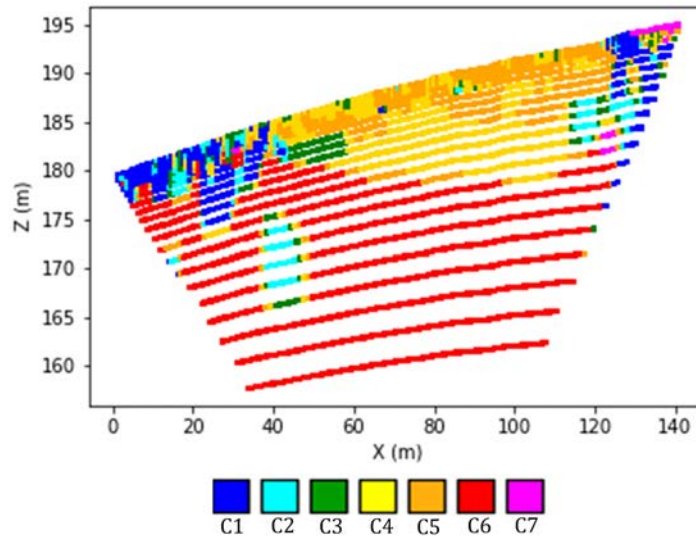


FIGURE F.7 – Profil OE7 : classification en 7 classes.

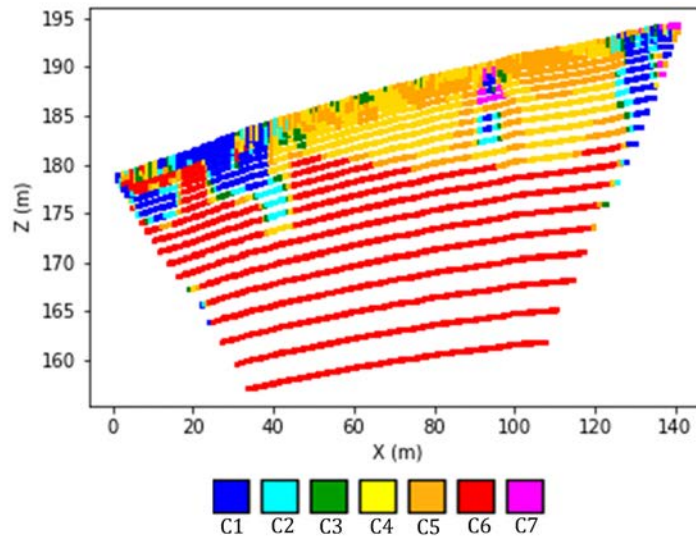


FIGURE F.8 – Profil OE8 : classification en 7 classes.

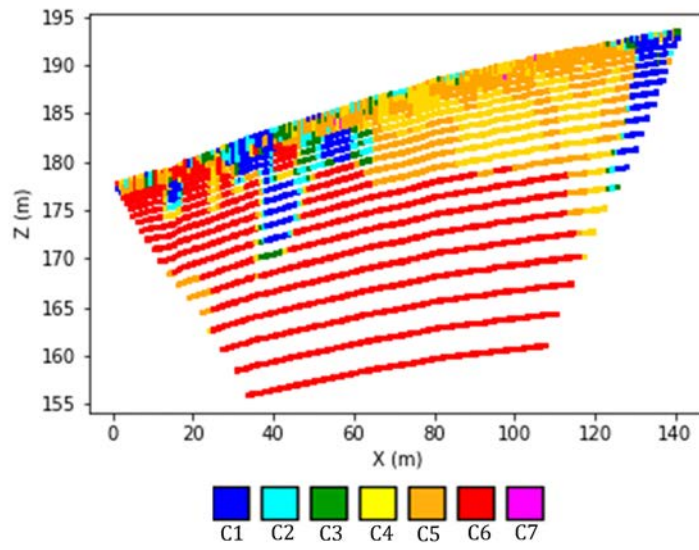


FIGURE F.9 – Profil OE9 : classification en 7 classes.

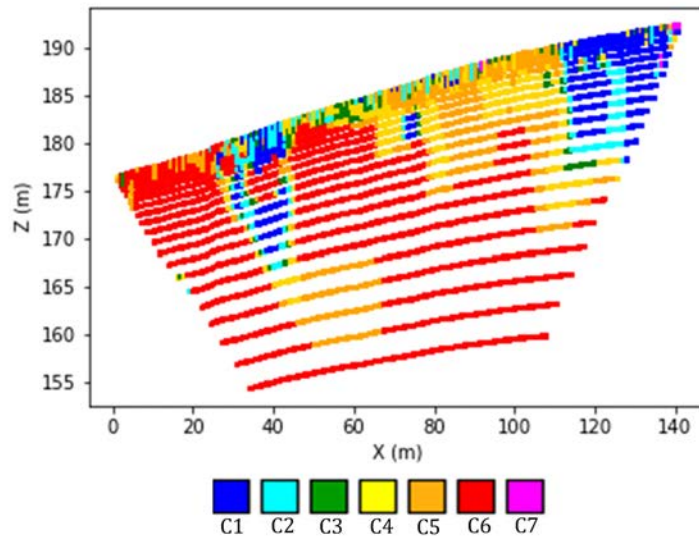


FIGURE F.10 – Profil OE10 : classification en 7 classes.

