



HAL
open science

Contribution de l'Intelligence Artificielle à la cartographie pour l'analyse des dunes à l'échelle d'un désert : cas d'étude du Rub'Al Khali

Jimmy Daynac

► **To cite this version:**

Jimmy Daynac. Contribution de l'Intelligence Artificielle à la cartographie pour l'analyse des dunes à l'échelle d'un désert : cas d'étude du Rub'Al Khali. Géomorphologie. Le Mans Université, 2024. Français. NNT : 2024LEMA1027 . tel-04906491

HAL Id: tel-04906491

<https://theses.hal.science/tel-04906491v1>

Submitted on 22 Jan 2025

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.

THESE DE DOCTORAT

DE
LE MANS UNIVERSITE
SOUS LE SCEAU DE
LA COMUE ANGERS – LE MANS

ECOLE DOCTORALE N° 596
Matière, Molécules, Matériaux et Géosciences
Spécialité : « Sciences de la Terre et de l'univers, espace »

Par

« **Jimmy DAYNAC** »

« **Contribution de l'Intelligence Artificielle à la cartographie pour l'analyse des dunes à l'échelle d'un désert – Cas d'étude du Rub'Al Khali** »

Thèse N° : 2024LEMA1027

Thèse présentée et soutenue à Le Mans Université, le 10 Décembre 2024

Unité de recherche : UMR CNRS 6112 LPG – Laboratoire de Planétologie et Géosciences

Rapporteurs avant soutenance :

Alice Le Gall
Sylvain Courrech du Pont

Maître de conférences, HDR, Sorbonne Université
Professeur des universités, Université Paris Cité

Composition du Jury :

Rapporteurs : Alice Le Gall
Sylvain Courrech du Pont

Maître de conférences, HDR, Sorbonne Université
Professeur des universités, Université Paris Cité

Examineurs : Alice Lefebvre
Pascal Allemand

Chercheuse, MARUM, University of Bremen, Allemagne
Professeur des universités, Université Lyon 1

Dir. de thèse : Régis Mourgues
Co-enc. de thèse : Paul Bessin
Stéphane Pochat (*Invité*)

Professeur des universités, Le Mans Université
Maître de conférences, Le Mans Université
Maître de conférences, Nantes Université

« En science, la phrase la plus excitante que l'on peut entendre, celle qui annonce des nouvelles découvertes, ce n'est pas « Eureka », mais c'est « drôle ». »

Isaac Asimov (1920 - 1992)

*Pour Annie,
et ma famille*

Remerciements

N'étant pas particulièrement adepte des longs discours (malgré ce que pourrait laisser croire le nombre de pages de cette thèse), je vais faire court ici, mais sachez que chaque mot est chargé de reconnaissance et de sincérité. Tout au long de mon parcours universitaire, j'ai eu la chance de croiser un grand nombre de personnes. J'aime à penser que chacune d'entre elles, de près ou de loin, a contribué à façonner cette aventure. Je m'excuse si des noms ont échappé à ma mémoire, mais je tiens à remercier chacun et chacune d'entre vous. Vous saurez vous reconnaître.

À mon équipe d'encadrement, Paul, Régis, et Stéphane, merci d'avoir su m'accompagner avec patience et persévérance. Nous avons traversé des moments compliqués, mais j'en ressors grandi, à la fois comme scientifique et comme pédagogue. Grâce à vous, j'ai pu relever les défis de cette étude avec plus de confiance. Aux membres de mon jury, merci d'avoir accepté de juger ce travail. Merci également à tous les membres du laboratoire LPG, en particulier Vincent, Christelle, Edouard, Alain, Alexia, Pierre, David, Sandrine, Inna, Marion, Olivier, et tant d'autres pour leur soutien au quotidien et leur amitié.

Un remerciement spécial aux membres de mon comité de suivi : Sophie, Alain et Sébastien, ainsi qu'à Sabrina et Laurie pour leur précieuse collaboration, leur disponibilité et leur engagement, qui ont grandement contribué à l'avancement de mes recherches. À l'ESGT, un grand merci à Christophe et Elisabeth pour leurs conseils et les moments passés sur le terrain.

Je ne saurais terminer sans mentionner mes amis Jean, Loïc, Lucie, Sofyane, Thibault, Valentine, Antonin, Emma, Carolina, Clémence et Joao, pour leur amitié qui m'a permis de garder les pieds sur terre et de traverser cette période plus sereinement.

Enfin, à mes proches, ma famille, je tiens à exprimer ma profonde gratitude. Une mention spéciale à Robin et à mes parents, dont le soutien, qu'il soit direct ou indirect, a allégé le poids des moments difficiles et m'a permis de me ressourcer loin du stress. Vous êtes mes véritables piliers, une source constante d'amour et de réconfort.

Je souhaite aussi dédier cet ouvrage à ma grand-mère Annie, en souvenir de son amour pour sa famille, et qui a toujours cru en moi et encouragé à viser les sommets. Cet accomplissement est aussi le sien.

Résumé

Les dunes de sable éoliennes à différentes échelles (m-km) sont les principales formes topographiques dans les systèmes éoliens et se retrouvent sur divers corps planétaires comme la Terre, Mars ou Vénus. Elles résultent de l'interaction entre le vent, les sédiments transportés et le substratum. La forme, la taille, la disposition spatiale et le déplacement des dunes permet d'analyser les interactions entre les flux d'air et l'apport de sédiments, modulés par les conditions de surface. La production de cartes détaillées des caractéristiques individuelles des dunes couplée à une analyse statistique morphométrique spatialisée devient donc nécessaire pour mieux comprendre et caractériser l'origine de la formation et de l'évolution des dunes éoliennes.

Cependant, cartographier les dunes avec précision sur de grandes étendues reste encore aujourd'hui une tâche difficile pour deux raisons. Tout d'abord, compte tenu de la disponibilité des ensembles de données de télédétection avec une résolution spatiale (et temporelle) toujours croissante, une telle cartographie nécessite des procédés automatisés car la numérisation manuelle i) est chronophage et ii) peut être d'une subjectivité et d'une qualité non-uniformes. Ces limites sont principalement dues au fait que les opérateurs humains ne peuvent pas suivre des critères de cartographie similaires sur de vastes zones d'étude, en particulier lorsqu'il s'agit de morphologies complexes. Ensuite, cette cartographie se révèle ardue ; notamment en raison de la complexité de certaines formes et de l'absence de classification universellement acceptée des dunes, malgré les efforts de recherche récents.

Ce travail a donc pour objectif premier de proposer une nouvelle méthode de cartographie des dunes éoliennes axée sur une approche couplant du Deep Learning pour tracer le contour des dunes, une "squelettisation" et une analyse de réseau pour cartographier leurs crêtes et leurs connectivités (défauts). L'originalité de cette étude réside dans la capacité à cartographier ces caractéristiques à différentes échelles, allant de quelques kilomètres au désert entier. Les algorithmes développés montrent d'excellentes performances pour analyser des zones géographiques étendues et complexes avec une précision de l'ordre de 90 %. Cette méthode a permis de créer, pour la première fois, une base de données de plusieurs milliers de dunes du désert du Rub'Al Khali (le plus grand désert actif au monde), avec une fidélité élevée par rapport aux observations visuelles des dunes présentes sur le MNT.

À partir de cette base de données, nous avons étudié la variabilité morphologique des dunes en les comparant avec les données de vent (ERA5 Land Reanalysis) à l'échelle du désert, afin de quantifier et de comprendre leurs changements morphologiques et leurs répartitions spatiales en lien avec la dynamique des vents. Cette analyse morphométrique spatialisée est basée sur une Analyse en Composante Principale (ACP) et met en évidence les paramètres dominants suivant : la longueur des dunes (PC1) explique plus de 50 % de la variance et décrit les dunes linéaires du SW du désert ; la hauteur (PC2) représente 18 % de la variance et décrit les dunes en croissant du NW ; et la densité de défauts (PC3) explique 14 % de la variance, représentant les dunes en étoile et en dôme au SE. Des tests de p-value ont aussi été réalisés sur ces paramètres et révèlent des valeurs inférieures à 0,05, confirmant ainsi une organisation spatiale significative des dunes à l'échelle du désert.

Chaque forme archétypale de dune est dominée par l'un des trois paramètres identifiés par l'ACP, et les transitions entre ces formes représentent des étapes évolutives. En comparant ces résultats avec les données de vent, nous obtenons un modèle évolutif où la forme, la taille et l'orientation des dunes sont fortement influencées par les caractéristiques directionnelles du flux de sable associés aux vents du Shamal et du Kharif. L'analyse des données de vents par rapport aux différentes populations de dunes définie statistiquement a également permis de révéler deux modes de croissance des dunes : un mode d'élongation à l'ouest, où les crêtes des dunes linéaires s'alignent avec le flux sédimentaire, favorisant leur étirement, et un mode d'instabilité à l'est, où les dunes en croissant et isolées, perpendiculaires au flux, optimisent leur croissance en hauteur.

Abstract

Aeolian dunes at different scales (m-km) are the primary topographic forms in aeolian systems and are found on various planetary bodies such as Earth, Mars, or Venus. They result from the interaction between wind, transported sediments, and the substrate. The shape, size, spatial arrangement, and movement of dunes allow for the analysis of interactions between airflows and sediment supply, modulated by surface conditions. The production of detailed maps of individual dune characteristics, coupled with spatial morphometric statistical analysis, is thus necessary to understand better and characterize the origin of dune formation and evolution.

However, accurately mapping dunes over large areas remains a challenging task today for two reasons. Firstly, considering the availability of remote sensing datasets with ever-increasing spatial (and temporal) resolution, such mapping requires automated processes since manual digitization i) is time-consuming and ii) can be subjective and of uneven quality. These limitations are mainly because human operators cannot maintain consistent mapping criteria across large study areas, especially when dealing with complex morphologies. Secondly, this mapping is challenging, particularly due to the complexity of some forms and the lack of a universally accepted dune classification, despite recent research efforts.

The primary objective of this work is to propose a new method for mapping aeolian dunes, focusing on an approach that couples Deep Learning to delineate the dune contours, "skeletonization," and network analysis to map their crestlines and connectivities (defects). The originality of this study lies in the ability to map these features at various scales, ranging from a few kilometers to entire deserts. The developed algorithms demonstrate excellent performance in analyzing large and complex geographic areas with an accuracy of around 90%. This method has enabled the creation, for the first time, of a database containing several thousand dunes from the Rub'Al Khali desert (the largest active desert in the world), with high fidelity compared to visual observations of the dunes present in the Digital Elevation Model (DEM).

From this database, we studied the morphological variability of the dunes by comparing them with wind data (ERA5 Land Reanalysis) on a desert scale, in order to quantify and understand their morphological changes and spatial distributions in relation to wind dynamics. This spatialized morphometric analysis is based on Principal Component Analysis (PCA) and highlights the dominant parameters as follows: dune length (PC1) explains more than 50% of the variance and describes the linear dunes in the SW of the desert; height (PC2) represents 18% of the variance and describes the crescent-shaped dunes in the NW; and defect density (PC3) explains 14% of the variance, representing star and dome dunes in the SE. P-value tests were also conducted on these parameters and revealed values below 0.05, thus confirming a significant spatial organization of dunes at the desert scale.

Each archetypal dune form is dominated by one of the three parameters identified by the PCA, and transitions between these forms represent evolutionary stages. By comparing these results with wind data, we obtain an evolutionary model in which dunes shape, size, and orientation are strongly influenced by the directional characteristics of sand flow associated with the Shamal and Kharif winds. The analysis of wind data to the different statistically defined dune populations also revealed two dune growth modes: an elongation mode in the west, where the crestlines of linear dunes align with the sediment flow, favoring their stretching, and an instability mode in the east, where isolated crescent-shaped dunes, perpendicular to the flow, optimize their vertical growth.

Sommaire Général

TABLE DES ILLUSTRATIONS	XV
INTRODUCTION GENERALE	1
1. Les dunes éoliennes : Intérêt scientifique et problématiques générales....	2
2. Organisation du manuscrit	8
CHAPITRE I : DUNES EOLIENNES ET DESERTS DE SABLE - ETAT DES CONNAISSANCES	11
1. Introduction	14
2. Mécaniques du transport du sable et formation des dunes.....	17
3. Diversité des dunes libres terrestres	20
3.1. Conditions limites et évolution de la morphologie des dunes	20
3.2. Dunes en croissant	22
3.3. Dunes linéaires	24
3.4. Dunes en dôme	27
3.5. Dunes étoiles	29
4. Dunes ancrées.....	31
4.1. Nebkha.....	32
4.2. Creux de déflation (« Blowout »)	32
4.3. Dunes paraboliques	32
4.4. Dunes « Echo »	33
4.5. Dunes grimpantes, perchées, descendantes, d'abri.....	33
4.6. Les dunes « Lunettes »	33
5. Champs de dunes & déserts de sable	34
5.1. Distribution globale des déserts par rapport à la circulation atmosphérique globale	34
5.2. Formation spatiale et temporelle des champs de dunes et déserts de sable	36
6. Défis de classification liés à l'étude des dunes éoliennes	42
7. Apports potentiels de la cartographie détaillées des dunes à l'échelle des déserts	47
8. Synthèse sur la diversité des dunes et problématiques résultantes.....	47
CHAPITRE II : ETAT DE L'ART ET CONCEPTS FONDAMENTAUX DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE... ..	49
1. Introduction	53
2. Etat des lieux de l'automatisation de la cartographie des dunes	55
3. Intelligence Artificielle : définition et grands concepts historiques.....	60
3.1. Définition de l' « Intelligence Artificielle »	60
3.2. Le Proto-neurone artificiel (McCulloch et Pitts, 1943)	62

3.3.	Formalisation du terme « Intelligence Artificielle » - connexionnisme vs symbolisme	63
3.4.	Biomimétisme approfondi : Complexification des données et évolution algorithmique	66
4.	Fonctionnement d'un neurone élémentaire artificiel : le « Perceptron » (Rosenblatt, 1958)	68
4.1.	La fonction de transfert linéaire.....	70
4.2.	Les fonctions d'activation	72
4.3.	Fonction Coût.....	74
4.4.	Optimisation par descente de gradient	76
5.	Un réseau de neurone multicouche ou « Deep Neural Network » (DNN) ..	79
5.1.	Forward Propagation	83
5.2.	Back Propagation.....	85
6.	Les réseaux de neurones convolutifs ou « Convolutional Neural Network » (CNN)	86
6.1.	La convolution	90
6.2.	Le Pooling	93
6.3.	La convolution transposée	94
7.	Synthèse sur les concepts d'Intelligence Artificielle et réseaux de neurones et problématiques résultantes.....	96
CHAPITRE III : DEVELOPPEMENT D'UN NOUVEAU PROTOCOLE AUTOMATISE DE CARTOGRAPHIE DES DUNES (CONTOURS, CRETES ET DEFAUTS)		97
1.	Introduction	102
2.	Définition des caractéristiques morphologiques des dunes, sélection des LSP, et modèle opérationnel.....	103
3.	Segmentation des contours des dunes à partir d'un CNN « U-Net ».....	109
3.1.	Sélection et description du réseau de neurone convolutif U-Net	109
3.2.	Collecte des données d'apprentissage	112
3.3.	Entraînement du réseau de neurone convolutif	114
3.4.	Evaluation du modèle prédictif	114
4.	Segmentation des lignes de crêtes et des défauts des dunes	115
4.1.	Squelettisation des lignes de crêtes des dunes.....	115
4.2.	Identification des défauts des dunes	116
4.3.	Individualisation des morphologies complexes	117
5.	Validation & évaluation sur 20% des échantillons d'apprentissage selon deux niveaux d'échelles de Relief Résiduel (05 et 20 pixels)	118
5.1.	Cartographie des contours des dunes sur les échantillons de test avec le U-Net	118
5.2.	Extraction des lignes de crête et des défauts sur les échantillons tests..	122
6.	Test en contexte régional et limites du protocole de cartographie	126

6.1. Métriques de l'application du protocole aux dunes du Yémen selon deux échelles d'analyse (05 et 20 pixels)	126
6.2. Limites de la cartographie des dunes par le modèle U-Net.....	133
6.3. Pertinence du choix de la valeur seuil pour la squelettisation des lignes de crête	135
6.4. Incertitudes liées à la résolution de la donnée dans la cartographie.....	139
Synthèse des principaux résultats	141
CHAPITRE IV. ANALYSE STATISTIQUE DE L'EVOLUTION SPATIALE DE LA MORPHOLOGIE DES DUNES DU DESERT DE RUB'AL KHALI ET COMPARAISON AVEC LES DONNEES DE VENTS	143
1. Introduction	146
2. Le désert de sable du Rub'Al Khali, plus grand désert actif terrestre	149
2.1. Contexte géographique physique du Rub'Al Khali.....	149
2.2. Contexte géologique du Rub'Al Khali	150
2.3. Contexte climatique régional actuel et passé	153
2.4. Classifications et variabilités morphologiques des dunes du désert de Rub'Al Khali	158
3. Caractérisation morphologique des dunes de Rub'Al Khali par des analyses statistiques multivariées.....	162
3.1. Production de la base de données cartographique et morphométrique des dunes (contours, lignes de crêtes, défauts)	162
3.2. Méthode de statistiques multivariées pour l'analyse des données morphométriques.....	173
4. Continuum morphologique spatial et analyse en ACP : Vers une compréhension de l'organisation morphométrique et spatiale des dunes du Rub'Al Khali	176
4.1. Relations entre les paramètres morphométriques dans l'espace de l'ACP	176
4.2. Distribution spatiale et morphométriques des dunes du Rub'Al Khali.....	180
4.3. Discussion sur l'organisation et les transitions spatiales des motifs dunaires	187
5. Variabilité du régime des vents dans le Rub'Al Khali.....	191
5.1. Donnée de télédétection.....	191
5.2. Analyse spatiale de la vitesse et de l'orientation des vents.....	192
5.3. Propriété et variabilité spatiale du transport de sable.....	196
5.4. Modèle d'organisation spatiale et morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali	206
6. Synthèse des principaux résultats.....	213
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	215
1. Conclusions.....	217
1.1. Axe 1 : Développement d'une méthode automatisée et innovante pour cartographier les différents types de dunes et leurs caractéristiques (contours, crêtes, défauts).....	217

1.2. Axe 2 : Quantification des formes de dunes pour analyser les changements morphologiques liés aux processus éoliens.	218
2. Perspectives	221
2.1. Cartographie multi-échelle et validation des relations de dispersion des bedforms (travaux préliminaire - mission Dune du Pilat (France) (CNES-CNRS : MITI Project CALEPAB).....	221
2.2. Suivis temporelles et caractérisation de l'activité des dunes éoliennes..	223
2.3. Génération d'un atlas global des dunes terrestres.....	225
2.4. Potentiel d'inversion : utiliser les dunes comme nouvelle contrainte des climats planétaires	228
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	230
ANNEXES	254

Table des Illustrations

Fig.I. Diversité des dunes terrestres et extraterrestres.	2
Fig.II. Échelles temporelles et spatiales des systèmes dunaires (modifié d'après Lancaster, 2023).	3
Fig.1.1. Concept des interactions entre les processus dynamiques du vent, les processus de transport du sable, et la modification morphologique des dunes (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Livingstone et al., 2007).	15
Fig.1.2. Schéma des quatre grands processus de transport du sable : suspension (pour les particules <70 µm), saltation (60 et 1000 µm), roulement/traction, et reptation de surface (> 500 µm) (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Lorenz et Zimbelman, 2014).	17
Fig.1.3. Génération et interactions entre les dunes (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Baddock et al., 2017; Kocurek et al., 2010).	20
Fig.1.4. Interaction entre le vent, la couverture végétale, et l'approvisionnement en sable (Modifié à partir de Hack, 1941).	21
Fig.1.5. Modèle schématique de l'interaction entre une dune barkhane et les lignes de courant du flux de vent A) en coupe longitudinale et B) en plan (Modifié d'après Livingstone et Warren, 2019 ; Durán et al., 2010).	23
Fig.1.6. Diversité morphologique des dunes en croissant.	24
Fig.1.7. Modèle schématique en plan de l'interaction entre une dune linéaire et un régime de vent saisonnier bidirectionnel (Modifié d'après Livingstone et Warren, 2019 ; Tsoar, 1983).	26
Fig.1.8. Diversité morphologique des dunes linéaires.	27
Fig.1.9. Diversité morphologique des dunes en dôme.	28
Fig.1.10. Modèle schématique en plan de l'interaction entre une dune étoile et un régime de vent saisonnier complexe multidirectionnel (Modifié d'après Pye et Tsoar, 2009).	30
Fig.1.11. Diversité morphologique des dunes étoiles.	31
Fig.1.12. Diversité morphologique des dunes ancrées.	34
Fig.1.13. Distribution spatiale des déserts majeurs sur Terre par rapport à la circulation atmosphérique de la troposphère (Modifié d'après Huggett, 2017 ; Courrech du Pont, 2015 ; Lorenz et Zimbelman, 2014).	36

Fig.1.14. Réponse d'un système éolien sec au changement climatique en utilisant le concept d'état des sédiments (Modifié d'après Kocurek, 1998).	37
Fig.1.15. Différents contextes dans lesquelles se forment les déserts statiques (A-C) et dynamiques (D) (modifié d'après Pye et Tsoar, 2009).	39
Fig.1.16. Environnements tectoniques des principaux déserts (Modifié d'après Lancaster, 2023 et Lévy et al., 2023).	40
Fig.1.17. Caractéristiques des régimes de vents des déserts majeurs (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Fryberger, 1979).	42
Fig.1.18. Arbre d'identification pour la classification des dunes basée sur la morphologie (Courrech du Pont et al., 2024).	45
Fig.1.19. Arbre d'identification pour la classification des dunes basée sur la dynamique des dunes (Courrech du Pont et al., 2024).	46
Fig.2.1. Approche GEOMORPHON (Jasiewicz et Stepinski, 2013).	57
Fig.2.2. Classificateur supervisé SVM (Modifié d'après Bandeira et al., 2011).	58
Fig.2.3. Diagramme de relation entre l'Intelligence Artificielle, le Machine Learning, et le Deep Learning.	61
Fig.2.4. Représentation du traitement de l'information entre A) un neurone biologique, B) un réseau de neurone artificiel, et C) des règles de décision des Systèmes Experts.	65
Fig.2.5. Représentation graphique de l'évolution du nombre de neurones artificiels (échelle logarithmique) au fil des années (Modifié d'après Goodfellow et al., 2016).	67
Fig.2.6. Résumé du fonctionnement d'un neurone artificiel (Perceptron).	69
Fig.2.7. Fonction de transfert linéaire pour la classification des données binaires.	71
Fig.2.8. Exemple de fonctions d'activation (Modifié d'après Goodfellow et al., 2016).	74
Fig.2.9. Concept de fonction de perte.	75
Fig.2.10. Algorithme itératif de descente de gradient (Modifié d'après Goodfellow et al., 2016).	77
Fig.2.11. La règle de la chaîne (Modifiée d'après Goodfellow et al., 2016).	78
Fig.2.12. Schéma général d'un réseau neuronal à n couches contenant n neurones.	82

Fig.2.13. Évolution de la reconnaissance d'objets ou de la compréhension de scènes (Garcia-Garcia et al., 2017).	88
Fig.2.14. Aperçu du fonctionnement d'un réseau neuronal convolutif.	89
Fig.2.15. La convolution dans un CNN.	90
Fig.2.16. Exemple de kernel/filtre utilisé dans la convolution	91
Fig.2.17. Concept de remplissage (P).	92
Fig.2.18. Déplacement du pas (stride - s) dans le processus de convolution sur une image.	92
Fig.2.19. Principe de l'étape de pooling (cas du Maxpooling).	94
Fig.2.20. Principe de convolution transposée pour la partie décodeur d'un réseau neuronal auto-encodeur.	95
Fig.3.1. Représentations naturelles et numériques des dunes (Modifié d'après Daynac et al., 2024).	104
Fig.3.2. Concept d'extraction du relief résiduel (RR) pour différentes échelles d'observation avec un rayon choisi.	106
Fig.3.3. Concept d'extraction du Volumetric Obscurance (VO) pour différentes échelles d'analyse.	107
Fig.3.4. Vue d'ensemble du protocole de cartographie des dunes (Daynac et al., 2024).	108
Fig.3.5. Formation détaillée d'un algorithme U-Net pour cartographier les contours des dunes (Daynac et al., 2024).	111
Fig.3.6. Vue d'ensemble des échantillons des contours utilisés pour la formation de l'algorithme d'apprentissage profond (U-Net) (Modifié d'après Daynac et al., 2024).	113
Fig.3.7. Exemple de matrice de confusion utilisée pour l'évaluation du modèle.	115
Fig.3.8. Concept d'extraction de crêtes et d'individualisation de dunes (Daynac et al., 2024).	117
Fig.3.9. Visuel du subset de validation composé de 20 % des échantillons d'entraînement, de leurs références manuelles, et des prédictions pour les dunes RR 20 px et RR 05 px.	121

Fig.3.10. L'évolution du nombre d'objets lors de la squelettisation du VO des échantillons de validation selon neuf Sets de calcul pour RR 20px et RR 05px. _____	123
Fig.3.11. Illustration de l'impact du choix de la valeur du seuil de squelettisation sur la complexité et le nombre (A) de crêtes et de nœuds (en bleu « I », en vert « Y » et en rouge « X »), (B) de réseaux de crêtes, (C) de dunes individualisées (Daynac et al., 2024). _____	124
Fig.3.12. L'évolution du nombre d'objets générés au cours de la squelettisation VO selon 9 seuils de squelettisation pour RR 20px et RR 05px sur la région du Yémen. _____	127
Fig.3.13. Cartographie automatique régionale des caractéristiques 3D des méga-dunes (RR 20 px) au Yémen. _____	131
Fig.3.14. Cartographie automatique régionale des caractéristiques 3D des dunes superposées (RR 05 px) au Yémen. _____	132
Fig.3.15. Évaluation qualitative des limites de prédiction du modèle U-Net par rapport à deux échelles de relief résiduel (RR 20px et RR 05px) pour cinq catégories de dunes (dunes étoilées, barkhanoïdes, dômes, linéaires et complexes). _____	137
Fig.3.16. Évaluation qualitative de l'impact du seuil de squelettisation sur le VO selon deux échelles de Relief Résiduel (RR 20px et 05px). _____	138
Fig.3.17. Concept d'incertitudes métriques liées à la résolution du MNE pour les dunes. _____	140
Fig.4.1. Contexte géographique du désert du Rub'Al Khali (Modifié d'après Garzanti et al., 2017). _____	149
Fig.4.2. Topographie générale de la péninsule Arabique et du désert du Rub'Al Khali. _____	150
Fig.4.3. Contexte tectonique simplifié de la plaque arabique, avec les limites de plaques, les vecteurs de convergence approximatifs des plaques (Modifié d'après Stern et Johnson, 2010). _____	151
Fig.4.4. Le système complexe source-puits des sables arabiques (Modifié d'après Garzanti et al., 2017). _____	153
Fig.4.5. A) vents d'été (juin-août), et B) vents d'hiver (décembre-février) (Modifié d'après Edgell, 2006 et Garzanti et al., 2017). _____	156
Fig.4.6. Synthèse de trois classifications existantes de la diversité des dunes dans le désert de Rub'Al Khali. _____	159
Fig.4.7. Cartographie automatisée des méga-dunes du désert de sable du Rub'Al Khali (Péninsule Arabique) (Modifié d'après Daynac et al., 2024). _____	163

Fig.4.8. Atlas des morphologies des dunes dans la partie occidentale du Rub'Al Khali.	164
Fig.4.9. Atlas des morphologies des dunes dans la partie centrale du Rub'Al Khali.	165
Fig.4.10. Atlas des morphologies des dunes dans la partie orientale du Rub'Al Khali.	166
Fig.4.11. Mesure des paramètres morphométriques 2D et 3D pour différentes formes de dunes.	169
Fig.4.12. Diagramme de fréquence des paramètres morphométriques des dunes du désert du Rub'Al Khali.	171
Fig.4.13. Incohérences morphologiques (flèches rouges) dues à la faible intensité du signal topographique et à la taille de la fenêtre glissante dans le protocole de cartographie des contours.	172
Fig.4.14. Concept statistique de l'analyse en composantes principales (ACP).	175
Fig.4.15. Résultats des contributions statistiques des paramètres morphométriques dans l'ACP.	179
Fig.4.16. Schéma des relations spatiales entre une grille hexagonale et les entités cartographiques pour joindre la moyenne statistique des paramètres morphométriques des entités à chaque cellule hexagonale.	181
Fig.4.17. Cartes des contributions statistiques des 3 composantes principales et des paramètres morphométriques dominants du Rub'Al Khali.	183
Fig.4.18. Transitions morphométriques et statistiques des dunes du SW de Rub'Al Khali exprimées entre PC1, PC2, et PC3.	185
Fig.4.19. Transitions morphométriques et statistiques des dunes du NE du Rub'Al Khali exprimées entre PC2 et PC3.	186
Fig.4.20. Concept des attracteurs (Modifié d'après Anderson, 1996 ; Werner, 2003).	188
Fig.4.21. Continuum morphologique et spatial des dunes du Rub'Al Khali.	190
Fig.4.22. Variabilités spatiales et saisonnières des vents moyens entre 2006-2016.	194
Fig.4.23. Variabilité spatiale de l'orientation et de la vitesse des vents moyens du Rub'Al Khali par rapport à la direction des crêtes des dunes.	195

Fig.4.24. Schémas spatiaux A) du potentiel de dérive résultant RDP et B) du potentiel de dérive (DP) dans le désert du Rub'Al Khali. _____	203
Fig.4.25. Schémas spatiaux de A) la direction de dérive résultante (RDD) et B) du régime des vents exprimé par le rapport RDP//DP dans le désert du Rub'Al Khali. _____	204
Fig.4.26. Schémas spatiaux du A) rapport $\sigma F / \sigma l$ et B) des orientations des dunes prédites à partir du modèle de Courrech du Pont et al. (2014) en fonction de leur mode de croissance en instabilité de lit (vecteurs rouges) et en élongation (vecteurs noirs) dans le désert du Rub'Al Khali. _____	205
Fig.4.27. Influence des propriétés des régimes des vents, du transport du sable, et des modes de croissance des dunes sur le modèle évolutif issu de l'ACP. _____	211
Fig.4.28. Synthèse morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali. _____	212
Fig.II.1. Synthèse des missions sur la Dune du Pilat (France) effectuées du 28 au 30 novembre 2022. _____	222
Fig.II.2. Séquence d'images satellite Google Earth © (Maxar Technologies) présentés par Lorenz et al. (2013) illustrant différents stades de migration des dunes barkhanoïdes sur les décors des films Star Wars© (modifié d'après Lorenz et al., 2013). _____	224
Fig.II.3. Compilation préliminaire d'un atlas des dunes des grands déserts de sable terrestres produite automatiquement. _____	226
Fig.II.4. Cartographie automatisée des dunes linéaires des grands déserts d'Australie. _____	227

Table 2.1. Récapitulatif des méthodes automatisées de cartographie des dunes et d'extraction de leurs caractéristiques morphologiques.	59
Table 3.1. Tableau récapitulatif des mesures de rappel, de précision et de qualité calculées pour chaque échantillon de validation pour les dunes RR 20px et RR 05px.	120
Table 3.2. Métriques pour les méga-dunes (RR 20px) et les dunes superposées (RR 05px) lors d'un test de cartographie régionale (par exemple, le Yémen) après l'application de toutes les étapes du protocole.....	128
Table 4.1. Chronologie générale des changements climatiques en Arabie Saoudite (Vincent, 2008).....	157
Table.4.2. Tableau récapitulatif des principales formes de dunes du Rub'Al Khali...	160
Table 4.3. Description et calcul des paramètres morphométriques des dunes....	167
Table 4.4. Tableau des valeurs propres des trois premières composantes principales de chaque paramètre et de leur signification statistique (p-value) selon l'hypothèse H0.	177
Table 4.5. Constantes et formules dérivées pour obtenir les flux de sable et les régimes des vents (Chanteloube et al., 2022 ; Courrech du Pont et al., 2014). ..	197
Table 4.6. Classification des environnements éoliens à l'aide du rapport RDP/DP (Modifié d'après Fryberger et Dean, 1979).	198

Introduction Générale

1. Les dunes éoliennes : Intérêt scientifique et problématiques générales

Les dunes éoliennes sont des motifs topographiques plus ou moins réguliers se développant à l'interface entre un matériau déformable, pouvant être granulaire et un fluide en mouvement (*Bagnold, 1941, 1974*).

Ces motifs sont répandus sur différentes surfaces planétaires telles que la Terre (**Fig.I.A à I.E**), Mars (**Fig.I.F**), Titan (**Fig.I.G**) ou bien Vénus (**Fig.I.H**), et sont principalement induits par le vent. Les dunes présentent des formes variées, allant de dunes simples, parfois même isolées, à des dunes complexes pouvant se superposer (**Fig.I**).

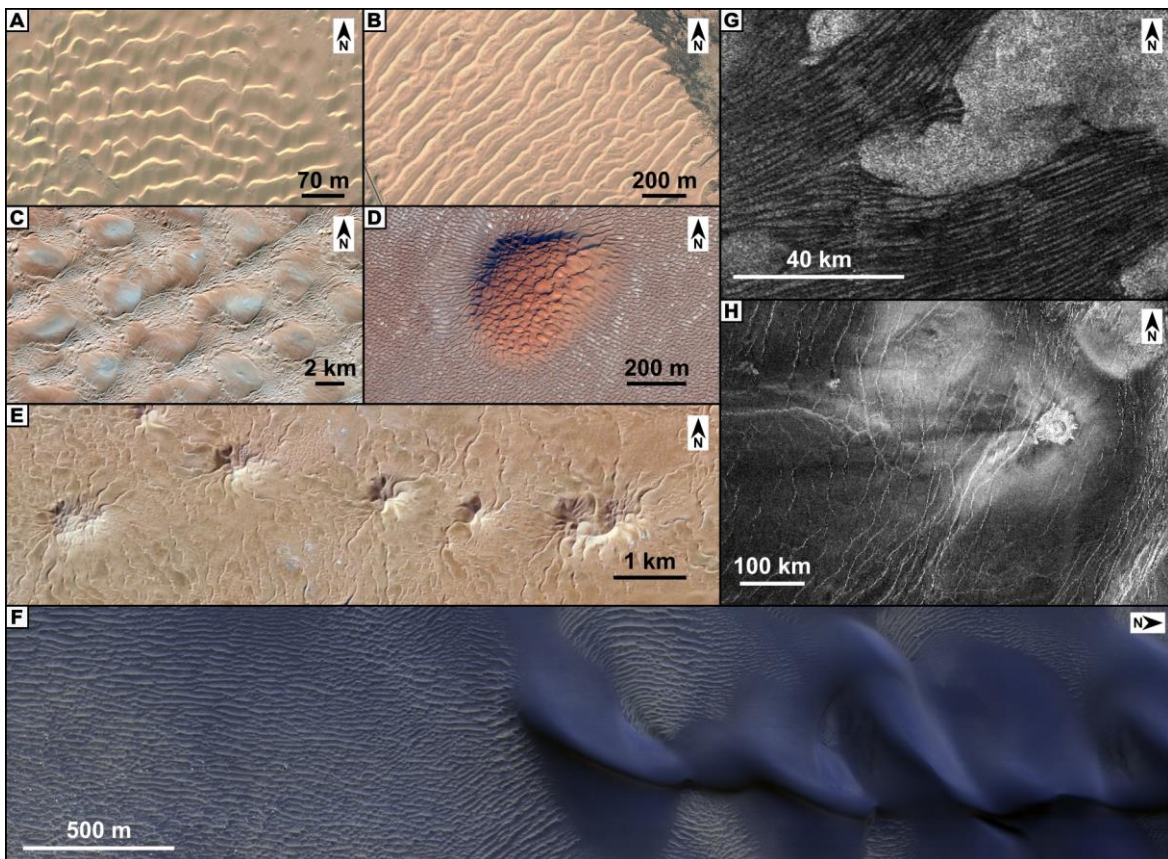


Fig.I. Diversité des dunes terrestres et extraterrestres. A) Rides barkhanoïdes dans le Sahara occidental ($27,166^{\circ}\text{N}$, $13,29^{\circ}\text{E}$). B) Dunes asymétriques à crête droite dans le désert de Mu-U en Chine ($38,756^{\circ}\text{N}$, $107,936^{\circ}\text{E}$). C) Dunes en réseau en Libye ($25,136^{\circ}\text{N}$, $13,082^{\circ}\text{E}$). D) Dune dôme en Oman ($18,522^{\circ}\text{N}$, $53,549^{\circ}\text{E}$). E) Dunes étoiles en Algérie ($31,427^{\circ}\text{N}$, $7,302^{\circ}\text{E}$). F) Dunes de sable et ondulations dans le cratère Proctor sur Mars ($-47,786^{\circ}\text{N}$, $30,689^{\circ}\text{E}$). G) Dunes en andains sur Titan ($\sim 20^{\circ}\text{N}$, 280°W). H) Dunes non résolues dans le cratère Eudocia sur Vénus. Crédits : Maxar Technologies (A, B, C, D, E (Courrech du Pont et al., 2024)), NASA/JPL-Caltech/UArisona (F (ESP_011909_1320)), radar Cassini (G (Radebaugh et al., 2008)), radar Magellan (H (Kreslavsky et Bondarenko, 2017)).

Les dunes éoliennes peuvent être définies comme des accumulations de sable résultant du dépôt du vent (*Bagnold, 1941*) et ont été reconnues comme faisant partie de systèmes complexes auto-organisés (*Lancaster, 2023; Bishop, 2010; Wilkins et Ford, 2007; Kocurek et Ewing, 2005; Hallet, 1990*). C'est-à-dire que ces systèmes ont une hiérarchie spatiale qui comprend (i) des rides éoliennes, (ii) des dunes simples individuelles ou pouvant se superposer, (iii) des méga-dunes (également appelées « Draa » ou dunes composées et complexes), et (iv) des champs de dunes et (v) des mers de sable que nous nommerons désert de sable dans ce manuscrit (Fig.II) (*Lancaster, 2023*). Cette diversité observée à différentes échelles illustre la complexité des processus de formation des dunes, lesquels présentent des similarités à travers ces différentes échelles (Fig. II) (*Baas, 2002*).

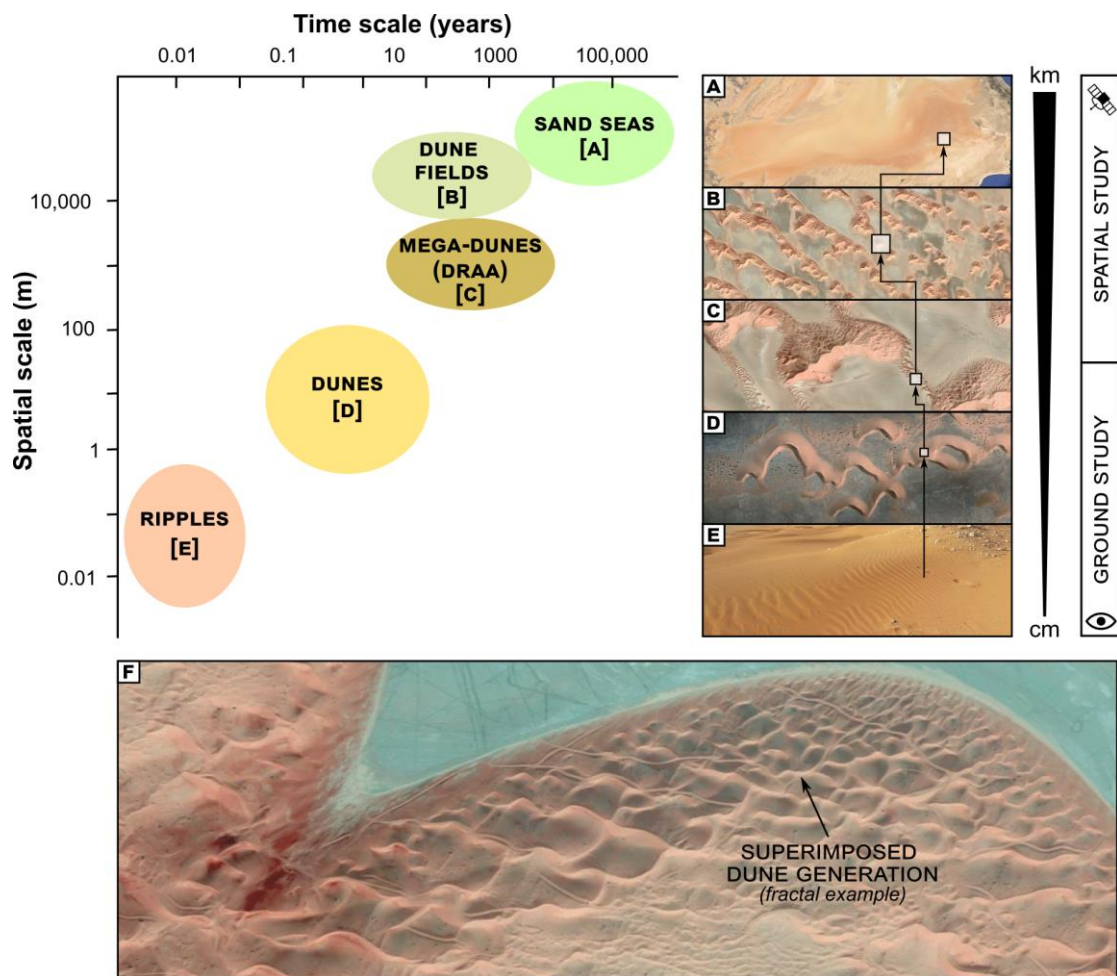


Fig.II. Échelles temporelles et spatiales des systèmes dunaires (modifié d'après Lancaster, 2023). A) Désert de sable (par exemple Rub'Al Khali). B) Champ de dunes d'Oman. C) Méga-dunes (Draa) de forme barkhanoïde. D) Dunes Barkhan dans la zone interdunaire du Draa. E) Rides de sable à la surface des dunes (structures sédimentaires plus petites visibles à l'œil nu). F) Principe d'auto-organisation entre les dunes superposées et les dunes sous-jacentes (objets géométriques qui se ressemblent sous un changement d'échelle).

Ces motifs se développant au fil du temps et dans l'espace présentent un intérêt scientifique majeur, car leurs caractéristiques morphologiques (par exemple : géométrie, taille, orientation, complexité, organisation) dépendent principalement de caractéristiques physiques spécifiques du fluide (par exemple : vitesse, direction, viscosité, uniformité) et du stock de particules sédimentaires disponibles (par exemple : densité, forme, granulométrie) ([Courrech du Pont et al., 2015](#); [Andreotti et al., 2002](#); [Kocurek et Ewing, 2005](#); [Werner, 1995](#); [Bagnold, 1974, 1941](#)). À mesure que l'échelle spatiale augmente, le nombre de variables diminue, et les processus à petite échelle (par exemple : la saltation des grains de sable) deviennent moins pertinents face aux comportements émergents à plus grande échelle, tels que les interactions entre dunes et/ou avec les processus atmosphériques ([Lancaster, 2023](#)).

La simplification des variables avec l'augmentation de l'échelle facilite l'analyse des aspects clés des motifs des champs de dunes, tels que l'espacement et la réorientation des dunes face aux changements de régime du vent ([Kocurek et Ewing, 2005](#)), ainsi que l'évaluation des réponses morphologiques face aux changements externes à différentes échelles spatiales et temporelles ([Lancaster, 2023](#)).

Ainsi, l'étude des dunes éoliennes est essentielle, non seulement pour comprendre l'évolution et l'interaction des environnements éoliens avec les changements globaux ([Thomas et Wiggs, 2008](#)) mais aussi pour répondre aux préoccupations sociales telles que la surveillance de l'empiètement des dunes sur les infrastructures anthropiques ([Ahmady-Birgani et al., 2017](#)). De plus, l'étude des dunes terrestres fournit un cadre pour transférer la connaissance des systèmes de dunes sur Terre à d'autres corps planétaires ([Ewing et al., 2015](#)).

L'étude des dunes a évolué pendant plus de huit décennies, depuis la publication des travaux sur la physique des sables à l'échelle du grain au début des années 1940 ([Bagnold, 1941](#)). Ces travaux précurseurs ont initié des études sur la caractérisation de l'écoulement du vent, à partir de modèles analogiques contrôlés (*i.e.* [McKenna-Neuman et Nickling, 1989](#)) ou sur des surfaces réalistes et complexes (*i.e.* [Wang et al., 2005](#)) vers le développement de modèles numériques élaborés (*i.e.* [Rozier et Narteau, 2014](#) ; [Werner, 1995](#)). Les modélisations analogiques et numériques de l'écoulement ont largement contribué aux avancées dans le domaine de la géomorphologie éolienne. Cependant, la majorité de ces études se concentrent sur l'échelle des grains et des dunes simples et isolées, et les groupes de dunes et les dunes des régions éloignées sont encore peu compris ([Zheng et al., 2022](#)).

De plus, les études de modélisation actuelles interprètent souvent leurs modèles à partir d'un état stationnaire d'une forme archétype (par exemple : dune barkhane), dans des conditions très contrôlées. Ces modèles sont ensuite validés par des analyses comparatives avec des cas naturels, mais dans des régions ou champs de dunes spatialement restreints (*i.e.* [Gadal et al., 2020](#) ; [Rozier et al., 2019](#); [Gao et al., 2018](#); [Zhang et al., 2012](#)).

Depuis les années 1960 et jusqu'à aujourd'hui, les techniques de télédétection et d'acquisition d'imagerie satellites (Landsat, Sentinel, SPOT, ALOS, CTX, THEMIS, MOC, HiRISE) et de modèle numérique de terrain (MNT : LIDAR, SRTM, ASTER GDEM, COPERNICUS, HiRISE) ont beaucoup progressé en termes de résolution et de couverture spatiale. De plus, les avancées concernant le traitement de la donnée par le biais de softwares/algorithmes de plus en plus performants (jusqu'à la révolution en cours de l'IA) permettent un traitement plus rapide et précis ([Zheng et al., 2022](#)).

Ceci facilite l'étude non pas sur une population réduite de dunes, mais sur l'étendue des déserts de sable regroupant une plus grande diversité de dunes pour caractériser leur activité ([Brown et Arbogast, 1999](#) ; [Anthonsen et al., 1996](#)), leur morphodynamique ([Bourke et al., 2009](#); [Vermeesch et Drake, 2008](#); [Levin et Ben-Dor, 2004](#)) et/ou leurs configurations spatiales ([Ewing et Kocurek, 2010](#); [Hugenholtz et Barchyn, 2010](#); [Bishop, 2007](#); [Wilkins et Ford, 2007](#); [Ewing et al., 2006](#); [Lancaster et al., 2002](#)).

Ces différentes données et outils apportent des niveaux d'investigation complémentaires aux études précédentes et permettraient de répondre aux problématiques :

- I. Comment les dunes changent-elles de forme ? Convergent-elles toutes vers une forme spécifique ou observe-t-on un continuum morphologique en lien avec la dynamique ?***

- II. Qu'est-ce qui traduit et contraint les maturités, configurations et organisations spatiales des dunes ?***

Bien que largement abordées par des travaux antérieurs, ces questions restent d'actualité, car les réponses restent partielles et la plupart des études se limitent à des échelles restreintes (champs de dunes) sans intégrer d'autres formes ([Gunn et al., 2022](#)).

La forme des dunes évolue par le biais d'interactions entre les dunes et en réponse à la variabilité du régime des vents et du stock de sable. Différentes études récentes utilisant l'imagerie satellite et les MNTs se limitent à fournir des informations et des descriptions qualitatives de la diversité des dunes et des processus (*Ewing et Kocurek, 2010b ; Kocurek et al., 2010 ; Zhang et al., 2018*).

En complément, quelques études fournissent des informations quantitatives, telles que la fréquence d'interaction (*Ewing et Kocurek, 2010*), l'indice d'interaction (*Day et Kocurek, 2018*), l'espacement et la hauteur des dunes (*Al-Masrahy et Mountney, 2013*), pour évaluer les contrôles des processus en jeu. Cependant, selon *Zheng et al. (2022)*, ces efforts restent principalement limités à des cartographies manuelles sous SIG (i.e. *Guidat et al., 2015*).

Pour répondre à ces problématiques et permettre une quantification et une analyse précise des morphologies dunaires serait de produire des cartographies détaillées de champs de dunes. La cartographie séquentielle détaillée est cruciale, car elle permet une meilleure caractérisation de la diversité des dunes et, par conséquent, une meilleure compréhension des processus en jeu (*Zheng et al., 2022*).

Bien que l'approche manuellement soit aujourd'hui couramment utilisée, elle reste chronophage et subjective. En effet, même lorsqu'il existe des critères de cartographie clairs, la cartographie des dunes en général reste une tâche difficile (*Hillier et al., 2015 ; Siegal et Short, 1977 ; Podwysocki et al., 1975*), en particulier dans les environnements éoliens où la diversité et la complexité des dunes sont importantes, comme le traduisent les nombreuses classifications morphologiques et morphodynamiques des dunes proposées (*Courrech du Pont et al., 2024 ; Livingstone et Warren, 1996 ; Pye et Tsoar, 1990 ; Hunter et al., 1983 ; Breed and Grow, 1979 ; McKee, 1979*).

Pour lever le verrou lié à la cartographie des dunes, de nouvelles techniques d'automatisation dont l'utilisation de l'*Intelligence Artificielle* commencent tout juste à être adoptées et donnent des résultats de cartographies des dunes acceptables et précis (*Zheng et al., 2022*). Parmi ces techniques, les réseaux neuronaux profonds (*Deep Neural Networks - DNN*) surpassent les autres méthodes d'automatisation de par leur capacité à apprendre automatiquement les caractéristiques géomorphologiques des dunes sur des images ou MNTs, nécessitant que peu d'intervention humaine (*Barrett et al., 2022 ; Rubanenko et al., 2021 ; Shumack et al., 2020 ; Nagle-McNaughton et al., 2020 ; Palafox et al., 2017 ; Vaz et Silvestro, 2014*).

In fine, la convergence des nouvelles approches d'automatisation de la cartographie avec les travaux jusqu'à présent réalisés ouvre de nouvelles perspectives dans l'étude des dunes éoliennes. En exploitant les progrès récents dans le domaine de l'*Intelligence Artificielle* et des techniques de cartographie automatisée, les chercheurs sont désormais mieux équipés pour aborder les questions non résolues et explorer de nouvelles hypothèses sur la dynamique des dunes et leur réponse aux variations environnementales.

Ainsi, nous orientons notre recherche dans ce manuscrit autour de deux axes principaux :

- 1) *Le développement d'un protocole innovant de cartographie automatisée pour différencier les types de dunes et leurs caractéristiques ;*
- 2) *L'analyse quantitative et statistique de la morphométrie des dunes, afin de caractériser leurs changements morphologiques en relation avec les processus éoliens.*

Les objectifs de ces axes visent à comprendre **comment les dunes changent t'elles de formes et comment elles s'organisent spatialement par rapport au processus génétique** qui sous-tend la diversité des formes dunaires. Nous espérons également que ces travaux serviront de précurseurs à de futures études et encourageront une évaluation plus approfondie des processus en jeu dans un contexte de changements globaux et d'intensification des phénomènes de désertification.

2. Organisation du manuscrit

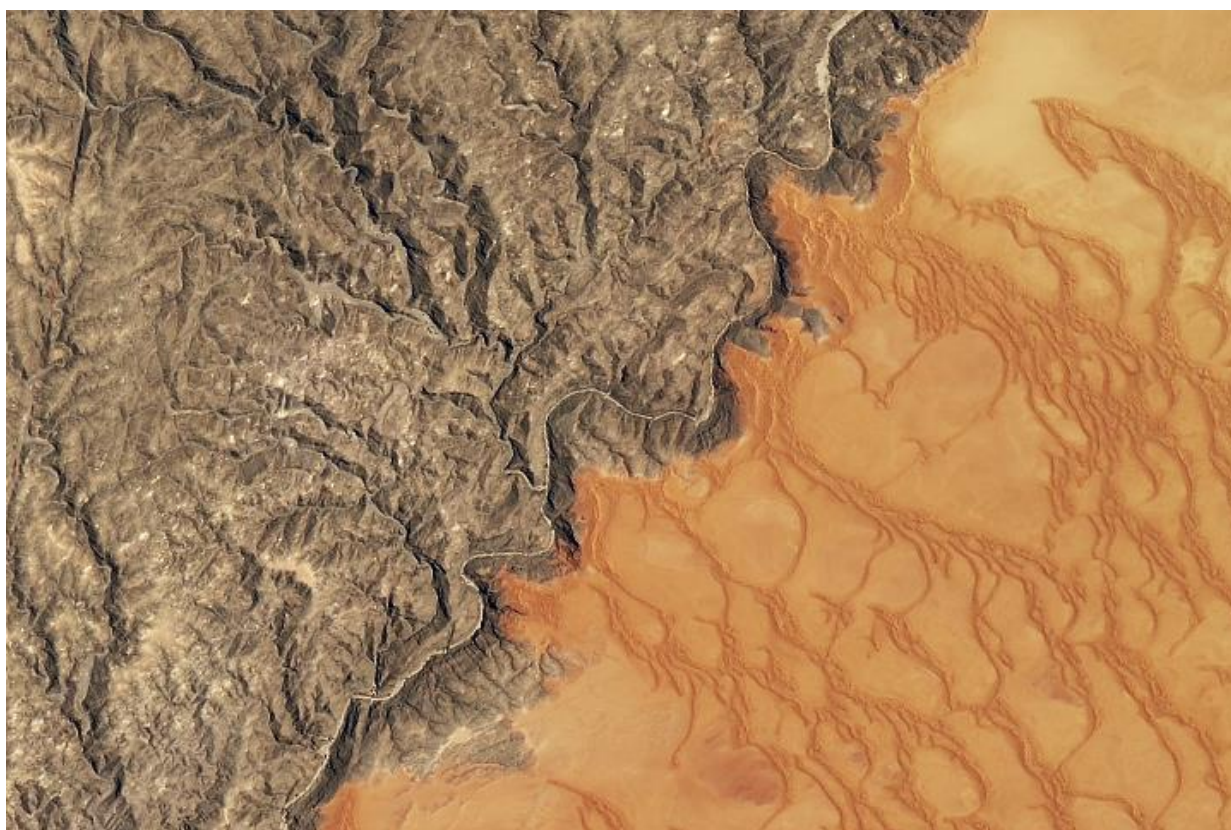
Ce manuscrit se divise en 4 chapitres, structurés de la manière suivante :

- Le **Chapitre I** dresse un état des connaissances actuelles concernant les environnements éoliens : des différents processus de remobilisation du sable, des différentes formes de dunes, jusqu'à la répartition spatiale des déserts et champs de dunes. Il explore également les caractéristiques morphologiques des dunes et les critères utilisés pour leur classification.
- Le **Chapitre II** introduit les fondamentaux concernant l'*Intelligence Artificielle*. Nous introduirons ses origines, puis aborderons les principes de base des réseaux de neurones à une couche, notamment le Perceptron. Nous approfondirons les concepts en introduisant l'organisation des réseaux de neurones multicouches DNN, en mettant l'accent sur les concepts de propagation avant et la rétropropagation. Ensuite, nous présentons les réseaux de neurones convolutifs (*Convolutional Neural Network - CNN*), utilisés notamment pour le traitement de données structurées 3D comme les images ou MNTs, en expliquant leur architecture et leurs fonctionnements.
- Le **Chapitre III** décrit un nouveau protocole utilisant une architecture de CNN modifiée, le U-Net, et un algorithme de squelettisation. Ce protocole utilise deux dérivés de MNT, le Relief Résiduel et le *Volumetric Obscurance*, pour cartographier les contours, crêtes et défauts des dunes. Le protocole intègre des outils avancés pour une segmentation précise des contours des dunes et optimise la détection des sommets de dunes, contribuant ainsi à une analyse détaillée des caractéristiques dunaires. L'efficacité de cette approche est évaluée sur des échantillons de dunes et testée sur une région restreinte du Yémen afin de tester son adaptabilité à de vastes environnements géographiques. Ce chapitre a fait l'objet d'une publication ([Daynac et al., 2024](#))
- Le **Chapitre IV** présente une première application du protocole développé à l'échelle d'un désert de sable, celui du Rub'Al Khali. Celui-ci a été sélectionné car il montre une diversité importante de dunes et constitue un cas d'étude idéal pour :

- i) Caractériser la géométrie et l'organisation spatiale des différentes formes de dunes à l'aide d'une méthode de statistiques multivariées (ACP, p-value), peu explorée jusqu'à présent ;

- ii) Analyser les relations spatiales entre les différentes populations définies statistiquement avec des données de vent ERA 5 Land Reanalysis. L'ensemble de ces résultats fournit une description des transitions morphologiques des dunes induite par les processus environnementaux. Nos résultats permettent de proposer un modèle de développement morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali.

Chapitre I :
Dunes éoliennes et déserts de sable -
Etat des connaissances



Le désert de sable du Namib est délimité au nord par la rivière Kuiseb. Crédit : Images de l'Observatoire de la Terre de la NASA par Joshua Stevens, utilisant des données Landsat de l'U.S. Geological Survey.

Sommaire du chapitre

1.	Introduction	14
2.	Mécaniques du transport du sable et formation des dunes.....	17
3.	Diversité des dunes libres terrestres	20
3.1.	Conditions limites et évolution de la morphologie des dunes	20
3.2.	Dunes en croissant	22
3.3.	Dunes linéaires	24
3.4.	Dunes en dôme	27
3.5.	Dunes étoiles	29
4.	Dunes ancrées.....	31
4.1.	Nebkha.....	32
4.2.	Creux de déflation (« Blowout »).....	32
4.3.	Dunes paraboliques	32
4.4.	Dunes « Echo »	33
4.5.	Dunes grimpantes, perchées, descendantes, d'abri.....	33
4.6.	Les dunes « Lunettes »	33
5.	Champs de dunes & déserts de sable	34
5.1.	Distribution globale des déserts par rapport à la circulation atmosphérique globale	34
5.2.	Formation spatiale et temporelle des champs de dunes et déserts de sable	36
6.	Défis de classification liés à l'étude des dunes éoliennes	42
7.	Apports potentiels de la cartographie détaillées des dunes à l'échelle des déserts	47
8.	Synthèse sur la diversité des dunes et problématiques résultantes.....	47

1. Introduction

Les dunes de sable éoliennes sont des structures sédimentaires formées par l'accumulation de sédiments transportés par le vent, et peuvent être définies comme des monticules ou des crêtes mobiles, que leurs faces d'avalanche soient visibles ou non ([Bagnold, 1974](#)). Ces structures font partie des reliefs éoliens les plus abondants sur notre planète, sont majoritairement localisées aux latitudes moyennes (35-50° N et 15-30° S) et couvriraient entre 5 à 7 millions de km² selon les cartographies mondiales réalisées ([Lancaster, 2023](#) ; [Wilson, 1972](#)).

Leurs formes, tailles, arrangements spatiaux et déplacement sont étroitement liés aux caractéristiques et aux interactions entre le vent, les sédiments issus des zones d'érosion éolienne ou d'accumulations sédimentaires (par exemple : pédiment et zone de déflation), et le substrat ([Edgell, 2006](#); [Zheng et al., 2022](#) ; [Andreotti et al., 2002](#); [Wiggs et al., 1996](#); [Ashley, 1990](#); [Allen, 1982](#); [Fryberger et Dean, 1979](#); [Bagnold, 1974](#); [Wilson, 1972](#)). La diversité des formes et des dimensions des dunes, qui vont de motifs circulaires de quelques mètres de longueur, à des structures rectilignes ou en croissant atteignant plusieurs centaines de kilomètres de long, reflète différents stades de développement sous des conditions plus ou moins stables entre la forme et le flux ([Lancaster, 2023](#) ; [Andreotti et al., 2009](#)). Cette diversité joue un rôle crucial dans la compréhension de l'évolution des paysages éoliens ([Zheng et al., 2022](#)).

Actuellement, l'état des connaissances des dunes éoliennes repose principalement sur l'analyse de données de terrain (vent, transport sédimentaire, etc. ; [Gadal et al., 2022](#) ; [Lü et al., 2022](#) ; [Telfer et al., 2017](#) ; [Ping et al., 2014](#)), l'analyse de données de télédétection, d'images satellitaires, couplée à des données de vent ([Chanteloube et al., 2022](#) ; [Gadal et al., 2022](#)), et le développement de modèles analogiques et numériques (par exemple : modèle numérique d'automate cellulaire ([Rubin et al., 2024](#); [Rozier et Narteau, 2014](#); [Walker et Nickling, 2003](#))).

Ces investigations ont joué un rôle clé pour identifier les différents facteurs (par exemple : climat, topographie, granulométrie, etc.) qui influencent les relations et rétroactions entre les processus en jeu et les formes de dunes (**Fig.1.1** ; [Livingstone et al., 2007](#)). Par exemple, les interactions dynamiques entre les régimes des vents et les dunes modifient en retour le flux d'air résultant et le transport du sable via différents échanges d'érosion et de dépôt, qui redéfinissent en retour continuellement la forme et la taille des dunes (**Fig.1.1**).

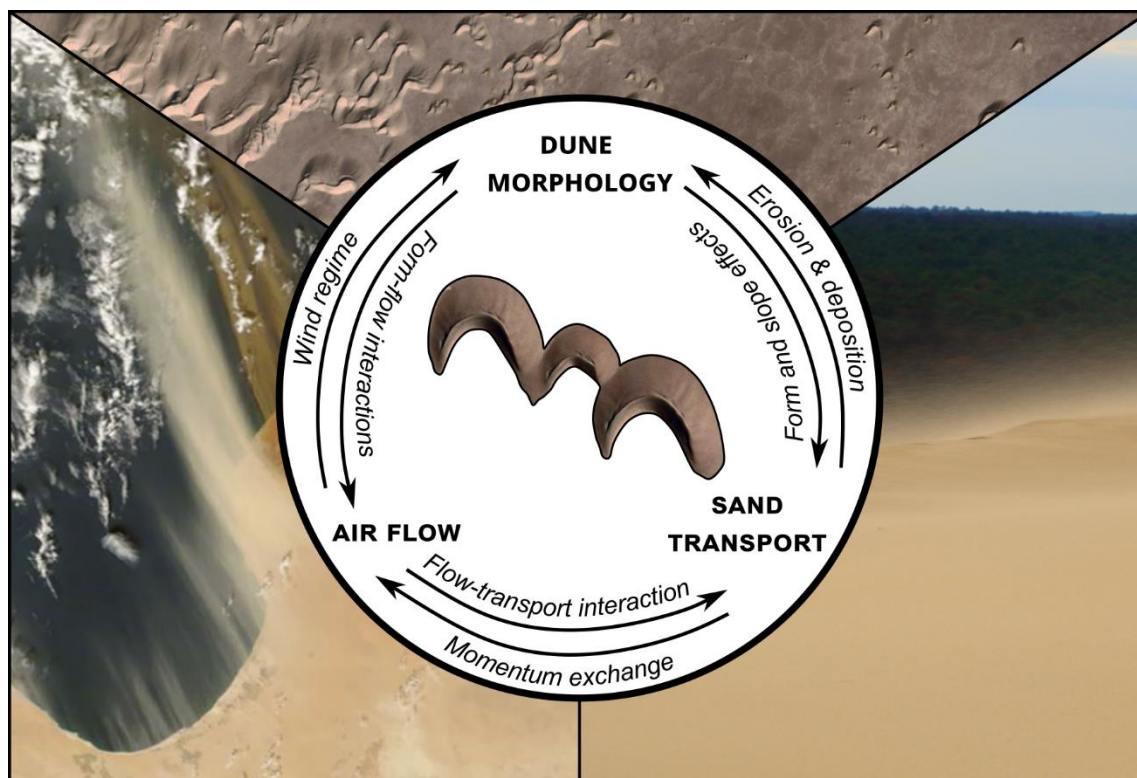


Fig.1.1. Concept des interactions entre dynamique du vent, transport du sable, et morphologie des dunes (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Livingstone et al., 2007). Crédit photos du haut dans le sens horaire : Airbus, photographie personnelle (Dune du Pilat), Lorenz et Zimelman, 2014).

Ce chapitre synthétise l'état des connaissances sur les caractéristiques géographiques, climatiques, physiques et morphologiques des dunes, en s'appuyant principalement sur les ouvrages de [Lancaster \(2023\)](#), [Zheng et al. \(2022\)](#), [Livingstone et Warren \(2019\)](#), [Lorenz et Zimelman \(2014\)](#), et [Pye et Tsoar \(2009\)](#), qui ont fourni une synthèse bibliographique exhaustive, intégrant les progrès récemment réalisés.

Dans un premier temps, les processus de transport du sable qui conduisent à la formation des dunes éoliennes seront présentés, depuis les premiers stades de développement des dunes jusqu'à leur maturation.

Ensuite, une revue détaillée sera consacrée à la diversité des dunes terrestres dites « libres », des conditions limites de leur formation ainsi que de l'évolution de leurs morphologies sera présentée.

Puis, l'état de l'art présentera les différents types de dunes « ancrées », leurs caractéristiques et les conditions environnementales qui favorisent leur formation.

Le chapitre abordera ensuite la répartition spatiale des champs de dunes et des déserts de sable à l'échelle globale, en présentant les facteurs environnementaux externes (climatiques et géologiques) qui influencent leur distribution spatiale et temporelle.

Enfin, les défis liés à la classification des dunes seront explorés. Cette classification vise à identifier les mécanismes spécifiques à chaque catégorie de dunes pour mieux comprendre leur formation, leur dynamique et leurs interactions. Actuellement, les systèmes de classification reposent sur deux terminologies : la morphologie, qui se concentre sur leur apparence géométrique, et la morphodynamique, qui s'appuie sur les processus génétiques des dunes.

2. Mécaniques du transport du sable et formation des dunes

La nature des reliefs éoliens est déterminée par la manière dont le sable est transporté, et des interactions entre les particules de sable avec les propriétés du fluide. Les modes de transport des sédiments par le vent dépendent principalement de la taille des grains (*Bagnold, 1941*) et s'effectuent selon quatre processus (**Fig.1.2**) :

1. **Suspension** - Les silts et les argiles ($<70 \mu\text{m}$) sont transportés en suspension et maintenus en l'air sur de longues distances par les tourbillons turbulents du vent. Les particules de cette taille jouent un rôle mineur ou insignifiant dans la dynamique des dunes (*Lancaster, 2023*) ;
2. **Saltation** - Les sables fins à moyens (60 et $1000 \mu\text{m}$) se déplacent par des sauts successifs lors desquels ils sont arrachés, atteignent une fraction de la vitesse du vent, puis retombent avec un angle d'approche faible lors de l'impact sur le sol (<10 degrés) (*Lancaster, 2023 ; Lorenz et Zimbelman, 2014*). La saltation correspond au processus dominant de transport de sable par le vent et joue un rôle important dans la dynamique des dunes (*Lancaster, 2023*) ;
3. **Roulement/Traction** - Les particules de sable $>500 \mu\text{m}$ peuvent être poussées ou roulées le long de la surface par l'impact des grains en saltation dans un mouvement appelé reptation de surface (*Lancaster, 2023*) ;
4. **Reptation** - Les particules $> 500 \mu\text{m}$ peuvent être aussi mises en mouvement par l'impact des grains en saltations lorsqu'ils retombent au sol (*Lancaster, 2023*).

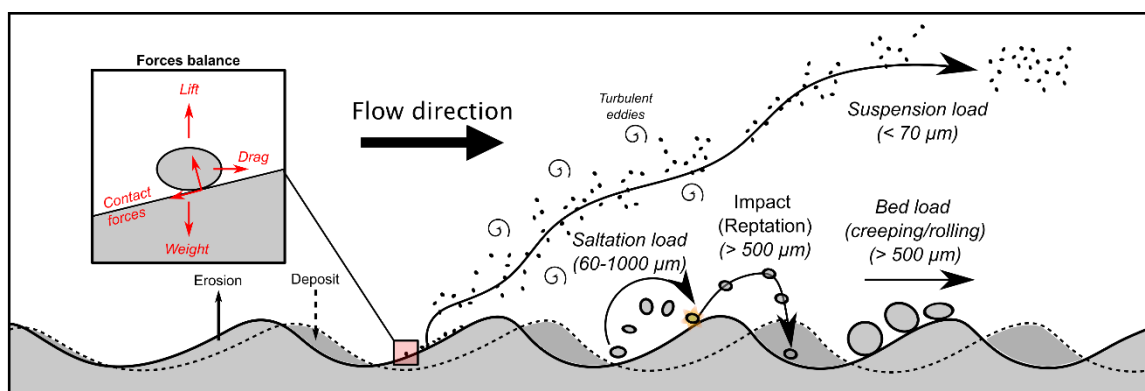


Fig.1.2. Schéma des quatre grands processus de transport du sable : suspension (pour les particules $<70 \mu\text{m}$), saltation (60 et $1000 \mu\text{m}$), roulement/traction, et reptation de surface ($> 500 \mu\text{m}$) (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Lorenz et Zimbelman, 2014).

L'initiation et les premiers stades du développement des dunes éoliennes restent encore mal compris, mais le développement des *protodunes* est globalement régi par le phénomène d'instabilité de lit, influencé par les interactions entre la surface sableuse, le flux d'air et le transport des sédiments (Claudin *et al.*, 2013 ; Kocurek *et al.*, 2010 ; Andreotti *et al.*, 2002). Ce phénomène implique un déplacement des contraintes de cisaillement et du flux de sédiments depuis l'aval (pied) jusqu'à la partie amont de la partie amont (crête), qui entraîne en retour un décalage du transport de sable (longueur de saturation) et favorise le dépôt et la croissance des motifs de sable (Andreotti, 2002).

Ce phénomène assure un retard stabilisateur en aval du flux de sable, favorisant ainsi le développement, la croissance, et la propagation des dunes naissantes associées au mode le plus stable du motif (Lancaster, 2023 ; Claudin *et al.*, 2013 ; Andreotti, 2002).

Kocurek *et al.* (1992) ont expérimentalement identifié cinq stades morphologiques d'initiation et de croissance des dunes à partir d'une plaque de sable (liés à des changements de rugosité du substratum ou de la teneur en humidité (Nield *et al.*, 2011 ; Lancaster, 1996)).

- Au stade 1, des monticules de sable désorganisés, de quelques centimètres de hauteur, commencent à migrer à partir d'un site de nucléation du sable sans présenter de caractéristiques ou de formes distinctes de dunes (absence de crête et pente d'avalanche) (Fig. 1.3.A).
- Au stade 2, ces monticules montrent une crête identifiable et commencent à adopter des formes en croissant, avec une asymétrie « inversée » (pente plus raide face au vent). Les mesures scanner laser terrestre (TLS) de Baddock *et al.* (2018) ont montré un passage d'un processus en érosion à celui en dépôt. Ce changement se produit au niveau de la crête de la *protodune* à mesure que cette dernière se déplace vers l'aval par rapport aux flux, entraînant sa croissance verticale (Fig. 1.3.A) (Bristow *et al.*, 2022 ; Baddock *et al.*, 2018).

Cependant, bien que les premiers stades soient récemment documentés, les processus de développement des *protodunes* des stades 1 et 2 sont difficiles à comprendre en raison de leur action faible hauteur (0.1 - 0.35 m), de la migration rapide et du caractère éphémère des *protodunes*.

- Au stade 3, le développement de la *protodune* est marqué par la mise en place d'une asymétrie régulière marquée par le développement d'une pente plus raide du côté sous le vent (appelée flanc court), permettant les premiers dépôts par accrétions successives lorsque cette pente dépasse 10° (Fig.1.3.A ; [Bristow et al., 2022](#) ; [Baddock et al., 2018](#)).
- Le stade 4 est atteint lorsque le relief de la *protodune* devient plus marqué et initie une séparation du flux lorsque cette pente dépassent 22° et influence le transport de sable, qui affecte en retour la morphologie et permet une croissance de la taille de la dune (Fig.1.3.A) ([Lancaster, 2023](#) ; [Bristow et al., 2022](#) ; [Baddock et al., 2018](#) ; [Andreotti et al., 2002](#)).
- Le stade 5 correspond à un stade de développement de la dune où cette dernière atteint par croissance verticale des hauteurs comprises entre 1 et 2 m de haut, avec des pentes d'accrétions atteignant la valeur d'angle de friction interne des sables (*ca.* 34°), entraînant des avalanches de grains en plus des accrétions (Fig.1.3.A ; [Lancaster, 2023](#)).

Une fois que les dunes ont atteint les stades 4 ou 5, la croissance et l'évolution ultérieure vers différentes morphologies dans un champ de dunes se fait principalement par fusion, liaison latérale, répulsion, et cannibalisation répétée des dunes (Fig.1.3.B; [Lancaster, 2023](#) ; [Kocurek et al., 2010](#)).

Les modèles numériques montrent que les jeunes dunes croissent de façon exponentielle, tout en se déplaçant avec le vent ([Gunn et al., 2022](#) ; [Gadal et al., 2020](#)). Cependant, cette croissance ralentit progressivement à mesure que les dunes grandissent et les facteurs limitant leurs hauteurs restent aujourd'hui sujet de discussion, mais seraient principalement soutenus par le contrôle de la couche limite atmosphérique ([Andreotti et al., 2009](#)) ou le principe de conservation des masses ([Gunn et al., 2022](#)).

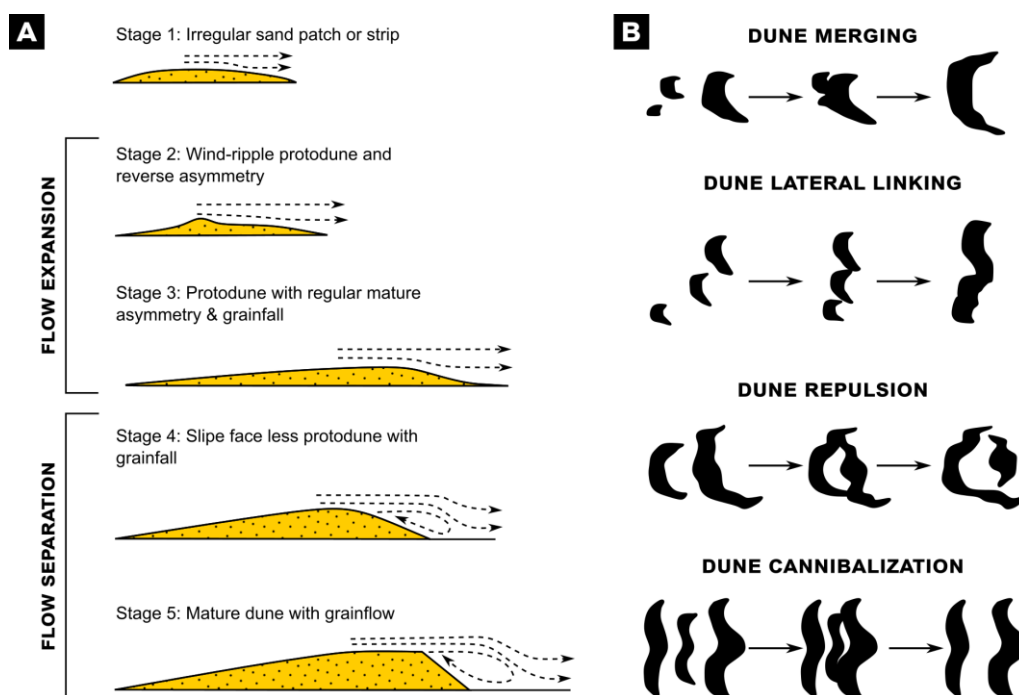


Fig.1.3. Génération et interactions entre les dunes (Modifié d'après Lancaster, 2023 ; Baddock et al., 2017; Kocurek et al., 2010). A) Cinq stades d'initiation et de maturation des dunes. B) Evolution morphologique des dunes matures dans un champ de dunes par différentes interactions : fusion, liaison latérale, répulsion, et cannibalisation.

3. Diversité des dunes libres terrestres

3.1. Conditions limites et évolution de la morphologie des dunes

Il est aujourd'hui reconnu que la morphologie des dunes est contrôlée par des conditions limites (variables environnementales externes dans lesquelles tout champ de dunes évolue (Kocurek et al., 2010)) dépendant des variables majeures suivantes :

- i. Le régime des vents (variabilité directionnelle et intensité) ;
- ii. Le stock de sable ;
- iii. La disponibilité du sable (Lancaster, 2023 ; Wasson et Hyde, 1983).

La couverture végétale, joue un rôle moins important, tandis que la taille des particules sédimentaires joue un rôle mineur (Lancaster, 2023 ; Wasson et Hyde, 1983).

Ces trois variables majeures s'influencent mutuellement et leur combinaison détermine une gamme de réponses morphologiques des dunes, confirmée par des données empiriques et la modélisation numérique du développement des dunes (Kocurek et al., 2010).

Par exemple, les dunes orientées dans une direction transverse au vent nécessitant un approvisionnement en sable important, se forment généralement dans des régimes de vent faibles à modérés (Fig.1.4 ; Lancaster, 2023 ; Hack, 1941). Au contraire, les dunes orientées dans la direction du vent (longitudinales) nécessitant un approvisionnement en sable moins important, se forment pour des régimes de vent plus forts (Fig.1.4 ; Lancaster, 2023 ; Hack, 1941).

La durée des périodes pendant lesquelles le vent souffle de manière constante influence également la forme des dunes (Lancaster, 2023). En effet, des vents constants de courte durée ont tendance à générer des dunes linéaires et droites, tandis que des vents de longue durée et variés favorisent la formation de dunes transversales (Lancaster, 2023).

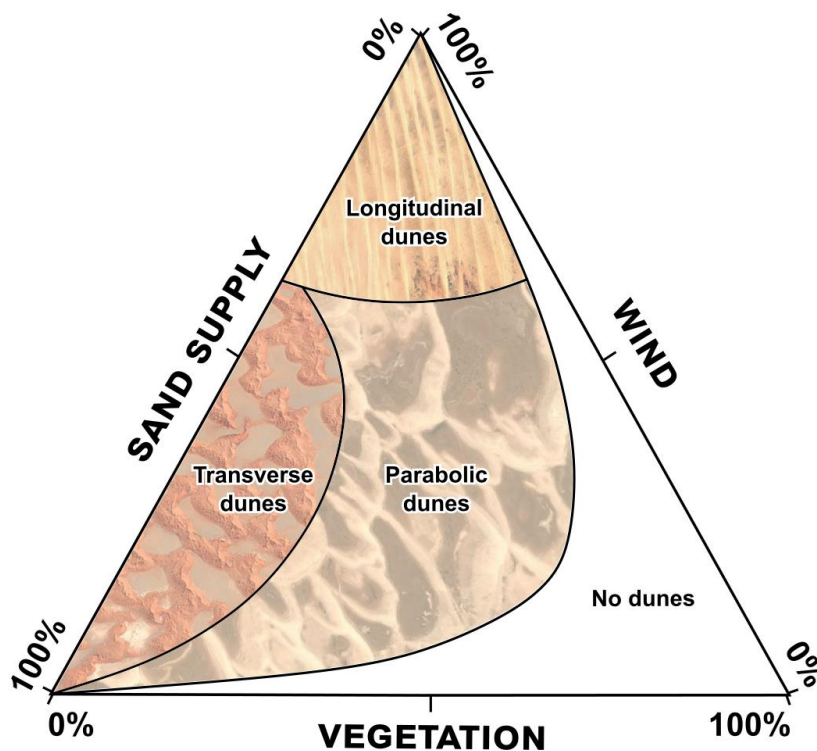


Fig.1.4. Interaction entre le vent, la couverture végétale, et l'approvisionnement en sable (Modifié à partir de Hack, 1941).

3.2. Dunes en croissant

Les dunes en croissant (dites « *transversale* » par rapport à la terminologie morphodynamique) regroupent les catégories de dunes barkhanes et de crêtes barkhanoïdes. Les dunes en croissant représentent environ 10 % des dunes terrestres, et se retrouvent aussi bien en Namibie, Maroc, Pérou, USA, Arabie, Chine (Goudie, 2020 ; Livingstone et Warren, 2019 ; Breed et Grow, 1979). Ces morphologies sont également très courantes sur Mars (Lorenz et Zimbelman, 2014).

Les dunes en croissant se forme principalement en périphérie des déserts de sable et des champs de dunes, ainsi que dans les couloirs de transport de sable, reliant les zones sources à celles de dépôt (Goudie, 2020). Ces zones présentent généralement des régimes de vent de direction unimodale (Lancaster, 2023). Aussi bien pour les barkhanes que pour les crêtes barkhanoïdes, ces formes montrent une dynamique migratoire importante dans des environnements avec une couverture sédimentaire limitée (Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019).

L'orientation de ces dunes est transversale à la direction résultante du mouvement du sable, avec un flanc long (*stoss side*) d'environ 12° d'inclinaison, dominé par des processus d'érosion (Fig.1.5.A ; Pye et Tsoar, 2009). Le flanc court des dunes (*lee side*), présente une inclinaison moyenne maximale de 33 à 34°, où le sable accumulé au sommet est transporté vers le bas sous l'effet de la gravité et permet ainsi une avancée/progradation de la dune par accréation des sédiments (*grainfall*) et avalanches successives (*grainflow*) (Fig.1.5.A ; Pye et Tsoar, 2009).

Les extrémités de ces dunes présentent des cornes en érosion, alignées parallèlement au sens moyen du vent et orientées vers l'aval (Fig.1.5.B). Cette partie érosive contribue à leur mobilité et à la formation de nouvelles barkhanes en aval (Fig.1.5.B et Fig.1.6.B; Lancaster, 2023; Livingstone et Warren, 2019; Lorenz et Zimbelman, 2014; Durán et al., 2010; Pye et Tsoar, 2009).

Ces dunes affichent une grande diversité de taille (Fig.1.6.A et 1.6.B), mesurant de 20 à 500 m de long et de 3 à 10 m de haut (Lancaster, 2023 ; Goudie, 2020). Avec des changements dans les conditions de vent et une augmentation de l'apport de sable, les dunes barkhanes individuelles peuvent se connecter et fusionner pour former des rides barkhanoïdes sinueuses (Fig.1.6.B et 1.6.C ; Pye et Tsoar, 2009).

Les grandes barkhanes peuvent perdre de petites dunes au niveau des cornes, fonctionnant comme un système ouvert où les pertes de sable en aval sont équilibrées avec l'apport amont, entraînant une croissance de la dune sans modifier significativement le volume global de sable transporté (Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2009). Les très grandes dunes en croissant ou mégabarkhanes peuvent montrer une coalescence et présentent en surface des dunes en croissant superposées atteignant 20 à 30 m de haut, augmentant progressivement vers le sommet de la dune sous-jacente (Fig.1.6.D; Lancaster, 2023). Ces structures multi-échelles permettent une adaptation rapide aux conditions environnementales, notamment lors des variations saisonnières des directions du vent (Lancaster, 2023).

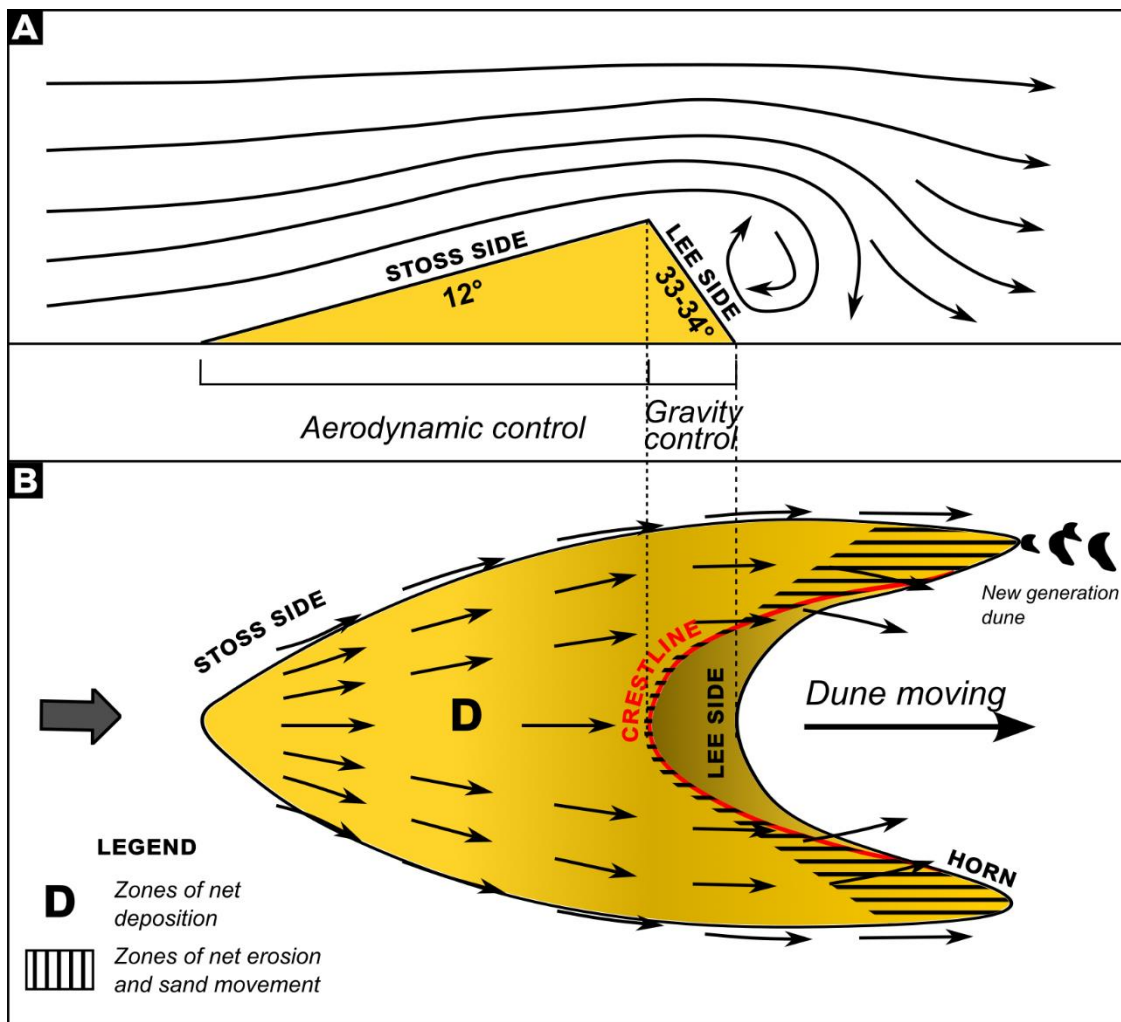


Fig.1.5. Modèle schématique de l'interaction entre une dune barkhane et les lignes de courant du flux de vent A) en coupe longitudinale et B) en plan (Modifié d'après Livingstone et Warren, 2019 ; Durán et al., 2010). L'accélération du flux d'air sur le stoss side de la dune comprime les lignes de courant, causant l'érosion du sable au niveau de la ligne de crête et des cornes, tandis que le ralentissement du flux au lee side favorise le dépôt de sable par gravité.

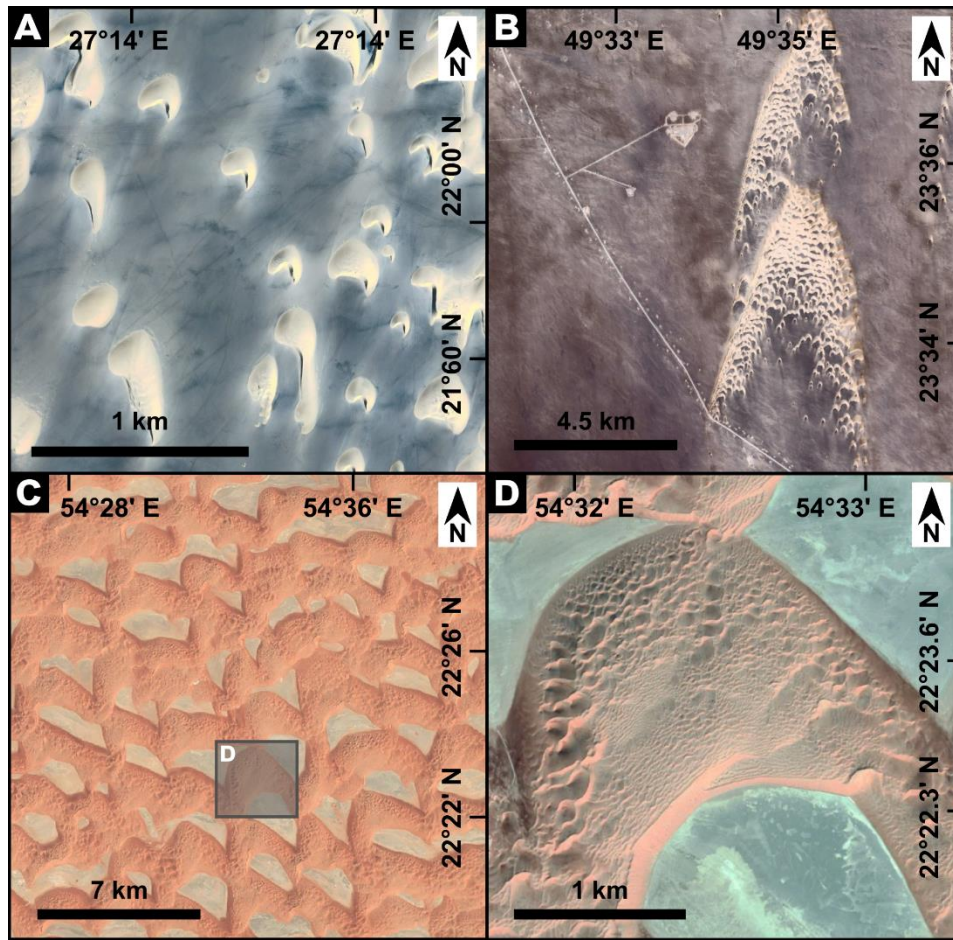


Fig.1.6. Diversité morphologique des dunes en croissant. A) Dunes barkhanes (Soudan). B) Initiation de fusion des dunes barkhanes (Arabie Saoudite). C) Crêtes barkhanoïdes coalescentes (Arabie Saoudite). D) Dunes en croissant superposées au sommet de la méga-dune (Arabie Saoudite). Crédit des images A à D : Airbus.

3.3. Dunes linéaires

Les dunes linéaires (appelées aussi par leur terme morphodynamique « *longitudinale* ») sont le type de dune le plus courant dans l'intérieur des déserts (50 % des dunes ; [Livingstone et Warren, 2019](#)), recouvrant de vastes zones de l'Afrique du Sud, de l'Australie, du Sahara, de l'Arabie et de la Chine.

Cette catégorie de dune est également présente sur d'autres planètes du système solaire telles que Mars ou Titan ([Lancaster, 2023](#); [Lorenz et Zimbelman, 2014](#); [Pye et Tsoar, 2009](#); [Rubin et Hesp, 2009](#); [Radebaugh et al., 2008](#); [Lancaster, 2006](#); [Edgett et Blumberg, 1994](#)).

Elles se distinguent par leur longueur (pouvant atteindre des centaines de kilomètres de long), leur forme longiligne, et une proportion importante de zones dunaires par rapport aux interdunes (*Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019*). Les dunes linéaires forment généralement un motif dans lequel elles sont parallèles les unes aux autres avec un espacement régulier, appelé interdune.

Ces dunes se forment dans des régions géographiques avec une large gamme d'énergie du vent où les régimes présentent des directions bimodales à complexe (> à deux modes). Ces modes alternent de manière saisonnière, favorisant l'extension des dunes parallèlement au sens de transport moyen du sable en résultant (**Fig.1.7 ; Lancaster, 2023; Livingstone et Warren, 2019; Pye et Tsoar, 2009; Fryberger et Dean, 1979**).

En effet, les dunes linéaires modifient les flux de vent, accélérant le vent vers la crête sur le versant au vent et créant un tourbillon de flux inverse et oblique sur le côté sous le vent (*Livingstone et Warren, 2019*). Avec des vents saisonniers, le sable est transporté parallèlement à la dune, et chaque saison de vent alternée modifie les dépôts de sable, érodant l'ancienne pente sous le vent, en formant une nouvelle au vent, et pouvant induire des formes complexes secondaires (**Fig.1.7 ; Livingstone et Warren, 2019**).

Dans leur forme la plus simple, les dunes linéaires, hautes de 2 - 35 m de haut, se composent d'une unique crête rectiligne ou ondulée et de deux flancs de longueurs et pentes équivalentes, leur conférant un profil transversal symétrique arrondi ou pointu (**Fig. 1.8.A ; Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2009**).

Les dunes linéaires composées sont espacées de 0.5 et 1 km (jusqu'à 2.5 km) et sont larges de 100 à 200 m (**Fig. 1.8.B**). Chacune de ces dunes présente plusieurs crêtes aiguës et rapprochées, parallèles entre elles, qui ne dépassent généralement pas 40 m de haut et sont séparées par des zones d'interdunes majoritairement sableuses (*Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2009*).

Enfin, les dunes linéaires complexes montrent de grandes crêtes linéaires continues ou sinueuses, espacées de 1 à 2.5 km, avec une largeur de 500 m à 1 km et des hauteurs variant de 50 jusqu'à 200 m en Namibie et Arabie (**Fig.1.8.C ; Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2009**). Sur ces dunes se superposent des dunes secondaires, généralement obliques ou transverses par rapport à la direction principale des crêtes (par exemple : des dunes en croissants ; **Fig.1.8.C**).

Les interdunes des dunes linéaires complexes sont souvent recouvertes de sable, avec des ondulations suivant une direction normale ou légèrement oblique aux crêtes principales (Fig.1.8.C ; Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2009).

Les dunes linéaires, de par leur masse importante, offrent une stabilité qui favorise la croissance végétale même dans les climats arides (par exemple : désert de Kalahari (Afrique australe), désert de Simpson (Australie)), en particulier sur leurs flancs inférieurs où le vent et le transport de sable sont réduits (Fig.1.8.D ; Livingstone et Warren, 2019). Il est aujourd'hui reconnu que ces dunes végétalisées réagissent de manière épisodique aux changements de végétation (Livingstone et Warren, 2019 ; Hesse et Simpson, 2006).