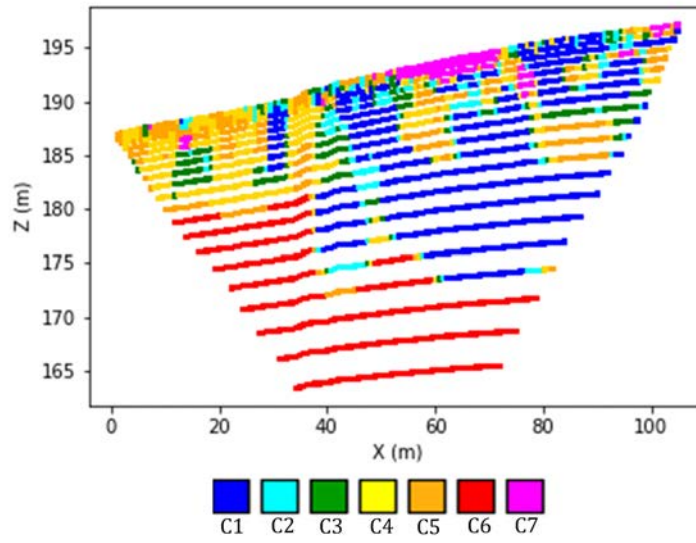


FIGURE F.11 – Profil OE11 : classification en 7 classes.

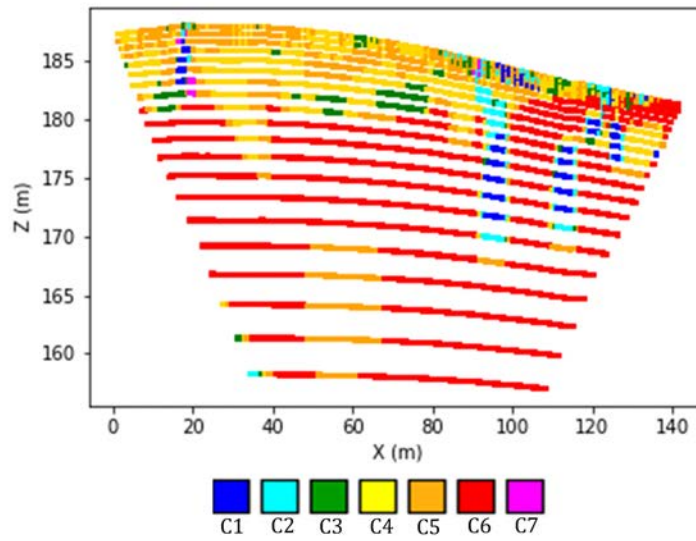


FIGURE F.12 – Profil NS2 : classification en 7 classes.

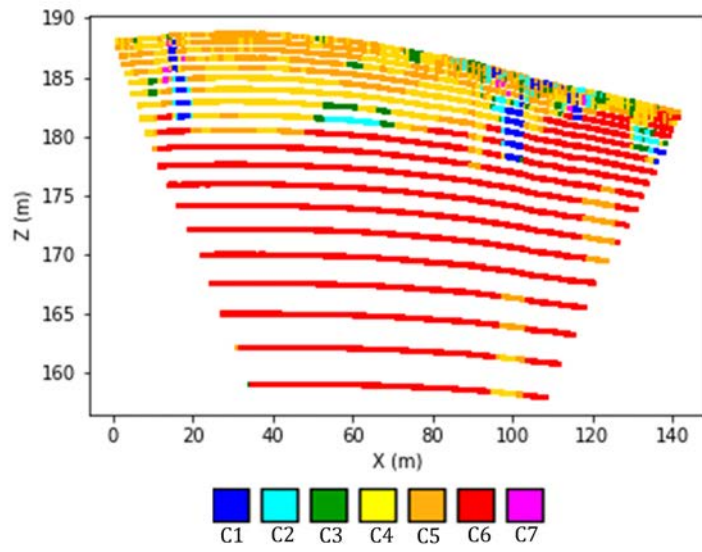


FIGURE F.13 – Profil NS3 : classification en 7 classes.

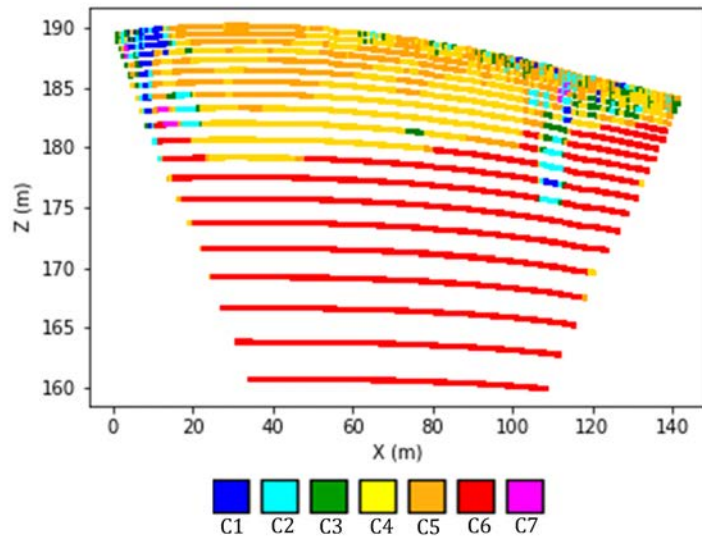


FIGURE F.14 – Profil NS4 : classification en 7 classes.