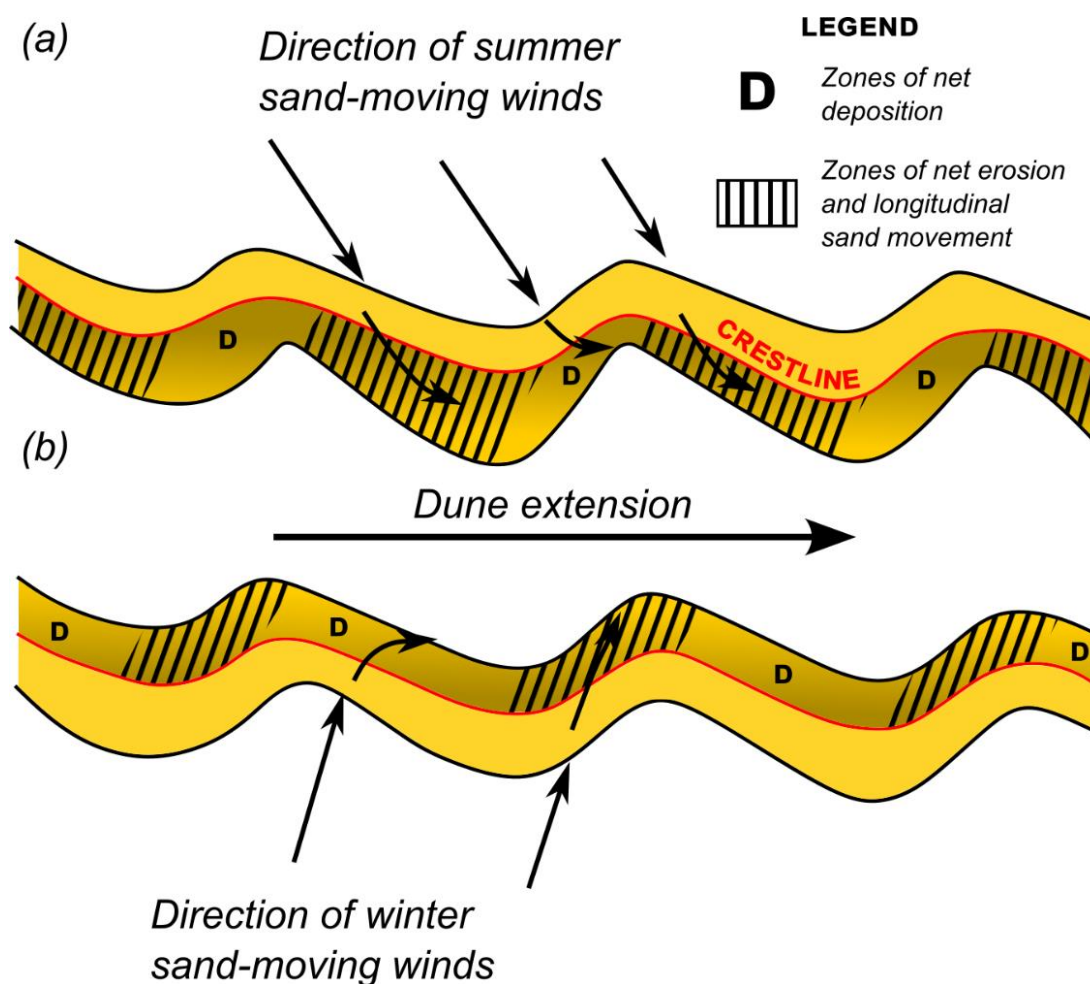


Fig.1.7. Modèle schématique en plan de l'interaction entre une dune linéaire et un régime de vent saisonnier bidirectionnel (Modifié d'après Livingstone et Warren, 2019 ; Tsoar, 1983). Le déplacement du vent le long de la dune à chaque saison favorise l'érosion et le dépôt de sable d'un côté de la dune, permettant sa croissance et son extension, dans une direction correspondant au vecteur résultant des deux régimes de vent.

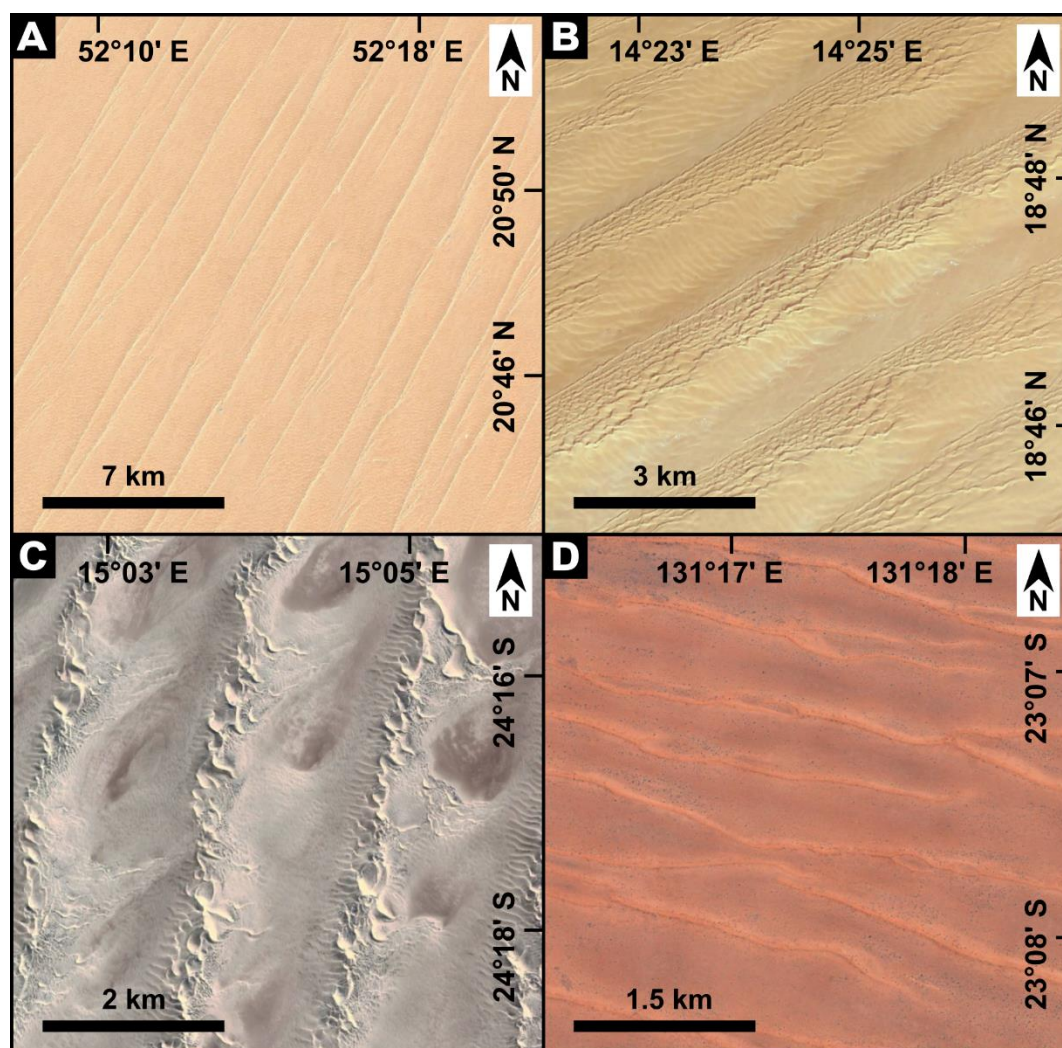


Fig.1.8. Diversité morphologique des dunes linéaires. A) Dunes linéaires simples (Arabie Saoudite). B) Dunes linéaires composées (Niger). C) Dunes linéaires complexes, présentant en surface des formes secondaires de dunes (Namibie). D) Dunes linéaires simples végétalisées (Australie). Crédit des images A à D : Airbus.

3.4. Dunes en dôme

Les dunes en dôme sont des monticules de sable ovales à circulaires relativement plats sur leurs sommets (Fig.1.9 ; Qian et al., 2020 ; Pye et Tsoar, 2009). Leur morphologie unique, sans face de glissement, est le résultat d'une réorientation saisonnière des flux de sable dans des conditions de faible approvisionnement en sable (Gao et al., 2018 ; Lorenz et Zimbelman, 2014 ; Pye et Tsoar, 2009).

L'analyse de leur répartition spatiale à partir d'images satellites suggère que les dunes en dôme occupent environ 1 % des déserts mondiaux terrestres (Qian et al., 2020 ; Fryberger et Goudie, 1981).

Elles ne sont communes que dans certains déserts (par exemple : Taklamakan ; Rub'Al Khali ; Namib ; White Sand Dunes) et sur Mars (*Goudie et al., 2021 ; Lorenz et Zimbelman, 2014 ; Pye et Tsoar, 2009*).

La littérature décrivant leurs caractéristiques morphologiques et leur formation est peu nombreuse, mais il semble qu'il existe deux types de dunes en forme de dôme : les petits dômes (**Fig.1.9.A**), et les méga-dômes qui peuvent avoir des tailles similaires à celles des dunes en étoile (**Fig.1.9.B ; Goudie et al., 2021**).

Les petits dômes mesurent généralement moins de 1 m de haut et moins de 14 m de diamètre (*Pye et Tsoar, 2009*) et représentent des formes initiales (*protodune*) ou transitoires dans l'évolution des dunes en croissant, reflétant ainsi un approvisionnement en sable limité (**Fig.1.9.A ; Pye et Tsoar, 2009**).

Les méga-dômes mesurent des dizaines de mètres de haut et des centaines de mètres de large (*Goudie et al., 2021*). Certaines d'entre elles, par exemple en Arabie Saoudite, ont un diamètre d'environ 1.5 km, une hauteur de 100 à 150 m, et peuvent présenter à leur surface des morphologies superposées (**Fig.1.9.B ; Goudie et al., 2021**).

Les dunes en dôme se forment dans des conditions de flux de sable avec une orientation variable où aucune orientation ne domine. Plus la variabilité de l'orientation du flux de sable est large, plus la forme des dunes devient circulaire ou elliptique (*Gao et al., 2018*). La réorientation des flux érode temporairement la dune jusqu'à atteindre une forme arrondie qui minimise la perte de sédiments (*Gao et al., 2018*).

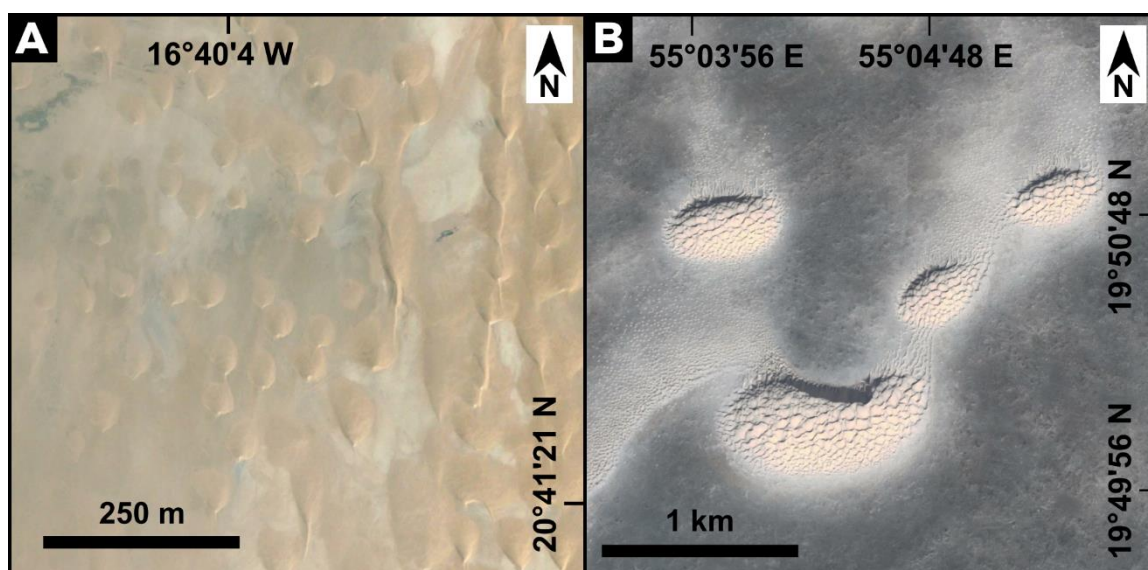


Fig.1.9. Diversité morphologique des dunes en dôme. A) Petites dunes en dôme (Mauritanie) (Crédit : Maxar Technologies). B) Dunes en méga-dômes (Oman) (Crédit : Airbus).

3.5. Dunes étoiles

Les dunes étoiles constituent environ 11 % des dunes terrestres (*Pye et Tsoar, 2009 ; Fryberger et Goudie 1981*). Leurs particularités morphologiques résident dans leur géométrie complexe, souvent pyramidale, et possèdent des bras rayonnants et sinueux (**Fig.1.10 ; Lancaster, 2023 ; Lorenz et Zimbelman, 2014**).

De par leurs tailles, atteignant plus de 100 m de haut, ces dunes conservent une « mémoire » significative de leur environnement, de sorte qu'elles ne parviennent jamais à un équilibre avec les régimes de vents saisonniers (*Livingstone et Warren, 2019*).

Des exemples notables sont présents dans le Grand Erg Oriental en Algérie, l'Erg de Fachi-Bilma au Niger, le Rub'Al Khali au SE de l'Arabie Saoudite, le Gran Desierto au Mexique, le désert d'Ala Shan en Chine, et le désert du Namib (*Livingstone et Warren, 2019 ; Pye et Tsoar, 2009*).

Dans certaines de ces régions, les dunes étoiles forment des chaînes complexes ou représentent des étapes transitionnelles entre des dunes linéaires complexes ou des dunes en croissant, qui évoluent vers des configurations en étoile (*Pye et Tsoar, 2009*).

Les dunes étoiles se développent principalement dans des environnements bénéficiant d'un approvisionnement abondant en sable et dominés par des régimes de vent complexes, bimodaux obtus à multimodaux, de faible à haute énergie, favorisent leur croissance verticale (**Fig.1.10 ; Fryberger et al., 1979**).

En réponse à chaque régime de vent, les dunes étoiles déploient au minimum trois « bras » sinueux radialement autour du corps de la dune, résultant du transport multidirectionnel du sable (**Fig.1.10 ;** cette structure justifie aussi le terme « étoile » dans les systèmes de classification morphologique) (*Livingstone et Warren, 2019 ; Lorenz et Zimbelman, 2014*).

Les dunes étoiles se manifestent sous diverses formes et font l'objets de plusieurs classifications (*Goudie et al., 2021*). La **Fig.1.11** présente plusieurs exemples de la diversité des dunes étoiles.

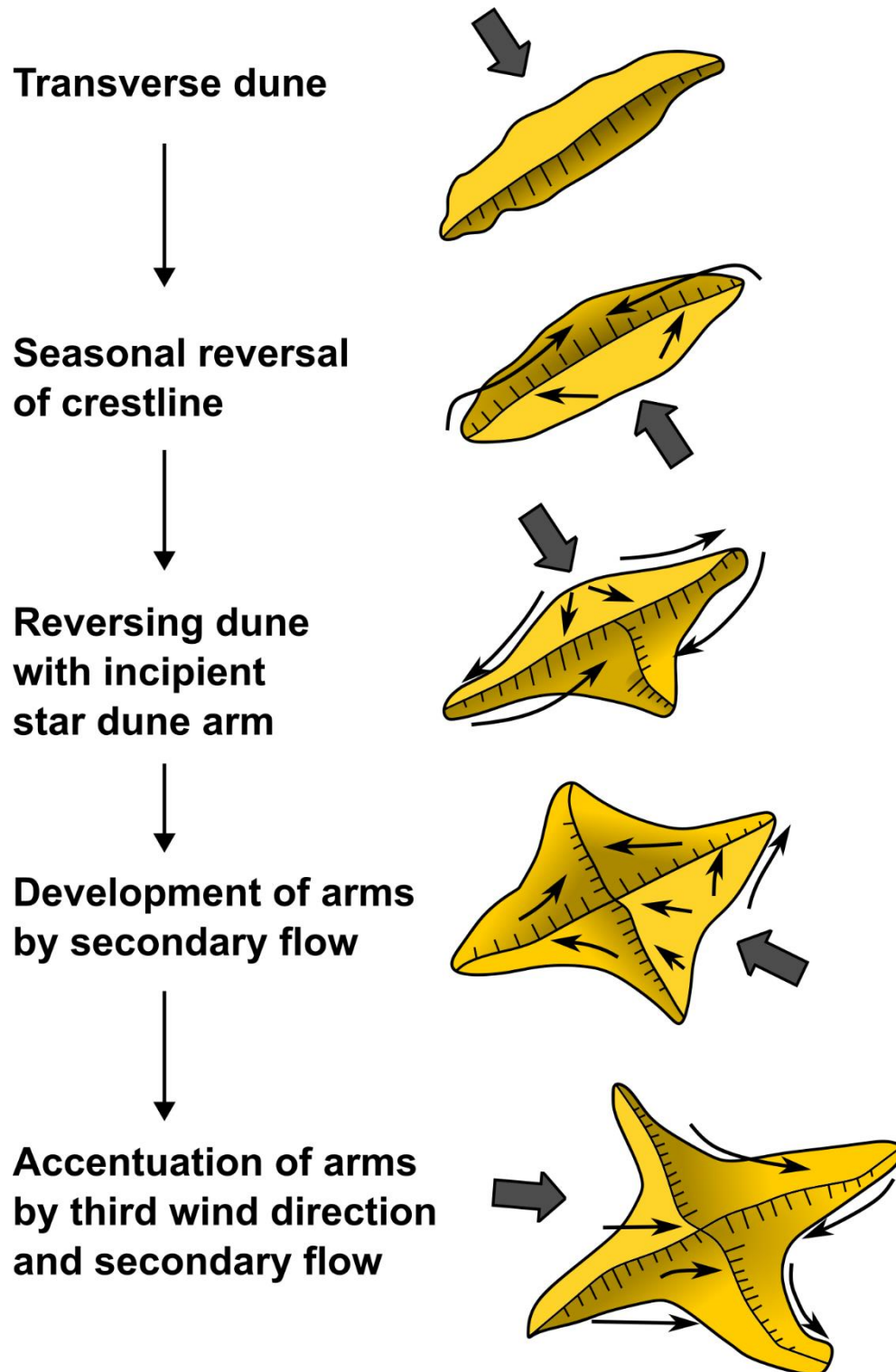


Fig. 1.10. Modèle schématique en plan de l'interaction entre une dune étoile et un régime de vent saisonnier complexe multidirectionnel (Modifié d'après Pye et Tsoar, 2009). Les variations dans les régimes de vents dirigent la formation des bras de la dune, où chaque bras se développent en réponse aux vents saisonniers spécifiques.

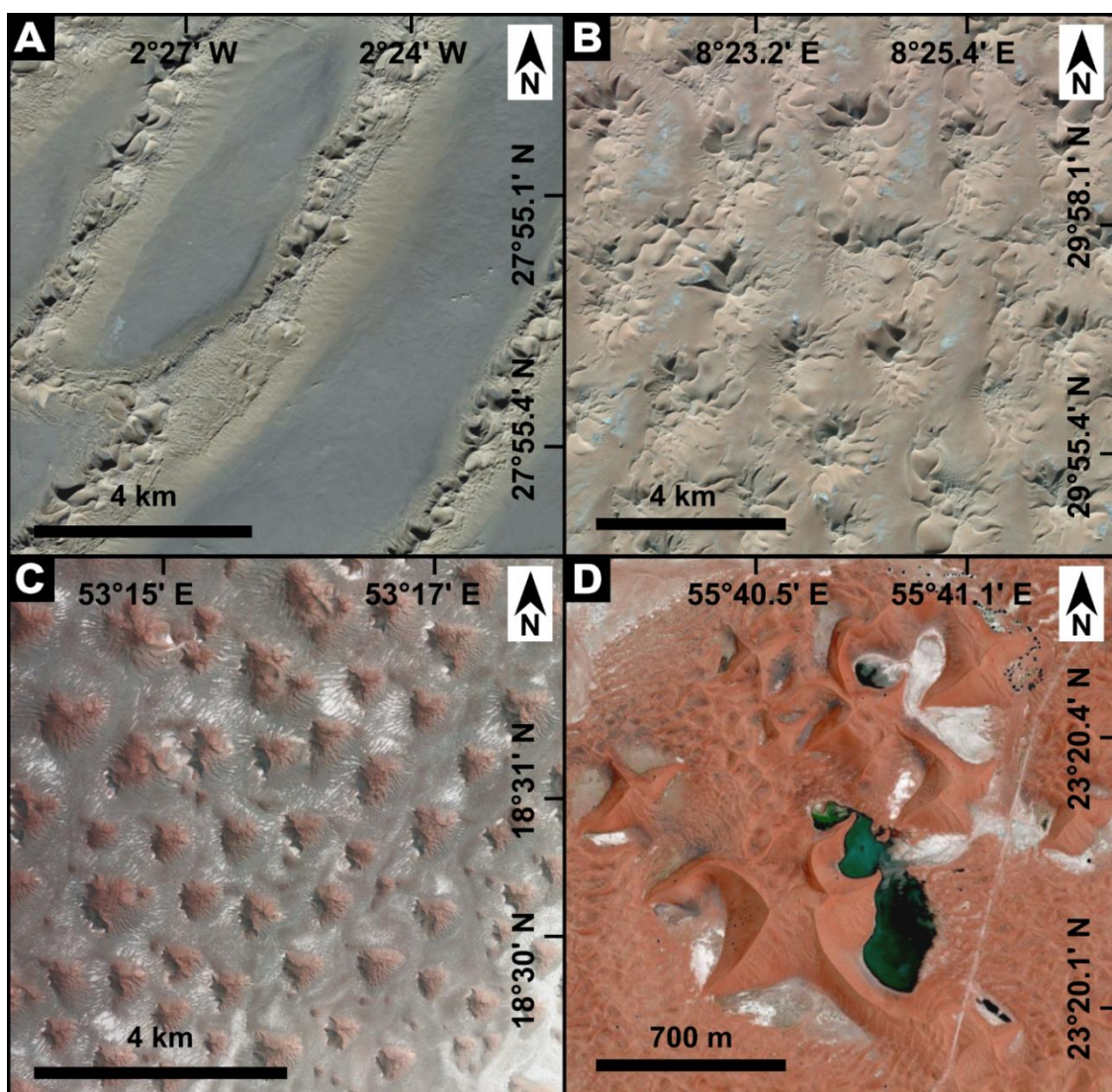


Fig. 1.11. Diversité morphologique des dunes étoilées. La terminologie utilisée pour citer ces différentes formes es dérivée de la classification de Goudie et al. (2021). A) Dunes étoilées alignées au sommet de dunes linéaires (Algérie) (Crédit : Maxar Technologies). B) Dunes complexes avec plusieurs bras et « poils » traînants (Algérie) (Crédit : Airbus). C) Dunes pyramide simple symétrique à trois ou quatre bras (Oman) (Crédit : Maxar Technologies). D) Dunes étoilées coalescentes (Oman) (Crédit : Maxar Technologies).

4. Dunes ancrées

Les dunes ancrées présentées ci-après viennent simplement illustrer la diversité morphologique des dunes éoliennes, mais seront exclues par la suite de l'ensemble du manuscrit qui se focalise principalement sur les dunes libres. D'autres dunes doivent leur existence aux interactions entre les vents et des points d'ancrage sur lesquels elles resteront fixées (obstacles, végétation, playa etc.) et qui contrôlent leur géométrie. Ces dunes sont courantes dans de nombreuses régions désertiques, mais restent peu documentées (Lancaster, 2023).

4.1. Nebkha

Les nebkhas sont des dunes formées par le piégeage et l'accumulation de sable ou d'autres particules autour d'une végétation (Fig.1.12.A ; Lancaster, 2023 ; Goudie, 2022 ; Livingstone et Warren, 2019). Les dimensions de ces dunes sont variables, allant de quelques centimètres de diamètre jusqu'à plus de 10 m de hauteur (Lancaster, 2023). Les nebkhas jouent un rôle crucial dans l'écologie des régions désertiques et semi-désertiques, agissant comme des îlots de stabilité qui fournissent abri, humidité, nourriture, et un microclimat plus frais pour diverses formes de vie (Livingstone et Warren, 2019).

4.2. Creux de déflation (« Blowout »)

Les creux de déflation, sont des dépressions érosives formées dans des zones où la couverture végétale est faible ou absente (causée par incendies, tempêtes, piétinement etc.), ou sur des dunes précédemment stabilisées par la végétation (Fig.1.12.B ; Livingstone et Warren, 2019 ; Lorenz et Zimbelman, 2014). Ces formations se développent sous l'action de vents forts qui déplacent et érodent le sol, créant des cavités de différentes formes (Livingstone et Warren, 2019). Les parois abruptes de la dépression sont appelées « murs érosifs » et la surface érosive relativement plate est appelée « bassin de déflation » (Livingstone et Warren, 2019).

4.3. Dunes paraboliques

Les dunes paraboliques, communes dans de nombreux champs de dunes côtiers et semi-arides, sont caractérisées par une forme en U ou en V (Fig.1.12.C ; Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2019). Ces dunes possèdent deux bras parallèles et partiellement végétalisés, un bassin de déflation entre les bras, et un lobe de dépôt de dune aval non végétalisé qui avance par avalanches successives au niveau de la pente sous le vent (Lancaster ; 2023 ; Pye et Tsoar, 2019). Les régimes de vent dans les zones de dunes paraboliques sont similaires à ceux des zones de dunes en croissant (Lancaster, 2023). La variabilité de forme des dunes paraboliques est importante (Lancaster, 2023). Leur longueur et leur largeur sont contrôlées par les interactions entre l'approvisionnement en sable, la végétation, et le taux de migration (Yan et Baas, 2017) qui permettent également la transition des dunes en croissant vers des dunes paraboliques à mesure que l'approvisionnement en sable réduit (Lancaster, 2023).

4.4. Dunes « Echo »

Les dunes écho se développent sur le côté au vent des escarpements ou des falaises abruptes, quand la pente de ces structures dépasse 50-55° (Fig.1.12.D ; Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019). La présence d'un vortex fixe, généré par la séparation du flux d'air à l'interface entre la falaise et l'air libre induit une zone adjacente à la falaise où peu de sable est déposé, tandis que la dune elle-même se forme un peu plus loin au vent, là où la vitesse du vortex diminue et permet le dépôt du sable (Fig.1.12.D ; Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019). Ces dunes tendent à reproduire la forme de l'escarpement ou de la falaise qui les précède, pouvant être droites, courbes ou même semi-circulaires si l'obstacle est étroit (Lancaster, 2023).

4.5. Dunes grimpantes, perchées, descendantes, d'abri

Contrairement aux dunes écho, les dunes grimpantes se forment sur des pentes douces au vent et peuvent atteindre 200 m de haut (Fig.1.12.E), transportant de grands volumes de sable vers les hauts plateaux où se développent des dunes perchées au sommet de falaise (Fig.1.12.F ; Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019). Les rampes de sable sont une forme particulière de dunes grimpantes (Livingstone et Warren, 2019). Les dunes descendantes apparaissent lorsque le versant sous le vent est incliné ou très raide, avec un renversement des flux qui favorise leur formation (Fig.1.12.G ; Livingstone et Warren, 2019). Les dunes d'abri se développent également derrière les obstacles topographiques (collines, montagnes), où la forme de la dune dépend de la morphologie ou de la largeur de l'espace de l'obstacle (Fig.1.12.H ; Livingstone et Warren, 2019 ; Lorenz et Zimelman, 2014).

4.6. Les dunes « Lunettes »

Les dunes « lunettes » sont des dunes de forme sub-parabolique qui se forment sur les obstacles sous le vent des playas et des lits de lacs asséchés, immédiatement adjacentes à la zone source de sédiments (flèche sur la Fig.1.12.I ; Lancaster, 2023). La sédimentation à la surface de ces dunes est généralement favorisée par la présence de végétation (Pye et Tsoar, 2009). La plupart de ces dunes contiennent de fortes proportions de limon et d'argile, transportés durant les périodes de faible niveau d'eau (Lancaster, 2023 ; Pye et Tsoar, 2009). Les dunes « lunettes » sont largement répandues en Australie, dans le Kalahari, et dans certaines parties des Hautes Plaines des États-Unis (Lancaster, 2023). Ces dernières peuvent s'étendre sous le vent et servir de précurseur pour la mise en place de dunes linéaires (Lancaster, 2023).

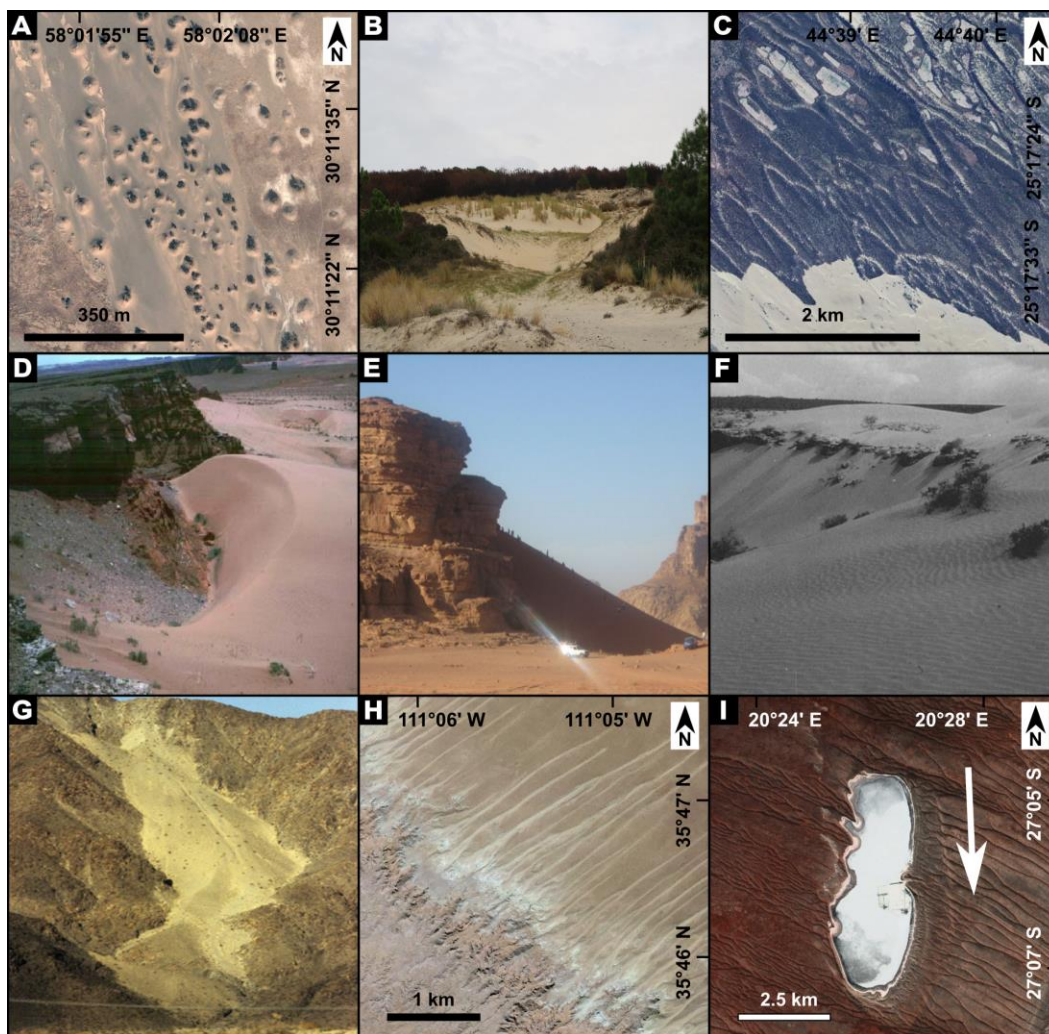


Fig.1.12. Diversité morphologique des dunes ancrées. A) Nebkha montrant de la végétation au sommet (Iran) (Crédit : Airbus). B) Blowout (France - Dune du Pilat) (Crédit : J.Daynac). C) Dunes paraboliques (Madagascar) (Crédit : Airbus). D) Dunes « echo » (Crédit : Tsoar, 2001). E) « Climbing » dune (Crédit : Lorenz et Zimbelman, 2014). F) « Clifftop » dune (Crédit : Pye et Tsoar, 2009). G) « Falling » dune (Crédit : Lorenz et Zimbelman, 2014). H) « Shadow » dunes (USA - Arizona) (Crédit : Maxar Technologies). I) Dunes « Lunettes » (Crédit : Maxar Technologies).

5. Champs de dunes & déserts de sable

5.1. Distribution globale des déserts par rapport à la circulation atmosphérique globale

Les différentes morphologies décrites précédemment s'organisent spatialement en zones de dépôt plus étendues telles que des champs de dunes (étendue kilométrique) et des déserts de sable (étendue de la 10^N - 100^N km). Ces zones sont réparties sur notre planète dans différents déserts où les précipitations annuelles sont inférieures à 250 mm et aux taux d'évaporation au moins deux fois supérieurs à celui des précipitations (Lorenz et Zimbelman, 2020 ; Pye et Tsoar, 2009).

Les dépôts de sable éolien occupent environ 6% de la surface terrestre mondiale, avec près de 97% de ces dépôts situés dans les zones arides (**Fig.1.13** ; *Pye et Tsoar, 2009*). Environ 20% des régions arides de la planète sont recouvertes de sable éolien, bien que cette proportion varie considérablement d'un continent à l'autre, allant de seulement 2% en Amérique du Nord à plus de 30% en Australie et plus de 45% en Asie centrale (*Lancaster & Hallward 1984 ; Mabbutt 1977*).

Les géographes distinguent quatre principales catégories de déserts : les déserts subtropicaux, les déserts côtiers froids, les déserts d'abris/éloignement, et les déserts polaires (*Lorenz et Zimbelman, 2014*).

Les déserts subtropicaux sont localisés aux latitudes subtropicales, entre 15 et 30° N et S, où la circulation troposphérique au niveau des cellules de Hadley entraîne un air appauvri en humidité, ne permettant pas le développement des sols et de la végétation et favorisant ainsi les conditions d'aridités (**Fig.1.13** ; *Lancaster, 2023 ; Lorenz et Zimbelman, 2014*).

Les déserts côtiers froids peuvent s'étendre jusqu'aux latitudes moyennes, entre 35 et 50° N, où les effets orographiques des grandes chaînes de montagnes créent des zones arides en bloquant l'humidité et bénéficient de températures fraîches grâce aux courants et phénomènes océaniques froids qui longent les côtes (par exemple : upwellings) (**Fig.1.13** ; *Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019 ; Lorenz et Zimbelman, 2014*).

Les déserts froids d'hiver, se localisent principalement dans les latitudes moyennes, sont caractérisés par une aridité due à leur position protégée par des reliefs qui bloquent l'humidité des masses d'air (par exemple : Patagonie, Mojave, Great Basin), et à leur éloignement par rapport aux océans, où l'air est déjà sec lorsqu'il atteint ces régions internes. Enfin, les déserts polaires sont définis par des conditions glaciales et une couverture de glace permanente. Cependant, seuls les déserts de sable sont abordés dans ce manuscrit.

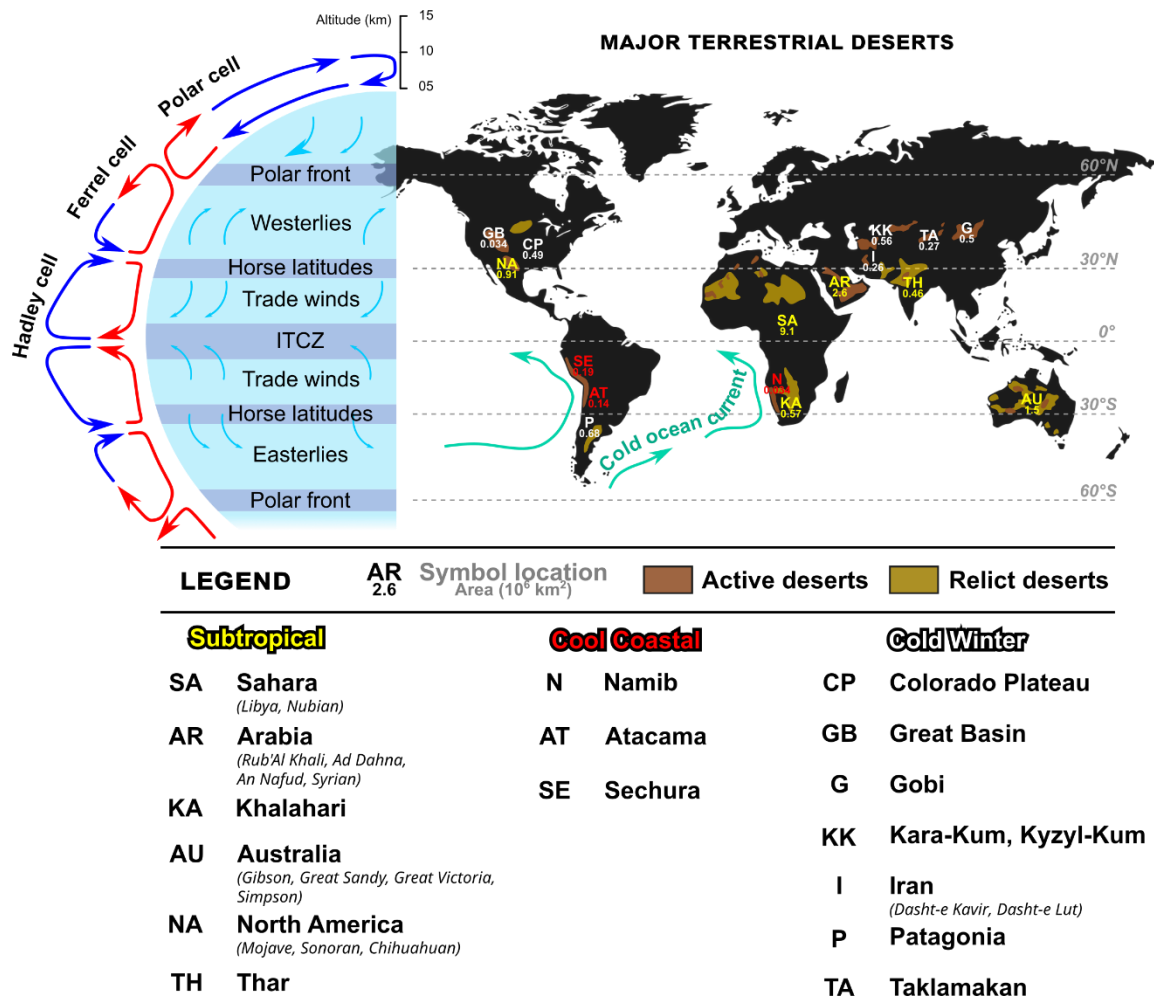


Fig.1.13. Distribution spatiale des déserts majeurs sur Terre par rapport à la circulation atmosphérique de la troposphère (Modifié d'après Huggett, 2017 ; Courrech du Pont, 2015 ; Lorenz et Zimelman, 2014). Les couleurs des étiquettes indiquent les types de déserts : les déserts subtropicaux (jaune), les déserts côtiers (rouge), et les déserts froids (blanc). Les déserts polaires ne sont pas représentés sur cette carte.

5.2. Formation spatiale et temporelle des champs de dunes et déserts de sable

Trois conditions sont essentielles pour que les champs de dunes et déserts de sable se développent (Lancaster, 2023 ; Livingstone et Warren, 2019) :

- i. Une source et l'approvisionnement de sable transportable ;
- ii. Un régime de vent suffisamment puissant pour transporter les particules de sable ;

- iii. La disponibilité du sable, notamment contrôlée par l'aridité et définie comme la susceptibilité d'une surface sédimentaire à l'entraînement de matériaux par le vent, influencée par la couverture végétale et le taux d'humidité du sol et les précipitations.

Seules les zones réunissant ces trois conditions peuvent donner lieu à la formation de dunes en d'immenses champs et déserts de sable. Plusieurs facteurs contrôlent ces conditions : géologique et climatique. Par exemple, les périodes de transition entre des phases humides et arides ont un impact direct sur la disponibilité des sédiments et leur mobilisation par les vents. Pendant les phases humides, la production de sédiments est plus importante, mais leur disponibilité reste limitée par la végétation et l'humidité du sol (Fig.1.14 ; Kocurek, 1998). À l'inverse, lorsque les conditions deviennent plus arides, la baisse de la couverture végétale et de l'humidité augmente la disponibilité des sédiments pour le transport éolien et permet alors la formation et l'accumulation des dunes (Fig.1.14 ; Kocurek, 1998).

Ces facteurs affectent l'apport et/ou la mobilité des sédiments et peuvent conduire au développement épisodique de déserts de sable au fil du temps (Fig.1.14 ; Lancaster, 2023). De plus, les grands volumes de sable dans les champs de dunes et déserts de sable suggèrent que leur formation s'est produite sur des dizaines de milliers d'années et où les changements climatiques du Quaternaire ont eu un impact significatif sur l'approvisionnement (Fig.1.14 ; Lancaster, 2023).

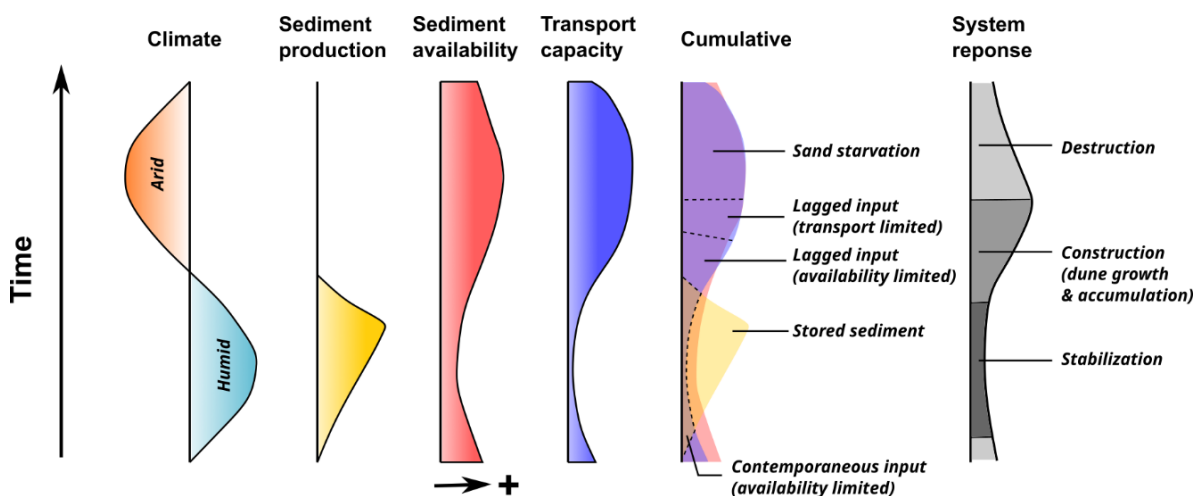


Fig.1.14. Réponse d'un système éolien sec au changement climatique en utilisant le concept d'état des sédiments (Modifié d'après Kocurek, 1998).

5.2.1. Facteurs géologiques

Lithologie

La lithologie des roches affecte l'approvisionnement en sable dans les bassins. En effet, la formation des déserts sableux est contrôlée par la formation de particules sableuses par altération des roches (*Livingstone et Warren, 2019*). Par exemple, le sable du désert du Namib provient principalement de bassins drainés par le fleuve Orange, qui apporte des sédiments riches en minéraux lourds, feldspath, fragments de roche volcanique (*Garzanti et al. 2012*).

Dans le Namib, l'arrière-pays peut aussi apporter du sédiment le long de la marge est du champ de dunes, mais des contributions externes majeures ne se produisent que localement au NE et SE, où le sable est en grande partie fourni par les rivières Kuiseb et Koichab, respectivement (*Garzanti et al., 2012*).

Topographie

La topographie du substrat rocheux influence fortement la distribution et la formation des déserts. Les dunes se trouvent principalement dans des dépressions topographiques, qui offrent un espace pour l'accumulation de sable, ou près d'obstacles topographiques majeurs (**Fig.1.15** ; *Pye et Tsoar, 2009*).

Les champs de dunes et déserts de sable (déserts statiques) dans les dépressions topographiques se forment de deux manières : par le remaniement éolien des sédiments apportés par les rivières (par exemple : désert de Mu Us (*Wang et al., 2019*) ; **Fig.1.15.A**) et/ou par l'accumulation de sable transporté directement par le vent (par exemple : désert du Rub'Al Khali (*Garzanti et al., 2017*), **Fig.1.15.B**).

D'autres champs de dunes apparaissent en amont ou en aval d'obstacles topographiques majeurs, résultent de la décélération ou de la convergence des vents régionaux (par exemple : Mazertag, désert de Takla Makan (*Sun et al., 2009*) ; **Fig.1.15.C**).

En revanche, les déserts de sable dynamiques où la migration des dunes dans le sens du vent se fait sans obstacle se développent surtout sur des terrains plats (par exemple : Erg Ouarane, Mauritanie ; **Fig.1.15.D**) (*Pye et Tsoar, 2009*).

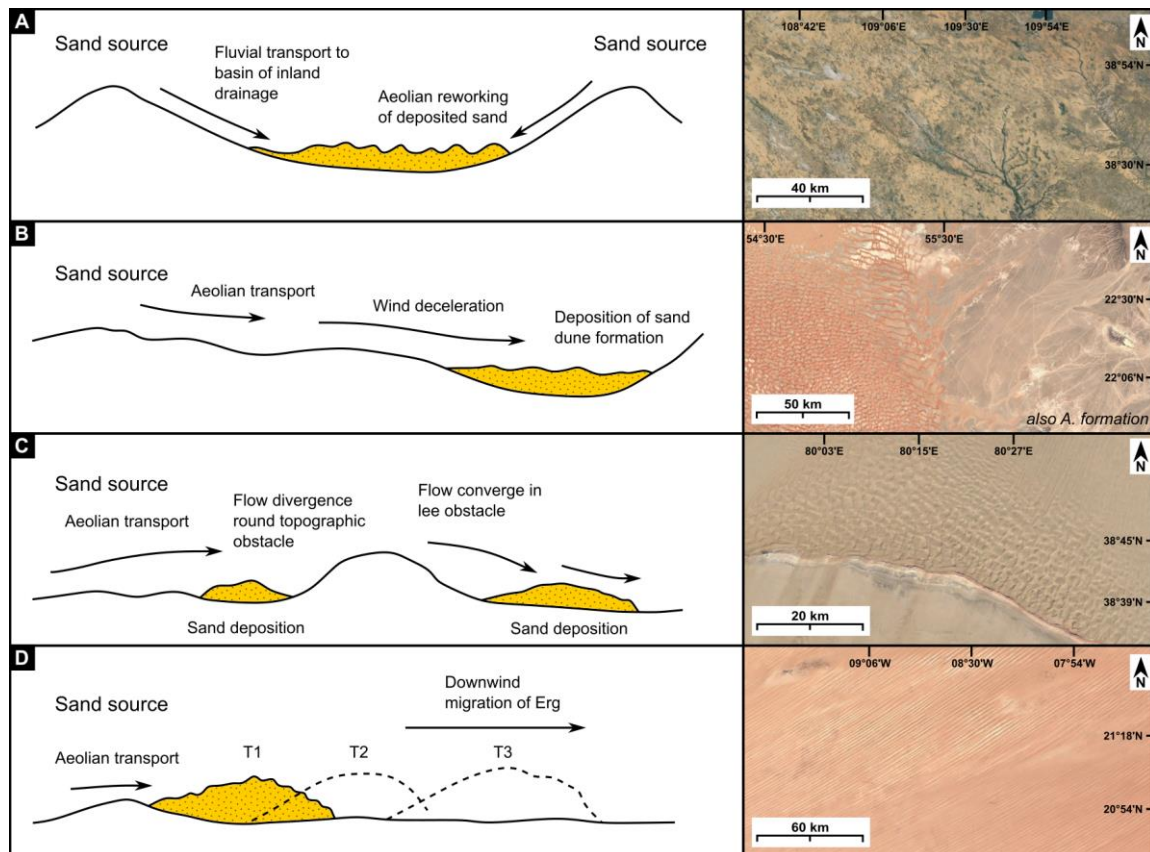


Fig.1.15. Différents contextes dans lesquelles se forment les déserts statiques (A-C) et dynamiques (D) (modifié d'après Pye et Tsoar, 2009).

Contexte tectonique

Le contexte tectonique est généralement un moteur primordial des taux d'érosion et de distribution des sédiments (*Livingstone et Warren, 2019*). Les grands déserts de sable se trouvent souvent dans des bassins d'avant-pays, associés à des chaînes de montagnes tectoniquement actives (par exemple : déserts du Karakum et du Takla Makan, en Asie ; parties nord du Rub'Al Khali) et des bassins de subsidence intra-cratoniques (par exemple : Simpson, Strzelecki et Mallee en Australie ; le Kalahari en Afrique australe) pour lesquels l'accumulation sédimentaire s'effectue à long terme (**Fig.1.16** ; *Livingstone et Warren, 2019*).

Quant aux déserts côtiers, ces derniers sont souvent associés à des marges tectoniques passives (par exemple : le désert de Mauritanie, en Afrique Nord ; le Namib, sur la côte ouest de l'Afrique australe ; et le désert de Gascoyne en Australie) (**Fig.1.16** ; *Livingstone et Warren, 2019*).