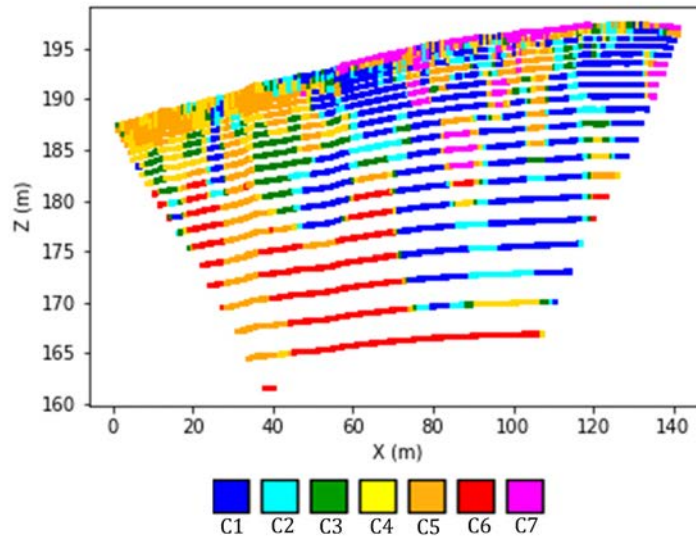


FIGURE F.15 – Profil PN : classification en 7 classes.

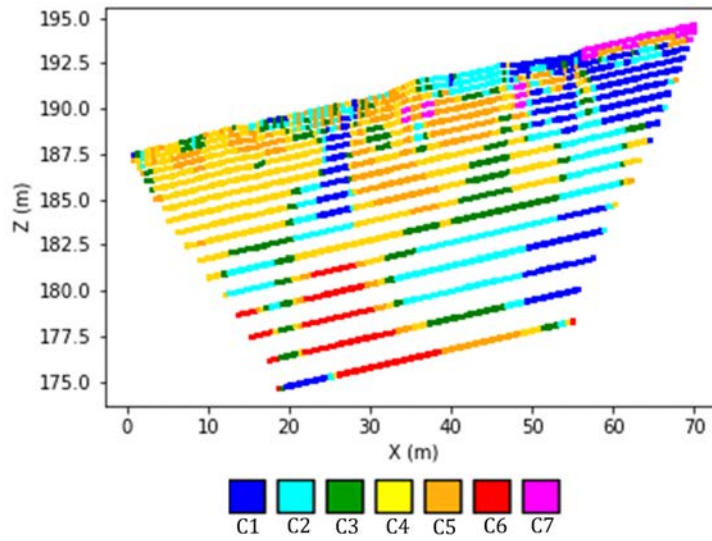


FIGURE F.16 – Profil N100 : classification en 7 classes.

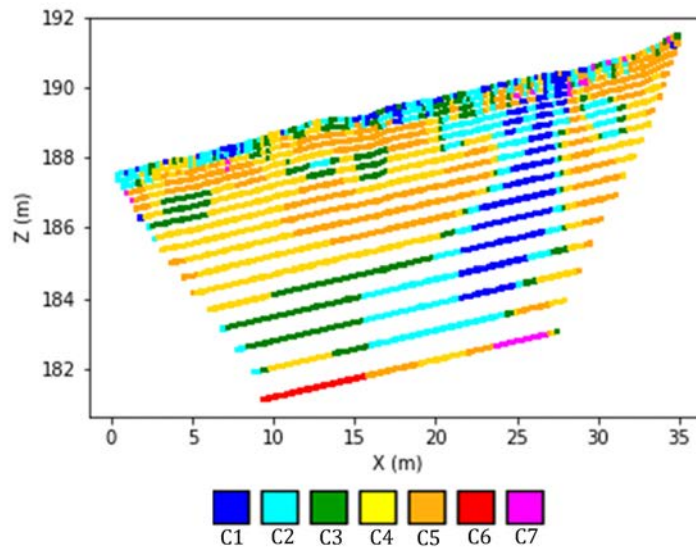


FIGURE F.17 – Profil N50 : classification en 7 classes.

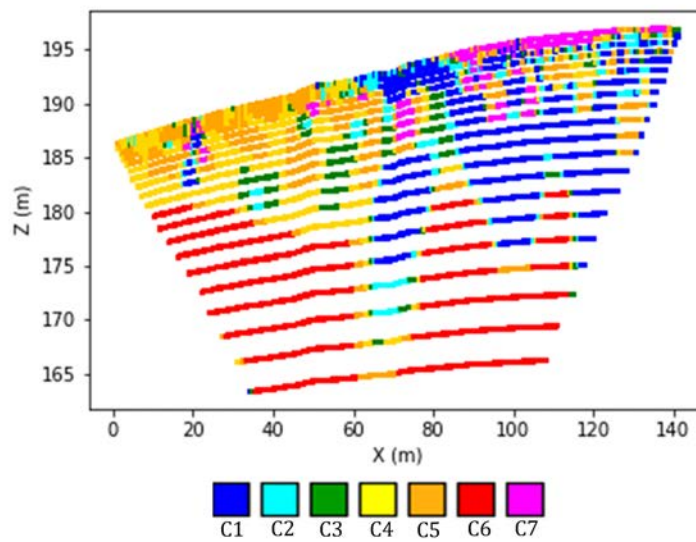


FIGURE F.18 – Profil PS : classification en 7 classes.