Ces déserts sont alimentés par des voies de transport de sable sur de longues distances depuis des régions internes où le sable est acheminé vers les côtes par le vent et les rivières (Fig.1.16 ; Lancaster, 2023; Livingstone et Warren, 2019; Garzanti et al., 2012).

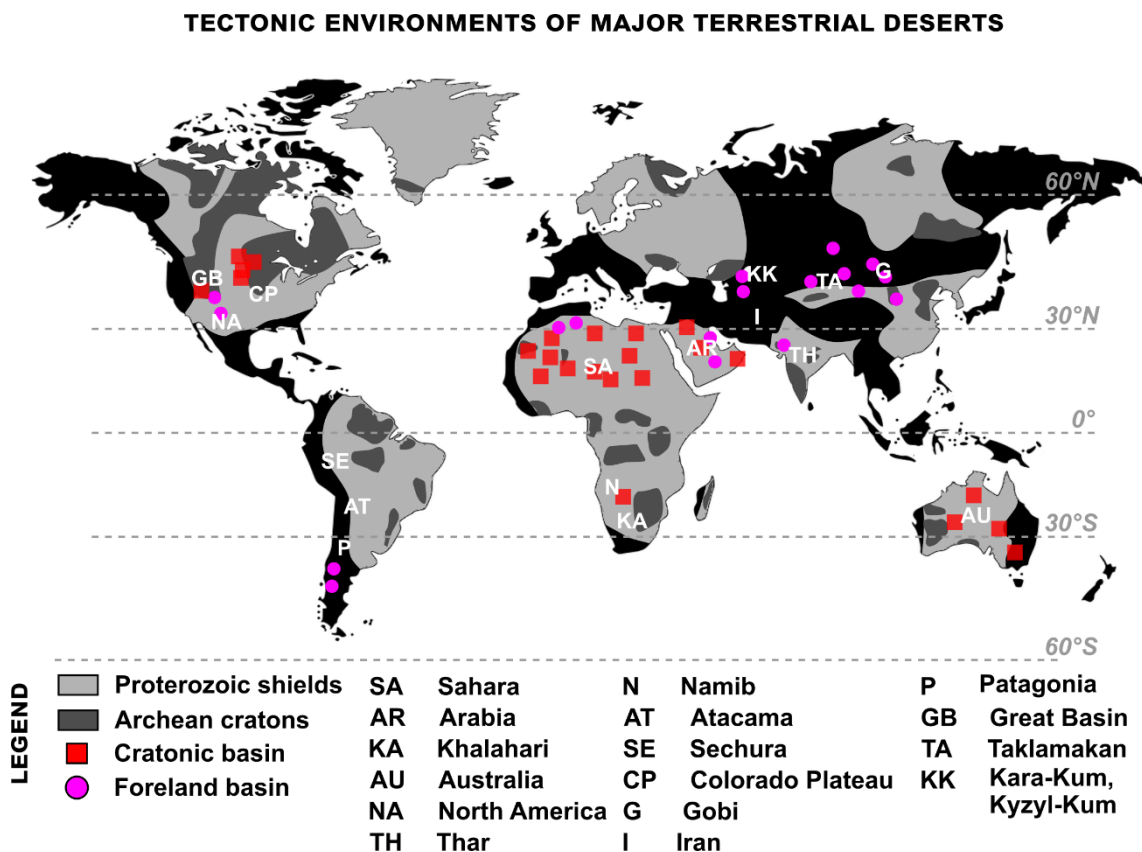


Fig.1.16. Environnements tectoniques des principaux déserts (Modifié d'après Lancaster, 2023 et Lévy et al., 2023).

5.2.2. Facteurs climatiques

Précipitations

Les précipitations influencent la présence de végétation, et l'approvisionnement des systèmes fluviaux qui contrôlent, l'évolution, la dynamique, et la morphologie des dunes (Livingstone et Warren, 2019). Les précipitations ont également un impact positif sur la formation des déserts, car les systèmes fluviaux jouent un rôle distributif dans le transport de sable vers les dunes éoliennes (Livingstone et Warren, 2019 ; Weissman et al. 2010). Cependant, la contribution effective au développement des dunes dépend aussi de la manière dont le sable est réparti dans les systèmes fluviaux ou de sa disponibilité dans ces derniers (Livingstone et Warren, 2019).

Par exemple, dans le désert hyperaride du Namib, les dunes ont des crêtes actives sans végétation pérenne visible. À mesure que les précipitations augmentent vers les marges intérieures du désert de Namib, la végétation devient plus visible et les dunes montrent des changements morphologiques (*Livingstone et Warren, 2019*).

Autre exemple, les dunes au SW du désert du Kalahari, adjacent au Namib, montrent une végétation pérenne clairsemée et les datations par luminescence fournissent des preuves d'accumulation de sable et de développement des dunes occasionnelles en réponse à des événements épisodiques de précipitations au cours du Quaternaire (*Telfer 2011 ; Bullard et al., 1997*).

Régime des vents

La formation des champs de dunes et des déserts de sable nécessite des vents de forte énergie au-delà d'un certain seuil de transport du sable. Leur répartition globale n'est cependant pas strictement liée à la force des vents (*Lancaster, 2023, Livingstone et Warren, 2019, Lancaster, 1985*).

En effet, bien que l'énergie éolienne globale puisse varier, les changements régionaux dans les schémas de circulation et des régimes de vent entraînent des diminutions spatiales des taux de transport de sable lorsque les vitesses de vent diminuent et/ou la variabilité directionnelle augmente (*Lancaster, 2023*). Par exemple, en Australie, les vents sont plus forts sur les côtes et diminuent à mesure qu'ils atteignent l'intérieur des terres, sous l'effet de la friction avec la topographie continentale qui présente une rugosité plus importante que les masses d'eaux océaniques (**Fig. 1.17** ; *Kalma et al. 1988 ; Fryberger et Dean, 1979*).

Cependant, l'énergie du vent est rarement le facteur limitant pour le développement des champs de dunes et des déserts de sable : si des dépôts de sable nu sont disponibles, la plupart des régions du monde ont des vents suffisamment forts pour déplacer le sable et créer des dunes (*Livingstone et Warren, 2019, Lancaster, 1985*).

Ces environnements éoliens à faible énergie caractérisent la plupart des champs de dunes australiens, du Kalahari (*Lancaster, 2023*), et du Takla Makan (*Wang et al., 2002*) (**Fig. 1.17**). Tandis que les déserts de sable du Wahiba (*Hereher et al., 2020*), du Khuzestan (*Abbasi et al., 2021*) et du Skeleton Coast en Namibie se trouvent dans des régions de forte énergie (**Fig. 1.17** ; *Livingstone et Warren, 2019, Lancaster, 1985*).

WIND REGIME OF MAJOR TERRESTRIAL DESERTS

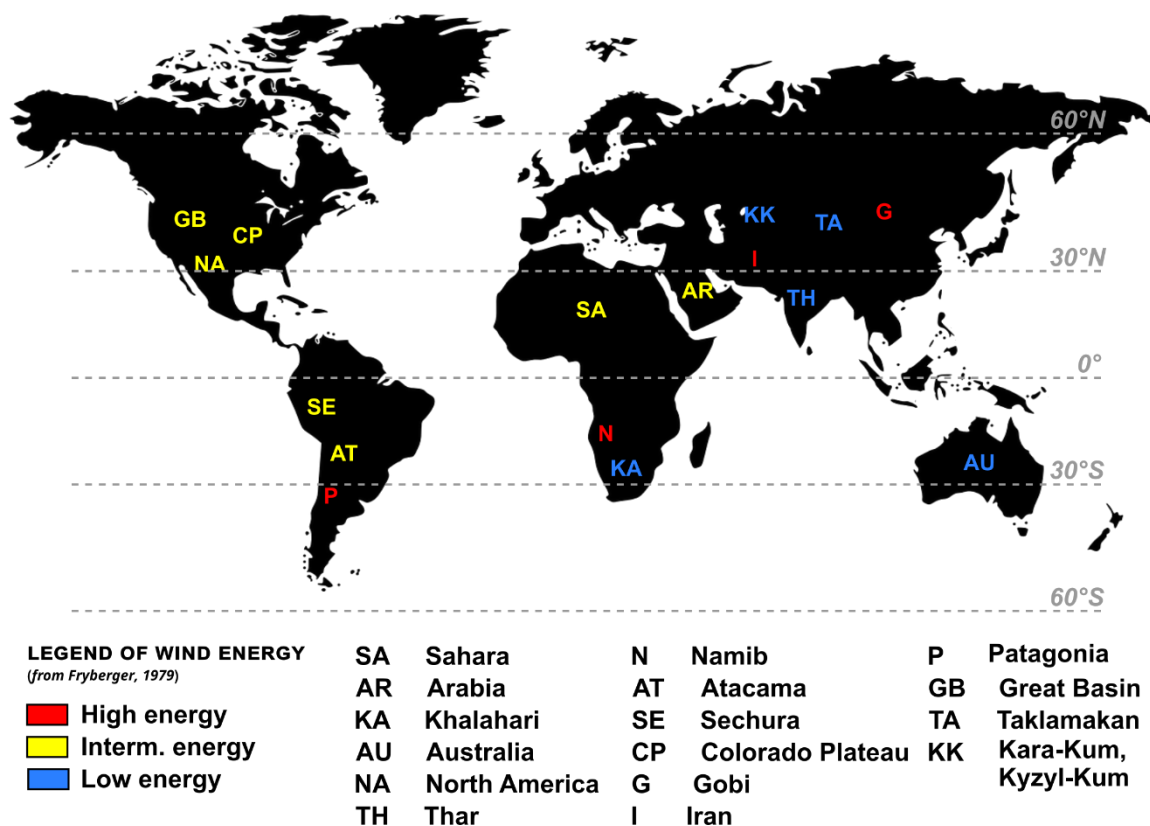


Fig. 1.17. Caractéristiques des régimes de vents des déserts majeurs (Modifié d’après Lancaster, 2023 ; Fryberger, 1979).

6. Défis de classification liés à l’étude des dunes éoliennes

La diversité importante des morphologies éoliennes rend difficile leurs classifications. En effet, bien que certaines convergences de terme soient retrouvées dans les classifications de dunes (par exemple : les termes en croissants et linéaires sont assez répandus par les classifications existantes), les études actuelles utilisent différents termes pour décrire les sous-classifications qui décrivent dans certains cas des morphologies similaires à travers différentes régions du globe (par exemple : les termes *linéaires*, *longitudinales*, dunes « *uruq* », dunes « *seif* » convergent vers la description d’une même structure sédimentaire longiligne, mais différent de par leurs descriptions morphologiques, génétiques, et géographiques) (Zheng et al., 2022; Dong et al., 2010; Pye et Tsoar, 2009; Dong et al., 2008).

La plupart des classifications proposées des types de dunes se divisent selon des deux nomenclatures : (i) morphodynamique, nécessitant une connaissance du régime de vent, du stock de sable et de sa disponibilité, et (ii) morphologiques ([Lancaster, 2023](#)). [Zheng et al. \(2022\)](#) indiquent également que l'utilisation conjuguée des terminologies morphologique et génétique est problématique car il est difficile de déterminer les origines génétiques des dunes uniquement à partir d'images satellites ou aériennes (par exemple : [Livingstone et Warren, 1996](#) ; [McKee, 1979](#) ; [Breed et al., 1979](#)).

De plus, la découverte de dunes sur d'autres corps célestes complique leur classification. Particulièrement sur Mars, qui présente une diversité de formes plus large, complexifiant les classifications terrestres existantes ([Diniega et al., 2017](#) ; [Hayward et al., 2014](#)).

[Hunter et al. \(1983\)](#) et [Courrech du Pont et al. \(2024\)](#) suggèrent que les termes génétiques peuvent être utilisés lorsque que l'on tient compte de l'orientation de l'axe de la dune par rapport à la résultante du transport de sable net. Par exemple, le terme « *linéaire* » désigne une forme dans laquelle la longueur est très supérieure à la largeur de la dune, et constitue une description morphologique, tandis que le terme « *longitudinal* » implique une orientation de la crête parallèle au transport net de sable ([Courrech du Pont et al., 2024](#) ; [Hunter et al., 1983](#)).

Certaines de ces classifications sont affinées en intégrant la couverture végétale ([Livingstone et Warren, 1996](#) ; [McKee, 1979](#) ; [Pye et Tsoar, 1990](#)). Par exemple, [McKee \(1979\)](#) classe les dunes selon leur forme planimétrique en cinq types principaux : croissantes, linéaires, inversées, étoilées et paraboliques, avec trois sous-catégories pour chaque type : simples, composées et complexes. Les dunes simples représentent la forme de base, les dunes composées sont formées de plusieurs dunes du même type, et les complexes résultent de la combinaison de différents types de dunes ([Lancaster, 2023](#)).

[Livingstone et Warren \(1996\)](#) modifient le système de classification de [Pye et Tsoar \(1990\)](#) et classent les dunes en deux types : les dunes « *libres* », façonnées seulement par le sable et le vent, et les dunes « *ancrées* », modelées par la topographie ou la végétation.

[Breed et al. \(1979\)](#) ont également affiné les systèmes de classifications générales à partir de la reconnaissance des types de dunes sur les images Landsat en donnant une description plus détaillée de leurs formes et du nombre de pentes d'avalanche.

Dernièrement, *Courrech du Pont et al. (2024)* ont proposé trois schémas de classification complémentaires et indépendants, basés sur :

- i. La description géomorphologique des dunes (**Fig.1.18**),
- ii. Les descriptions par les processus morphodynamiques (**Fig.1.19**),
- iii. Et la mécanique du fluide et la physique des transports sédimentaires (processus non abordé dans ce manuscrit).

Cette récente étude tend à généraliser et à unifier les schémas de classification proposés par les recherches précédentes.

Le point fort de cette récente classification par rapport aux précédents travaux et que cette dernière fournit des niveaux de descriptions variables et ajustables en fonction de l'échelle d'étude (par exemple : répétition des classes proposées aussi bien pour les dunes que les dunes superposées) des différentes morphologies terrestres et extraterrestres en fonction de la donnée disponible, de la géométrie, de la dynamique, et de leurs conditions environnementales (*Courrech du Pont et al., 2024*).

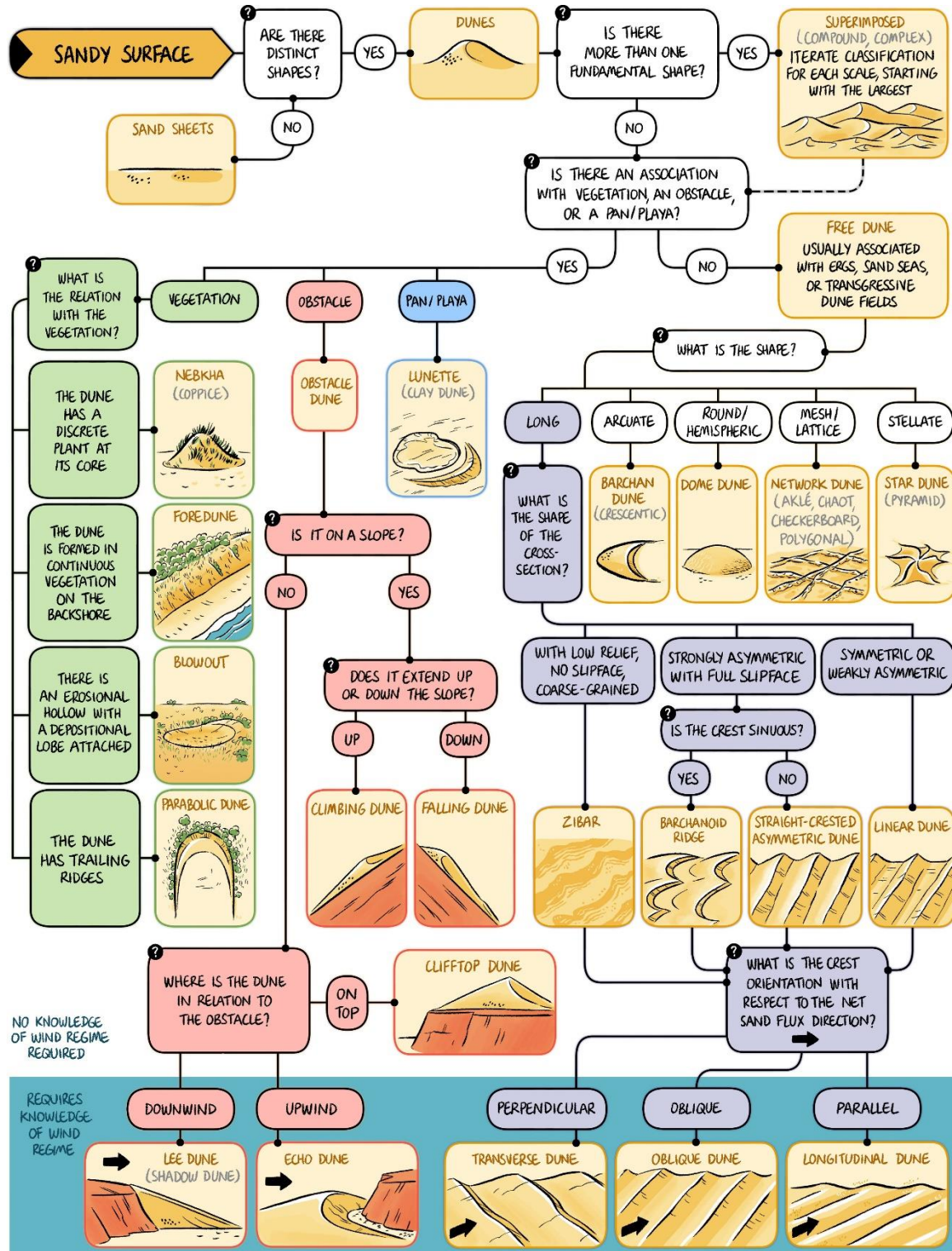


Fig.1.18. Arbre d'identification pour la classification des dunes basée sur la morphologie (Courrech du Pont et al., 2024).

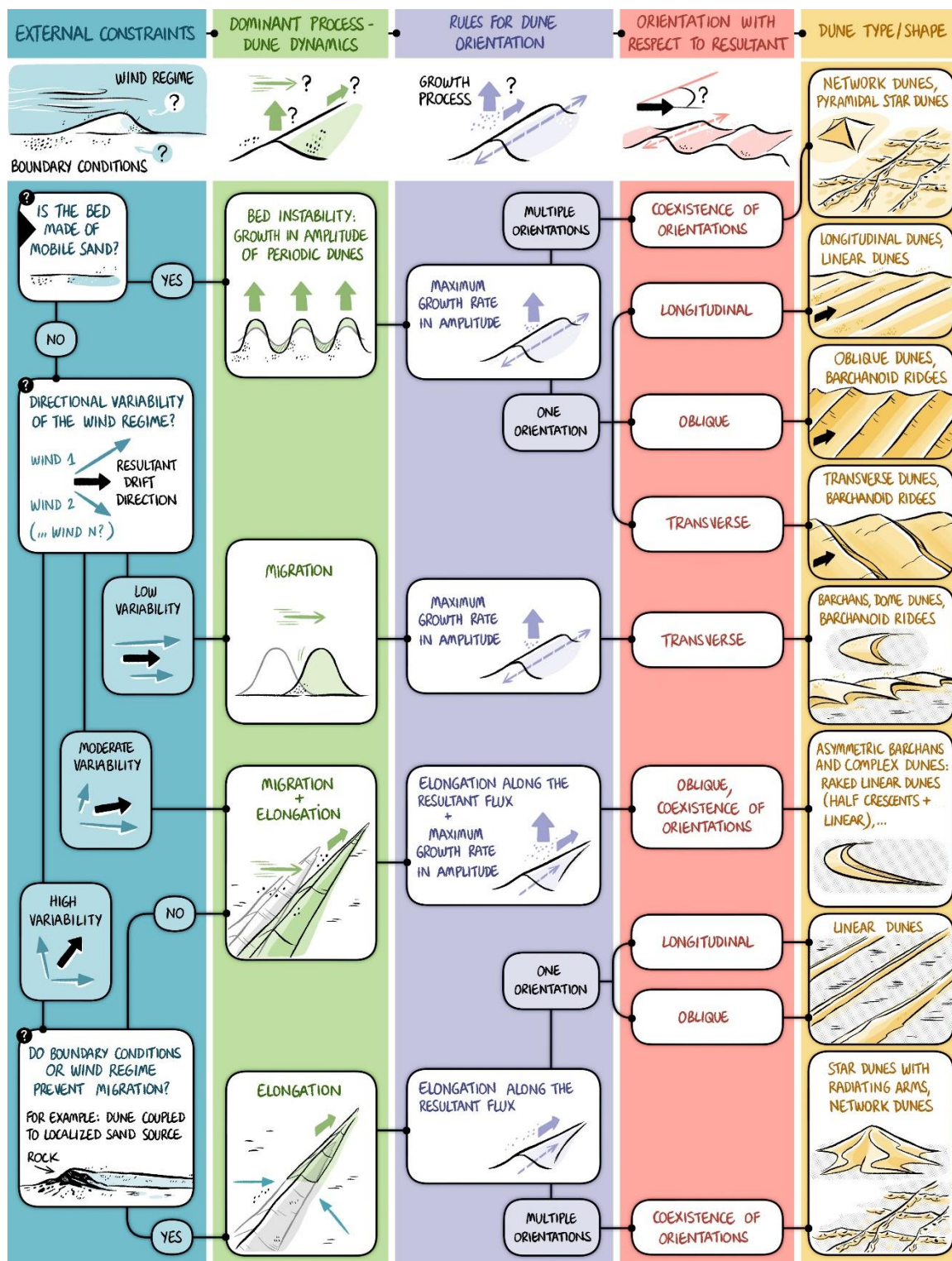


Fig.1.19. Arbre d'identification pour la classification des dunes basée sur la dynamique des dunes (Courrech du Pont et al., 2024).

7. Apports potentiels de la cartographie détaillées des dunes à l'échelle des déserts

Des cartographies détaillées des dunes à l'échelle des déserts permettraient d'aider à surmonter certaines limitations en apportant des informations morphologiques (et génétiques ?), tout en intégrant une hiérarchisation des superpositions de dunes.

Cependant, l'application d'un système de classification hiérarchique pose un défi. En effet, [Zheng et al. \(2022\)](#) soulignent que la variation des échelles complique davantage la classification. Alors que certains types de dunes, tels que les dunes linéaires végétalisées, montrent des tailles similaires à travers les continents, l'échelle des dunes « libres » varie significativement.

De plus, la discrétisation des dunes en tant qu'objets individuels soulève une question fondamentale : *où commence et où finit une dune de sable ?* ([Hugenholtz et al., 2012](#)). [Fitzsimmons et al. \(2020\)](#) et [Bandeira et al. \(2013\)](#) traitent chaque dune comme un objet discret pour évaluer leurs caractéristiques morphologiques distinctes ([Zheng et al., 2022](#)). Inversement, [Livingstone et al. \(2010\)](#) et [Breed et al. \(1979\)](#) adoptent une méthode de cartographie en groupant les dunes comme par zones continues ou régions en identifiant des similitudes entre structures adjacentes ([Zheng et al., 2022](#)).

Bien que la cartographie soit une solution prometteuse, elle repose actuellement sur des efforts principalement manuels ([Zheng et al., 2022](#)). Intégrer la diversité des formes de dunes, surtout à grande échelle, nécessite l'adoption d'approches automatisées pour améliorer l'efficacité et la précision de la cartographie.

8. Synthèse sur la diversité des dunes et problématiques résultantes

Les dunes peuvent varier considérablement en taille, forme et distribution, allant des petites dunes barkhanes isolées aux vastes champs de dunes linéaires ou étoilées. Cette variabilité est observée à travers divers déserts du monde, tels que le Sahara, le Gobi, les déserts d'Australie et les régions arides d'Amérique du Nord et du Sud, où chaque région présente des facteurs de contrôle uniques, mais jamais uniformes, permettant le développement des dunes en fonction du stock de sable, de sa disponibilité, et du régime des vents.

La diversité de formes de dunes induites par différents contextes dynamiques pose un défi significatif pour leur classification. Les variations régionales des conditions environnementales et du comportement de la dynamique éolienne exigent une approche flexible et adaptative pour étudier et classer les dunes.

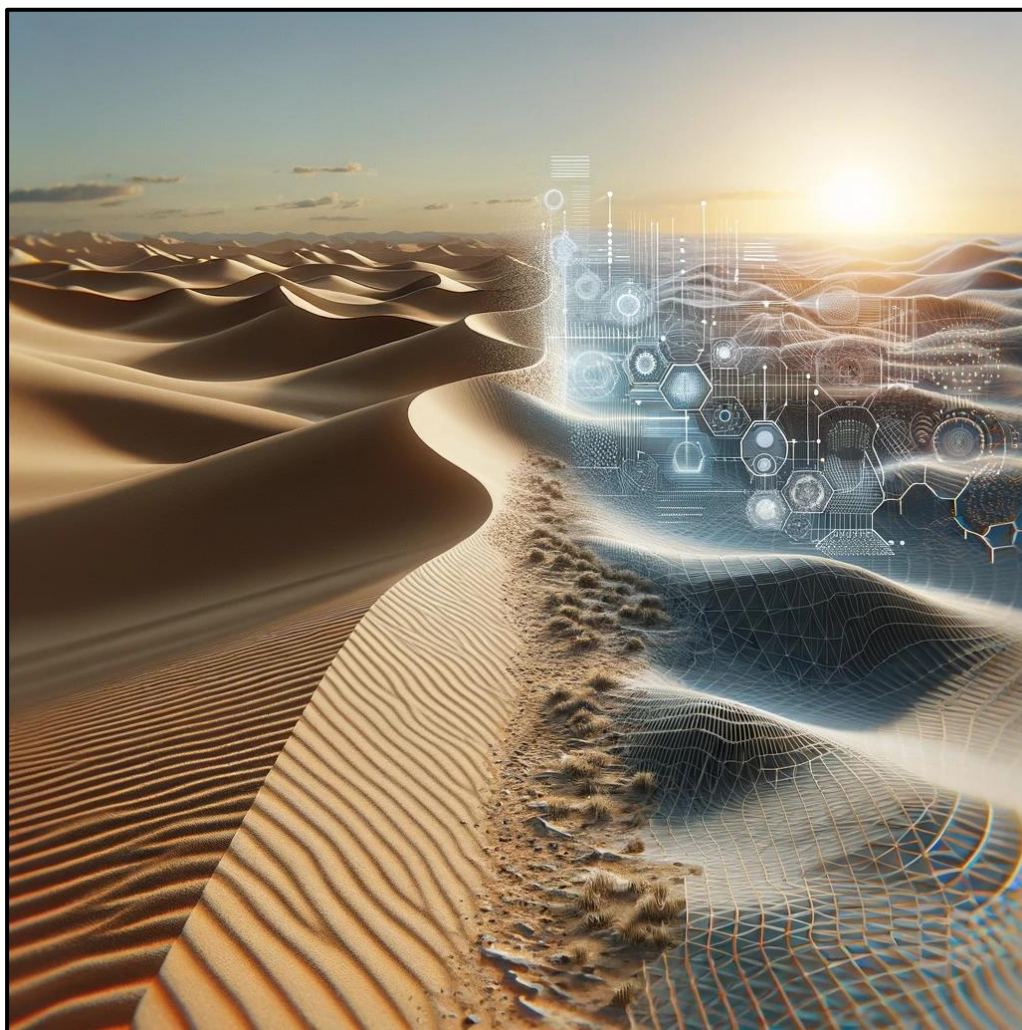
Les termes utilisés pour décrire les dunes varient d'une région à une autre et d'un auteur à l'autre, nécessitant une standardisation à la fois des données morphologiques et dynamiques pour permettre une communication et une recherche collaborative sur les processus en jeu à l'échelle internationale.

Face à ce défi, la cartographie manuelle des dunes à partir des images de télédétection permet de représenter la diversité des dunes sur différents niveaux de représentation cartographique (fractionné/local et regroupé/régional) mais se révèle insuffisante pour couvrir avec précision la diversité et la complexité des formations dunaires.

Ainsi, l'adoption de méthodes automatisées permettrait de fournir des études détaillées plus rapidement et plus précisément, et ce, à différentes échelles spatiales. De plus, de telles méthodes pourraient permettre **d'établir une stratégie d'analyse de la variabilité morphologique des dunes en lien avec les processus en jeu sans avoir à rentrer dans les systèmes de classification actuels.**

Ces approches soulèvent plusieurs problématiques qui seront abordées dans les prochains chapitres : **Quelle(s) méthode(s) utiliser ? Quelles sont leurs différences ? Pour quel type de données sont-elles adaptées ? À quelle(s) résolution(s) spatiale(s) ces méthodes sont-elles efficaces ? Quel est le niveau de confiance comparé à une cartographie manuelle ?**

Chapitre II : Etat de l'art et concepts fondamentaux de l'Intelligence Artificielle



Generated by A.I (Dall-E)

Acronymes

CE: *Cross Entropy*

CNN: *Convolutional Neural Network*

CTX: *Context Camera*

DNN: *Deep Neural Network*

FFT: *Fast Fourier Transform*

GEOBIA: *Geographic Object-Based Image Analysis*

GPU: *Graphics Processing Unit*

HiRISE: *High Resolution Imaging Science Experiment*

IA: *Intelligence Artificielle*

TIN: *Triangulated Irregular Network*

LIDAR: *Light Detection and Ranging*

LSP: *Land Surface Parameters*

ML: *Machine Learning*

MBT: *Modèles Numériques Bathymétriques*

MNE: *Modèles Numériques d'Élévation*

MRS: *Multi Resolution Segmentation*

PDP: *Parallel Distributed Processing*

ReLU: *Rectified Linear Unit*

RS: *Radon Spectrum*

SPOT: *Satellite Pour l'Observation de la Terre*

SRTM: *Shuttle Radar Topography Mission*

SVM: *Support Vector Machine*

TAR: *Transverse Aeolian Ridges*

UAV: *Unmanned Aerial Vehicle*

WT: *Wavelength Transform*

XOR: *eXclusive OR*

Sommaire du chapitre

1.	Introduction	53
2.	Etat des lieux de l'automatisation de la cartographie des dunes	55
3.	Intelligence Artificielle : définition et grands concepts historiques.....	60
3.1.	Définition de l' « Intelligence Artificielle »	60
3.2.	Le Proto-neurone artificiel (McCulloch et Pitts, 1943)	62
3.3.	Formalisation du terme « Intelligence Artificielle » - connexionnisme vs symbolisme	63
3.4.	Biomimétisme approfondi : Complexification des données et évolution algorithmique	66
4.	Fonctionnement d'un neurone élémentaire artificiel : le « Perceptron » (Rosenblatt, 1958)	68
4.1.	La fonction de transfert linéaire.....	70
4.2.	Les fonctions d'activation	72
4.3.	Fonction Coût.....	74
4.4.	Optimisation par descente de gradient	76
5.	Un réseau de neurone multicouche ou « Deep Neural Network » (DNN) ..	79
5.1.	Forward Propagation	83
5.2.	Back Propagation.....	85
6.	Les réseaux de neurones convolutifs ou « Convolutional Neural Network » (CNN)	86
6.1.	La convolution	90
6.2.	Le Pooling	93
6.3.	La convolution transposée	94
7.	Synthèse sur les concepts d'Intelligence Artificielle et réseaux de neurones et problématiques résultantes.....	96

1. Introduction

La production de cartes détaillées des dunes permettrait une meilleure compréhension et caractérisation des interactions entre les dunes (par exemple : type et fréquence), en fournissant des informations sur les processus qui façonnent les motifs complexes observés dans la nature. Compte tenu de la disponibilité de jeux de données de modèles numériques d'élévation (MNE) et d'images satellites avec une résolution spatiale (et temporelle) de plus en plus élevée, de telles analyses nécessitent une cartographie automatisée, car la numérisation manuelle est chronophage et subjective.

Malgré la présence de critères de cartographie bien définis, les opérateurs humains se heurtent à des défis majeurs lorsqu'il s'agit de suivre ces critères sur des zones d'étude étendues, notamment pour la cartographie de motifs complexes de dunes superposées. La cartographie précise et cohérente des dunes sur l'ensemble du terrain est une tâche difficile ([Hillier et al., 2015](#) ; [Siegal and Short, 1977](#) ; [Podwysocki et al., 1975](#)), notamment dans les environnements éoliens où plusieurs classifications des dunes coexistent, malgré les récents efforts de recherche ([Courrech du Pont et al., 2024](#) ; [Zheng et al., 2022](#) ; [Scuderi, 2019](#)).

Bien que les méthodes automatisées d'extraction de caractéristiques des dunes aient été largement adoptées et produisent des résultats précis, l'utilisation d'algorithmes de détection d'images ou de MNT par des réseaux de neurones artificiels a récemment suscité un intérêt croissant dans les études de géomorphologie terrestre et extraterrestre ([Zheng et al., 2022](#)). La popularité de ces algorithmes réside dans leurs performances (vitesse et qualité cartographique) et dans leur adaptabilité. En effet, ces algorithmes sont capables « d'apprentissage », leur permettant de reconnaître et d'intégrer des caractéristiques spatiales de haut niveau ([Zheng et al., 2022](#)). Cette capacité d'apprentissage favorise une généralisation efficace de la détection dans divers environnements, rendant ces algorithmes particulièrement adaptés à des contextes géomorphologiques variés.

Ce chapitre se concentre sur la présentation des concepts fondamentaux de l'Intelligence Artificielle en raison de son rôle prédominant dans les méthodes de cartographie actuelles, ainsi que dans nos travaux présentés ultérieurement (Chapitre III). Ce chapitre a été réalisé en s'appuyant principalement sur les ouvrages de [Chowdhary \(2020\)](#) et [Goodfellow et al. \(2016\)](#), ainsi que sur diverses ressources numériques en ligne, notamment *CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition* ([Stanford University, n.d.](#)) et les ressources numériques CNRS [Fidle \(2021\)](#).

Dans un premier temps, un état des lieux de l'automatisation de la cartographie des dunes sera réalisé. Cette section présentera les avancées récentes dans la détection et la cartographie des caractéristiques des dunes (par exemple : les contours, pentes, etc.), à l'aide de diverses approches et méthodes automatisées.

Ensuite, les grands concepts historiques définissant l'Intelligence Artificielle et les réseaux neuronaux seront abordés. Cela permettra de situer le contexte théorique et d'introduire les bases nécessaires à la compréhension des approches plus modernes.

Les concepts de base d'un neurone élémentaire (*Perceptron*), seront ensuite illustrés par une description simplifiée des concepts algébriques sous-jacents et des mécanismes d'apprentissage de l'information.

Ces concepts seront ensuite élargis avec une présentation de l'organisation des réseaux de neurones multicouches qui détaillera comment un réseau composé de plusieurs neurones permet de réaliser simultanément les opérations précédemment décrites.

Enfin, une architecture multicouche plus avancée, le réseau neuronal convolutif, sera présentée. Un accent particulier sera mis sur cette architecture, en raison de l'utilisation d'une architecture similaire dans nos travaux (voir *Chapitre III - Daynac et al., 2024*).

2. Etat des lieux de l'automatisation de la cartographie des dunes

Au cours de la dernière décennie, plusieurs auteurs ont publié des méthodes pour produire automatiquement des cartes des motifs de dunes, ainsi que leur analyse morphométrique dans des environnements éoliens (*Stammler et al., 2022; Fitzsimmons et al., 2020; Baughman et al., 2018; Foroutan et Zimbelman, 2017; Telfer et al., 2015; Vaz and Silvestro, 2014*) ou subaquatiques (*Lebrec et al., 2022; Cassol et al., 2022; Cassol et al., 2021; Di Stefano et Mayer, 2018; Debese et al., 2016; Duffy and Hughes-Clarke, 2005*) (Table 2.1).

Ces méthodes sont principalement basées sur la segmentation de jeux de données raster, qu'ils soient constitués d'images satellites (par exemple : SPOT - *Ghadiry et al., 2012* ; images CTX, HiRISE - *Rubanenko et al., 2021; Emran et al., 2020; Vaz et al., 2015*) ou de modèles numériques d'élévation ou bathymétriques (MNE et MNB ; SRTM, UAV, LIDAR ; *Cassol et al., 2022; Cassol et al., 2021; Baughman et al., 2018; Foroutan et Zimbelman, 2017; Cazenave et al., 2013; Effat et al., 2011*), en objets tels que les contours (*Emran et al., 2020*), les crêtes, et les pentes d'avalanche de dunes (*Cassol et al., 2022; Cassol et al., 2021; Di Stefano et Mayer, 2018; Bandeira et al., 2011*) ou encore les défauts des dunes (*Scuderi, 2019*).

Les algorithmes et les processus automatisés répertoriés dans la Table 2.1 sont variés et complexes, rendant la catégorisation précise difficile en raison des chevauchements entre les méthodes et les approches. Néanmoins, diverses approches et méthodes distinctes peuvent être catégorisées par :

- i. Des méthodes appliquant des filtres raster et interprétant la topographie des dunes comme un signal spectral, extrayant des « signaux » par des méthodes de traitement de signal ;
- ii. Des méthodes utilisant une analyse géomorphométrique ou phénotypique des dunes, les considérant comme des « objets » cohérents représentant des caractéristiques spécifiques dans l'image ;
- iii. Des approches innovantes en Intelligence Artificielle et des classificateurs supervisés basés sur des réseaux neuronaux artificiels pour traiter des bases de données et des tâches complexes.

Les approches basées sur le filtrage raster et le seuillage sont couramment utilisées dans les processus de segmentation et d'analyse morphométrique. L'image ou le MNE d'entrée est généralement prétraité avec des filtres de lissage et de débruitage (par exemple : filtres passe-haut ou passe-bas) (Scuderi, 2019). Des paramètres de surface terrestre ou *Land Surface Parameters* (LSP) tels que la pente, la courbure ou le relief résiduel (Baughman et al., 2018) et/ou des filtres de détection de points, de détection de bords ou de détection de régions (par exemple : filtres laplaciens, Sobel et/ou anisotropes) (Wang et al., 2020; Scuderi, 2019; Telfer et al., 2015; Cataño-Lopera et al., 2009) sont classiquement utilisés pour améliorer l'identification des dunes. Enfin, des seuillages de ces filtres et LSPs sont utilisés pour segmenter ces données de pixels en objets (défauts, crêtes, contours).

D'autres approches reposent sur l'analyse spectrale, notamment l'utilisation de la Transformée de Fourier 2D (FFT ; Wang et al., 2020 ; Cazenave et al., 2013), les Transformations en Ondelettes (WT ; Cataño-Lopera et al., 2009 ; Potts et al., 2008), le Spectre de Radon des images (RS ; Gadhiraaju et al., 2014) ou encore la *Corrélation Spatiale Croisée* (SCC ; Duffy et Hughes-Clarke, 2005). Ces méthodes sont employées pour extraire des paramètres morphométriques régionaux des dunes (asymétrie, direction de crête, etc.) plutôt que sur les dunes individualisées. Ces méthodes basées sur le traitement mathématique et spectral, permettent de décomposer complètement toutes les générations de dunes dans un champ (par exemple : dunes superposées), offrant une meilleure compréhension des interactions physiques et des différentes générations de dunes existantes (Wang et al., 2020 ; Cazenave et al., 2013 ; Cataño-Lopera et al., 2009).

Les méthodes d'analyse d'image basées sur les phénotypes géomorphologiques reposent sur l'application de techniques de segmentation d'image aux données d'entrée, qu'il s'agisse d'images satellites, de MNEs ou de LSPs préalablement filtrés et/ou seuillés (Stammler et al., 2022 ; Vaz et al., 2015). Ces techniques permettent d'isoler les caractéristiques des objets, puis de calculer un ensemble de règles les décrivant (Cassol et al., 2021, 2022). Ces règles peuvent ensuite être utilisées pour une analyse approfondie et une classification ultérieure des objets selon leurs caractéristiques (Blaschke et al., 2014).

Plusieurs algorithmes de segmentation ont été utilisés pour effectuer l'analyse d'objets basée sur des approches *GEOBIA* (*Geographic Object-Based Image Analysis*).

Certains auteurs ont utilisé un algorithme de fusion de région ascendante et l'algorithme de *Segmentation à Résolution Multiple (Multi Resolution Segmentation - MRS)* pour segmenter les contours des dunes (Emran et al., 2020). De plus, plusieurs auteurs ont opté pour des modèles basés sur des règles exploitant l'approche GEOMORPHON, une classification dérivée des MNE qui classe chaque pixel dans une catégorie élémentaire de relief telle que pente, pic, plat, ou vallée, en fonction de ses voisins (Fig.2.1 ; Jasiewicz et Stepinski, 2013).

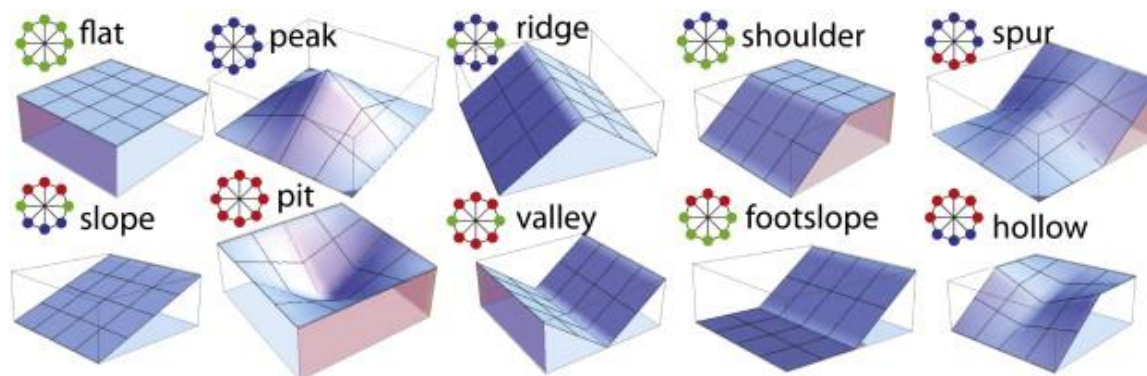


Fig.2.1. Approche GEOMORPHON (Jasiewicz et Stepinski, 2013). Morphologies topographiques symboliques 3D et géomorphons correspondants pour les 10 éléments de relief les plus courants.

Ces modèles ont été utilisés pour segmenter les crêtes, les creux, les contours et/ou le flanc court/flanc long des dunes à partir de MBT (Cassol et al., 2021, 2022 ; Di Stefano et Mayer, 2018). Ces algorithmes produisent des cartes précises, mais leurs résultats dépendent fortement des paramètres de segmentation d'objet et des règles choisies, ce qui limite leur capacité à s'adapter à toutes les situations.

Les méthodes de cartographie des dunes basées sur l'Intelligence Artificielle et les classificateurs supervisés reposent sur des réseaux neuronaux artificiels multicouches, appelés réseaux neuronaux profonds ou *Deep Neural Network (DNN)*. Ces réseaux sont conçus pour automatiser l'apprentissage de représentations complexes des données en réalisant une transition progressive de chaque niveau de représentation des données vers un niveau plus abstrait et avancé (LeCun et al., 2015). Les DNN ont conduit à des avancées récentes pour la détection de dunes à partir d'images (Landsat, CTX, HiRISE) ou de MNE dans des contextes terrestres et extraterrestres, permettant d'obtenir des résultats plus précis (>90%) (Barrett et al., 2022; Rubanenko et al., 2021; Nagle-McNaughton et al., 2020; Palafox et al., 2017).

La réputation de ces méthodes d'Intelligence Artificielle conduit à une utilisation de plus en plus répandue pour la cartographie des dunes, car ces dernières surpassent les méthodes précédemment citées de par :

- i. Leur capacité à traiter de grands volumes de données, les rendant très efficaces pour la détection d'objets (Nagle-McNaughton et al., 2020 ; Palafox et al., 2017) et les tâches de segmentation sémantique (Shumack et al., 2020) ;
- ii. Leur capacité de transférabilité en remplaçant simplement les données d'entraînement, offrant une plus grande capacité de segmentation (Yuan et al., 2020 ; Marmanis et al., 2016 ; Long et al., 2015) ;
- iii. Et leur capacité à être généralisée et à créer de nouvelles combinaisons de résultats au-delà des données d'entraînement, nécessitent une intervention humaine minimale (LeCun et al., 2015).

Ces algorithmes peuvent être optimisés à partir de classificateurs supervisés tels que le *Machine à Vecteurs de Support* (*Support Vector Machine - SVM*) qui ont prouvé leur capacité à traiter divers problèmes de classification d'image (Palafox et al., 2017 ; Bandeira et al., 2011). Ces classificateurs sont particulièrement efficaces lorsque les données peuvent être séparées par un hyperplan (c'est-à-dire que les données sont linéairement et mathématiquement séparables) pour optimiser l'apprentissage en séparant et en identifiant différentes classes de données (par exemple : objet d'intérêt et non intérêt ; Fig.2.2).

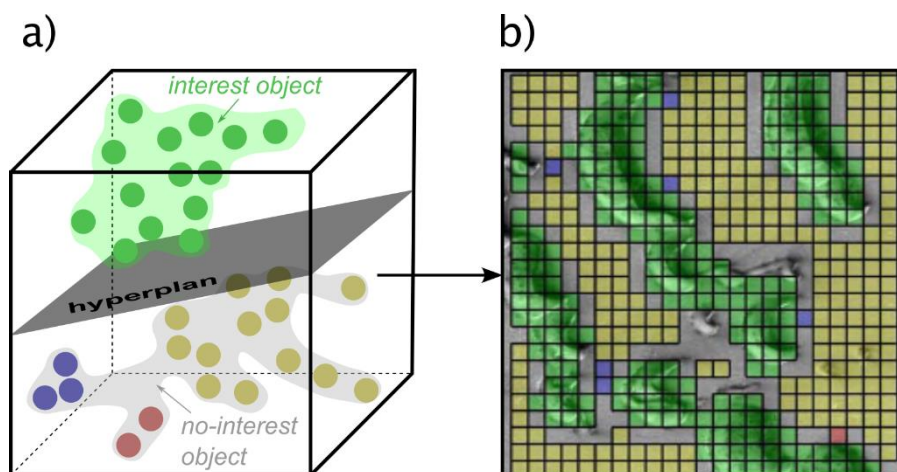


Fig.2.2. Classificateur supervisé SVM (Modifié d'après Bandeira et al., 2011). A) Concept du modèle SVM qui sépare les groupes d'objet par un hyperplan dans un espace multi-dimensionnel. B) Exemple de résultat de classification de dunes martiennes par SVM.

APPROACH	METHOD	ENVIRONMENT	BEDFORM	INPUT DATA	MAPPED FEATURES	OUTPUT DATA	AUTHORS
Analysis of geomorphological phenotype / Rule-based segmentation	MRS - OBIA	aeolian	dunes	HiRISE - CTX	edge detection/outline extraction	dune outlines	Emran et al., 2020
	-	-	-	LIDAR - DEM	outlines extraction	dune outlines	Stammler et al., 2023
	GEOMORPHON	fluvial/hydraulic	dunes	DBM	crest/slope extraction	crestlines/lee sides/stoss sides	Cassol et al., 2021, 2022
	-	-	-	DBM	crest/slope extraction	crestlines/lee sides	Di Stefano and Mayer, 2018
	Mathematical morphological operators	aeolian	dunes	CTX	crest/limbs/horns/ridges/lee sides	morphometric outlines	Vaz et al., 2015
Raster calculation & filtering (mathematical / spectral)	Image subtraction - change detection	aeolian	dunes	SPOT	outlines/migration extraction		Ghadiry et al., 2012
	ArcMap	aeolian	dunes	DEM	crest spacing/heading/length	crestlines	Baughman et al., 2018
	MINDTCT	aeolian	dunes/ripples/TARs	Landsat - HiRISE	crest/defects extraction	crestlines/defects	Scuderi, 2019
	2D Fast Fourier Transform	fluvial/hydraulic	dunes	DBM - DEM ASTER	crest/height/asymmetry extraction		Cazenave et al., 2013
	-	fluvial/hydraulic	superimposed dunes	DBM	crest/height/asymmetry extraction		Wang et al., 2020
	Wavelet Transform	fluvial/hydraulic	ripples	DBM	crest detection	crestlines	Catano-Lopera et al., 2009
	Radon spectrum	aeolian	dunes	Landsat - LISS III	crest detection	crestlines	Gadhiraaju et al., 2014
	Linear Dune Optimized Edge Detection	aeolian	dunes	Landsat-8	edge detection/outline extraction	dune outlines	Telfer et al., 2015
	Estimation of curvatures (TIN)	hydraulic	dunes	MBES	crest/trough extraction	crestlines	Debese et al., 2016
Spatial cross-correlation	hydraulic	dunes	DBM	dune migration	crestline migration vectors	Duffy and Hughes-Clarke, 2005	
Artificial Intelligence & Supervised classifier	Artificial Neural Network	aeolian	dunes	USGS orthophotos	crest extraction	crestlines/wavelengths	Vaz et Silvestro, 2014
	Convolutional Neural Network	aeolian	TARs	HiRISE	dune detection	dune pointing	Nagle-McNaughton et al., 2020
	-	aeolian	dunes	HiRISE - CTX	outlines extraction	dune outlines	Rubanenko et al., 2021
	-	aeolian	TARs	HiRISE - CTX	dune detection	dune pointing	Palafox et al., 2017
	-	aeolian	dunes	DEM AW3D30	crest extraction	crestlines	Shumack et al., 2020
	Self-Organizing Maps	aeolian	TARs	Quickbird - Worldview - HiRISE	crest extraction	crestlines	Foroutan and Zimbelman, 2017
	NOAH-H	aeolian	dunes	HiRISE	dune detection	dune pointing	Barrett et al., 2022
	SVM	aeolian	dunes	MOC	outlines extraction	dune outlines	Bandeira et al., 2011
	-	-	-	Landsat OLI	dune detection	dune pointing	Pradhan et al., 2018

Table 2.1. Récapitulatif des méthodes automatisées de cartographie des dunes et d'extraction de leurs caractéristiques morphologiques.

3. Intelligence Artificielle : définition et grands concepts historiques

3.1. Définition de l' « Intelligence Artificielle »

Le terme « *Intelligence Artificielle* » (IA) correspond à un large champ scientifique regroupant de multiples domaines de recherche (géosciences, neurosciences, sociologie, mathématique, économie etc.). Ce champ scientifique, qui explore la création et l'utilisation d'outils mettant en jeu des algorithmes et des traitements statistiques à partir du *Machine Learning* (ML) et du *Deep Learning* (DL) (Fig.2.3).

Le ML est une approche permettant à des algorithmes d'apprendre un modèle statistique basée sur trois méthodes d'apprentissage : i) supervisé, ii) non-supervisé, iii) par renforcement (Chowdhary, 2020).

L'apprentissage supervisé se caractérise par l'utilisation de données labellisées ou dites « étiquetées » par un opérateur humain pour former un modèle de prédiction statistique. Ces « étiquettes » fournissent des réponses connues pour chaque exemple, permettant ainsi au modèle de s'ajuster et de prédire les résultats pour de nouvelles données (Chowdhary, 2020).

À l'inverse, l'apprentissage non supervisé n'utilise pas de données étiquetées. Il emploie des algorithmes de regroupement ou de prise de décisions pour organiser les données en groupes distincts, ce qui aide à identifier la catégorie d'appartenance de nouvelles entrées sans réponses prédéfinies (Chowdhary, 2020). L'apprentissage par renforcement diffère de ces approches en se concentrant sur l'optimisation du comportement d'un algorithme dans le but d'atteindre un objectif spécifique. L'algorithme est guidé par un système de récompenses et de pénalités qui ajuste ses actions en fonction de son efficacité à atteindre cet objectif (Chowdhary, 2020).

Le DL est quant à lui un niveau supérieur du ML (Fig.2.3). Il désigne les méthodes d'apprentissage adaptées à des tâches qui requièrent des approches analytiques avancées, telles que la reconnaissance de texte, le traitement automatique du langage naturel, ou de la segmentation sémantique (Chowdhary, 2020). Le DL se distingue par sa capacité à apprendre des caractéristiques et des modèles à partir de données brutes à travers des architectures complexes de réseaux de neurones artificielles, offrant des solutions plus précises et sophistiquées pour des problématiques qui dépassent les capacités des méthodes conventionnelles du ML (Fig.2.3).

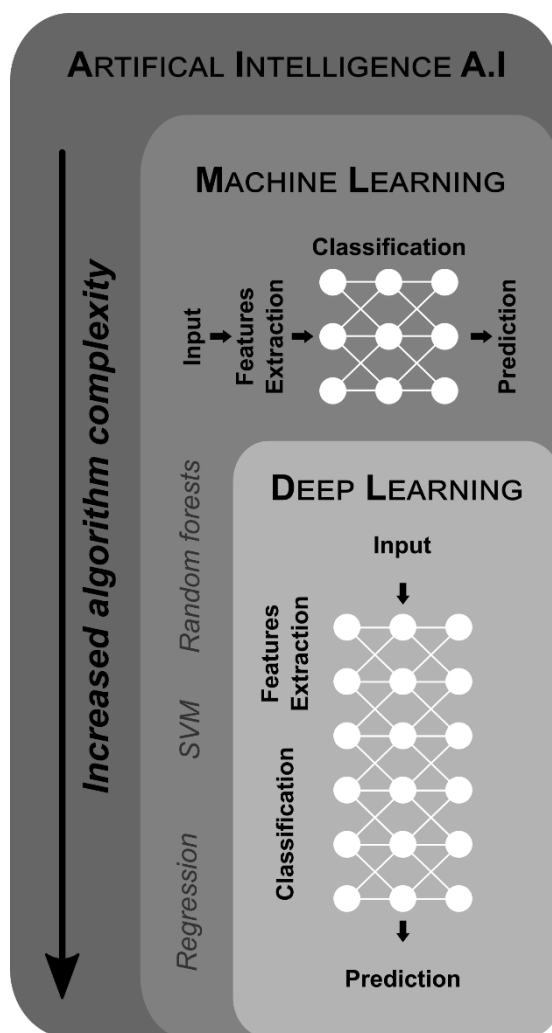


Fig.2.3. Diagramme de relation entre l'Intelligence Artificielle, le Machine Learning, et le Deep Learning.

Globalement, ces approches s’inspirent de l’intelligence humaine dont les capacités sont encore aujourd’hui complexes et mal comprises. L’IA vise non pas à la reproduire parfaitement, mais à en simuler certains aspects, notamment la capacité de prise de décision et de raisonnement.

À la différence de l’humain, une IA n’a pas de conscience, d’intentions propres, ni de compréhension profonde du monde (Barraud, 2019). Elle simule des capacités intellectuelles à travers des processus algébriques, probabilistes et statistiques, sans véritable « compréhension ».

3.2. Le Proto-neurone artificiel (McCulloch et Pitts, 1943)

L'origine de l'IA remonte aux années 1940, à la naissance de la cybernétique (*Wiener, 1948*) et aux prémices de la neuroscience (*Hebb, 1949*), période durant laquelle émergea le courant connexionniste (*Chrisley et Begger, 2000 ; Aizawa, 1992, Hebb, 1949*). Les premières approches d'automatisation connexionnistes du transfert d'information définissent l'apprentissage de l'information à partir des relations entre les données pour induire des règles générales, permettant ainsi de produire une série de prédictions ajustées basée sur ces règles.

McCulloch et Pitts (1943) proposèrent de modéliser un réseau de neurones de manière mathématique. Leur travail pionnier est souvent cité comme le point de départ de l'ère connexionniste, marquant son importance fondamentale dans l'histoire de l'IA (*Chrisley et Begger, 2000 ; Aizawa, 1992*).

Ce modèle s'inspire des connaissances de l'époque sur le fonctionnement neuronal du cerveau biologique et il a rapidement été associé à la notion d'apprentissage (*Hebb, 1949*). En neuroscience, les neurones sont des cellules nerveuses interconnectées ayant pour rôle de transmettre l'information dans un système nerveux (**Fig.2.4.A**).

Chaque neurone est composé de dendrites (prolongement du corps cellulaire en arborescence, définissant le point d'entrée de l'information entre deux neurones ou une autre cellule), d'un corps cellulaire (région de traitement de l'information par inhibition ou activation), et de terminaisons axonales (points de sorties de l'information ; **Fig.2.4.A ; Jain et al., 1996**). Lorsqu'un neurone réceptionne par les synapses un signal électrique associé à une information, le corps cellulaire effectue la somme des influx nerveux reçus. Si cette somme dépasse un seuil (seuil d'activation), il s'active et transmet l'information aux neurones connectés par les terminaisons axonales (**Fig.2.4.A ; Jain et al., 1996**).

Hebb (1949) démontra que la conductivité d'un neurone biologique peut augmenter suite à l'activation répétée par un autre neurone via une synapse, un processus considéré comme un mécanisme d'apprentissage. En d'autres termes, *Hebb (1949)* proposa un mécanisme par lequel les neurones s'adaptent et apprennent à partir de l'expérience. Il postula que lorsque deux neurones sont activés simultanément ou de manière répétée, la force de leur connexion synaptique s'accroît.

Ces phases d'activation simultanées sont cruciales pour les processus d'apprentissage et de mémorisation, car elles permettent au cerveau de se restructurer en réponse à de nouvelles expériences, renforçant certaines connexions neuronales tout en affaiblissant d'autres.

McCulloch et Pitts (1943) ont modélisé le fonctionnement d'un réseau de neurones en considérant qu'un neurone pouvait être défini par une fonction de transfert (f), traitant des signaux entrant (x), et retournant une réponse/sortie (y) (**Fig.2.4**). La fonction de transfert (f) est définie par 2 étapes de traitement : i) l'agrégation, somme de toutes les entrées (x) du neurone et de leurs coefficients ou poids (w), et ii) l'activation, si le résultat de l'agrégation dépasse un seuil, le neurone s'active et retourne une sortie ($y = 1$ if $f > 0$; else 0 ; **Fig.2.4.B**).

Ce concept biomimétique est devenu un élément clé dans le développement des premières machines dites « *intelligentes* », jouant un rôle central dans l'évolution de la cybernétique et posant les fondements des technologies modernes en IA (*Cardon et al., 2018*).

3.3. Formalisation du terme « Intelligence Artificielle » - connexionnisme vs symbolisme

L'intérêt pour l'IA remonte à des travaux tels que ceux de *Turing (1950)*, où l'auteur s'interroge sur la capacité des machines à penser. Dès 1955, *Newell et al. (1957)* développent un programme capable de réaliser des démonstrations mathématiques, marquant une étape importante dans la reconnaissance de l'IA comme domaine de recherche (*Cardon et al., 2018, Chrisley et Begeer, 2000, Aizawa, 1992*).

L'« *Intelligence Artificielle* » en tant que champ scientifique a été actée lors de la conférence de Dartmouth en 1956, rassemblant les pionniers tels que Norbert Wiener, Claude Shannon, et John McCarthy, ce dernier ayant formalisé le terme d'IA (*Cardon et al., 2018*).

À cette époque, deux courants de pensée se dessinent : l'approche connexionnisme, présentée ci-avant, et l'approche « symbolique », formulée par John McCarthy et Marvin Minsky, et axée sur la modélisation des connaissances.

Contrairement au connexionnisme, cette approche cherche à s'affranchir des similitudes avec les réseaux de neurones, pour privilégier un traitement de l'information fondé sur une suite logique d'opérations (*Cardon, et al., 2018*). Ainsi, le traitement de l'information par l'approche symbolique vise à transférer des règles logiques à des algorithmes afin d'aboutir à des raisonnements essayant de reproduire rationnellement la pensée (par exemple : des traitements basés sur les règles ET (and) et OU (or)) ; **Fig.2.4.C**).

Jusqu'aux années 1960, les approches d'IA symbolique et du connexionnisme ont toutes deux connus des succès modestes. D'une part, *Newell et al. (1957)* avaient élaboré des programmes informatiques capables de réaliser des preuves géométriques et logiques (symbolique).

D'autre part, *Rosenblatt (1958)* avait trouvé le moyen d'enseigner à des réseaux neuronaux (par exemple : création du Perceptron) à effectuer diverses tâches de reconnaissance de motifs (connexionnisme). La clé résidant dans la capacité de ces réseaux de neurones à modifier l'importance des informations reçues (poids) par apprentissage, permettant ainsi de modifier les résultats obtenus.

L'IA symbolique a connu une avancée significative dans les années 1980 avec l'avènement des *Systèmes Experts* (domaine d'IA ; **Fig.2.4.C** ; *Cardon et al., 2018*). Cette avancée a été possible grâce à l'accès à des ordinateurs plus puissants, permettant le stockage de vastes quantités d'informations.

Contrairement aux approches précédentes, les systèmes experts tels que DENDRAL (premier système expert permettant d'identifier les composants chimiques des matériaux) ou PROSPECTOR (repérage des gisements géologiques) ont introduit l'utilisation de « connaissances spécifiques » organisées sous forme de règles logiques provenant directement des connaissances des opérateurs (**Fig.2.4.C** ; *Cardon et al., 2018*).

Un changement significatif et un retour des approches connexionnistes s'est opéré à partir des années 1980 en raison de l'évolution de la nature des données et de l'apparition de techniques d'apprentissage basées sur l'optimisation plutôt que sur l'exploration (*Cardon et al., 2018*).

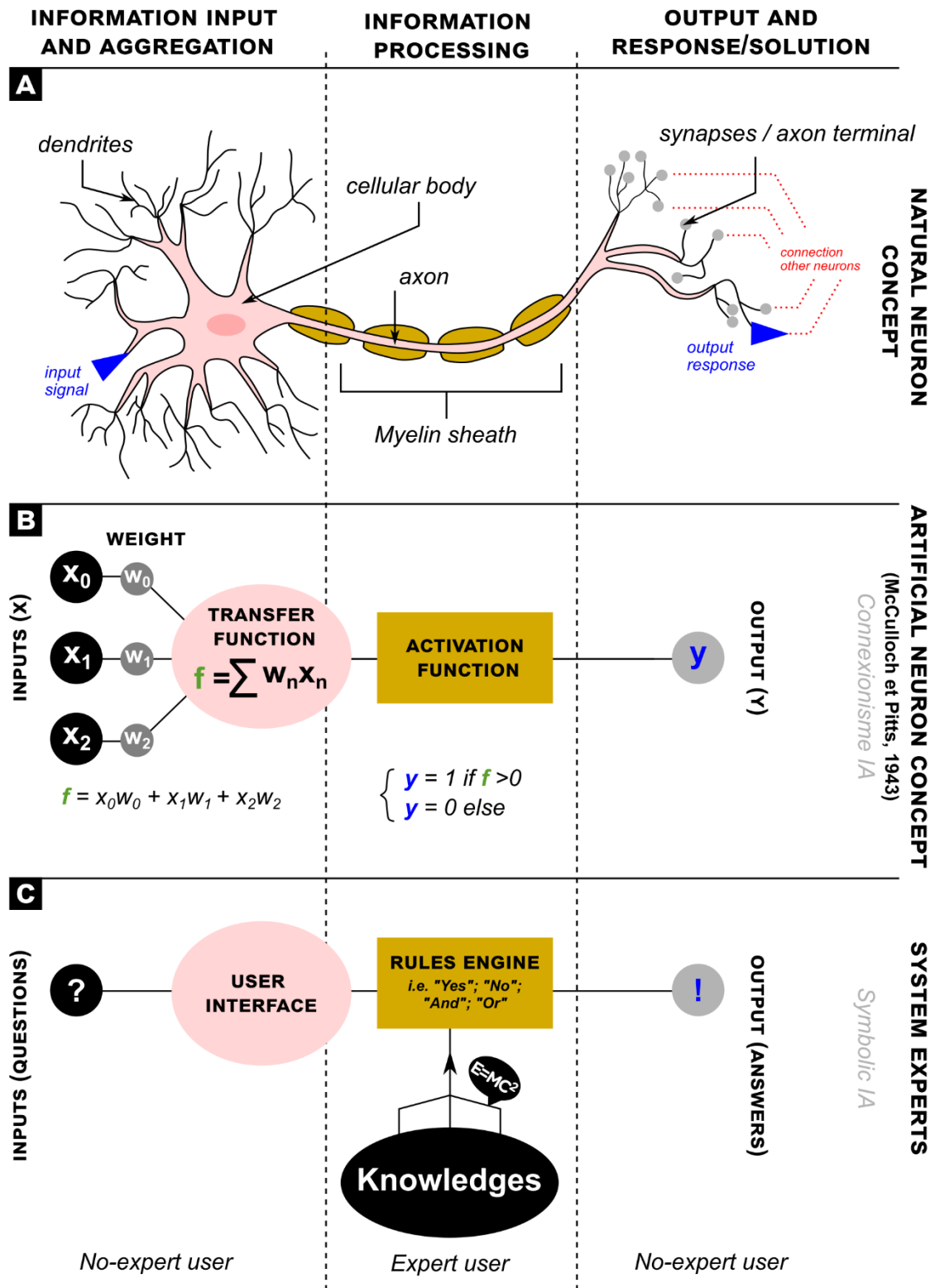


Fig.2.4. Représentation du traitement de l'information entre A) un neurone biologique, B) un réseau de neurone artificiel, et C) des règles de décision des Systèmes Experts.

3.4. Biomimétisme approfondi : Complexification des données et évolution algorithmique

À partir des années 1980, des méthodes d'apprentissage automatique basées sur la vectorisation des données complexes par des réseaux de neurones d'apprentissage sont devenues prédominantes, remplaçant les approches basées sur des règles explicites par des calculs statistiques massifs.

En effet, face aux défis posés par l'augmentation du volume et de la complexité des données générées par l'informatisation de la société et le développement du web, les approches traditionnelles se sont révélées insuffisantes. En réponse, des architectures DL, capables de gérer l'augmentation du nombre de dimensions des données et de capturer la diversité de leurs caractéristiques ont été largement développées ([Cardon et al., 2018](#)).

Les réseaux de neurones sont devenus capables de détecter des caractéristiques complexes sans intervention humaine directe, menant à des systèmes plus performants, capables d'intégrer des données brutes variées, des images jusqu'aux textes ([LeCun et al., 2015](#)). Cette transformation souligne l'importance de concevoir des architectures neuronales complexes pour gérer efficacement les grands ensembles de données. Ceci correspond aujourd'hui à un pilier central du développement de l'IA contemporaine ([Cardon et al., 2018](#)).

En parallèle, des ressources informatiques nécessaires pour exécuter des modèles d'IA beaucoup plus profonds et complexes sont aujourd'hui disponibles, se rapprochant étroitement des proportions de connexion des cerveaux biologiques ([Fig.2.5 ; Goodfellow et al., 2016](#)).

Les modèles d'apprentissage automatique ont eu un nombre de connexions neuronales d'un ordre de grandeur similaire à celui des cerveaux de mammifères ([Goodfellow et al., 2016](#)).

En termes de nombre total de neurones, les réseaux neuronaux artificiels ont été étonnamment petits jusque très récemment (GoogLeNet ; [Szegedy et al., 2014a](#)) ([Fig.2.5](#)). Depuis l'augmentation de la profondeur et de la complexité des réseaux de neurones, ces derniers ont doublé de taille environ tous les 2.4 ans ([Goodfellow et al., 2016](#)).

Cette croissance est due au développement d'ordinateurs plus rapides dotés de plus grande mémoire et à la disponibilité de jeux de données plus importants (usage général des GPUs). Les réseaux plus grands sont capables d'atteindre une plus grande précision sur des tâches plus complexes. Cette tendance à l'expansion des réseaux neuronaux artificiels devrait se poursuivre pendant des décennies, et sans l'adoption de nouvelles technologies permettant une accélération de leur mise à l'échelle, ils n'atteindront pas le même nombre de neurones que le cerveau humain avant au moins les années 2050 (Goodfellow et al., 2016).

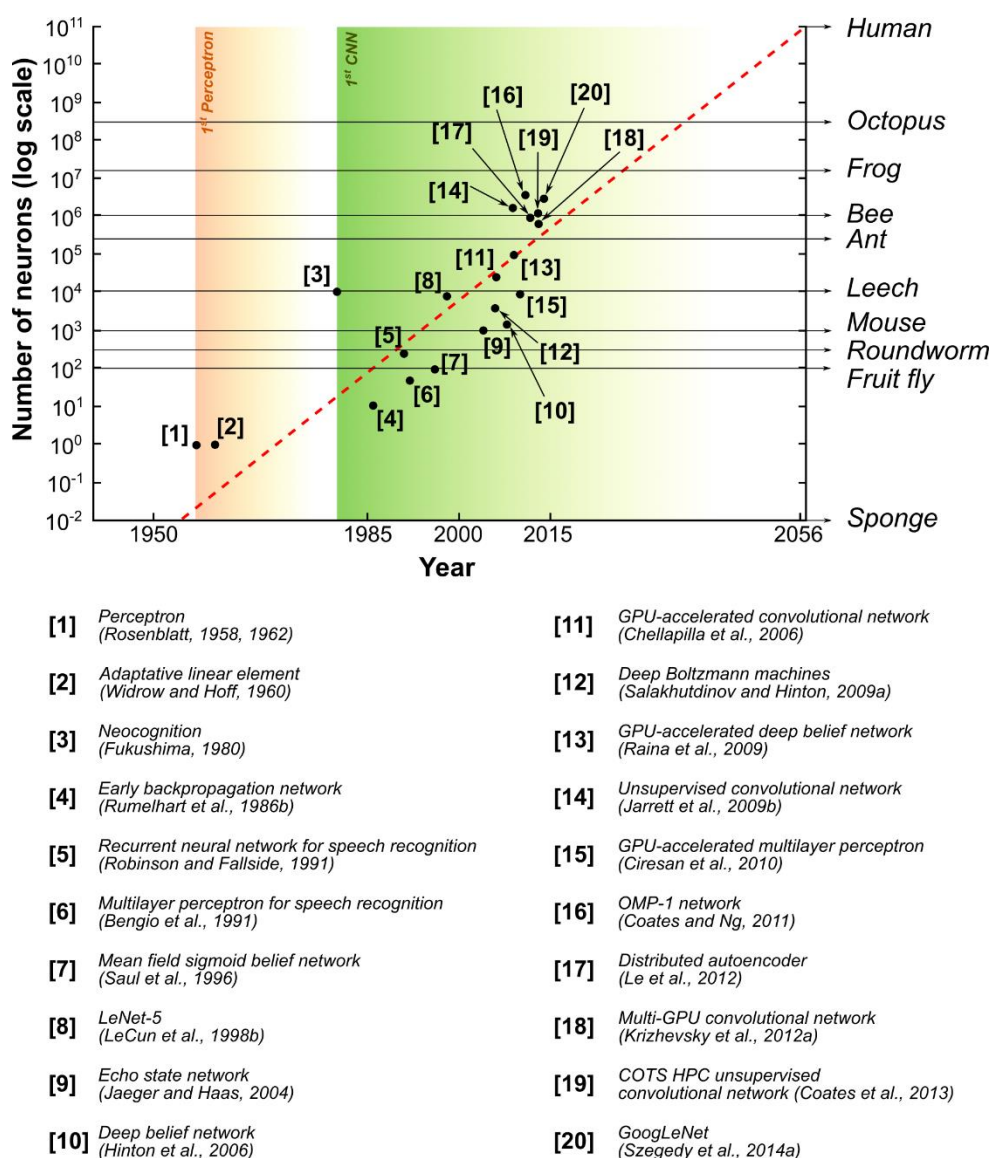


Fig.2.5. Représentation graphique de l'évolution du nombre de neurones artificiels (échelle logarithmique) au fil des années (Modifié d'après Goodfellow et al., 2016). Le deuxième axe à droite montre une comparaison avec les réseaux neuronaux d'espèces biologiques. Depuis l'introduction des unités cachées, la taille des réseaux de neurones artificiels a doublé tous les 2.4 ans.

4. Fonctionnement d'un neurone élémentaire artificiel : le « Perceptron » (Rosenblatt, 1958)

Le Perceptron est le premier neurone artificiel construit (Rosenblatt, 1958). Son fonctionnement repose sur son activation au-delà d'une valeur seuil appliquée à la somme pondérée de ses valeurs en entrée (les signaux). Il est apte à classer uniquement des données linéairement séparables.

Le perceptron illustre les principes fondamentaux des neurones artificiels tels que la fonction de transfert linéaire, la fonction d'activation, la minimisation de l'erreur (fonction de coût) et la descente de gradient (Fig.2.6).

Ce neurone formel fonctionne selon quatre grandes étapes :

1. **Initialisation et Fonction de transfert** : Calcul de la somme pondérée des entrées (les caractéristiques). La pondération des entrées est souvent initialisée de manière aléatoire.
2. **Fonction d'activation** : application d'une fonction seuil au résultat de la fonction de transfert (la somme pondérée). Retourne une valeur si la somme est positive et 0 dans le cas contraire, pour obtenir la prédiction finale.
3. **Fonction de coût** : La prédiction est comparée à la valeur réelle attendue sur ces échantillons d'apprentissage. Cette fonction calcule ainsi l'erreur de prédiction.
4. **Mise à jour des paramètres des fonctions de transfert et d'activation** : Le Perceptron ajuste les paramètres des fonctions de transfert et d'activation par une fonction de Descente de Gradient. Cet ajustement vise à minimiser l'erreur entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles.

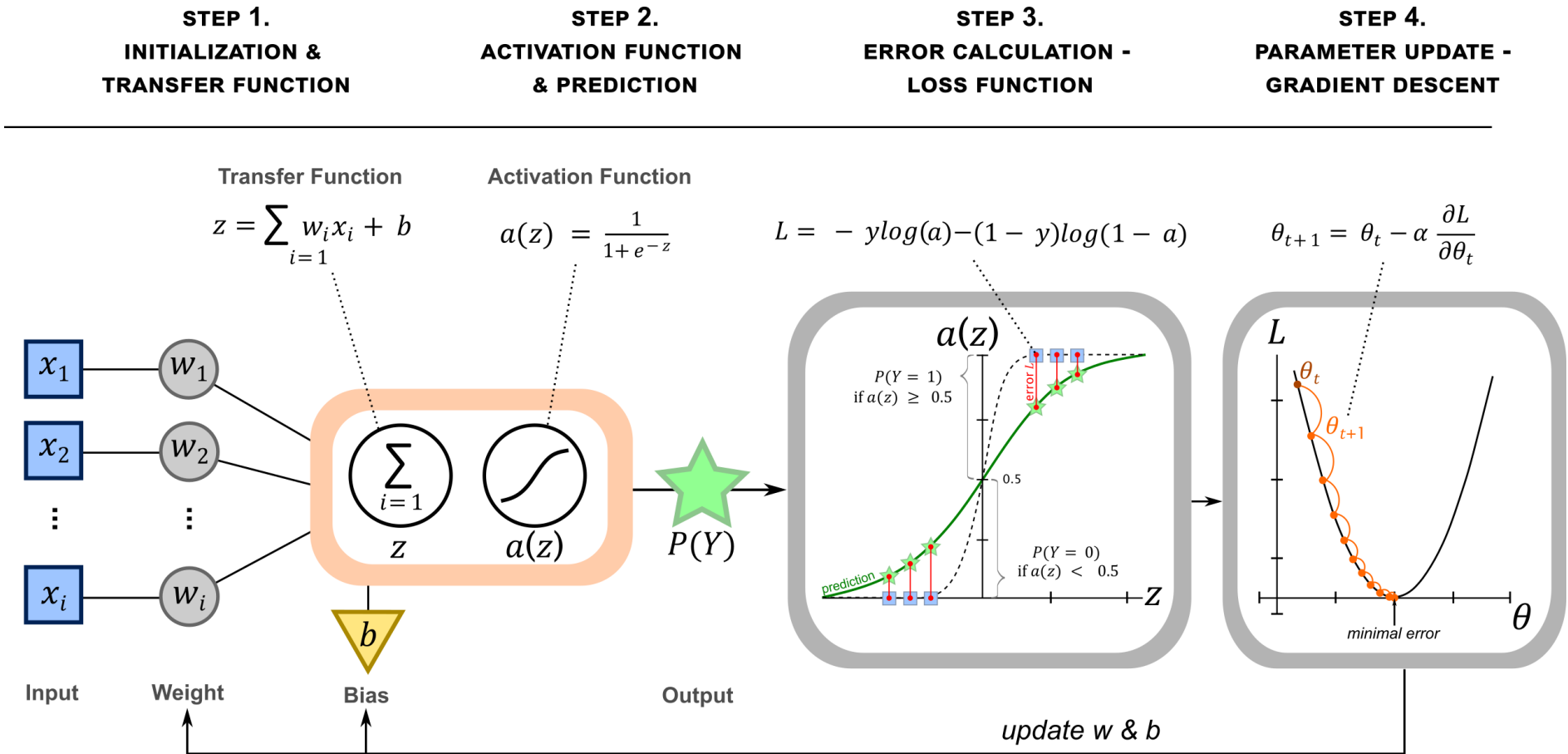


Fig.2.6. Résumé du fonctionnement d'un neurone artificiel (Perceptron). Son fonctionnement est divisé en quatre étapes principales : 1) la fonction de transfert linéaire, 2) la fonction d'activation, 3) le calcul de l'erreur (loss function), et 4) la mise à jour des paramètres par l'algorithme de descente de gradient.

4.1. La fonction de transfert linéaire

Le Perceptron se base sur une approche d'une fonction de transfert linéaire capable de prendre une valeur $x \in \mathbb{R}^n$ en entrée, correspondant à des caractéristiques/paramètres et de prédire une valeur $y \in \mathbb{R}$ en sortie (**Fig.2.7**) (*Goodfellow et al., 2016*).

En d'autres termes, cet algorithme est capable de séparer linéairement deux classes de points par une frontière de décision. Pour chaque entrée x_i correspondant à une variable, la prédiction z est définie par la somme pondérée des entrées x_i , ajustée par leur poids w_i et un coefficient b (biais) $\in \mathbb{R}^n$ (**Fig. 2.7.A**):

$$z = \sum_{i=1} w_i x_i + b \tag{Eq. 1}$$

Les paramètres w_i et b sont des paramètres qui contrôlent le comportement du neurone (*Goodfellow et al., 2016*).

Les poids w_i déterminent la contribution de chaque variable dans la prédiction finale. Certaines variables peuvent améliorer la prédiction (poids positif), d'autres peuvent la diminuer (poids négatif), et certaines peuvent ne pas avoir d'effet du tout (poids égal à zéro).

Le biais (souvent initialisé comme étant $b = 0$) permet au modèle de mieux s'adapter aux données en ajustant la frontière de décision (**Fig.2.7.B**).

L'équation (1) du modèle linéaire correspond à l'équation de la droite de décision permettant ainsi de classer et de séparer les observations (**Fig.2.7.B**). Le modèle linéaire retourne des valeurs positives et négatives et la fonction de décision correspond aux valeurs $x_1 x_2$ pour lesquelles $z = 0$. Cependant, la sortie linéaire z n'est pas directement interprétable en termes de probabilité d'appartenance d'un individu à la classe $Y= 1$ ou $Y= 0$. Pour cela, des fonctions d'activation permettent de transformer la sortie linéaire d'un espace de données réelles \mathbb{R} en probabilité (*Goodfellow et al., 2016*).

Concept vulgarisé

Imaginez le Perceptron comme étant un chef d'orchestre. Chaque musicien jouant une note (entrée x_i) d'un instrument spécifique (caractéristiques/paramètres) avec une intensité (poids w_i) et une tonalité (biais b) agissant comme une symphonie de base pour l'ensemble de l'orchestre.

La somme pondérée de ces notes individuelles, ajustée par leur poids et le biais, crée une mélodie préliminaire (sortie linéaire z). Cette mélodie préliminaire est la base brute de ce que le chef d'orchestre va transformer en une œuvre musicale complète (la prédiction finale).

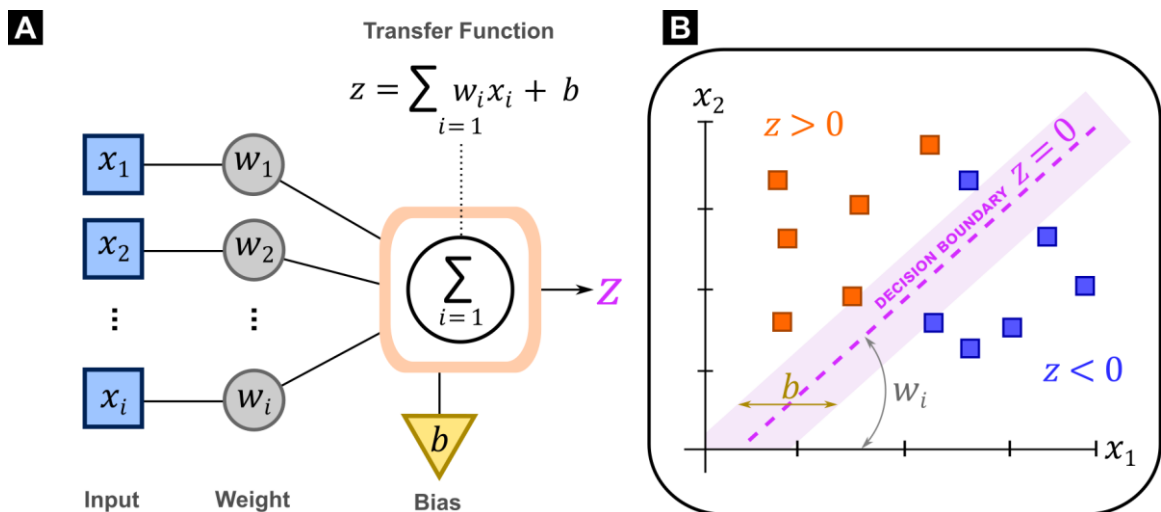


Fig..2.7. Fonction de transfert linéaire pour la classification des données binaires. Le modèle permet de séparer linéairement deux classes de points par une frontière de décision. Pour chaque entrée x_i correspondant à une variable, la prédiction z est définie par la somme pondérée des entrées x_i , ajustée par leurs poids w_i et une valeur de biais b .

4.2. Les fonctions d'activation

Un neurone biologique s'active lorsqu'un seuil de tension électrique dépasse une certaine valeur (activation synaptique) et en retourne une réponse (cf. § 3.3). Les résultats z issus de la fonction de transfert sont traités par une fonction d'activation $a(z)$ qui va calculer une probabilité de prédiction.

Concept vulgarisé

Les fonctions d'activation peuvent être vues comme la façon dont le chef d'orchestre dirige les musiciens, indiquant quand ils doivent jouer (activation) ou rester en silence (pas d'activation).

Il existe de nombreuses fonctions d'activation dans la littérature (*Softmax*, hyperbolique (*tanH*), *SoftPlus* etc.), cependant, nous présentons uniquement les deux fonctions d'activation utilisées dans nos travaux (voir *Chapitre III*) :

- La fonction **ReLU** (*Rectified Linear Unit*) : Cette fonction d'activation est principalement utilisée dans les réseaux de neurones profonds, afin d'introduire la non-linéarité dans le modèle de prédiction et donc de modéliser les relations complexes entre les données.

Son utilisation courante sera ultérieurement détaillée (Section 4). Cette fonction est décrite par la formule suivante :

$$a(z) = \max(0, z) \quad \text{Eq.2}$$

Ou :

$$a(z) = (z)^+ \quad \text{Eq.3}$$

Où $a(z) = z$ si l'entrée z est positif. A l'inverse, $a(z) = 0$ si z est négatif. En d'autres termes, si la somme pondérée z est négative, celle-ci prend la valeur de 0, sinon elle prend la valeur de la somme calculée (**Fig.2.8.A** ; [Goodfellow et al., 2016](#)).

- La fonction **Sigmoïde** (fonction logistique) : Cette fonction d'activation est fréquemment utilisée dans le contexte des classifications binaires (cas du Perceptron). La fonction logistique retourne une sortie binaire (0 ou 1) en fonction de la distance par rapport à la frontière de décision ou $z = 0$. Cette fonction permet donc de transformer une sortie linéaire en une probabilité $a(z)$ indiquant l'appartenance à l'une des deux classes possibles. L'équation de la fonction sigmoïde est définie comme suit :

$$a(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad \text{Eq.4}$$

La relation (4) conduit à une classification binaire comprise entre 0 et 1, interprétable comme la probabilité d'appartenance à une des classes suivant une distribution de Bernoulli (**Fig.2.8.B** ; *Goodfellow et al., 2016*) :

$$P(Y = y) = a(z)^y(1 - a(z))^{1-y} \quad \text{Eq.5}$$

Où :

$$\begin{cases} P(Y = 1) = a(z); \text{ si } a(z) \geq 0.5 \\ P(Y = 0) = 1 - a(z); \text{ si } a(z) < 0.5 \end{cases} \quad \text{Eq.6}$$

Concept vulgarisé

Cas de ReLU : Imaginez que le chef d'orchestre demande aux musiciens de jouer leurs notes seulement si la partition indique une dynamique forte. Si la note est marquée pour être jouée doucement, elle est plutôt omise. Cela correspond à l'activation de la ReLU, où seuls les signaux positifs (forts) sont transmis.

Cas de Sigmoïde : Considérez cela comme le chef ajustant subtilement l'intensité de la musique de manière graduée, où même une note douce peut être jouée, mais son intensité est ajustée selon la signification de la note dans la pièce. Cela illustre comment la sigmoïde ajuste les valeurs d'entrée pour refléter des probabilités - chaque musicien contribue à la musique, mais avec une influence mesurée qui varie de manière non-linéaire.

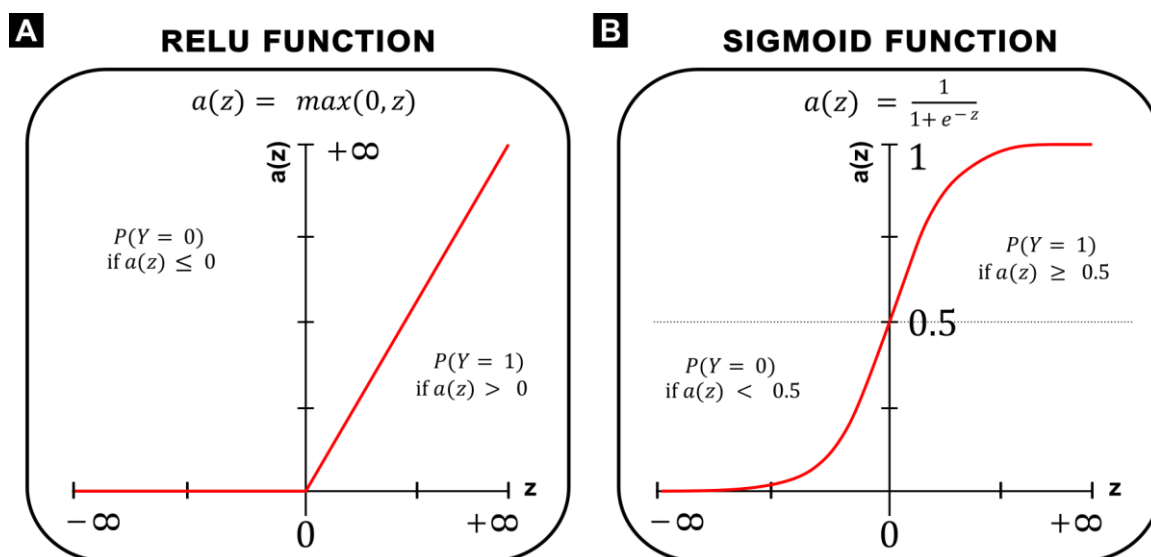


Fig.2.8. Exemple de fonctions d'activation (Modifié d'après Goodfellow et al., 2016). A) La fonction d'activation ReLU (Rectified Linear Unit). ReLU introduit la non-linéarité dans le modèle de prédiction. Si la somme pondérée z est négative, elle prend la valeur 0, sinon elle prend la valeur de la somme calculée. B) La fonction Sigmoid. La fonction sigmoïde est fréquemment utilisée dans le contexte des classifications binaires (cas du Perceptron). La fonction logistique renvoie une probabilité $a(y)$ indiquant l'appartenance à l'une des deux classes possibles 0 ou 1 en fonction de la distance à la frontière de décision.

4.3. Fonction Coût

La fonction de coût L mesure l'écart entre la prédiction du modèle y et les données réelles pour des valeurs de poids w et de biais b données.

L'objectif principal lors de l'entraînement d'un modèle est de minimiser cette fonction de coût (Fig.2.9.A), c'est-à-dire de réduire l'erreur entre ce que le modèle prédit et les valeurs réelles observées (Fig.2.9.B ; Goodfellow et al., 2016). En d'autres termes, cette fonction quantifie l'erreur de prédiction pour ajuster les paramètres du modèle dans son processus d'apprentissage (Goodfellow et al., 2016).

En ajustant les paramètres w et b de la fonction de transfert linéaire (cf. § 4.1) pour minimiser la fonction de coût, le modèle apprend progressivement à faire de meilleures prédictions. Pour les problèmes de classification, l'entropie croisée binaire - *binary cross entropy* (CE), ou dit *log-vraisemblance* (LogLoss) est principalement utilisée comme fonction de coût (Goodfellow et al., 2016) :

$$L = -y \log(a) - (1 - y) \log(1 - a)$$

Eq.7

où y est une valeur de la donnée réelle binaire ($y \in \{0,1\}$) et a est la probabilité prédite par la fonction d'activation. Cette fonction de coût vise à faire le produit de toutes les probabilités de prédiction en suivant une distribution de Bernoulli où $P(Y = 1|y)$ (Goodfellow et al., 2016). L'optimisation du modèle va donc s'effectuer en maximisant le logarithme de la fonction coût. La fonction est *a posteriori* utilisée pour minimiser l'erreur du modèle de prédiction par l'algorithme de descente de gradient.

Concept vulgarisé

La fonction de coût peut être comparée à l'évaluation de l'harmonie de l'orchestre. Si chaque musicien (caractéristique d'entrée) joue bien son rôle selon la partition (prédictions), l'orchestre crée une belle harmonie (faible coût d'erreur). Cependant, si certains musiciens jouent faux, cela crée une dissonance (erreur élevée). Dans ce cas, les musiciens doivent ajuster leur jeu pour retrouver l'harmonie.

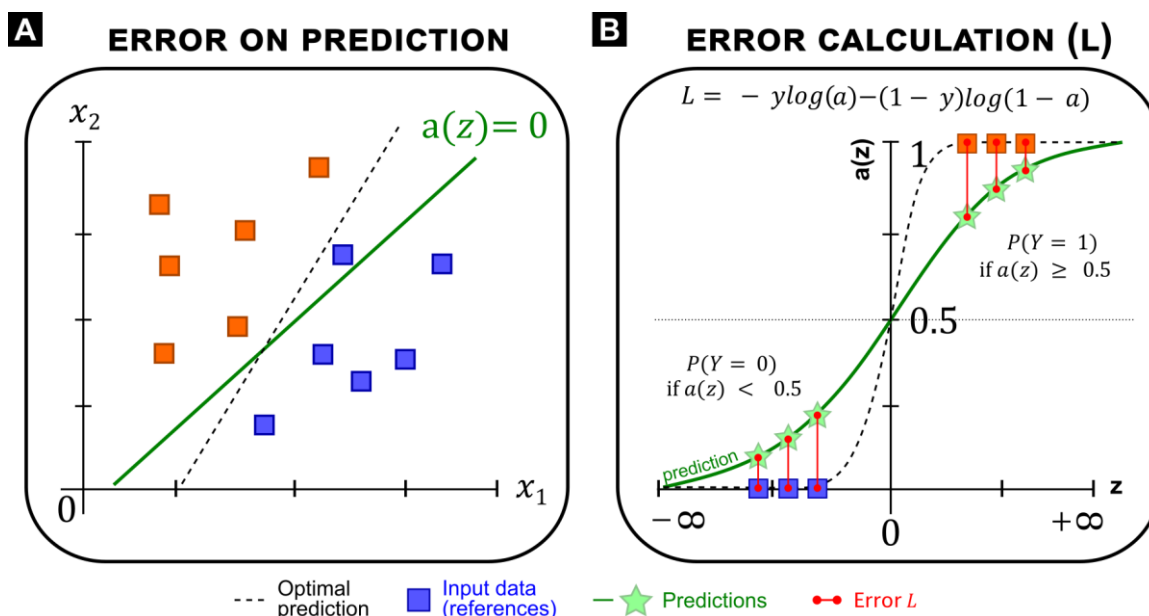


Fig.2.9. Concept de fonction de perte. A) L'objectif principal de l'apprentissage d'un modèle est de minimiser la fonction de coût afin d'améliorer la prédiction du modèle et, par conséquent, la classification des données. B) Elle mesure la différence entre la prédiction du modèle et les données réelles pour des valeurs données du poids w et du biais b .

4.4. Optimisation par descente de gradient

La descente de gradient est un algorithme itératif d'optimisation qui consiste à ajuster les paramètres w et b afin de minimiser les erreurs du modèle par rapport à la donnée réelle, donc minimiser la fonction coût (**Fig.2.10** ; [Goodfellow et al., 2016](#)). Pour cela, il faut déterminer comment cette fonction varie en fonction des paramètres w et b en calculant la dérivée de la fonction coût. Si la dérivée est négative, la fonction diminue quand w augmente. A l'inverse, si la dérivée est positive, la fonction coût augmente quand w augmente. La descente de gradient se formalise comme suit :

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta_t} = \theta_t - \alpha \nabla L \quad \text{Eq.8}$$

Où θ_{t+1} correspond aux paramètres w et b à ajuster simultanément à l'instant $t + 1$, θ_t au paramètre à l'instant t . α (*learning rate*) est défini comme étant un pas d'apprentissage et $\frac{\partial L}{\partial \theta_t}$ le gradient à l'instant t (dérivée partielle de la fonction coût).

Ainsi, lors de chaque itération, la valeur θ_t évolue le long de la pente selon un pas de déplacement α et le paramètre θ_{t+1} est mis à jour itérativement jusqu'à atteindre le minimum local de la pente correspondant à la valeur la plus faible de la fonction coût L (**Fig.2.10.A**). C'est ce mécanisme qui est au cœur de ce qu'on appelle l'apprentissage automatique. La descente de gradient nécessite l'utilisation d'une fonction coût convexe (cas de l'entropie croisée) garantit une convergence vers un minimum global, excluant des minima locaux qui introduiraient des biais (**Fig.2.10.B** ; [Goodfellow et al., 2016](#)).

Concept vulgarisé

La descente de gradient est semblable au processus par lequel le chef d'orchestre fait répéter certains passages à l'orchestre, ajustant petit à petit la manière dont les musiciens jouent leurs parties pour atteindre la meilleure symphonie. Chaque répétition (itération) permet d'ajuster l'intensité (poids w_i) et la tonalité (biais b) des instruments en fonction des retours précédents, guidant l'orchestre vers une performance optimale (minimisation de la fonction de coût).