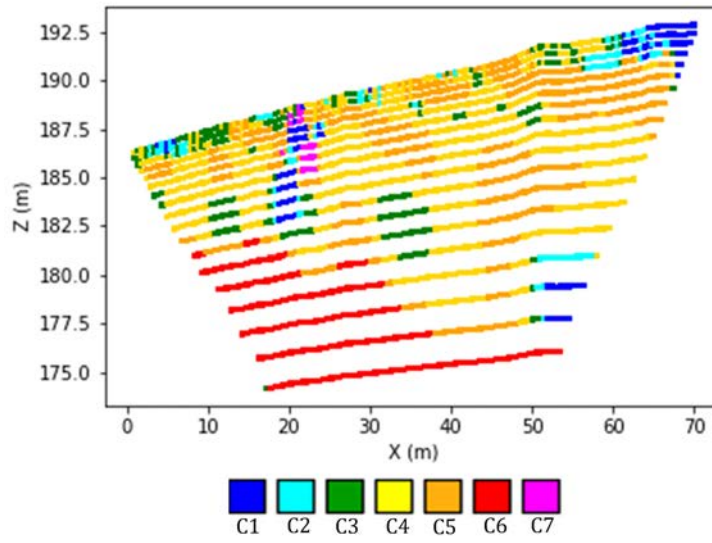


FIGURE F.19 – Profil S100 : classification en 7 classes.

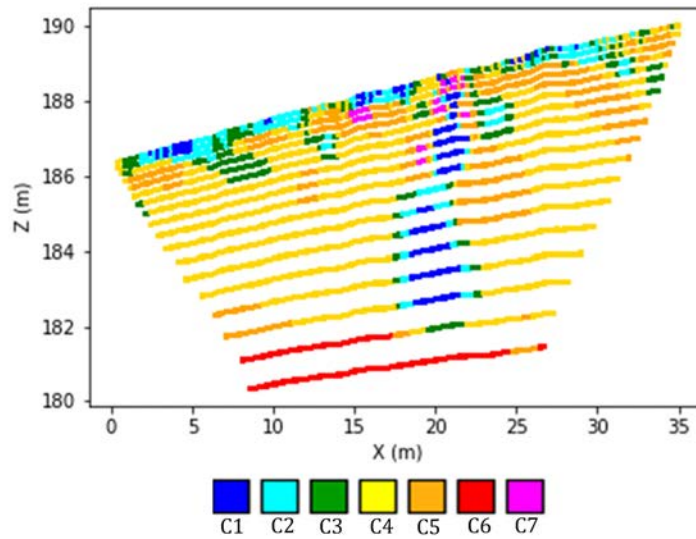


FIGURE F.20 – Profil S50 : classification en 7 classes.

G Vue du massif en 3D

Dans cette annexe, sont présentés les capteurs B4 et D1, positionnés à une profondeur de 14,25 m, ainsi que les capteurs C2 et D2, localisés à une profondeur de 15,64 m. Malgré des profondeurs similaires, des différences ont été relevées dans les résultats de déphasage et d'amplitude relative dans la section 3.5.4.7.

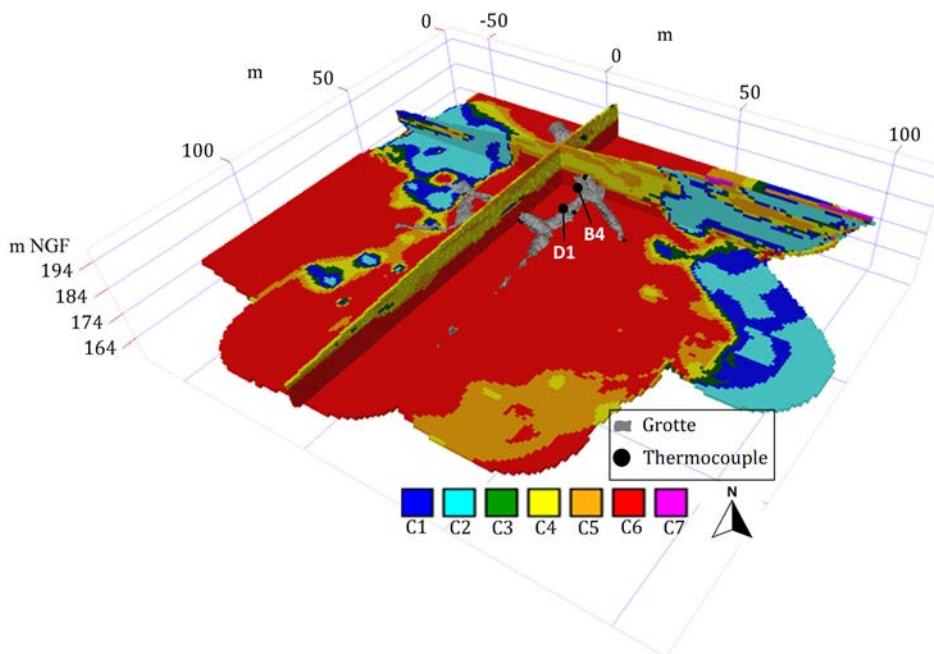


FIGURE G.1 – Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs B4 et D1.