A GRADIENT DESCENT (CONVEX) **B GRADIENT DESCENT FAILED**

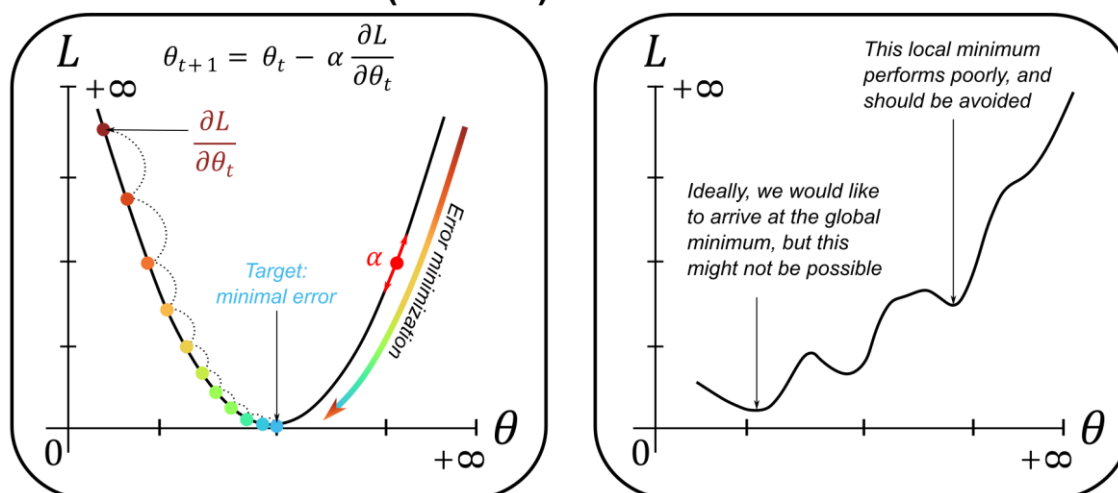


Fig.2.10. Algorithme itératif de descente de gradient (Modifié d'après Goodfellow et al., 2016). A) Il consiste à ajuster les paramètres w et b afin de minimiser les erreurs du modèle par rapport aux données réelles, et donc de minimiser la fonction de coût (fonction convexe). B) La convexité de la fonction de coût garantit que l'algorithme de descente de gradient converge vers un minimum global, plutôt que d'être piégé dans des minima locaux.

Ainsi, les mises à jour des paramètres w et b par rapport aux dérivées partielles de la fonction peuvent être exprimée par :

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_t} = w_t - \alpha \nabla L \quad \text{Eq.9}$$

$$b_{t+1} = b_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial b_t} = b_t - \alpha \nabla L \quad \text{Eq.10}$$

Dans un neurone artificiel, la fonction de coût est le résultat d'une chaîne complexe de fonctions imbriquées (fonctions composées). Dans cette chaîne de fonctions, les paramètres influencent la première couche, qui influence la deuxième couche, et ainsi de suite jusqu'à la sortie qui influence la fonction de coût (Fig. 2.11).

Afin d'ajuster les paramètres pour minimiser la fonction de coût et simplifier le calcul du gradient, il est important de comprendre comment un changement dans ces paramètres affectera la fonction de coût à la fin de la chaîne.

Pour cela, afin de faciliter le calcul du gradient $\frac{\partial L}{\partial \theta_t}$, la règle des chaînes permet de décomposer le calcul du gradient en une série de gradients plus simple à calculer (Goodfellow et al., 2016).

Concept vulgarisé

La règle des chaînes peut être vue comme le chef d'orchestre coordonnant les différentes sections (cordes, bois, cuivres, percussions) pour qu'elles jouent ensemble de manière cohérente. Chaque section a un rôle spécifique et contribue différemment au morceau final. Le chef doit comprendre comment ajuster chaque section non seulement individuellement, mais aussi dans le contexte de leur contribution collective à la performance globale, optimisant ainsi l'harmonie de l'ensemble de l'orchestre.

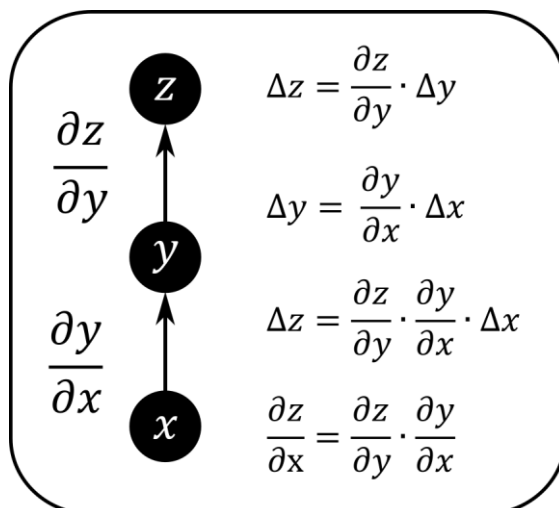


Fig.2.11. La règle de la chaîne (Modifiée d'après Goodfellow et al., 2016). z une fonction scalaire de y, qui est elle-même une fonction scalaire de x. Un petit changement Δx dans x produit un changement Δy dans y par la dérivée partielle $\frac{\partial y}{\partial x}$, du premier ordre de $y(x)$, et de même pour $z(y)$.

Ainsi, la règle des chaînes permet de calculer le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres w et b en multipliant les gradients de chaque fonction dans la chaîne (Goodfellow et al., 2016).

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_t} = \frac{\partial L}{\partial a} \cdot \frac{\partial a}{\partial z} \cdot \frac{\partial z}{\partial \theta_t} \tag{Eq.11}$$

Donc le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres w peut être exprimé comme étant :

$$\frac{\partial L}{\partial w_t} = -\left(\frac{y}{a} - \frac{1-y}{1-a}\right) \cdot a(1-a) \cdot x \quad \text{Eq.12}$$

Par conséquent :

$$\frac{\partial L}{\partial w_t} = -(y - a)x \quad \text{Eq.13}$$

Le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres b peut quant à lui être exprimé comme étant :

$$\frac{\partial L}{\partial b_t} = -\left(\frac{y}{a} - \frac{1-y}{1-a}\right) \cdot a(1-a) \cdot 1 \quad \text{Eq.14}$$

Par conséquent :

$$\frac{\partial L}{\partial b_t} = -(y - a) \quad \text{Eq.15}$$

5. Un réseau de neurone multicouche ou « Deep Neural Network » (DNN)

Un réseau de neurones multicouches ou « Deep Neural Network » (DNN) est un assemblage de neurones élémentaires activés parallèlement ou successivement. Chaque neurone peut se retrouver interconnecté aux neurones voisins.

Les modèles de réseaux neuronaux sont souvent organisés en couches distinctes de neurones (couches cachées ou « *hidden layers* »). Pour les réseaux de neurones classiques, le type de couche le plus courant est la couche entièrement connectée (« *Fully Connected* ») dans laquelle les neurones situés entre deux couches adjacentes sont entièrement connectés, mais les neurones d'une même couche ne partagent aucune connexion (Fig.2.12.A).

Ainsi, deux modes de connexion sont possibles dans un réseau de neurones :

- Des neurones peuvent partager des entrées d'une même couche cachée ;
- La sortie d'un neurone d'une couche cachée peut constituer l'entrée d'un neurone d'une autre couche cachée.

Un réseau de neurones peut contenir un nombre infini de couches cachées, et ce nombre définit la profondeur du réseau de neurones (expliquant l'appellation de *Deep Learning*). De même, chaque couche peut contenir un nombre infini de neurones élémentaires où chaque neurone dispose de ses propres paramètres et fonctionne indépendamment des autres, tout en contribuant à l'apprentissage collectif du réseau à travers le processus d'optimisation (Descente de Gradient).

En d'autres termes, chaque neurone dans une couche possède son propre poids, son biais, et la somme pondérée de chaque neurone est soumise à sa propre fonction d'activation. Plus il y aura de couches cachées et de neurones dans ces couches, plus le réseau de neurones sera puissant, mais aussi lent à entraîner (**Fig. 2. 12.B**).

Chaque couche est construite sur le même fonctionnement, c'est-à-dire que chaque couche prend en entrée les activations des couches précédentes. Les couches cachées transforment progressivement les données d'entrée en représentations de plus en plus abstraites, aidant le réseau à comprendre et à modéliser des structures complexes dans les données (**Fig. 2. 12.B**).

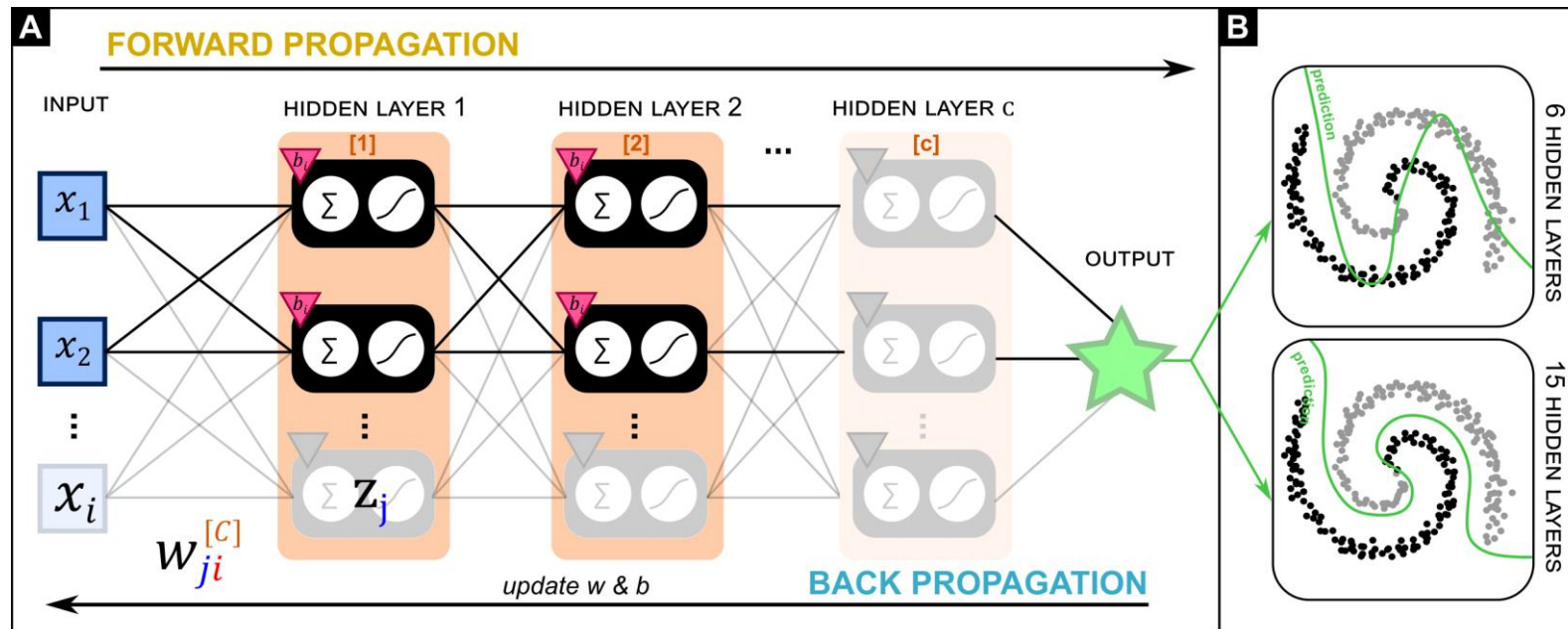
Contrairement à un neurone élémentaire qui correspond à un modèle simple, les architectures plus complexes et profondes des réseaux de neurones nécessitent une vectorisation des données et des équations correspondantes.

En effet, les réseaux de neurones impliquent souvent le traitement d'une grande quantité de données, leur vectorisation permet un traitement simultané, offrant ainsi une optimisation du temps de calcul et de l'exécution des opérations nécessaires pour l'entraînement et la prédiction. Les étapes fondamentales de traitement des données dans les réseaux de neurones, qu'ils soient simples (1 couche de neurones) ou multiples (> à 1 couche de neurones) sont similaires aux grandes étapes décrites précédemment.

Cependant, dans le cadre d'un réseau de neurones, nous distinguerons :

1. L'étape de propagation avant (*Forward Propagation*) : correspondant à la succession des opérations d'agrégation par la fonction de transfert, d'activation, et du calcul de l'erreur de l'entraînement par la fonction coût.
2. L'étape de rétropropagation (*Back Propagation*) : Cette étape utilise le gradient de la fonction coût par rapport à chaque poids et biais dans le réseau pour ensuite ajuster ces paramètres et minimiser l'erreur de prédiction par l'algorithme de descente de gradient.

Qu'importe la profondeur du réseau de neurones, leur principale différence réside dans la complexité additionnelle de ces étapes à chaque neurone due aux multiples couches cachées. Cependant, l'utilisation de *Forward Propagation* pour générer des prédictions, le calcul de l'erreur, et de la *Back Propagation* pour ajuster les paramètres, reste identique.



LEGEND

- $[C]$ N° of the active hidden layer
- θ_i Parameters (w,b) associated with neuron i
- θ_j From input j

Step 1. Transfer Function

$$Z = W \cdot X + b$$

$$Z = W \cdot A^{[C-1]} + b$$

Step 2. Activation Function

$$A = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Step 3. Loss Function

$$L = -y \log(A) - (1 - y) \log(1 - A)$$

Step 4. Gradient Descent

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta_t}$$

where θ $\left\{ \begin{array}{l} W_{t+1} = W_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial W_t} \\ b_{t+1} = b_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial b_t} \end{array} \right.$

Fig. 2.12. Schéma général d'un réseau neuronal à n couches contenant n neurones. A) Un réseau neuronal est un ensemble de neurones élémentaires organisés en couches cachées, où chaque neurone est connecté à ceux des couches adjacentes. Il fonctionne en deux étapes : la propagation vers l'avant (étapes de calcul de la fonction de transfert, de l'activation et de l'erreur) et la rétropropagation (ajustement des poids et des biais via l'étape de descente de gradient). Les calculs utilisent des données vectorisées pour un traitement simultané. B) L'augmentation du nombre de couches et de neurones améliore la précision de la prédiction, mais allonge le temps de calcul nécessaire.

5.1. Forward Propagation

5.1.1. Fonction de transfert dans un réseau de neurone

La vectorisation des équations et des données permet de traiter l'ensemble des neurones d'une couche en une seule opération matricielle pour un traitement par lot.

Ainsi, l'entrée X d'une couche dans un réseau de neurones est généralement représentée par une matrice. Le passage des valeurs d'une couche avec m données ayant chacune n paramètres/caractéristiques peut être noté comme suit :

$$X = \begin{bmatrix} x_1^1 & \cdots & x_n^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^m & \cdots & x_n^m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad \text{Eq.16}$$

La matrice des poids W connecte l'entrée de la couche à ses neurones. Pour une couche à n entrées et p neurones, on note W une matrice de dimension $n \times p$:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p1} & \cdots & w_{pn} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times p} \quad \text{Eq.17}$$

Le vecteur de biais b est un vecteur de dimension $1 \times p$ où p est le nombre de neurones dans la couche. Le vecteur b est ajouté à chaque somme pondérée WX par diffusion pour qu'il corresponde aux dimensions de la matrice WX , permettant ainsi l'addition terme à terme. Ainsi, le vecteur de biais correspondant à une valeur réelle peut être noté :

$$b = \begin{bmatrix} b \\ \vdots \\ b \end{bmatrix} = b \in \mathbb{R}^p \quad \text{Eq.18}$$

Le vecteur b est dupliqué m fois pour créer une matrice de la même taille que WX . Cette nouvelle matrice à chaque ligne identique au vecteur b original. La matrice résultante de b , maintenant de dimension $m \times p$, est ajoutée à la matrice WX . L'addition est réalisée terme à terme, ce qui signifie que chaque élément de b est ajouté à chaque élément correspondant de WX .

Ainsi, on note Z la somme pondérée des entrées X , ajustée par leur poids W et leurs coefficient b est ajouté à chaque somme pondérée des entrées pour tous les exemples dans chaque couche :

$$Z = WX + b \quad \text{Eq.19}$$

5.1.2. Fonction d'activation dans un réseau de neurone

La fonction d'activation est appliquée élément par élément à la sortie Z obtenue après les calculs linéaires de la couche cachée. Chaque élément de la matrice Z est soumis à une fonction d'activation $a(z)$, produisant une matrice A de même dimension que Z où chaque élément de A est obtenu en appliquant une fonction d'activation correspondante à Z .

Ainsi :

$$A = a(Z) \quad \text{Eq.20}$$

Où a est la fonction d'activation appliqué à Z .

Dans le cas de l'application de fonction d'activation ReLU, chaque élément de Z est transformé en utilisant la formule suivante où A aura les mêmes dimensions que Z :

$$a(Z) = \max(0, Z) \quad \text{Eq.21}$$

Pour la fonction d'activation sigmoïde, chaque élément de Z est transformé selon la formule suivante, et de même, A conservera les dimensions de Z :

$$a(Z) = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad \text{Eq.22}$$

5.1.3. Calcul de l'erreur dans un réseau de neurone

La fonction de perte L (voir *Chapitre III* de notre étude, ici la *cross-entropy*) est utilisée pour évaluer les performances du modèle. Lors de l'entraînement d'un réseau de neurones, la fonction coût peut être exprimée comme la somme des pertes individuelles de chaque neurone :

$$L = - \sum_{i=1}^m y^i \log(A^i) - (1 - y^i) \log(1 - A^i) \quad \text{Eq.23}$$

Où A^i et y^i représentent respectivement la probabilité prédite et la donnée réelle pour le i -ème exemple.

Cette formulation permet de calculer efficacement le coût sur un lot entier de données, facilitant l'optimisation de la descente de gradient pour ajuster les paramètres w et b du modèle de manière à minimiser cette perte.

5.2. Back Propagation

Dans le cas des réseaux de neurones, on note la mise à jour des paramètres θ par :

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta_t} = \theta_t - \alpha \nabla_{\theta} L \quad \text{Eq.24}$$

Les mises à jour des paramètres w et b par rapport aux dérivées partielles de la fonction coût dans un réseau de neurones peuvent être exprimées par :

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial W_t} = W_t - \alpha \nabla_W L \quad \text{Eq.25}$$

$$b_{t+1} = b_t - \alpha \frac{\partial L}{\partial b_t} = b_t - \alpha \nabla_b L \quad \text{Eq.26}$$

Dans l'optimisation des réseaux de neurones, les gradients de la fonction de coût par rapport aux paramètres W d'une couche peuvent être organisés efficacement dans une structure matricielle jacobienne J qui regroupe toutes les dérivées partielles d'une fonction de sortie par rapport à ses entrées.

Pour une couche donnée, une matrice (jacobienne) regroupe les dérivées partielles $\frac{\partial L}{\partial W_t}$ de la fonction de coût par rapport à chaque poids de cette couche, facilitant l'ajustement des paramètres lors de l'apprentissage.

Ainsi, la mise à jour des poids W du réseau de neurones peut s'écrire selon l'équation :

$$W_{t+1} = W_t - \alpha \cdot J_W \quad \text{Eq.27}$$

Dans le cas où notre fonction coût L correspond à l'entropie croisée et où le réseau de neurones ne possède qu'une seule couche de sortie, l'ensemble des gradients d'une couche peut être manipulé dans la matrice J_W :

$$J_W = \begin{pmatrix} \nabla_1 \\ \vdots \\ \nabla_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial L}{\partial W_{1,1}} & \dots & \frac{\partial L}{\partial W_{1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial W_{m,1}} & \dots & \frac{\partial L}{\partial W_{m,n}} \end{pmatrix} = (y - A) \cdot X^T \quad \text{Eq.28}$$

Ainsi, la mise à jour des biais b s'exprime par :

$$\frac{\partial L}{\partial b_t} = (y - A) \quad \text{Eq.29}$$

6. Les réseaux de neurones convolutifs ou « Convolutional Neural Network » (CNN)

Les réseaux neuronaux convolutifs (*Convolutional Neural Network* - CNN), constituent une solution particulièrement adaptée aux problèmes de traitement et de classification d'images ([Yuan et al., 2020](#) ; [Nash et al., 2018](#) ; [Garcia-Garcia et al., 2017](#) ; [Goodfellow et al., 2016](#)).

Les CNNs utilisent des groupes de neurones organisés en filtres pour effectuer des opérations matricielles sur les entrées, afin de produire des prédictions ([Nash et al., 2018](#)). Ces réseaux partagent certaines caractéristiques avec les réseaux neuronaux classiques, telles que l'utilisation de neurones, de poids et de biais, mais ils sont spécialement adaptés pour traiter les données structurées en trois dimensions, comme les images, grâce à leur architecture qui tient compte de la largeur, de la hauteur et de la profondeur d'une image.

Ces réseaux spécialisés sont aujourd'hui employés pour extraire des caractéristiques pertinentes à travers des opérations mathématiques sur des données structurées en grille, comme les séries temporelles (grilles 1D), les images (grilles 2D ; [Goodfellow et al., 2016](#)), et dans le cadre de cette thèse, de la donnée topographique (grilles 3D) (*Chapitre III*).

Le système visuel humain est capable de comprendre des scènes entières incluant de nombreux objets et les relations entre ces objets, et de traiter des informations géométriques 3D riches nécessaires pour que notre corps interagisse avec le monde ([Goodfellow et al., 2016](#)).

C'est cette capacité à percevoir les relations spatiales et les interactions contextuelles entre les éléments d'intérêt à extraire d'une scène (une image, bande son, etc.) et l'environnement qui constituent la puissance et l'utilisation des CNNs.

Ainsi, quatre niveaux d'utilisation des CNNs, allant d'une analyse grossière à une analyse fine sont recensés ([Garcia-Garcia et al., 2017](#) ; Fig.2.13) :

1. **La classification d'image** : consiste à attribuer à une image d'entrée une classe d'appartenance à partir d'un ensemble fixe de catégories (Fig.2.13.A) ;
2. **Localisation d'objet** : consiste à localiser/pointer chaque objet d'intérêt dans un cadre englobant (« *bounding box* ») (Fig.2.13.B) ;
3. **Segmentation sémantique** : consiste à différencier plusieurs classes d'objets de par leurs formes (Fig.2.13.C) ;
4. **Segmentation d'instance** : correspond à un niveau plus avancé de la segmentation sémantique. Elle consiste à différencier plusieurs classes d'objets de par leurs formes, mais également les individus au sein de chaque classe (Fig.2.13.D).

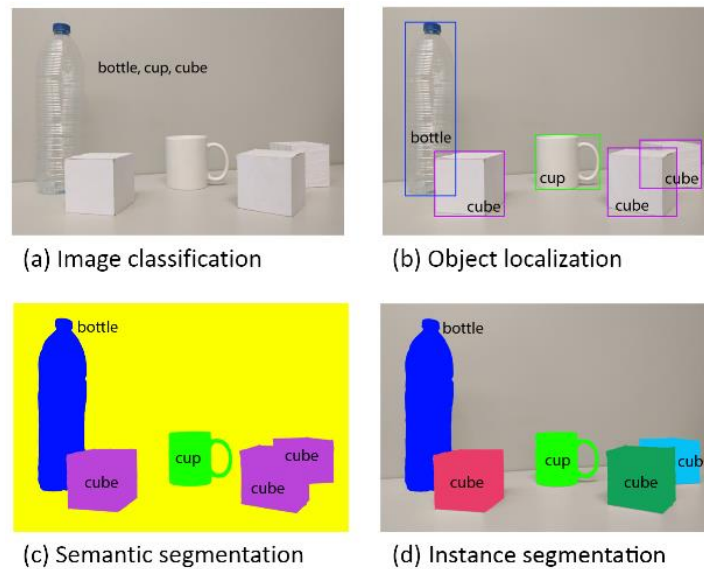


Fig.2.13. Évolution de la reconnaissance d'objets ou de la compréhension de scènes (Garcia-Garcia et al., 2017). A) classification, B) détection ou localisation, C) segmentation sémantique et D) segmentation des instances.

Le CNN calcule une série d'opérations permettant de réduire la complexité de l'information contenue dans une image en une représentation abstraite et sémantique (Fig.2.14). Ces différentes opérations sont organisées comme telles et seront abordées tout au long de cette partie :

1. **La convolution** : est similaire à celle de la fonction de transfert. Un neurone calcule la somme pondérée des pixels de l'image en utilisant un filtre (ou kernel) (Fig.2.14). Ce filtre est appliqué sur toute l'image, puis la sortie l'entrée de la fonction d'activation ReLU, qui introduit la non-linéarité nécessaire pour modéliser les relations complexes entre les données (Fig.2.14) ;
2. **Le Pooling** : réduit le nombre de dimensions de la donnée en résumant l'information de plusieurs neurones voisins en une seule information (Fig.2.14) ;
3. **Convolution Transposée** : n'est présente que dans certaines architectures (cas du U-Net (Ronnenberger et al., 2015)). Cette opération intervient pour redimensionner et passer d'une représentation résumée et compactée des étapes précédentes à une représentation plus détaillée dont la dimension est identique à l'image originale (Fig.2.14).

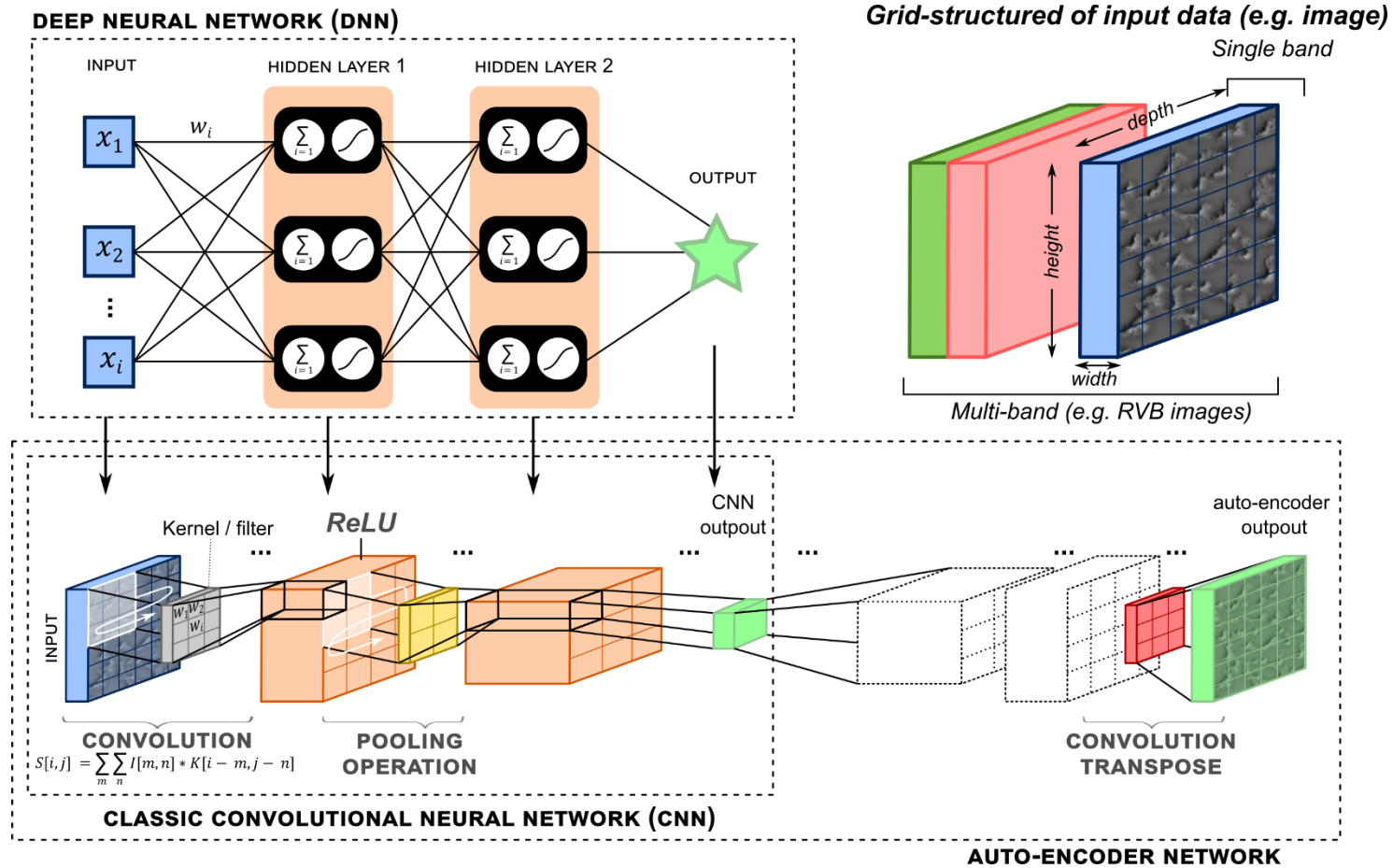


Fig.2.14. Aperçu du fonctionnement d'un réseau neuronal convolutif. Une image 3D est analysée par des filtres (noyaux) qui balayent l'image, effectuant des convolutions pour extraire des caractéristiques grâce à des poids ajustables. Les biais, initialement aléatoires, sont affinés au cours de l'apprentissage. La convolution est suivie d'une activation ReLU. Une fonction de regroupement est appliquée à la sortie de l'activation pour réduire la dimensionnalité, ce qui simplifie la sortie tout en préservant les informations clés. Pour les architectures avancées (autoencoders), le processus consiste d'abord à encoder l'information (CNN classique), puis à la reconstruire (par convolutions transposées) pour compresser et décompresser les données.

6.1. La convolution

La convolution est une somme entre une matrice d'entrée x et des poids contenus dans un des matrices de plus petites dimensions ayant pour but de filtrer des caractéristiques et appelées « kernel » (Fig.2.15.A). Une image est composée de pixels où chacun peut être transcodé en une valeur correspondante, par exemple à une nuance de couleur. La convolution est un mécanisme où un kernel de plus petite dimension parcourt l'ensemble de l'image pour en extraire des caractéristiques pertinentes à chaque position (kernel 2×2 sur la Fig.2.15.B). Le résultat de la convolution va produire une « carte des caractéristiques » qui n'est autre qu'une représentation abstraite et unique de l'image d'entrée (Fig.2.15.B). L'équation de la convolution peut être définie comme (Goodfellow et al., 2016) :

$$S[i, j] = \sum_m \sum_n I[m, n] * K[i - m, j - n] \tag{Eq.30}$$

Où $S[i, j]$ représente la carte des caractéristiques résultante de la position $[i, j]$ et résume les interactions locales entre l'image I et le kernel K . Le kernel K est appliqué aux pixels de l'image I à travers un processus itératif où le kernel se déplace sur l'ensemble de l'image, effectuant une somme pondérée entre les valeurs des pixels de l'image et les valeurs du kernel aux coordonnées de l'image $[m, n]$.

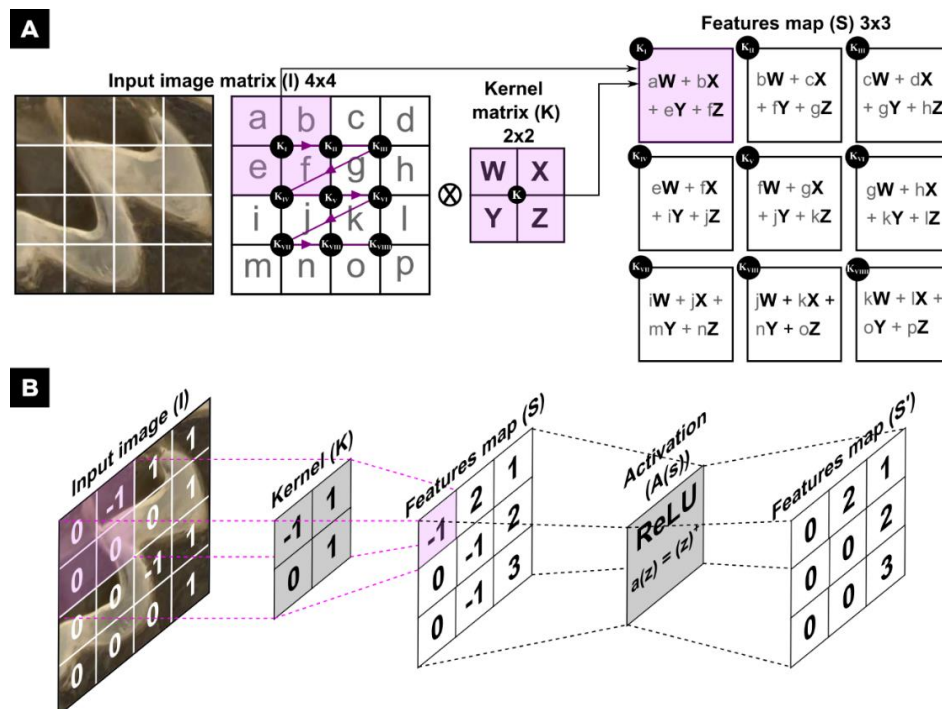


Fig.2.15. La convolution dans un CNN. A) Un kernel (ou filtre) est appliqué à une matrice représentant une image pour créer une carte de caractéristiques. Les éléments du kernel sont multipliés par les pixels correspondants de l'image, puis additionnés pour former un seul élément dans la nouvelle matrice de caractéristiques. B) Exemple numérique de convolution, suivi d'une fonction ReLU.

La sortie $S[i,j]$ correspondant à la carte des caractéristiques est contrôlée (principalement en pratique lors de la programmation du CNN) par 3 paramètres : i) le type de kernel, ii) le pas (*stride*), et iii) le remplissage (*padding*).

- i) Le choix du kernel dans l'étape de convolution dépend des caractéristiques spécifiques à extraire de l'image d'entrée (détection de contours, amélioration de la netteté etc.). Ainsi, la composition des valeurs du kernel déterminera quel type de caractéristique sera mis en évidence sur la carte $S[i,j]$. Il existe plusieurs types de kernel qui remplissent des fonctions spécifiques et s'interprètent visuellement de manière différente sur la carte des caractéristiques (Fig.2.16).

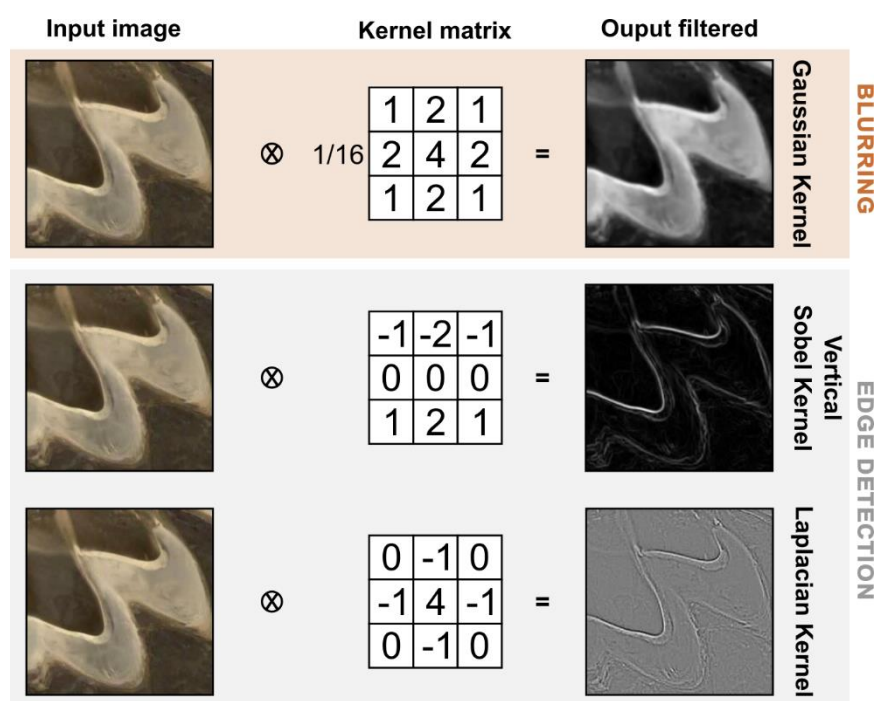


Fig.2.16. Exemple de kernel/filtre utilisé dans la convolution. Le noyau gaussien adoucit l'image (flou), le noyau de Sobel extrait les bords verticaux et le noyau laplacien révèle les contours généraux (filtres de détection des bords). Chaque noyau transforme l'image pour des applications spécifiques de traitement d'image.

- ii) Le remplissage (*padding*) contrôle la taille de la sortie $S[i,j]$ (Fig.2.17). Le remplissage consiste à ajouter des pixels supplémentaires (souvent de valeur nulle) autour de l'image d'entrée afin de préserver les dimensions d'entrée dans la sortie $S[i,j]$. Le remplissage est couramment utilisé lorsque plusieurs convolutions sont appliquées successivement.

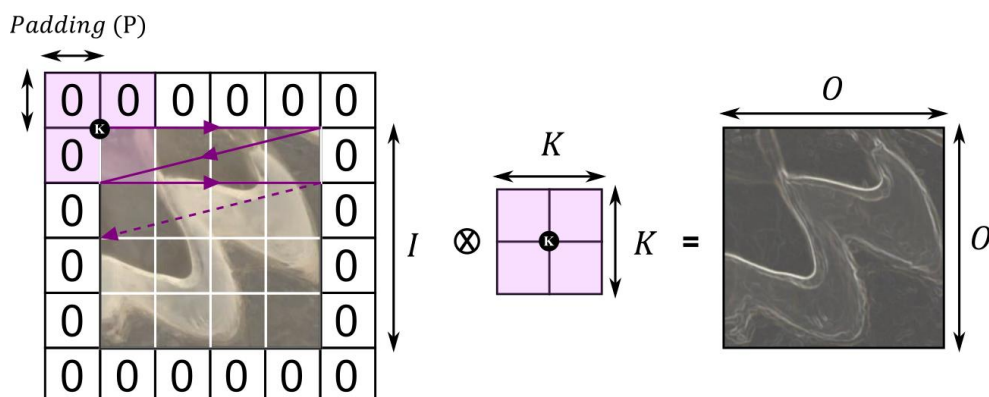


Fig.2.17. Concept de remplissage (P). Ajout de pixels supplémentaires (souvent de valeur nulle) autour de l'image d'entrée afin de préserver les dimensions d'entrée dans la sortie (O).

- iii) Le pas (stride) correspond au déplacement du kernel sur l'ensemble de l'image (Fig.2.18). Lorsque le pas est de 1, nous déplaçons le kernel d'un pixel à la fois. Lorsque le pas est de 2, le kernel saute de 2 pixels à la fois et ainsi de suite. Augmenter le pas réduit la taille de la carte des caractéristiques puisque le kernel couvre l'image plus rapidement et produit moins de valeurs de sortie. Cela peut être utilisé pour réduire la dimension de l'entrée et accélérer le traitement, mais au risque de perdre des informations fines.

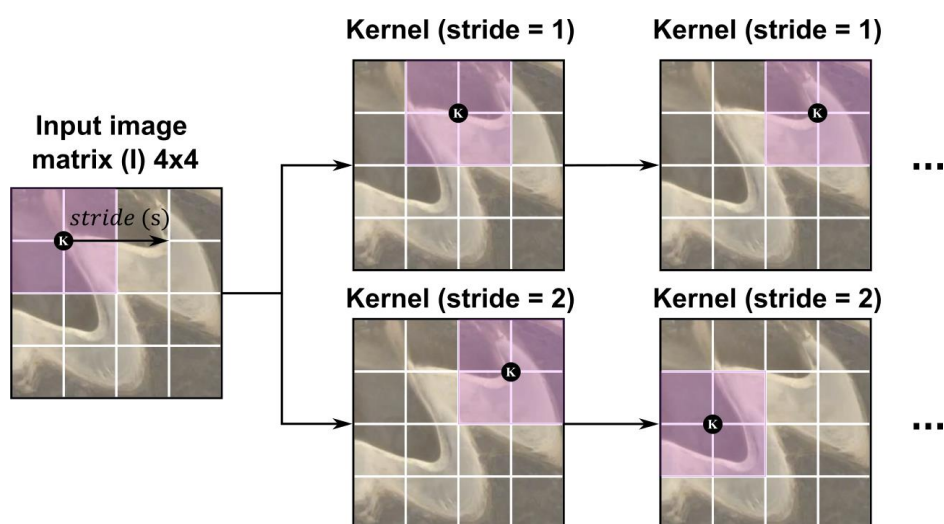


Fig.2.18. Déplacement du pas (stride - s) dans le processus de convolution sur une image. Un stride de 1 signifie que le noyau se déplace d'un pixel à la fois, tandis qu'un stride de 2 signifie qu'il saute un pixel, réduisant ainsi la taille de la sortie.

Ainsi, en tenant compte de ces paramètres, la taille de sortie O de la convolution est donc :

$$O = \frac{I-K+2P}{S} + 1 \quad \text{Eq.31}$$

Où I est la taille de l'image d'entrée, F la taille du kernel, P la valeur du rembourrage, S le pas, et O la dimension de la carte des caractéristiques.

Enfin, après chaque convolution dans un CNN, la carte des caractéristiques constitue l'entrée de la fonction d'activation. La fonction d'activation ReLU est souvent utilisée, car elle permet de traiter des problèmes ne pouvant être définis par des équations linéaires, tout en permettant ainsi de modéliser des représentations de données plus abstraites à travers les couches du réseau de neurones.

6.2. Le Pooling

Cette étape résume l'information de plusieurs neurones voisins en une seule information tout en préservant les attributs essentiels ([Gholamalinezhad et Khosravi, 2020](#) ; [Goodfellow et al., 2016](#)).

Cette opération *i*) diminue le nombre de paramètres (ou poids) impliqués, ce qui se traduit par une diminution du temps de calcul nécessaire et, *ii*) contrôle l'*overfitting* (phénomène où un modèle apprend les caractéristiques importantes et le bruit des données d'entraînement si bien qu'il échoue à généraliser et à prédire correctement sur des données non vues ; [Gholamalinezhad et Khosravi, 2020](#)).

A l'instar du processus itératif de convolution, le *pooling* consiste à déplacer une matrice de dimension donnée à travers l'image issue de l'étape d'activation. Lors de chaque déplacement de la matrice, le processus de pooling sous-échantillonne l'image et résume l'information (**Fig.2.19.A** ; [Gholamalinezhad et Khosravi, 2020](#)). La forme la plus courante du *pooling* correspond à une matrice 2×2 qui parcourt l'image et retient la valeur maximale de la portion de l'image contenue dans cette matrice (*Maxpooling*) (**Fig.2.19.B**).

Le *pooling* reconnaît une caractéristique sans se soucier de sa position exacte dans l'image. Il est très utile pour identifier des motifs où l'important n'est pas où la caractéristique se trouve, mais plutôt si elle est présente ou non ([Gholamalinezhad et Khosravi, 2020](#)).

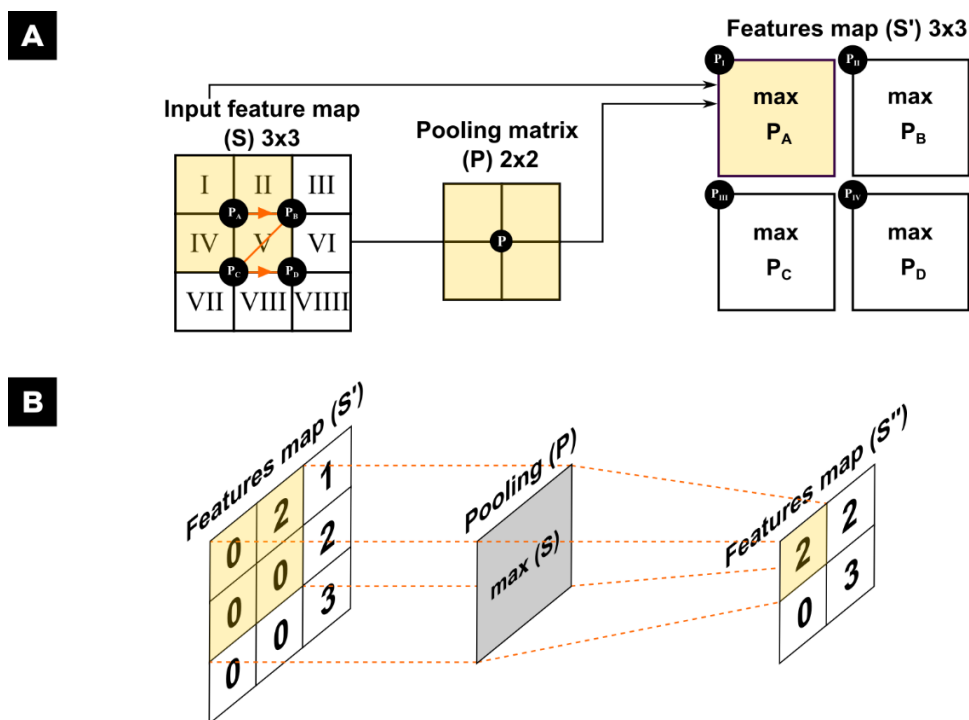


Fig.2.19. Principe de l'étape de pooling (cas du Maxpooling). Le pooling est utilisé pour réduire la taille des données et rendre le réseau plus tolérant aux petites variations de position dans l'image d'entrée. A) Une matrice 2x2 (P) parcourt la carte des caractéristiques S résultant de la convolution et de l'activation et applique le pooling. Ici, la mise en commun maximale est utilisée pour ne conserver que la valeur la plus élevée de chaque section de P. B) Exemple numérique simple illustrant le fait que la matrice conserve la valeur la plus élevée de la matrice.

6.3. La convolution transposée

La convolution transposée (*Convolution Transposed*) s'applique seulement dans le cas des auto-encodeurs. Les auto-encodeurs sont des types de réseaux de neurones utilisés pour l'apprentissage non supervisé. Ils sont constitués de deux parties principales : un encodeur (upsampling - où la convolution et *pooling* sont réalisés) et un décodeur (dowsampling - où la convolution transposée est réalisée).

L'encodeur réduit les données d'entrée à une forme compressée (opération de convolution dans les CNNs), tandis que le décodeur essaie de reconstruire les données d'entrée à partir de cette représentation comprimée pour en produire une image de sortie de plus grande dimension (Fig.2.20). Cette propriété est principalement utilisée pour redimensionner les prédictions de sortie aux dimensions de la donnée d'entrée ou pour augmenter la résolution spatiale des données dans les réseaux de neurones.

L'opération de transposition peut être imaginée comme étant la transposée d'une matrice de convolution, où pour un kernel de convolution de dimension K , la sortie d'une convolution transposée correspond à une multiplication terme à terme entre la première valeur de la matrice d'entrée avec le kernel de convolution.

Le filtre utilisé dans la convolution transposée peut être appris durant le processus d'entraînement du réseau, permettant au réseau d'apprendre à reconstruire ou à agrandir les détails d'une image de manière efficace. De plus, la convolution transposée est aussi sensible aux choix des paramètres qui peuvent modifier la taille de la matrice de l'image de sortie.

Par exemple, pour une image d'entrée et un kernel 2×2 , en considérant aucun remplissage (*padding*) et un pas (*stride*) de 1, la sortie transposée correspond à une matrice 3×3 (Fig.2.20.A). Pour une image d'entrée et un kernel 2×2 , en ne considérant aucun remplissage et une foulée de 2, la sortie transposée correspond à une matrice 4×4 , identique aux dimensions de l'image d'entrée initiale Fig.2.15 (Fig.2.20.B).

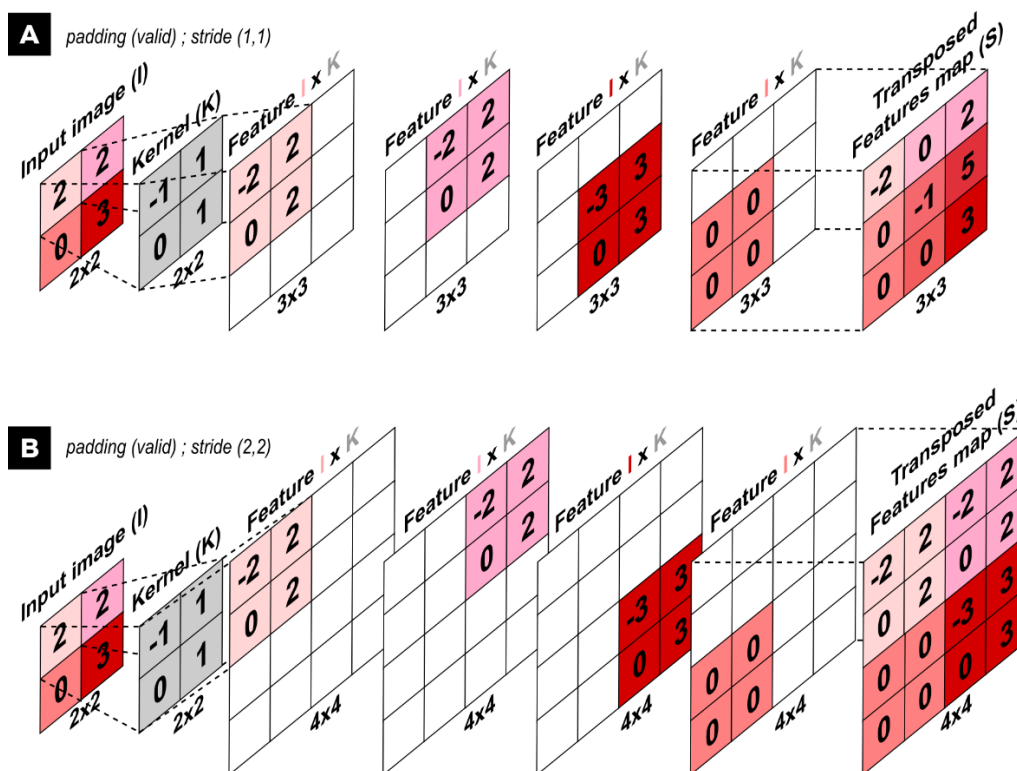


Fig.2.20. Principe de convolution transposée pour la partie décodeur d'un réseau neuronal auto-encodeur. A) Pour une image d'entrée et un noyau 2×2 , en considérant des paramètres sans padding et un stride de 1, la sortie transposée correspond à une matrice 3×3 . B) Pour une image d'entrée et un noyau 2×2 , en considérant des paramètres sans padding et un stride de 2, la sortie transposée correspond à une matrice 4×4 .