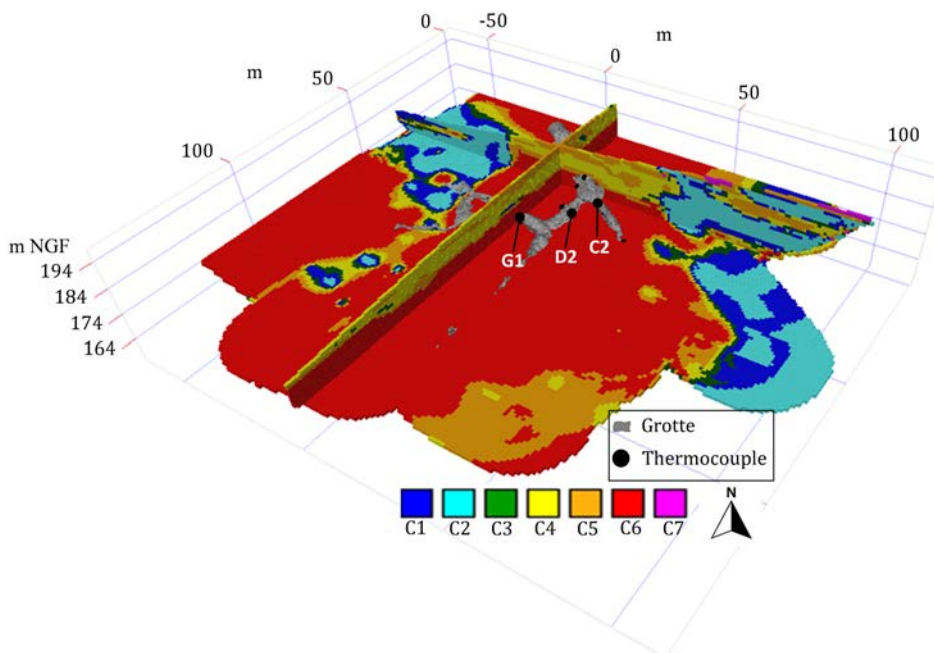


FIGURE G.2 – Vue du massif rocheux environnant la grotte, avec la position des capteurs D2 et C2.

H Résultats de la simulation avec les différents modèles thermiques de 1 à 7 classes

Dans cette annexe, nous présentons les résultats de températures simulées pour chaque capteur en utilisant les différents modèles thermiques (1 à 7 classes).

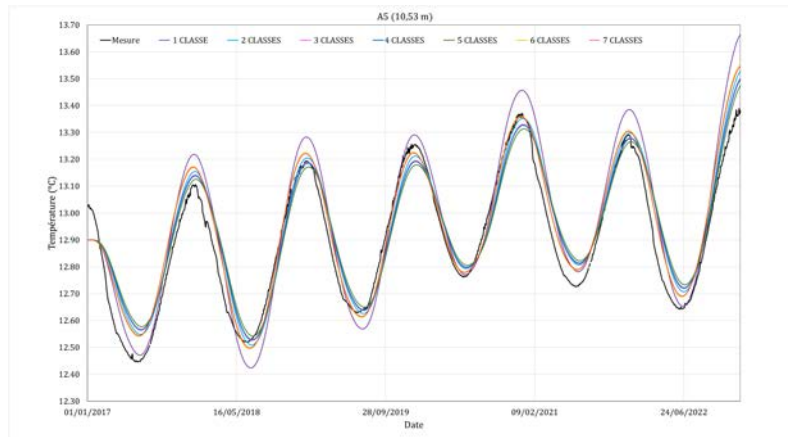


FIGURE H.1 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur A5 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

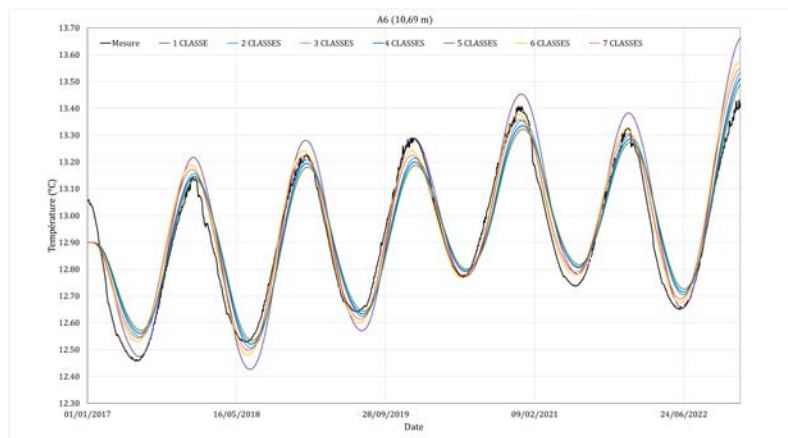


FIGURE H.2 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur A6 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

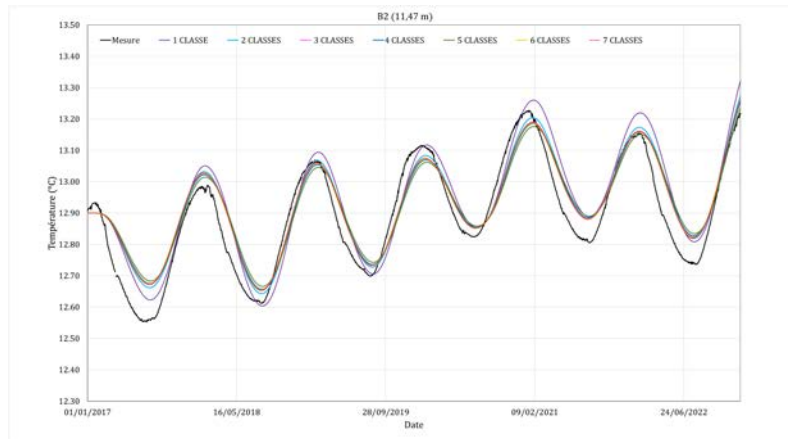


FIGURE H.3 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B2 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

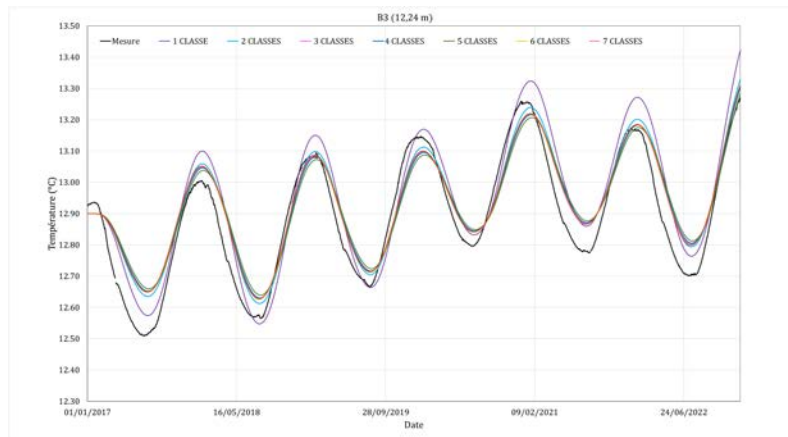


FIGURE H.4 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B3 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

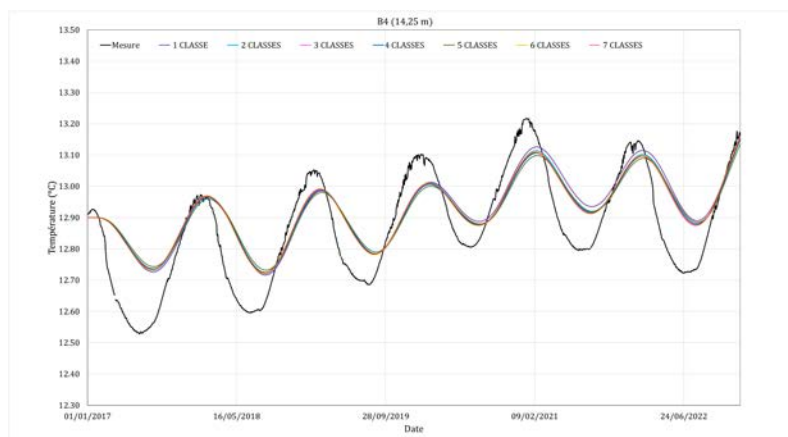


FIGURE H.5 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur B4 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

G. Courbes des résultats

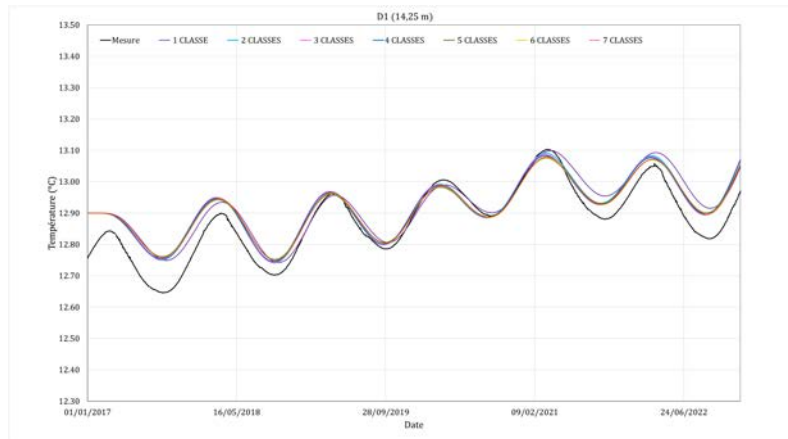


FIGURE H.6 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur D1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