7. Synthèse sur les concepts d'Intelligence Artificielle et réseaux de neurones et problématiques résultantes

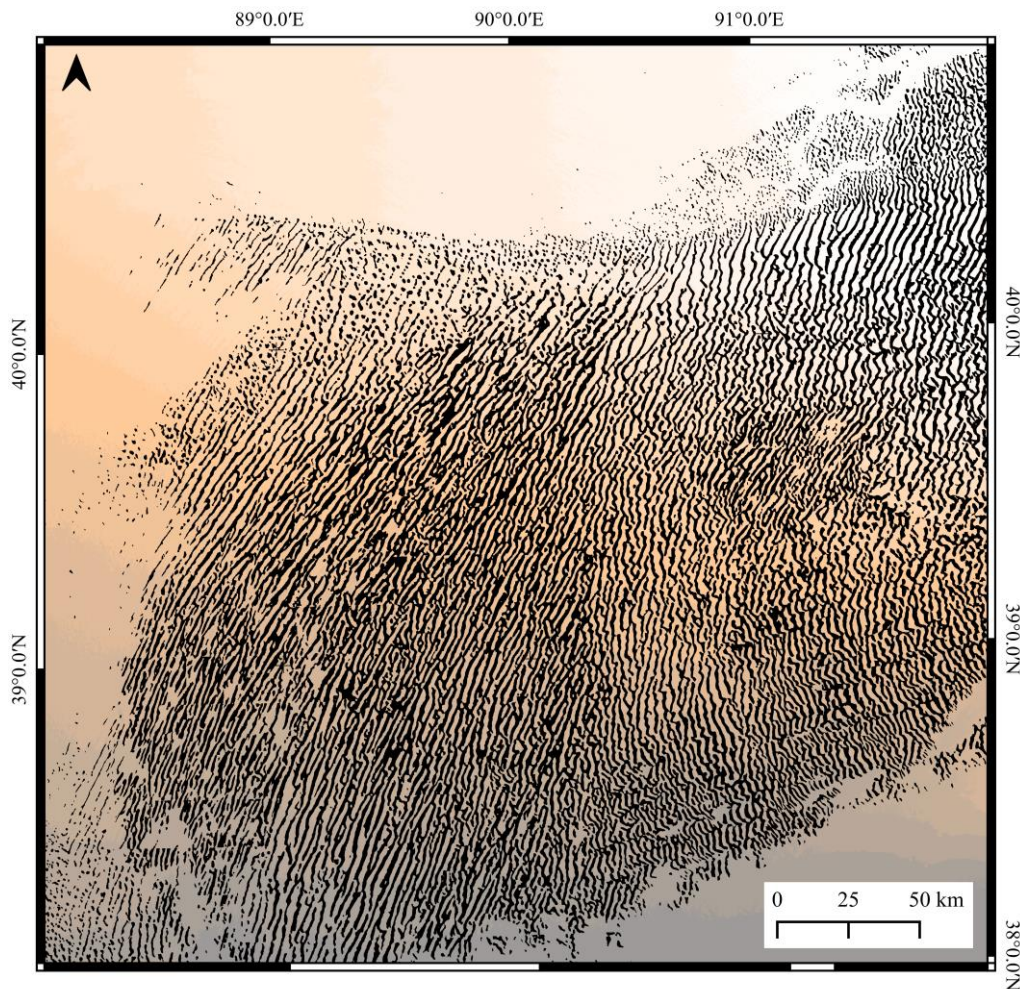
L'Intelligence Artificielle regroupe des approches hiérarchiques de complexité croissante, allant d'un simple neurone à des réseaux profonds. Ces méthodes visent à simuler des aspects de l'intelligence humaine, comme le raisonnement et le traitement de l'information. Les algorithmes de *Deep Learning* se distinguent par leur capacité à apprendre et à transmettre l'information par des couches interconnectées, où chaque neurone applique diverses opérations (par exemple : les fonctions d'activation, le pooling, la convolution etc.) pour extraire une version condensée des données d'entrée. Plus les réseaux de neurones sont profonds, plus ils deviennent denses, leur permettant ainsi de traiter des informations de plus en plus complexes.

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), sont spécialement conçus pour traiter des données structurées en raster, ce qui les rend particulièrement adaptés aux tâches de classification et d'analyse spatiale et qui sont depuis peu utilisés dans les tâches de cartographie des dunes ([Rubanenko et al., 2021](#) ; [Nagle-McNaughton et al., 2020](#) ; [Shumack et al., 2020](#) ; [Palafox et al., 2017](#)). Leur développement a considérablement amélioré l'efficacité, la précision et le temps de calcul, alors que les méthodes traditionnelles de cartographie nécessitaient un traitement manuel long et sujet à des erreurs.

Grâce à leur capacité à extraire des caractéristiques à différents niveaux de complexité, les algorithmes de *Deep Learning* se sont révélés très efficaces pour la cartographie d'objets simples caractéristiques des dunes à partir de petits ensembles d'images ou de MNE, couvrant uniquement des sections restreintes de champs de dunes ([Foroutan et Zimbelman, 2017](#) ; [Palafox et al., 2017](#)). L'application de ces réseaux à l'échelle d'un champ entier ou d'un désert de sable reste rare ([Shumack et al., 2020](#)), et l'aspect multi-échelle reste encore trop peu exploré.

Ainsi, de par la capacité des réseaux de neurones artificiels à traiter et réaliser des tâches complexes, **une avancée serait de cartographier chaque dune d'un désert de sable**. Ces cartes fourniraient une base de données conséquente et des informations morphologiques précieuses pour remonter aux processus dynamiques en jeu.

Chapitre III : Développement d'un nouveau protocole automatisé de cartographie des dunes (contours, crêtes et défauts)



Carte des dunes éoliennes de la partie NE du désert du Takla Makan (Chine) générée automatiquement selon le protocole développé dans ce chapitre.

Acronymes

ALOS: *Advanced Land Observing Satellite*

ASTER: *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*

CNN: *Convolutional Neural Network*

DEM: *Digital Elevation Model*

DHE: *Dune Height Elevation*

EP: *Elevation Percentile*

FN: *False Negative*

FP: *False Positive*

LIDAR: *Light Detection and Ranging*

LoG: *Laplacian of Gaussian*

LSP: *Land Surface Parameters*

DBM: *Digital Bathymetric Model*

NASA: *National Aeronautics and Space Administration*

ReLU: *Rectified Linear Unit*

RR: *Residual Relief*

SIG: *Système Information Géographique*

SRTM: *Shuttle Radar Topography Mission*

TPI: *Topographic Position Index*

TN: *True Negative*

TP: *True Positive*

VO: *Volumetric Obscurance*

Sommaire du chapitre

1.	Introduction	102
2.	Définition des caractéristiques morphologiques des dunes, sélection des LSP, et modèle opérationnel	103
3.	Segmentation des contours des dunes à partir d'un CNN « U-Net »	109
3.1.	Sélection et description du réseau de neurone convolutif U-Net	109
3.2.	Collection des données d'apprentissage	112
3.3.	Entraînement du réseau de neurone convolutif	114
3.4.	Evaluation du modèle prédictif	114
4.	Segmentation des lignes de crêtes et des défauts des dunes	115
4.1.	Squelettisation des lignes de crêtes des dunes	115
4.2.	Identification des défauts des dunes	116
4.3.	Individualisation des morphologies complexes	117
5.	Validation & évaluation sur 20% des échantillons d'apprentissage selon deux niveaux d'échelles de Relief Résiduel (05 et 20 pixels)	118
5.1.	Cartographie des contours des dunes sur les échantillons de test avec le U-Net	118
5.2.	Extraction des lignes de crête et des défauts sur les échantillons tests ..	122
6.	Test en contexte régional et limites du protocole de cartographie	126
6.1.	Métriques de l'application du protocole aux dunes du Yémen selon deux échelles d'analyse (05 et 20 pixels)	126
6.2.	Limites de la cartographie des dunes par le modèle U-Net	133
6.3.	Pertinence du choix de la valeur seuil pour la squelettisation des lignes de crête	135
6.4.	Incertitudes liées à la résolution de la donnée dans la cartographie	139
	Synthèse des principaux résultats	141

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons un protocole développé au cours de ces travaux de doctorat. Il combine des outils de DL et de squelettisation disponibles dans la littérature afin d'extraire, à partir de données MNT, les trois caractéristiques de dunes suivantes : contours, réseaux de crêtes et les défauts (nœuds). Ce protocole a fait l'objet d'une publication intitulée *A new workflow for mapping dune features (outline, crestline and defects) combining deep learning and skeletonization from DEM-derived data* dans la revue *Geomorphology* (Daynac et al., 2024).

Ce protocole s'appuie sur deux LSPs dans le processus de cartographie des caractéristiques des dunes. Le premier, le Relief Résiduel (RR ; Hiller and Smith, 2008), permet de démêler les signaux de dunes de différentes amplitudes et longueur d'onde. Intégré comme donnée d'entrée d'un réseau neuronal convolutif U-Net, modifié d'après Shumack et al., (2020), il contribue à une segmentation précise des contours à différentes échelles de cartographie.

Le second, le Volumetric Obscurance (VO ; Rolland et al., 2022), optimise la mise en évidence des sommets de dunes, exploitée pour extraire précisément les réseaux de crêtes et les défauts associés correspondant aux nœuds de ces réseaux (connectivité).

En complément des travaux présenté dans Daynac et al. (2024), nous soulignons dans ce chapitre la possibilité de produire une cartographie multi-échelle des dunes et d'intégrer les dunes superposées, qui constitue une originalité de notre approche. L'évaluation du protocole est réalisée sur des échantillons de dunes dans le but d'évaluer ses performances cartographiques.

Enfin, nous présentons une application de notre protocole à une zone d'étude plus vaste, localisée au Yémen. Cette application permet de discuter des limites et des capacités d'adaptation de notre protocole à des environnements géographiques plus étendus.

2. Définition des caractéristiques morphologiques des dunes, sélection des LSP, et modèle opérationnel

Pour cartographier les dunes dans des paysages numériques, leur définition numérique, basée sur des descriptions naturalistes, peut être conceptualisée selon trois caractéristiques morphologiques couramment utilisées pour caractériser les monticules de dunes dans la communauté éolienne : les contours, la crête, et les défauts (*Edgell, 2006; Ashley, 1990; Allen, 1982; Bagnold, 1974; Wilson, 1972*) (Fig.3.1.A).

Ces caractéristiques peuvent être dérivées de données topographiques et/ou bathymétriques (*Li et al., 2020 ; Olaya, 2009*), désormais disponibles à une résolution (très) élevée par des DEMs ou des DBMs (*Cassol et al., 2021; Ismail et al., 2015; Saha et al., 2011*) (Fig.3.1.B). De nombreuses données de télédétection de la surface terrestre sont disponibles gratuitement, fournissant un vaste ensemble de données d'imagerie (*apps.sentinel-hub.com*), de DEMs (*portal.opentopography.org*), et de DBMs (*data.shom.fr*) largement utilisées pour les études sur les dunes en raison de leur couverture spatiale mondiale et de leur résolution spatiale toujours croissante (*Hugenholtz et Barchyn, 2010*). Pour développer une méthode automatisée de cartographie des dunes, le jeu de données d'entrée doit :

- i. Avoir une couverture mondiale avec une résolution suffisante pour assurer la reproductibilité du protocole et identifier les objets d'intérêt ;
- ii. Présenter un bruit minimal pour obtenir la précision maximale lors de l'application du protocole ;
- iii. Être constitué de données acquises sur la période la plus courte possible afin de réduire les effets de bords entre les dalles de données dues aux mouvements des dunes entre différentes dates d'acquisition.

Actuellement, la plus haute résolution de données avec une couverture mondiale est le DEM ALOS à une résolution de 5 m, mais seule la résolution de 30 m est disponible gratuitement. Le jeu de données DEM Copernicus 30m (*Leister-Taylor et al., 2020*) a été sélectionné ici car il surpasse les autres DEMs mondiaux à 1 seconde d'arc (environ 30 mètres de résolution ; ALOS (*Tadono et al., 2016*), ASTER (*Abrams et al., 2020*), NASA (*Crippen et al., 2016*), et SRTM (*Guth et Geoffroy, 2021 ; Farr et al., 2007*)) et présente moins d'incohérences aux bords lors de son inspection visuelle.

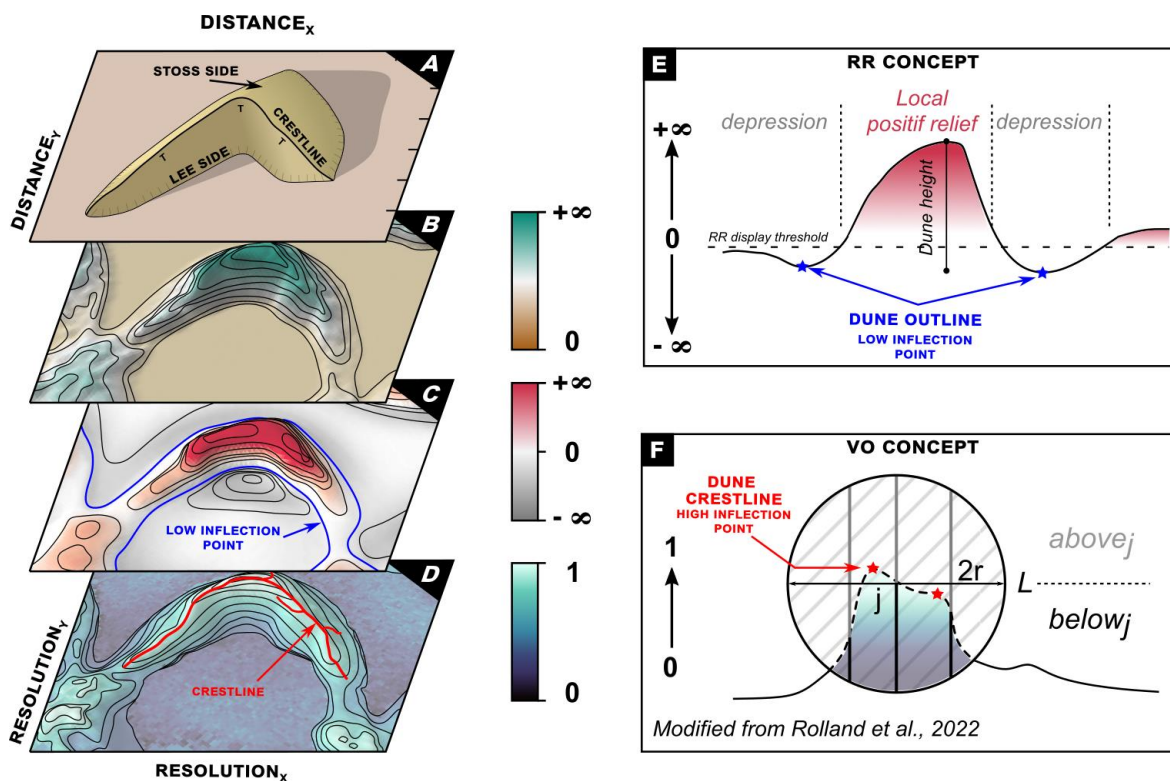


Fig.3.1. Représentations naturelles et numériques des dunes (Daynac et al., 2024). (A) Représentation naturaliste d'une dune basée sur les descriptions de Bagnold (1974). (B) Représentation numérique d'une dune en 3D sur un modèle numérique d'élévation (MNE). (C) Représentation numérique du contour d'une dune en 3D à l'aide de l'approche du relief résiduel (ou local) sur un MNE et le long d'un profil topographique (E). Les contours des dunes sont définis par des points d'inflexion locaux entre des valeurs d'élévation positives et le niveau de base (0). (D) Représentation numérique de la ligne de crête des dunes en 3D à l'aide de l'approche Volumetric Obscurance (VO) sur un MNE et le long d'un profil topographique (F). Les lignes de crête des dunes sont définies par la jonction de points d'inflexion locaux élevés sur une sphère d'un rayon choisi.

Les contours et les crêtes définis de manière naturaliste peuvent être numériquement décrits à partir des LSPs (Fig.3.1.C et 3.1.D). Pour être pertinents, ces LSPs doivent *i*) avoir des valeurs homogènes au sein des caractéristiques morphologiques à cartographier, et *ii*) ces valeurs doivent être significativement différentes des valeurs à l'extérieur de ces caractéristiques (Eisank et al., 2014).

Les LSPs permettent ainsi une formalisation des caractéristiques des dunes avec des positions spatiales clairement définies. Nous avons choisi deux LSPs cohérents qui décrivent les caractéristiques morphologiques des dunes du DEM Copernicus 30 m (Fig.3.1.C et 3.1.D).

La forme monticulaire d'une dune peut être décrite comme un relief local positif. Plusieurs LSPs décrivent le relief local (par exemple : le Relief Résiduel - *RR*, la Hauteur Relative - *RH*, le Relief Normalisé du Voisinage - *NNR*, l'Indice de Position Topographique - *TPI*, le Percentile d'Élévation - *EP*, ou l'Élévation de la Hauteur des Dunes - *DHE* (*Baughman et al., 2018; d'Oleire-Oltmanns et al., 2013; Hiller et Smith, 2008*)).

Le Relief Résiduel (*RR*) a été choisi pour sa simplicité et son utilisation dans des publications antérieures pour cartographier manuellement les *bedforms* dans des gammes de longueurs d'onde ciblées (*Vérité et al., 2022; Majcher et al., 2020; Hugenholtz et Barchyn, 2010; Hiller et Smith, 2008*).

Le *RR*, exprimé en mètre, est obtenu en retirant un signal de relief régional (surface lissée) d'un DEM brut ou prétraité à l'aide de l'équation suivante :

$$RR_i = z_i - median_{d_{i,j} < \frac{x}{2}}(z_j) \quad \text{Eq. 1}$$

où z_i est l'élévation de la cellule focale i , $med_{d_{i,j} < \frac{x}{2}}(z_j)$ représente la médiane de l'élévation de toutes les cellules adjacentes z_j où la distance $d_{i,j}$ entre la cellule focale et la cellule adjacente est inférieure à la moitié de la dimension de la matrice carrée du filtre x . La valeur de x est déterminée en fonction du signal de relief régional que l'on souhaite supprimer du DEM, contribuant ainsi à adapter le rayon de travail à la longueur d'onde des dunes à cartographier.

Les valeurs du *RR* sont échelonnées entre des valeurs positives décrivant des monticules et des valeurs négatives décrivant des dépressions (**Fig.3.1.E** et **3.2**). La limite inférieure des monticules est ainsi, définie par des points d'inflexion bas entre du *RR*.

La sélection de différentes valeurs de la cellule focale i permet d'exploiter les différentes échelles spatiales qui coexistent dans un champ de dunes entre les méga-dunes et les dunes superposées (*Hugenholtz et Barchyn, 2010*). Ainsi, il est possible de séparer topographiquement les échelles des dunes et d'étudier l'ensemble de la variabilité topographique d'un champ de dunes (**Fig.3.2**).

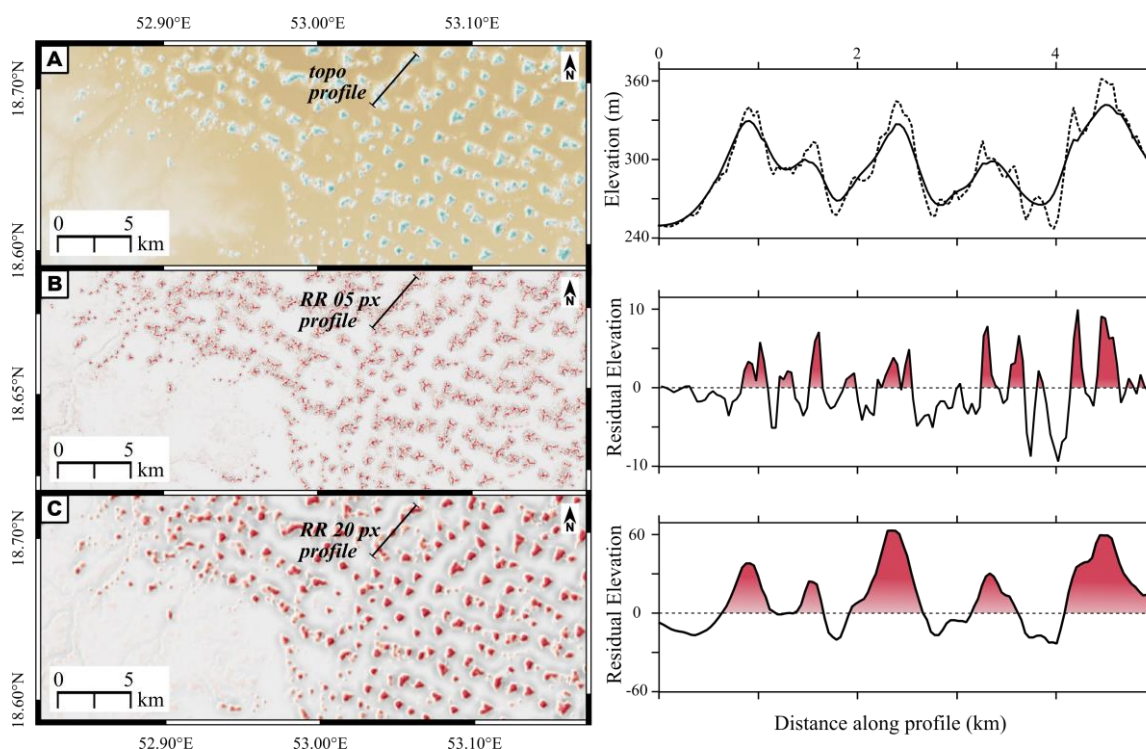


Fig.3.2. Concept d'extraction du relief résiduel (RR) pour différentes échelles d'observation avec un rayon choisi. (A) Surface originale d'un MNE et son profil topographique (à droite). Le profil montre le relief régional, représenté par la grande dune (ligne noire en gras) et les dunes superposées plus petites (ligne fine). (B) Extraction du relief résiduel avec un petit rayon (RR 05 pixels) et extraction des dunes superposées, ainsi que leur profil (à droite). (C) Extraction du relief résiduel avec un grand rayon (RR 20 pixels) et extraction des méga-dunes, ainsi que leur profil (à droite). Les zones rouges indiquent un relief local positif associé aux dunes (Modifié d'après Daynac et al., 2024).

Au sein d'une dune, chaque crête des dunes est caractérisée par un alignement de points d'inflexion hauts de la topographie. La jonction de ces points d'inflexion hauts forme un réseau de lignes de crête ramifié, considéré comme la limite topographique supérieure d'une dune.

Un LSP récemment publié, le *Volumetric Obscurance (VO)* (Loos et Sloan, 2010), modifié par Rolland et al., (2021, 2022), a été sélectionné. Ce LSP calcule le rapport entre le volume en dessous et au-dessus de la topographie dans une sphère de rayon donné, centrée à un point spécifique de la surface topographique (Rolland et al., 2021, 2022) (Fig.3.1. F et 3.3). Le VO est étroitement lié à la courbure moyenne et à l'indice de position topographique (Rolland et al., 2021, 2022). C'est-à-dire que celui-ci améliore la reconnaissance des courbures convexes et concaves, faisant de lui un LSP approprié pour identifier les pixels des points d'inflexion hauts associés aux crêtes. Le VO est défini selon l'équation suivante :

$$VO_i = \frac{\sum_{j=1}^n Labove_j}{\sum_{j=1}^n Ltotal_j} \quad \text{Eq.2}$$

où n points d'échantillonnage sont placés de manière aléatoire sur un disque de rayon r , centré sur la cellule focale i et parallèle au plan de régression le mieux ajusté. Les longueurs $Labove_j$ et $Ltotal_j$ sont mesurées entre chaque point d'échantillonnage j et sa projection à la surface de l'hémisphère supérieur et total, respectivement, suivant la direction normale du disque (Fig.3.1.F).

Le VO est exprimé sans unités, variant de 0 à 1. Les valeurs tendant vers 1 reflètent les points les plus élevés des topographies convexes, tandis que les valeurs tendant vers 0 reflètent les points les plus bas des topographies concaves, c'est-à-dire les creux topographiques (Fig.3.3). Un facteur d'exagération verticale peut être utilisé avec l'algorithme pour amplifier les caractéristiques à cartographier (Rolland et al., 2021, 2022).

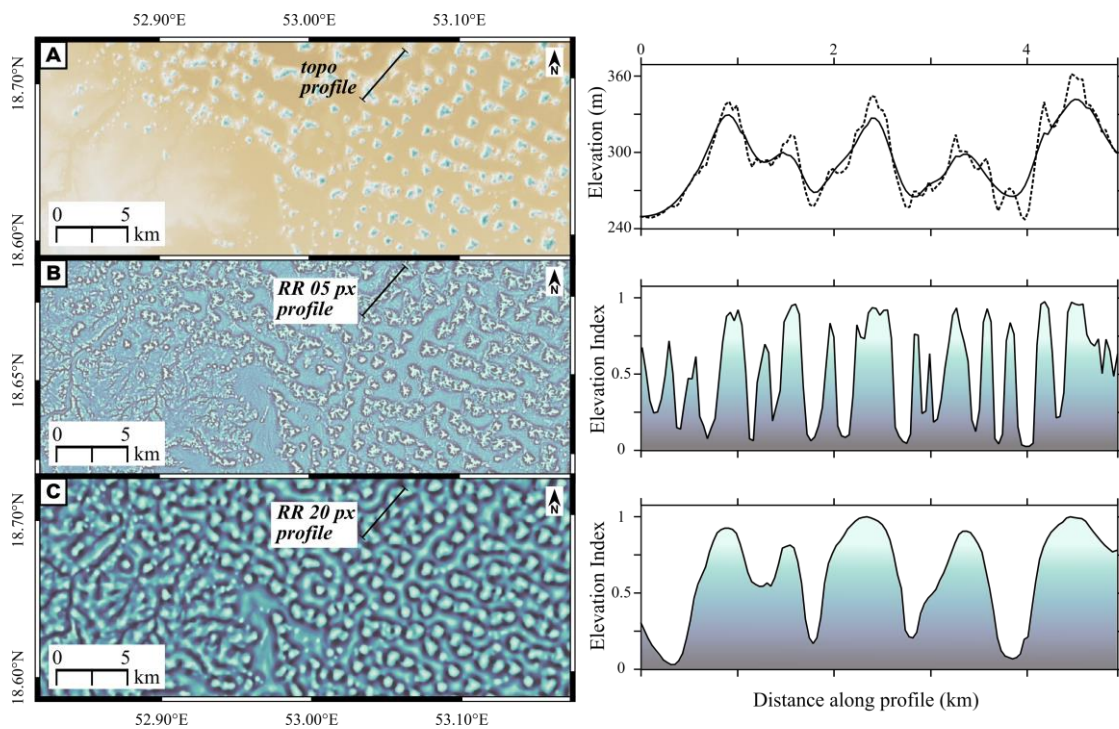


Fig.3.3. Concept d'extraction du Volumetric Obscurance (VO) pour différentes échelles d'analyse. (A) Surface d'un MNE et son profil topographique (à droite). Le profil montre le relief régional, représenté par la grande dune (ligne noire en gras) et les dunes superposées plus petites (ligne fine). (B) VO calculé en utilisant un petit rayon de relief résiduel (RR 05 pixels) et son profil (à droite). (C) VO est calculé en utilisant un grand rayon de relief résiduel (RR 20 pixels) et son profil (à droite). Les zones de gradient bleu indiquent les dunes locales positives exagérées par VO, améliorant la reconnaissance des points d'inflexion élevés associés aux lignes de crête.

Le protocole développé pour cartographier les caractéristiques des dunes (contours, crêtes et défauts) est divisé en deux phases (Fig.3.4). La phase 1 correspond à la cartographie des contours des dunes à l'aide d'un algorithme de *Deep Learning* sur des données d'entrée de RR. La phase 2 correspond à une étape de cartographie des crêtes à l'aide d'un algorithme de squelettisation sur des données d'entrée de VO, puis une cartographie des défauts par analyse des réseaux des crêtes, et enfin une étape d'individualisation des contours des dunes à l'aide d'un algorithme de *Seed Region Growing* utilisant ces réseaux de crêtes comme noyaux de croissance. Ces deux phases de traitement fonctionnent de manière simultanée et peuvent être répétées n fois pour n échelle(s) définie(s) sur un champ de dunes.

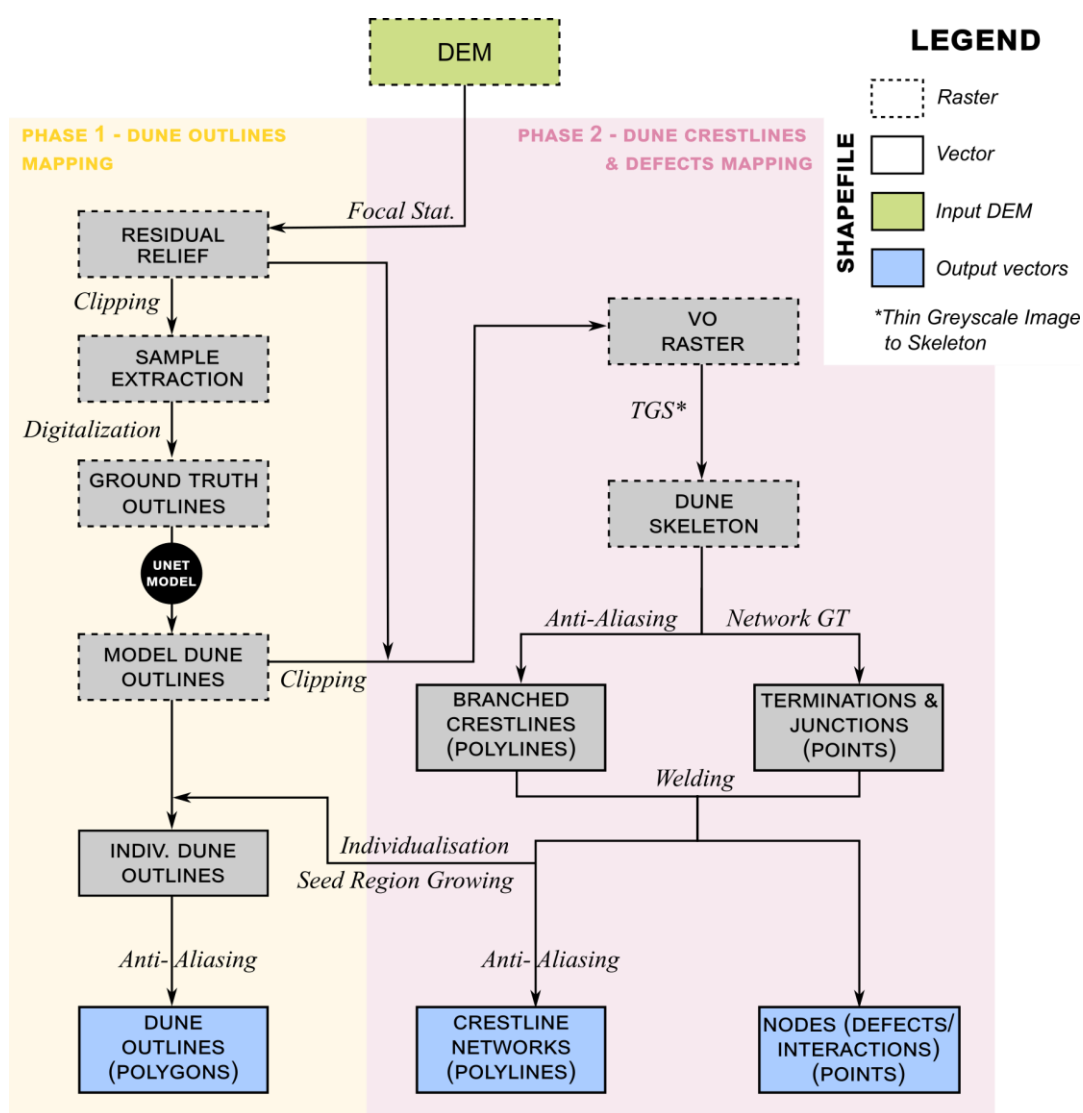


Fig.3.4. Vue d'ensemble du protocole de cartographie des dunes (Daynac et al., 2024). Le flux de travail intègre plusieurs traitements numériques, dont le relief résiduel et l'échantillonnage des contours des dunes aux échelles RR 20px et RR 05px pour entraîner l'algorithme U-Net dans la détection des contours. L'approche VO génère des nœuds et des réseaux de lignes de crête ramifiés. L'individualisation des dunes, basée sur les relations de voisinage, aboutit à la création de fichiers vectoriels.

3. Segmentation des contours des dunes à partir d'un CNN « U-Net »

3.1. Sélection et description du réseau de neurone convolutif U-Net

Nous avons choisi un réseau neuronal convolutif (CNN) robuste et simple d'utilisation appelé U-Net, initialement développé pour effectuer la segmentation automatique d'images biomédicales ([Ronneberger et al., 2015](#)) et depuis mis en œuvre à des fins géomorphologiques ([Daynac et al., 2024](#); [Shumack et al., 2020](#); [Li et al., 2020](#); [DeLatte et al., 2019](#)).

L'algorithme U-Net est une architecture neuronale de type auto-encodeur (voir [Chapitre II](#)) employée pour la segmentation sémantique. Ce réseau de neurone est structuré en deux voies principales, au terme desquelles une prédiction est générée :

- i. Une voie d'« encodeur » qui diminue la dimension du raster d'entrée, simplifiant ainsi l'identification de la solution numérique ;
- ii. Une voie de « décodeur » chargé de restaurer la dimension du raster tout en acquérant la capacité de localiser la solution numérique.

L'algorithme U-Net a récemment été adapté par [Shumack et al., \(2020\)](#) pour cartographier et analyser les crêtes des dunes linéaires en Australie et que nous avons dans cette étude adapté pour en extraire les contours.

Dans notre protocole, nous avons incorporé des améliorations telles que la désactivation sélective des neurones par *dropout* et l'intégration de déformations élastiques dans les données d'entraînement d'U-Net. Cette approche, non seulement étend la taille de l'échantillon d'entraînement, mais diversifie également les motifs d'intérêt ([Shumack et al., 2020](#); [Li et al., 2020](#); [Ronneberger et al., 2015](#)).

La première étape de notre protocole débute par un prétraitement, où un filtre *Laplacian of Gaussian (LoG)* est appliqué aux *LSP* d'entrée (K1 et K2 sont appliqués sur le *RR* dans la [Fig.3.5](#)).

Le filtre laplacien, défini comme un filtre de détection de contours ([Mlsna et Rodriguez, 2009](#)), mesure le degré selon lequel l'écoulement sur une surface diverge ou converge vers un emplacement donné ([Shary et al., 2002](#)). Ensuite, le filtre gaussien est employé pour adoucir la sortie du laplacien et réduire le bruit présent dans les données ([Mlsna et Rodriguez, 2009](#)) (voir [Chapitre II](#), [Fig.2.16](#)).

Pour détecter les caractéristiques distinctives des dunes, les sorties du prétraitement *LoG* des LSPs sélectionnés sont utilisées comme données d'entrée pour la voie d'encodeur. Ce chemin intègre une série de convolutions, où les poids des filtres sont initialement aléatoires puis optimisés au cours de l'entraînement du modèle (*Shumack et al., 2020*).

Chaque convolution est suivie d'une fonction d'activation (ReLU, A1 et A2 dans la **Fig.3.5**) qui remplace les valeurs négatives par des valeurs nulles (voir *Chapitre II*). De plus, une *batch normalization* est appliquée pour accélérer et stabiliser le CNN. À la fin de chaque bloc de convolution du chemin de contraction, la résolution spatiale des informations caractéristiques est réduite, préservant la valeur maximale des pixels voisins et fournissant l'entrée pour le bloc de convolution suivant (*Maxpooling 2 × 2*, P1 sur la **Fig.3.5** ; *Ronneberger et al., 2015*) (voir *Chapitre II*).

Les blocs de convolution dans le chemin de contraction sont répétés jusqu'à ce que la résolution spatiale atteigne 12×12 pixels.

Afin de détecter les caractéristiques d'intérêt avec une résolution spatiale plus élevée, la voie d'encodeur accroît la résolution du raster d'entrée en utilisant une convolution transposée (Convolution transposée 2×2 , T1 sur la **Fig.3.5**). Sa sortie est ensuite concaténée avec celle de résolution équivalente provenant du chemin de contraction (sortie de la convolution 2 sur la **Fig.3.5.A**).

Les mêmes étapes de convolution que celles du chemin de contraction (**Fig.3.5.B**) sont ensuite appliquées pour préciser progressivement les contours des dunes au bord des noyaux de caractéristiques. Les derniers blocs de convolution extraient les informations des voisinages locaux et globaux (*Shumack et al., 2020*) pour une échelle morphologique donnée, assurant une capacité suffisante pour extraire les dunes à des emplacements précis, échelle par échelle.

Enfin, une fonction d'activation sigmoïde produit un raster binaire prédictif (fonction sigmoïde 1×1 , A3 sur la **Fig.3.5.B**) dans lequel chaque pixel du raster est attribué à une classe de probabilité (0 comme « pas d'intérêt » (en noir), 1 comme « contours de dunes » (en blanc); **Fig.3.5**) (*Daynac et al., 2024* ; *Shumack et al., 2020* ; *Ronneberger et al., 2015*).

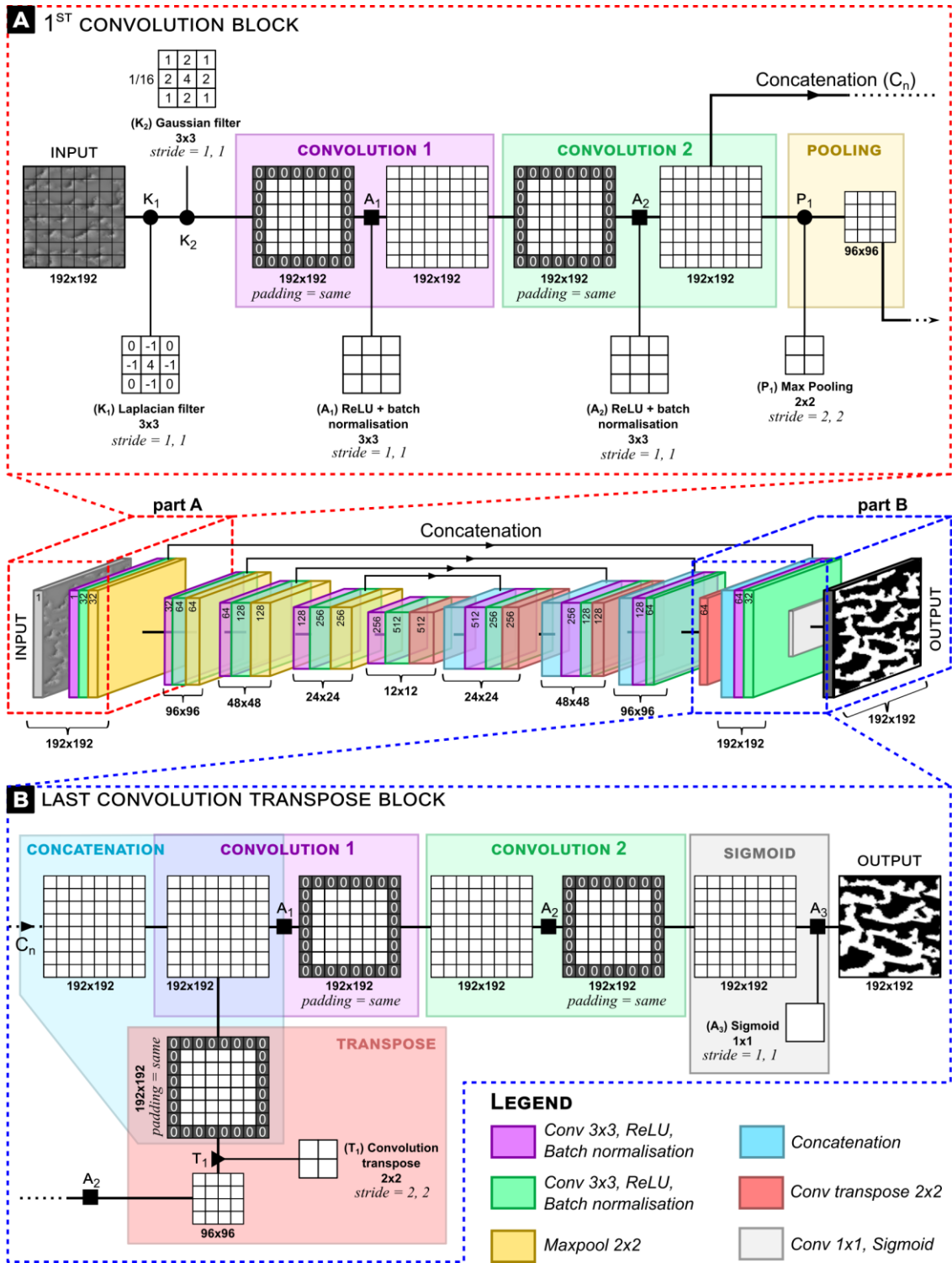


Fig.3.5. Formation détaillée d'un algorithme U-Net pour cartographier les contours des dunes (Daynac et al., 2024). La figure centrale illustre l'architecture globale du U-Net. (A) Premier bloc de convolution appliqué à des données prétraitées avec un filtre laplacien gaussien (LoG) dans le chemin de suréchantillonnage, comprenant deux convolutions successives avec activation ReLU. Un maxpooling extrait les caractéristiques des pixels. (B) Dernier bloc de convolution transpose dans le chemin de sous-échantillonnage, incluant une concaténation du produit matriciel de la convolution transposée précédente et de la deuxième convolution du premier bloc. Deux convolutions successives identiques à celles du bloc (A) suivent. La fonction sigmoïde convertit les valeurs numériques des pixels en une trame binaire représentant la probabilité de classe : 0 pour « aucun intérêt » (noir) et 1 pour « contours de dunes » (blanc).

3.2. Collecte des données d'apprentissage

200 échantillons d'apprentissages, couvrant une large variété de dunes (par exemple : étoiles, barkhanoïdes, en dôme, linéaires et complexes), ont été sélectionnés dans quatre régions présentant des déserts sableux (Algérie, Mauritanie, Chine, Yémen ; Fig.3.6).

20 échantillons contenant d'autres morphologies typiques des environnements désertiques (par exemple : falaises, affleurements, structures fluviales, Fig.3.6) ont été ajoutés pour entraîner l'algorithme CNN à distinguer les dunes de ces formes de relief (Shumack et al., 2020).

Chaque échantillon d'entraînement est composé de pixels de 192×192 , correspondant à des zones de 5760×5760 m, dimensionnées pour couvrir les plus grandes dunes sur Terre à l'aide des données DEM Copernicus 30 m.

Afin d'augmenter la variabilité morphologique des dunes et d'améliorer la capacité d'apprentissage, la résolution des échantillons est dégradée. Plus précisément, 25% des échantillons ont une résolution d'environ 30 m, 25% à environ 60 m, 25% à environ 70 m et 25% à environ 90 m.

L'objectif de cette diversification est de simuler des variations naturelles dans les données d'entraînement, permettant à l'algorithme de détecter une large gamme de motifs observables dans des conditions naturelles. De plus, cette approche contribue à minimiser l'*overfitting* de l'algorithme et à optimiser l'adaptabilité du modèle prédictif, afin de pouvoir généraliser notre méthode aux dunes présentant des caractéristiques visuelles variées.

Pour chaque échantillon de l'ensemble de données d'entraînement, la « vérité terrain » ou « *ground truth* » (par exemple : les contours des dunes) a été numérisée manuellement et convertie en un raster binaire sur SIG (QGIS©). Deux jeux d'apprentissage ont été produits, contenant chacun cent échantillons (Fig.3.6) :

1. Un jeu d'apprentissage pour la cartographie de méga-dunes (celui présenté dans Daynac et al., 2024) : les échantillons des contours ont été numérisés à partir de valeurs positives de *RR* calculées avec un noyau de 20×20 pixels (600×600 m) pour mettre en valeur des dunes s'étendant sur plusieurs kilomètres de large;

2. Un jeu d'apprentissage pour la cartographie des dunes superposées : Des échantillons de contours ont été numérisés à partir de valeurs positives de RR calculées avec un noyau de 5×5 pixels (150×150 m) pour extraire les dunes de largeur hecto-décamétriques superposées aux dunes de plus grande longueur d'onde.

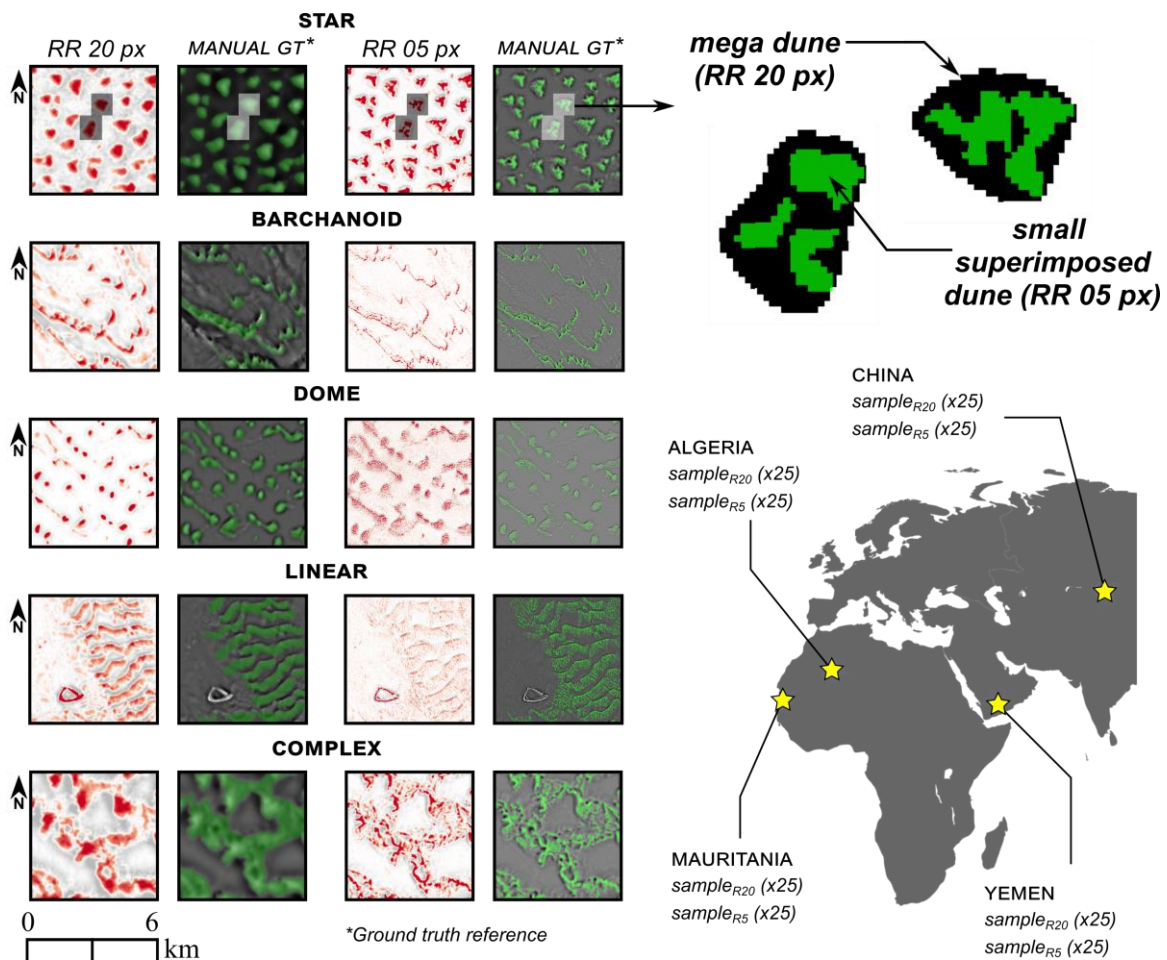


Fig.3.6. Vue d'ensemble des échantillons des contours utilisés pour la formation de l'algorithme d'apprentissage profond (U-Net) (Daynac et al., 2024). Pour chaque échelle de dune (RR 20 & RR 05 px), chaque échantillon se compose de MNE avec une résolution de 192 px (~6km) qui affichent différentes formes de dunes sur le RR (étoile, barchanoïde, dôme, linéaire, complexe) sélectionnées dans quatre déserts différents. Les contours de chaque dune sont étiquetés manuellement à l'aide d'un masque vert de « vérité de terrain », qui sert de référence géomorphologique pour l'entraînement de l'algorithme.