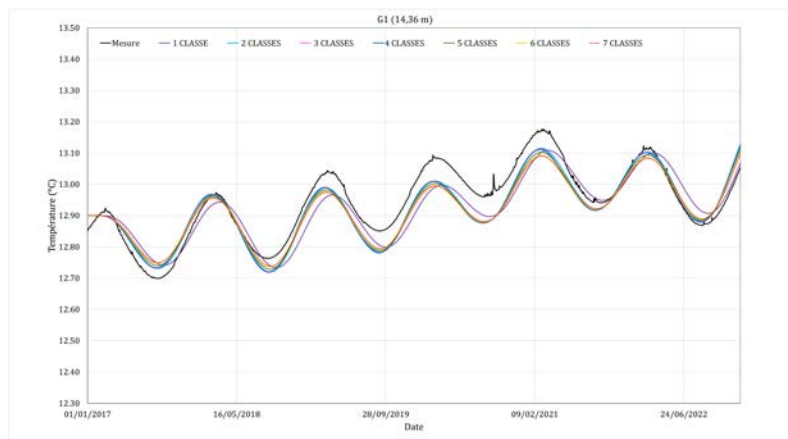


FIGURE H.7 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur G1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

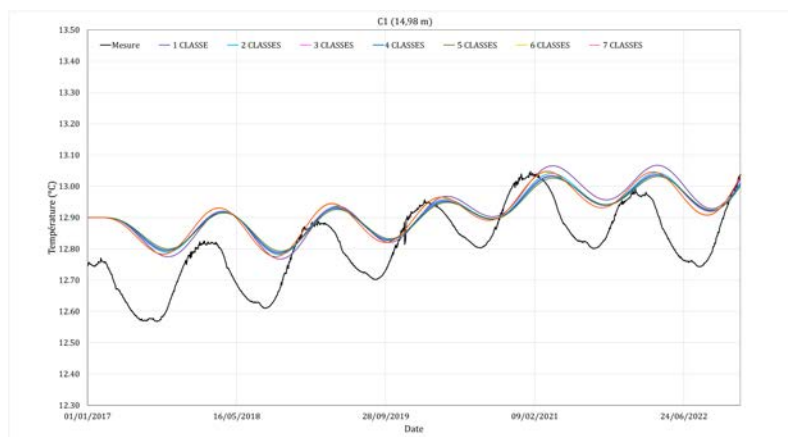


FIGURE H.8 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

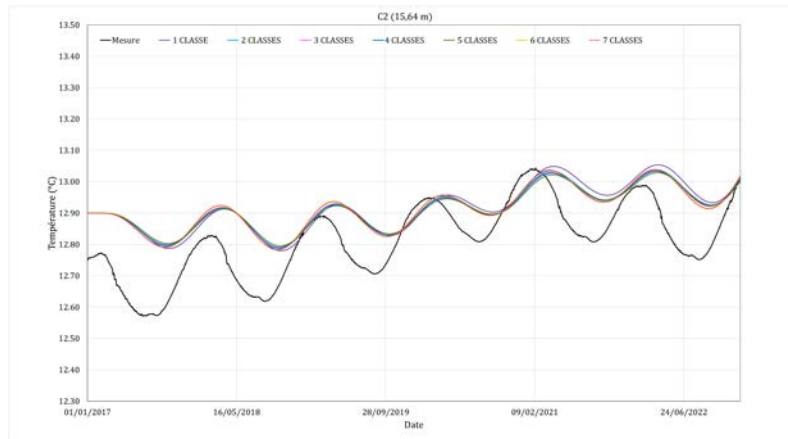


FIGURE H.9 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C2 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

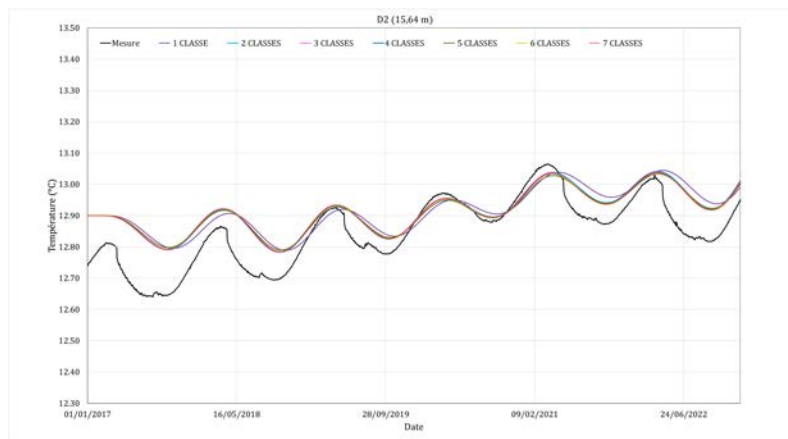


FIGURE H.10 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur D2 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

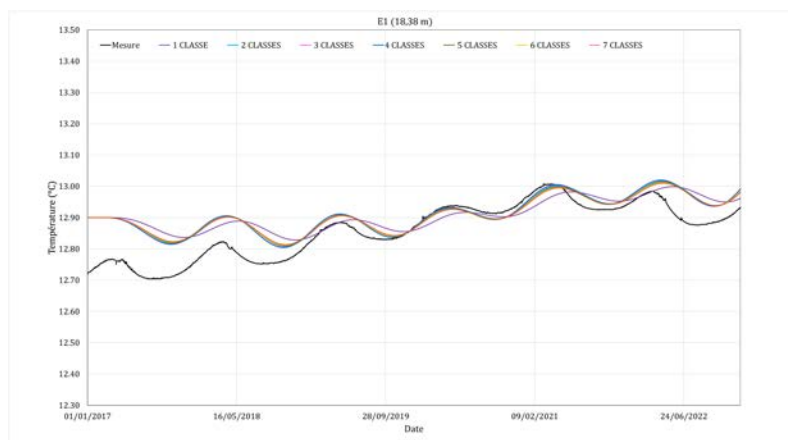


FIGURE H.11 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur E1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

G. Courbes des résultats

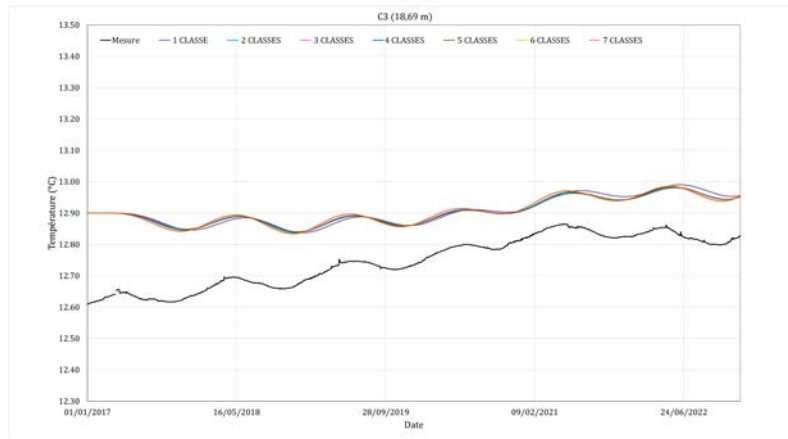


FIGURE H.12 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C3 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

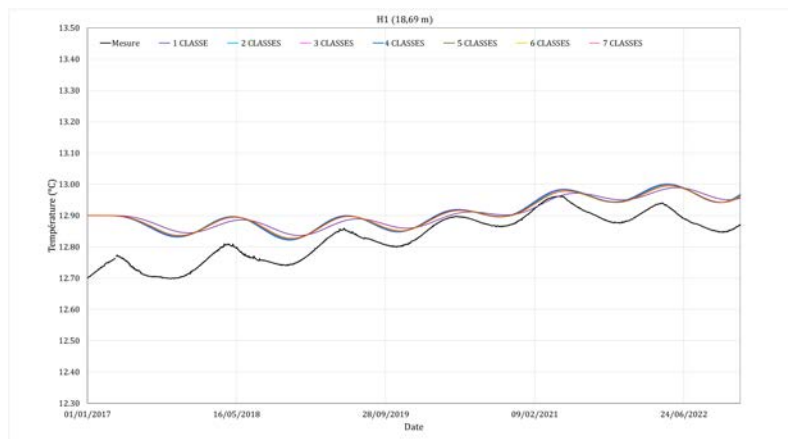


FIGURE H.13 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur H1 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

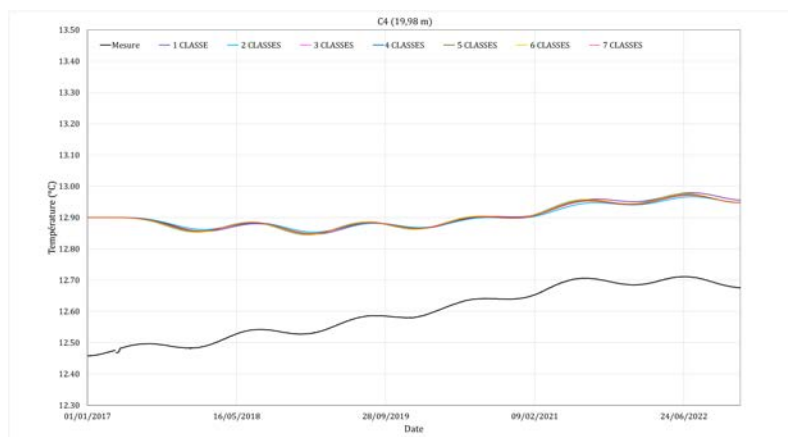


FIGURE H.14 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur C4 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.

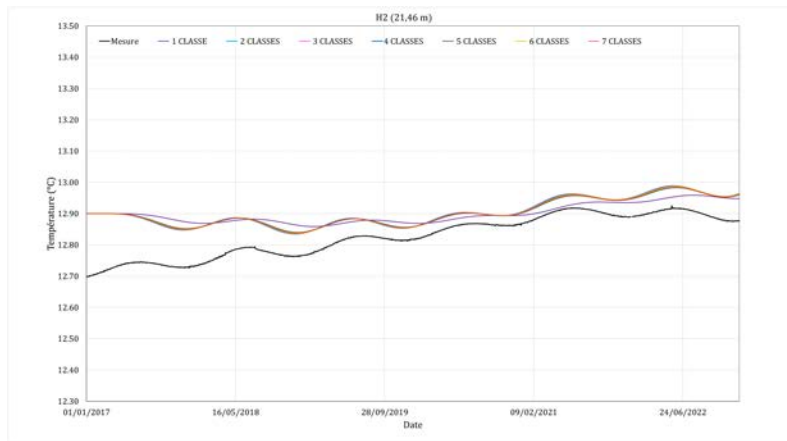


FIGURE H.15 – Résultats de la simulation de la conduction thermique dans le capteur H2 avec les différents modèles thermiques du massif rocheux.