3.3. Entraînement du réseau de neurone convolutif

L'ensemble de données d'échantillon a d'abord été divisé en sous-ensembles entraînement ($n = 80$) et de validation ($n = 20$) (Daynac et al., 2024).

L'entraînement du modèle vise à réduire une fonction de perte d'entropie croisée binaire qui évalue l'écart entre les prédictions du modèle et la « vérité terrain » dans chaque sous-ensemble de données d'entraînement, afin d'optimiser les pondérations du modèle (voir Chapitre II).

Ensuite, pour chaque échantillon d'apprentissage, une époque de 300 batchs avec cinq nouveaux échantillons par lot, générés à partir d'une augmentation des données par déformation aléatoire (cisaillement, décalage, retournement, rotation et zoom), a été créée pour augmenter la robustesse du modèle et limiter la probabilité d'*overfitting*. Le modèle a été formé pendant 100 époques et les poids optimaux du modèle ont été stockés en fonction de la fonction de coût calculée sur les sous-ensembles d'apprentissage.

3.4. Evaluation du modèle prédictif

Le processus d'extraction des contours des dunes a été évalué avec le sous-ensemble de validation ($n = 20$ pour chaque jeu de données de RR). L'évaluation est dérivée d'une matrice de confusion qui quantifie la superposition des contours des dunes automatiquement générés par rapport aux données manuellement étiquetées de « vérité terrain » (Fig.3.7).

Classiquement, les performances du CNN sont évaluées à l'aide du *Rappel* (Eq.3), de la *Précision* (Eq.4) et de la *Qualité* (Eq.5) (Bianchi et al., 2021; Lewington et al., 2019; Telfer et al., 2015) selon les équations suivantes :

$$Recall = TP / (TP + FN) \times 100 \quad \text{Eq.3}$$

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \times 100 \quad \text{Eq.4}$$

$$Quality = TP / (TP + FP + FN) \times 100 \quad \text{Eq.5}$$

où TP, TN, FP et FN représentent respectivement le nombre de prédictions vraies positives, vraies négatives, fausses positives et fausses négatives entre la « vérité terrain » et les prédictions automatiques.

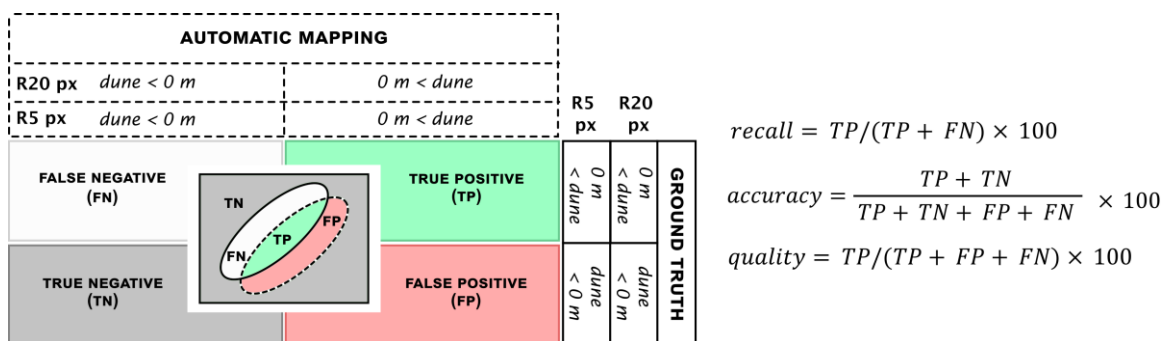


Fig.3.7. Exemple de matrice de confusion utilisée pour l'évaluation du modèle. La matrice de confusion est utilisée pour estimer le rappel, la précision et la qualité des prédictions du modèle U-Net. L'évaluation des métriques est effectuée à partir des étiquettes manuelles des formes de dunes considérées comme des références de « vérité terrain » pour chaque échelle de dune.

4. Segmentation des lignes de crêtes et des défauts des dunes

4.1. Squelettisation des lignes de crêtes des dunes

Pour la segmentation des crêtes des dunes, un raster VO a été calculé avec un rayon cohérent avec les rayons du RR de chaque échelle de dunes, et un facteur d'exagération $\times 1000$ pour mettre en valeur les points d'inflexion élevés correspondant aux crêtes (Rolland et al., 2022).

Le raster VO a ensuite été aminci jusqu'à un squelette ramifié correspondant aux lignes de crêtes suivant l'approche de squelettisation publiée dans Putniņš et Tveite (2021) et basée sur le plugin QGIS© Thin Greyscale Image to Skeleton (TGS ;Tvéite, 2017 ; Fig.3.8.A). Nous avons sélectionné cet outil en raison de son approche descendante qui amincit d'abord les intervalles VO de plus haute intensité qui contraignent ensuite ceux de plus faible intensité, c'est-à-dire qu'il extrait d'abord les lignes de crête saillantes, puis les étend à leurs bras et branches les moins saillantes.

Ici, neuf ensembles d'intervalles de seuil VO (intervalles de 0.1) allant de 1.0-0.1 (Set 1) à 1.0-0.9 (Set 9) ont été testés empiriquement. Le squelette ramifié est transformé en polygones, puis lissé pour réduire le crénelage dans la conversion raster-vecteur, optimisant la précision des analyses géométriques et topologiques (méthode « Snake » ; Burghardt, (2005)) (Fig.3.8.B). Les lignes de crête connectées sont ensuite identifiées et regroupées en réseaux de lignes de crête (Fig.3.8.B).

4.2. Identification des défauts des dunes

Un outil SIG basé sur la boîte à outils « *NetworkGT* » disponible sous QGIS© ([Nyberg et al., 2018](#)) a été élaboré à l'aide du modèleur graphique de QGIS© pour (i) mettre en œuvre une analyse automatisée de la connectivité du réseau des crêtes (défauts), et (ii) pour attribuer un réseau de crêtes ramifié à chaque dunes.

La topologie du réseau de crêtes, composée de branches délimitées et connectées en lignes par des nœuds - c'est-à-dire les défauts et interactions des dunes - a été utilisée pour l'analyse. Chaque nœud est classé en fonction du nombre de branches auquel il est connecté (**Fig.3.8.C** ; [Nyberg et al., 2018](#); [Sanderson et Nixon, 2015](#); [Manzocchi, 2002](#)).

Les nœuds isolés (I) représentent des terminaisons libres situées aux extrémités des branches (**Fig.3.8.C**). Les nœuds situés à des intersections de plusieurs branches, connectant trois branches (Y), ou ceux connectant quatre branches (X), décrivent une connectivité plus complexe du réseau des crêtes et sont associés à des types spécifiques d'interactions géomorphologiques éoliennes (**Fig.3.8.B** et **3.8.C** ; [Marvin et al., 2023](#) ; [Day et Kocurek, 2018](#)).

La boîte à outils « *NetworkGT* » QGIS© ([Nyberg et al., 2018](#)) identifie ces différentes caractéristiques géométriques en considérant les relations géospatiales comme un réseau bidimensionnel composé de polygones, de nœuds et de branches ([Nyberg et al., 2018](#)). La connectivité du réseau est classée en fonction des informations des nœuds et de leur emplacement par rapport au réseau des crêtes, c'est-à-dire que l'algorithme identifie et extrait les nœuds en fonction du nombre d'occurrences de nœuds à chaque extrémité et/ou intersection d'une polygône ($I = 1$, $Y = 3$, $X = 4$; **Fig.3.8.C** ; [Nyberg et al., 2018](#)).

Pour une valeur seuil donnée du *VO*, tout squelette ramifié est consolidé en fusionnant chaque branche et les nœuds en contact les uns avec les autres. À la fin de ce processus, les squelettes ramifiés forment une entité unique. Ainsi, ce squelette représente un réseau de crêtes qui peut être associé à une dune en particulier (**Fig.3.8.D**).

4.3. Individualisation des morphologies complexes

Plusieurs champs de dunes présentent des dunes coalescentes (par exemple : des dunes barkhanoïdes ; Fig.3.8.B) caractérisées par des valeurs RR positives continues où les contours ne sont pas individualisés à partir de la phase 1. Cependant, des réseaux de crêtes distincts extraits du raster VO (Fig.3.8.D), offrent la possibilité d'affiner la segmentation des contours des dunes. Étant donné que chaque réseau de crêtes appartient à un seul contour de dune, une segmentation par un algorithme de *Seed Region Growing* a été réalisée sur eCognition© pour générer des bords de contour entre les dunes coalescentes (Fig.3.8.E), permettant la discrimination de dunes individuelles au sein de modèles complexes (Fig.3.8.F). La sortie des dunes individualisées est finalement vectorisée en polygones (contours) puis lissée pour réduire le crénelage de la même manière que les lignes de crête.

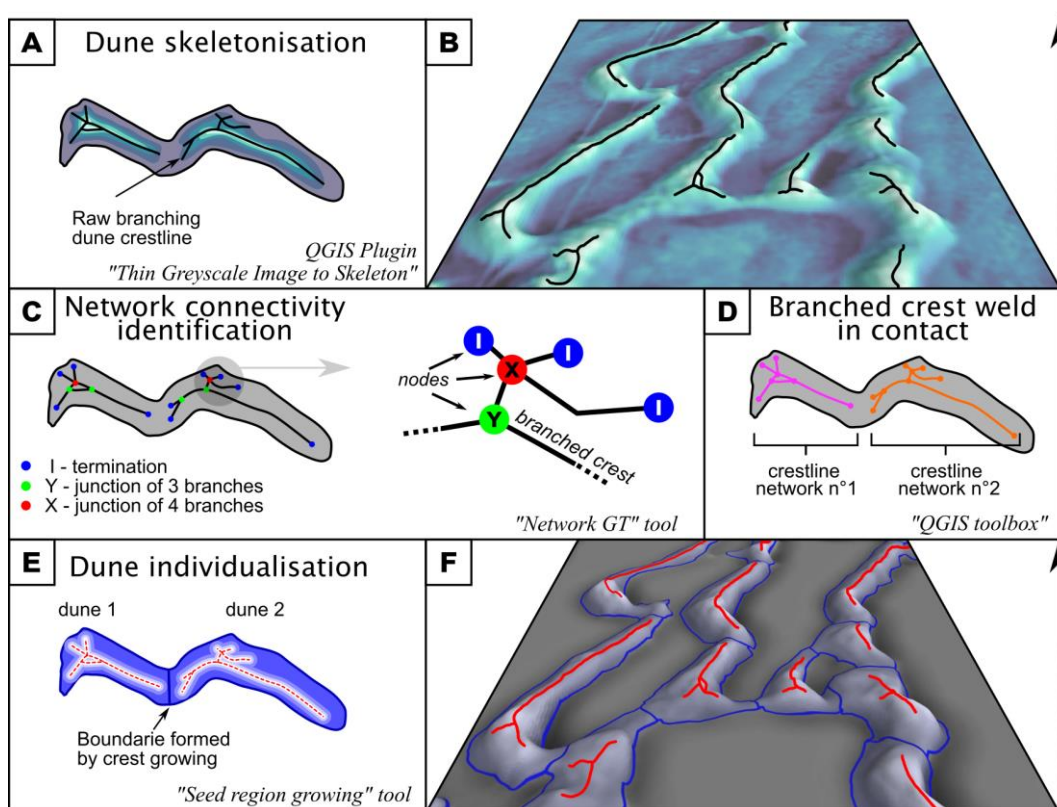


Fig.3.8. Concept d'extraction de crêtes et d'individualisation de dunes (Daynac et al., 2024). (A) Squelettisation de la dune à l'aide de l'outil « Thin Greyscale Skeleton ». Le calcul est effectué sur la sortie Volumetric Obscurance (VO) appliquée au Relief Résiduel (RR). (B) La sortie numérique produit un raster de crêtes ramifiées brutes. (C) La connectivité du réseau de crêtes ramifiées est analysée. L'algorithme identifie et extrait des nœuds en fonction du nombre d'occurrences de nœuds à chaque extrémité et/ou intersection d'une polyligne (en bleu I = 1, en vert Y = 3, et en rouge X = 4). (D). Fusion de crêtes ramifiées et de nœuds en contact les uns avec les autres. L'entité formée à la suite de cette fusion correspond à un réseau de crêtes appartenant à une morphologie donnée. (E) Le réseau de crêtes peut être agrandi pour créer une frontière physique entre crêtes voisines. (F) L'outil « Seed Region Growing » permet de séparer les dunes au sein d'une forme complexe (par exemple : les crêtes barkhanoïdes).

5. Validation & évaluation sur 20% des échantillons d'apprentissage selon deux niveaux d'échelles de Relief Résiduel (05 et 20 pixels)

Nous avons procédé à une évaluation à la fois quantitative et qualitative de notre protocole en utilisant 20 % des données d'entraînement sélectionnées aléatoirement (soit 20/100 par rayon *RR*) afin de valider les performances du modèle U-Net. Pour chaque échantillon de test, le modèle prédictif U-Net de cartographie du contour des dunes a été appliqué.

Parallèlement, sur cet ensemble de données de test, le VO de chaque échantillon a été calculé. Une évaluation approfondie quantitative et qualitative du nombre de réseaux de lignes de crête et de nœuds générés a été réalisée. Cette évaluation s'est appuyée sur notre protocole intégré de squelettisation et d'extraction de nœuds, réalisé sur une gamme de valeurs seuil de squelettisation, allant du Set 1 (1.0-0.1) au Set 9 (1.0-0.9).

5.1. Cartographie des contours des dunes sur les échantillons de test avec le U-Net

Un rappel moyen de 87.1 %, une précision moyenne de 90.9 % et une qualité moyenne de 69.1 % ont été obtenus pour les prédictions des contours des méga-dunes, tandis que pour les prédictions des contours des dunes plus petites sont de 94.1 %, 92.5 % et 64.5 %, respectivement (Table 3.1). Ces scores sont comparables à ceux rapportés par [Shumack et al. \(2020\)](#) et [Li et al. \(2020\)](#), indiquant un pourcentage élevé de pixels correctement classés.

Cependant, les mesures de qualité montrent des valeurs plus basses que les autres mesures (Table 3.1). Ces scores montrent que les prédictions du modèle diffèrent très légèrement de la vérité terrain « *ground truth* » en apparence et en épaisseur de motif, mais ont tendance à être correctement positionnées et à se chevaucher avec la vérité terrain.

Globalement, les polygones prédits correspondent étroitement à la forme du relief sous-jacent et aux contours de vérité terrain avec peu de caractéristiques non reconnues ou perturbées pour les formes de dunes simples et complexes (Fig.3.9).

Pour les échantillons contenant des caractéristiques fluviales (par exemple : l'échantillon 23 ; **Fig.3.9**) ou substrat et falaises rocheuses (par exemple : échantillons 29, 36, 39 ; **Fig.3.9**), le modèle dissocie avec succès les caractéristiques des dunes de celles-ci.

Lorsque les échantillons du RR présentent des caractéristiques de relief plus faibles avec une largeur proche de la résolution du DEM, la détection des contours échoue (par exemple : les échantillons 23, 30, 36, 39 et 93 ; **Fig.3.9**). En effet, de tels cas se retrouvent globalement sur des échantillons avec des signaux topographiques plus bruités, réduisant la probabilité de prédiction et/ou déformant la forme finale des prédictions de contour (flèches jaunes sur la **Fig.3.9**). La distinction entre « *dune* » et « *non-dune* » est basée sur l'analyse de la distribution des pixels par l'algorithme : homogènes pour les dunes ; hétérogènes, rugueuses et bruyantes pour les non-dunes.

Table 3.1. Tableau récapitulatif des mesures de rappel, de précision et de qualité calculées pour chaque échantillon de validation pour les dunes RR 20px et RR 05px. Les mesures sont dérivées de la superposition des échantillons et de la « vérité terrain » de référence étiquetée manuellement. Les valeurs en gras sont supérieures à 70 %.

U-Net validation subset (n=20%)				
SAMPLE		RECALL	ACCURACY	QUALITY
100	RR 20	97.7	87.0	70.2
	RR 05	99.6	95.3	73.8
95	RR 20	97.7	95.1	84.7
	RR 05	99.3	96.7	80.5
93	RR 20	68.6	85.1	61.4
	RR 05	89.0	94.5	68.4
92	RR 20	97.7	92.2	78.4
	RR 05	99.6	95.9	80.7
87	RR 20	96.4	90.9	79.0
	RR 05	89.5	94.9	76.3
77	RR 20	93.3	92.7	86.9
	RR 05	95.5	92.1	65.5
75	RR 20	95.1	87.9	76.8
	RR 05	92.7	79.4	58.1
59	RR 20	92.3	94.2	84.5
	RR 05	95.9	87.8	57.2
58	RR 20	97.7	92.2	71.5
	RR 05	94.1	91.7	56.3
57	RR 20	95.5	91.2	66.1
	RR 05	90.0	94.1	55.5
39	RR 20	49.4	88.6	44.7
	RR 05	97.8	87.1	71.5
36	RR 20	69.8	85.8	58.0
	RR 05	95.6	90.5	65.5
32	RR 20	88.9	89.9	74.6
	RR 05	87.1	89.2	51.3
30	RR 20	79.6	88.4	64.6
	RR 05	86.1	91.7	54.2
29	RR 20	86.0	88.1	66.7
	RR 05	92.5	89.2	55.1
23	RR 20	77.1	92.4	58.0
	RR 05	96.2	96.4	58.5
20	RR 20	80.9	95.0	61.7
	RR 05	95.4	95.8	64.1
16	RR 20	91.4	94.3	54.3
	RR 05	99.0	96.9	69.3
15	RR 20	91.8	92.6	68.6
	RR 05	95.7	95.6	62.2
8	RR 20	95.1	94.2	71.3
	RR 05	91.2	95.7	66.3
Mean	RR 20	87.1	90.9	69.1
	RR 05	94.1	92.5	64.5
Median	RR 20	92.1	91.7	69.4
	RR 05	94.8	93.3	64.3

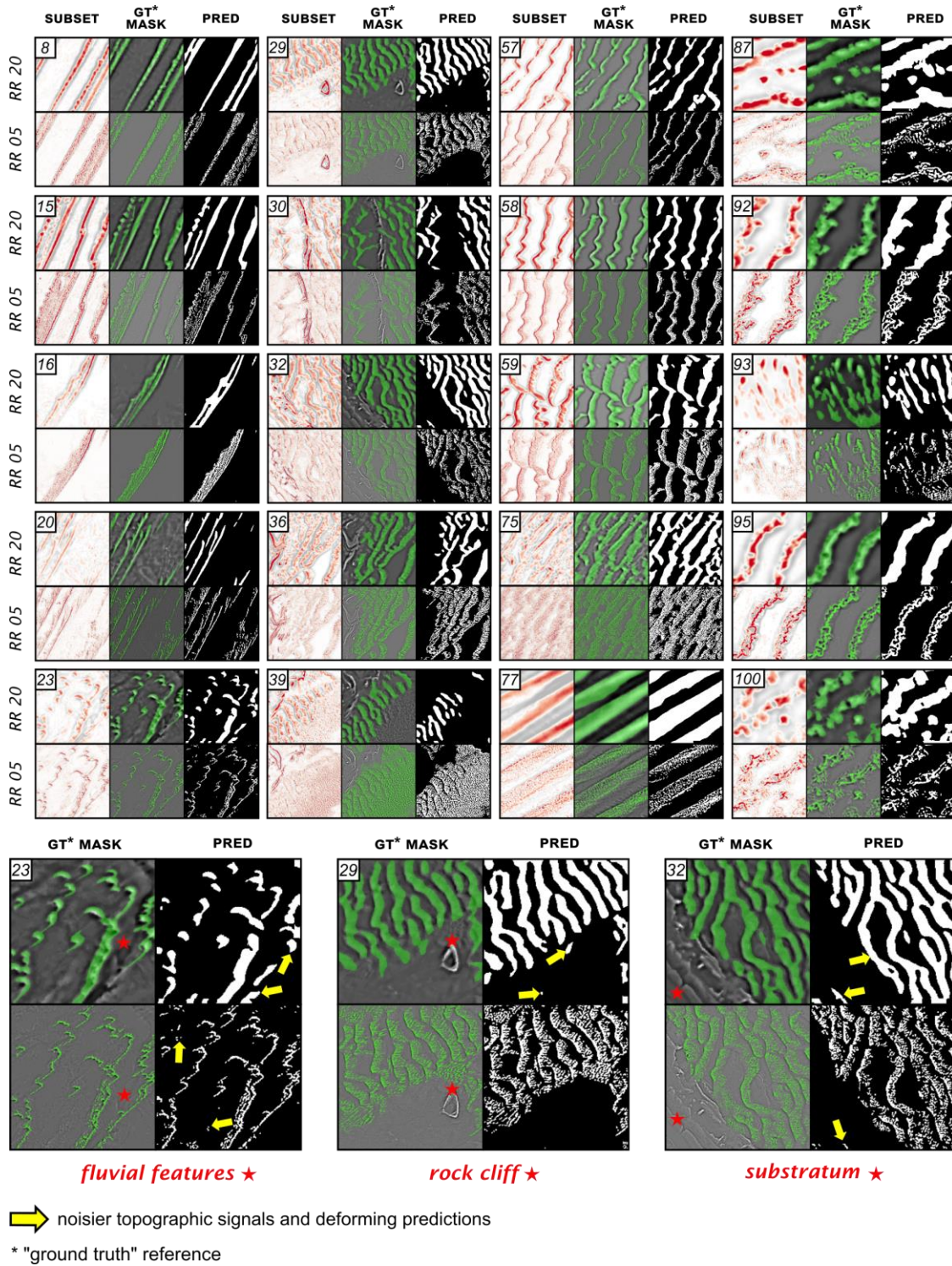


Fig.3.9. Visuel du subset de validation composé de 20 % des échantillons d'entraînement, de leurs références manuelles, et des prédictions pour les dunes RR 20 px et RR 05 px. La colonne « subset » montre un gradient rouge RR des échantillons de dunes illustrant leurs contours. Les masques verts de « vérité terrain » sont étiquetés manuellement et servent de référence géomorphologique. La dernière colonne montre la prédiction binaire des contours des dunes après l'entraînement.

5.2. Extraction des lignes de crête et des défauts sur les échantillons tests

Les réseaux de lignes de crête et les nœuds (défauts) ont été calculées en utilisant neuf intervalles de squelettisation allant du Set 1 (1.0-0.1) au Set 9 (1.0-0.9), reflétant différents niveaux de complexité des dunes. Pour analyser l'influence des paramètres de seuil sur l'extraction, ils ont été calculés sur les mêmes échantillons de validation utilisés pour valider le modèle U-Net.

Dans l'ensemble, les résultats de la **Fig.3.10** montrent que, tant pour les méga-dunes que pour les dunes superposées, le nombre de nœuds présente une tendance à la baisse à mesure que le seuil de squelettisation augmente. Par exemple, le Set 1 correspondant au seuil de squelettisation le plus bas, a généré 1 477 nœuds pour les méga-dunes, ainsi que 49 702 nœuds pour les dunes superposées. En revanche, le seuil de squelettisation le plus élevé, Set 9 (1.0-0.9), a généré 832 nœuds pour les méga-dunes et 15 584 nœuds pour les dunes superposées.

La génération des réseaux de lignes de crête, où chaque entité correspond au squelette d'une dune individualisée, montre un comportement croissant, contrairement à la tendance observée dans la génération du nombre de nœuds par seuil.

En effet, les seuils bas montrent un taux plus faible de génération de réseaux de lignes de crête pour chaque dune individualisée par rapport aux seuils hauts. Par exemple, le Set 1 de squelettisation a généré 200 réseaux de lignes de crête pour les méga-dunes et 2 277 pour les dunes superposées. En revanche, le Set 9 de squelettisation a généré 445 réseaux de lignes de crête pour les méga-dunes et 7 069 pour les dunes superposées. La valeur maximale de squelettisation du réseau de lignes de crête a été atteinte avec le Set 8 (1.0-0.8) pour les méga-dunes et le Set 7 (1.0-0.7) pour les dunes superposées, atteignant respectivement 507 et 12 587 réseaux de lignes de crête.

En examinant le nombre de réseaux de lignes de crête générés, la **Fig.3.10** révèle une progression graduelle entre le Set 1 et le Set 4, aussi bien pour les méga-dunes que pour les dunes superposées. Au-delà du Set 4, on observe une augmentation significative dans la génération des réseaux de lignes de crête.

En ce qui concerne le nombre de nœuds générés, la tendance demeure relativement stable, aussi bien pour les méga-dunes que pour les dunes superposées.

Cette constance est caractérisée par une diminution à partir du Set 8 pour les méga-dunes et du Set 7 pour les dunes superposées, ce qui corrèle avec les valeurs maximales observées à ces seuils. Ces pics reflètent la limite maximale au-delà de laquelle l'algorithme perd la capacité de capturer toutes les entités dans le champ de dunes, entraînant une réduction du nombre d'objets générés.

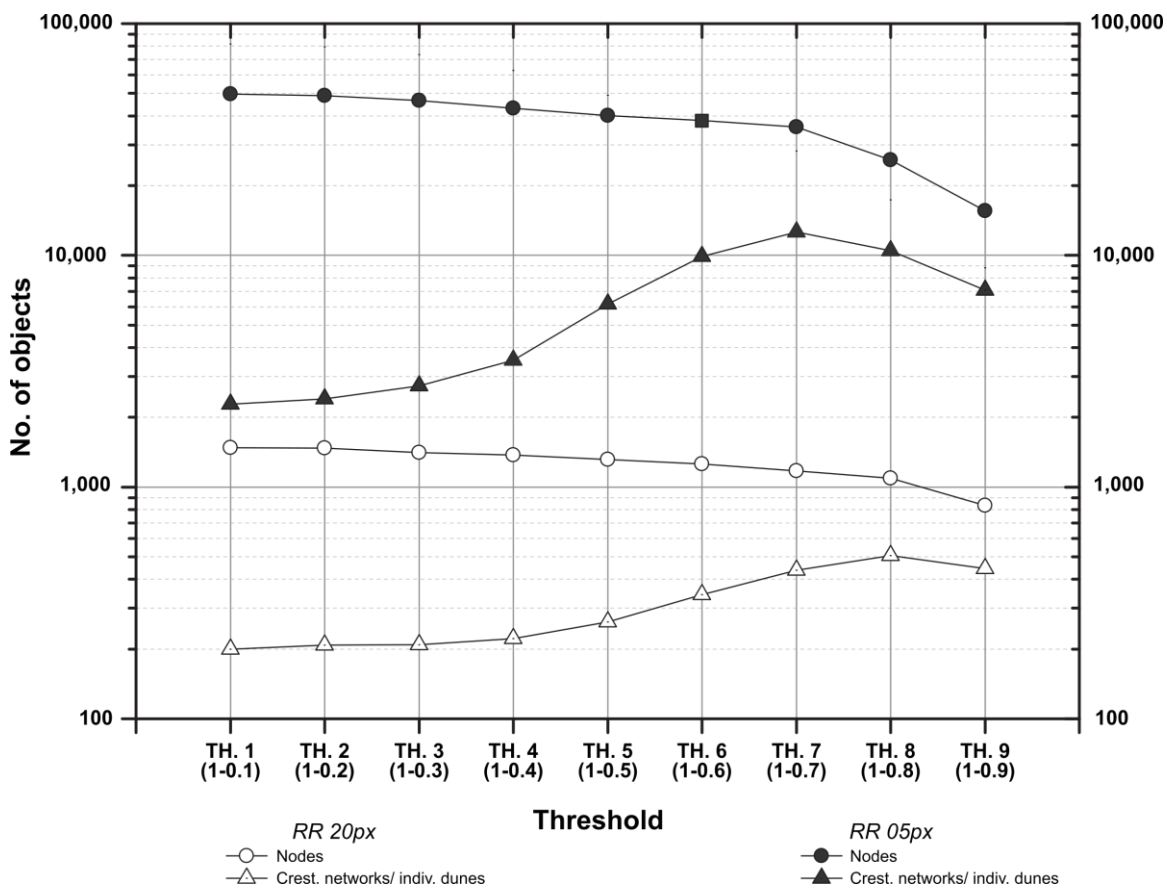


Fig.3.10. L'évolution du nombre d'objets lors de la squelettisation du VO des échantillons de validation selon neuf Sets de calcul pour RR 20px et RR 05px. Au fur et à mesure que le seuil de squelettisation augmente, le nombre de nœuds diminue, tandis que le nombre de réseaux de crêtes / dunes individualisées augmente.

En d'autres termes, les seuils bas capturent la complexité de la topographie, générant plus de réseaux de lignes de crête (Fig.3.11). Par exemple, sur l'échantillon de validation 75 du RR 20 px (Fig.3.11.A), le Set 1 produit plus de nœuds (168, Fig.3.11.B), traduisant la complexité des dunes. Cependant, ces crêtes fortement interconnectées forment peu de réseaux de lignes de crête pour différencier les dunes individuellement (10 entités, Fig.3.11.C). À l'inverse, le Set 9 génère moins de nœuds (52 entités, Fig.3.11.B), avec des lignes de crête moins interconnectées, ne captant pas les reliefs inférieurs (26 entités, Fig.3.11.C). La prise en compte de la topographie lors de la discrétisation des caractéristiques des dunes peut varier entre les opérateurs, et nécessite donc de trouver un équilibre entre le nombre d'objets générés et la complexité des dunes.

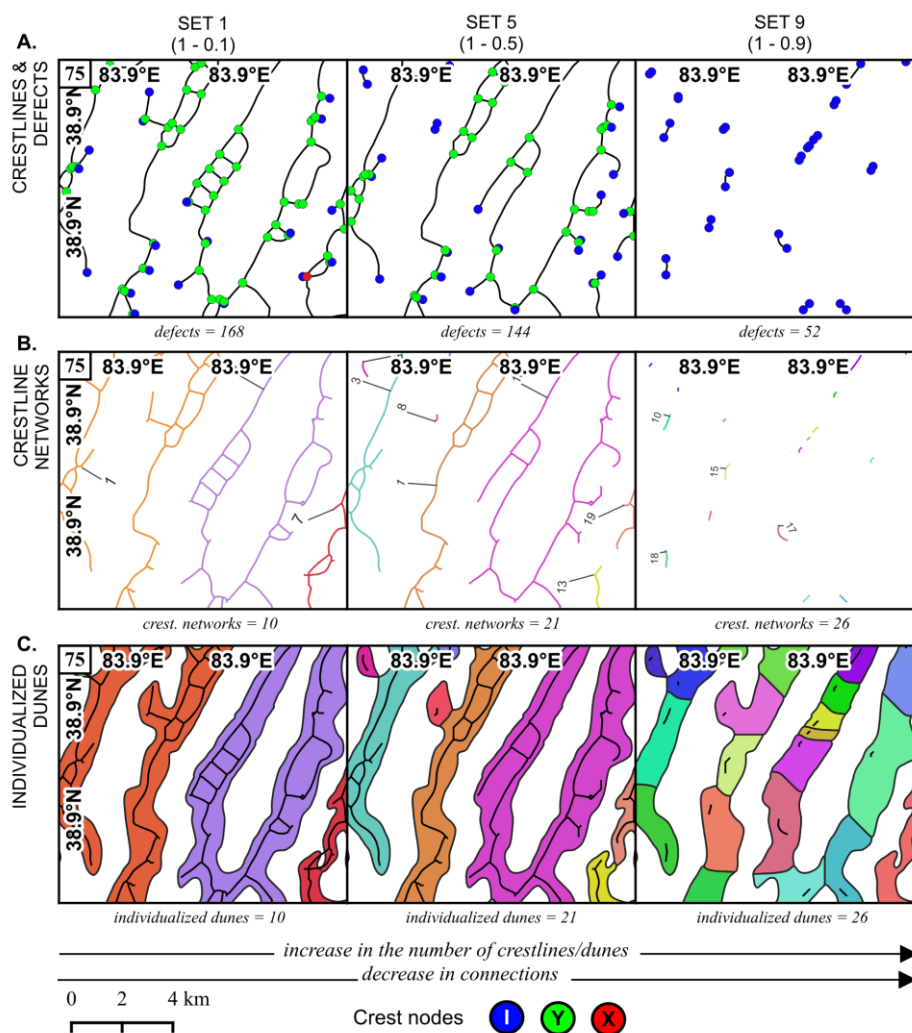


Fig.3.11. Illustration de l'impact du choix de la valeur du seuil de squelettisation sur la complexité et le nombre (A) de crêtes et de nœuds (en bleu « I », en vert « Y » et en rouge « X »), (B) de réseaux de crêtes, (C) de dunes individualisées (Daynac et al., 2024). Les nombres sous chaque illustration sont représentatifs du nombre d'objets générés au niveau de l'échantillon. Les couleurs des réseaux de crêtes et leur « ID » représentent la diversité des entités générées.



A RETENIR

Contour des dunes

- **Méga-dunes (RR 20pxl) : 90.9 % de précision, 87.1 % de rappel, 69.1 % de qualité.**
- **Dunes superposées (RR 05 pxl) : 92.5 % de précision, 94.1 % de rappel, 64.5 % de qualité.**
- **Les prédictions du U-Net sont proches des contours des références de « vérité terrain ».**
- **Les caractéristiques « non dunes » (substratum, falaises, caractéristiques fluviatiles) sont bien dissociées et non reconnues par le réseau de neurones.**
- **Les échecs de détection sont lorsque le signal topographique des dunes est proche de la résolution du MNT ce qui génère du bruit de fond.**

Lignes de crête et défauts (nœuds/connexions) des dunes

- **Test de la cartographie des lignes de crête et défauts sur 9 Set de squelettisation (Set 1 à Set 9).**
- **Les seuils bas génèrent davantage de nœuds et moins de réseaux de crête, reflétant la complexité des dunes.**
- **Les seuils de squelettisation hauts du VO génèrent moins de crêtes et de défauts. Ces seuils hauts simplifient la représentation topographique des dunes en capturant principalement les sommets topographiques, mais induit une perte d'informations du squelette des dunes.**
- **L'opérateur doit trouver un équilibre entre deux tendances opposées en choisissant des seuils : des valeurs basses de VO qui révèlent la complexité des dunes mais capturent le bruit de fond, ou des valeurs élevées qui simplifient les crêtes, mais limitent la détection de dunes plus petites et/ou coalescentes.**

6. Test en contexte régional et limites du protocole de cartographie

6.1. Métriques de l'application du protocole aux dunes du Yémen selon deux échelles d'analyse (05 et 20 pixels)

Cette étape de validation vise à déterminer si le protocole peut être étendu au-delà des échantillons (boîtes de 5 760 × 5 760 m) à une échelle plus grande (ici, 135 × 635 km). Toutes les métriques liées au nombre d'objets générés, y compris lors de l'étape U-Net, de la squelettisation des lignes de crête (extraction des nœuds et réseaux de lignes de crête/dunes individualisées), sont compilées dans la **Table 3.2**.

Cette étape représente principalement une phase de test visant à évaluer les capacités du protocole développé pour cartographier les caractéristiques des dunes sur une zone étendue. Par conséquent, aucune interprétation géomorphologique ne sera présentée dans cette section. Une application concrète à l'échelle d'un désert de sable, accompagnée d'une analyse géomorphologique des dunes, sera abordée dans le *Chapitre IV*.

Tout d'abord, le modèle U-Net a généré avec succès 8 634 polygones de dunes pour les méga-dunes et 228 841 polygones de dunes pour les dunes superposées (**Table 3.2**). Nous avons également extrait les réseaux de lignes de crête et leurs nœuds pour les neuf valeurs de seuil de squelettisation tout en tenant compte de l'erreur relative liée à la résolution des données d'entrée (ici, 30m), et les résultats montrent un nombre considérable d'objets (> 10 000 objets ; **Fig.3.12**).

De manière similaire à la tendance observée dans les échantillons de validation, on constate une diminution graduelle du nombre de segments et de nœuds de lignes de crête pour les deux échelles de dunes à mesure que le seuil de squelettisation augmente.

Pour le Set 1, on observe 135 336 nœuds (RR 20px) et 620 212 nœuds (RR 05px), tandis que le Set 9 génère 53 302 nœuds (RR 20px) et 5 230 nœuds (RR 05px) (**Table 3.2**).

Le nombre de réseaux de lignes de crête, représentant des dunes individualisées, augmente jusqu'au Set 7 pour RR 05px (230 921 réseaux) et le Set 8 pour RR 20px (30 748 réseaux). Ces seuils correspondent aux maximas observés dans les échantillons de validation.

Cependant, un plateau prononcé est noté (entre le Set 1 et le Set 6) dans le nombre de nœuds générés pour RR 05px, suggérant une limite de résolution des données. À l'échelle d'un champ de dunes, le protocole de squelettisation a tendance à réduire le nombre de nœuds générés, diminuant avec la complexité du réseau de crêtes à mesure que le seuil de squelettisation augmente.

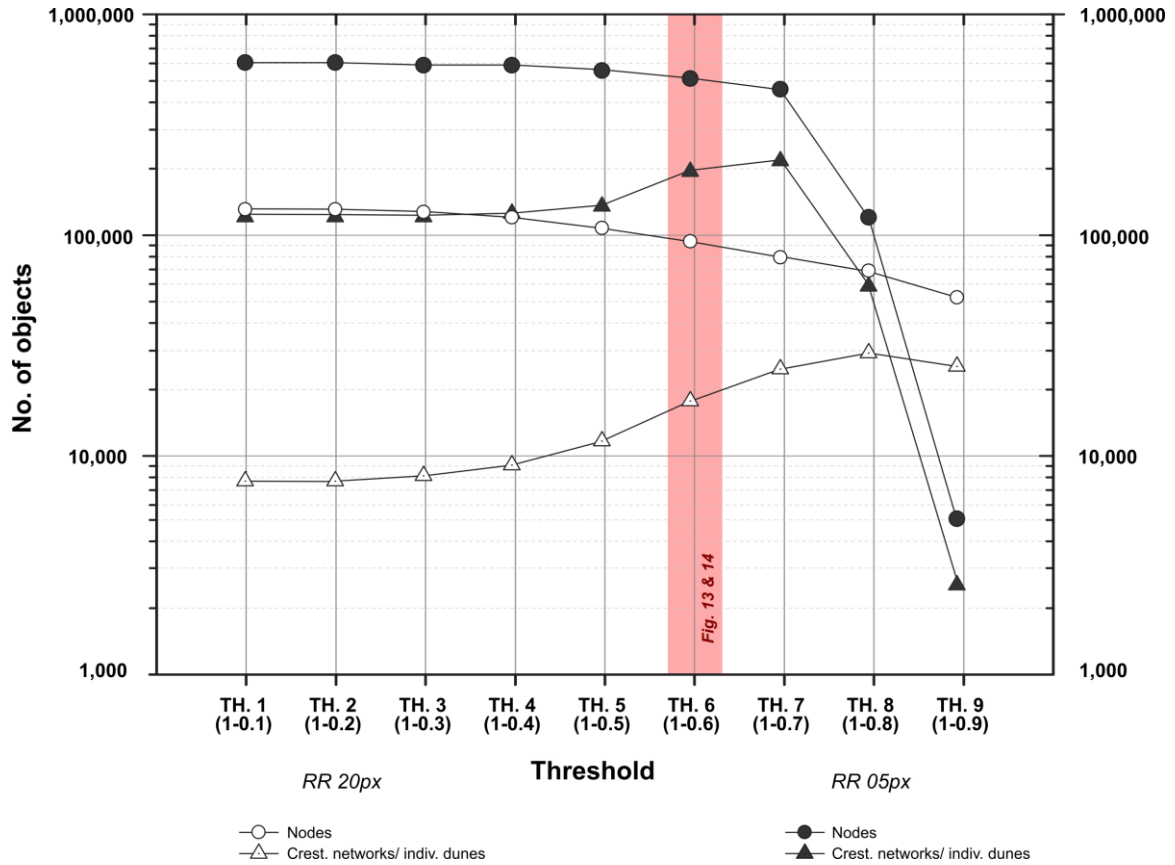


Fig.3.12. L'évolution du nombre d'objets générés au cours de la squelettisation VO selon 9 seuils de squelettisation pour RR 20px et RR 05px sur la région du Yémen. Le Set 6 (1.0-0.6), représenté en rouge, montre la métrique des cartes spatiales des objets présentés dans les figures 13 et 14 (seuil arbitraire illustratif).

Table 3.2. Métriques pour les méga-dunes (RR 20px) et les dunes superposées (RR 05px) lors d'un test de cartographie régionale (par exemple, le Yémen) après l'application de toutes les étapes du protocole. Le nombre de prédictions U-Net correspond aux polygones générés par l'algorithme avant l'individualisation des dunes. La squelettisation de la ligne de crête génère des réseaux de lignes de crête/dunes individualisées et des nœuds en utilisant neuf seuils (1.0-0.1 à 1.0-0.9). Le Set 6 (1.0-0.6), en gris, représente les cartes spatiales des figures 13 et 14 (seuil arbitraire illustratif).

		Crestline skeletonisation									U-Net prediction
		SET 1 (1.0-0.1)	SET 2 (1.0-0.2)	SET 3 (1.0-0.3)	SET 4 (1.0-0.4)	SET 5 (1.0-0.5)	SET 6 (1.0-0.6)	SET 7 (1.0-0.7)	SET 8 (1.0-0.8)	SET 9 (1.0-0.9)	polygon before indiv.
RR 05px	No. Crest. Net./Indiv.Dune	125,610	125,608	125,616	126,486	141,304	202,852	230,921	61,605	2,615	228,841
	No. Nodes	620,212	620,170	619,089	609,393	573,066	530,986	470,869	123,210	5,230	
RR 20 px	No. Crest. Net./Indiv.Dune	7,805	7,949	8,361	9,374	12,121	18,449	25,765	30,748	26,535	8,634
	No. Nodes	135,336	133,066	128,936	122,246	111,489	95,144	81,388	70,354	53,302	

Nous illustrons les résultats cartographiques obtenus par le modèle U-Net pour définir les contours des méga-dunes (**Fig.3.13**) et des dunes superposées (**Fig.3.14**) et avec un exemple de squelettisation réalisé au Set 6 (1.0-0.6) pour les deux échelles. Ces deux figures illustrent comme suit :

- **Fig.3.13.A** et **Fig.3.14.A** : résultats visuels des prédictions U-Net pour les dunes à l'échelle du Yémen ;
- **Fig.3.13.B** et **Fig.3.14.B** : résultats de la squelettisation des lignes de crêtes et de l'identification des défauts des dunes ;
- **Fig.3.13.C** et **Fig.3.14.C** : focus spatial montrant les contours des dunes avant l'étape d'individualisation ;
- **Fig.3.13.D** et **Fig.3.14.D** : focus spatial montrant les résultats de la squelettisation des lignes de crêtes ;
- **Fig.3.13.E** et **Fig.3.14.E** : focus spatial montrant la connectivité des lignes de crête et de l'individualisation des dunes lorsqu'elles sont coalescentes.

Des recommandations détaillées sur l'équilibre optimal entre la séparation des objets et le choix du seuil de squelettisation seront présentées ultérieurement dans la section §6.2 et §6.3.

Pour le Set 6, sélectionné ici, 18 449 contours de méga-dunes et leurs réseaux de lignes de crête (8 634 polygones avant l'individualisation des dunes) ont été cartographiés et couvrent 30 000 km² avec le *RR* 20 pixels. Les résultats ont été qualitativement évalués par des comparaisons avec des échantillons régionaux (**Fig.3.13.A** et **Fig.3.13.C**).

L'inspection visuelle révèle diverses morphologies de dunes, telles que des motifs en croissant, ponctuels, linéaires, et complexes, déjà observées et utilisé comme référence géomorphologique dans notre approche (*Abdallah et Kumar, 2011 ; Edgell, 2006*). Seule une zone au nord-ouest, entre les longitudes 49° E et 50° E, présente une cartographie incomplète, probablement due à la distinction difficile entre le relief positif des dunes et le substrat, qui peut être moins prononcé dans cette zone composée d'un interdune sableux (**Fig.3.13.A**).

Dans les figures **Fig.3.14.A** et **Fig.3.14.D**, après l'individualisation des dunes, 202 852 contours de dunes superposées et leurs réseaux de lignes de crête ont été cartographiés et couvrent 14 000 km² avec le RR 05 pixels (228 841 avant l'individualisation des dunes; **Fig. 3.14.A** et **Fig. 3.14.C**). L'examen visuel révèle que ces dunes plus petites présentent des morphologies plus complexes et un regroupement spatial reflétant l'agencement des méga-dunes (**Fig.3.13.C** et **Fig.3.14.C**).

Dans le cas des méga-dunes, 95 144 défauts ont été identifiés (**Fig.3.13.B** et **Fig.3.14.E**). Parmi ces nœuds, 68.2 % sont classés comme nœuds « I » isolés, 31,5 % comme nœuds « Y » (avec trois branches) et 0.3 % comme nœuds « X » (avec quatre branches). La distribution spatiale de ces nœuds révèle d'importantes variations géographiques de la connectivité des dunes, avec des concentrations marquées dans les régions centrales et du SE du Yémen, alignées respectivement avec des morphologies complexes et ponctuelles (densité de nœuds en arrière-plan dans la **Fig.3.13.B**).

Pour les dunes superposées, 769 615 nœuds ont été identifiées (**Fig.3.14.B** et **Fig.3.14.E**), soit près de 8 fois plus de connexions que pour les méga-dunes. Les nœuds « I » représentent 68.2 % de ces connexions, les nœuds « Y » 31.3 % et les nœuds « X » seulement 0.5 %. Ces motifs spatiaux sont distribués latéralement du SW au NE (**Fig.3.14.B**). Une concentration de nœuds pour les dunes superposées peut également être observée au SW.



A RETENIR

- Le test sur une région de 135 × 635 km au Yémen a permis de générer **8 634 contours de méga-dunes et 228 841 contours de dunes superposées**.
- Diminution du nombre de nœuds avec l'augmentation du seuil de squelettisation.
- Set 1 : 135 336 nœuds (RR 20px) et 620 212 nœuds (RR 05px).
- Set 9 : 53 302 nœuds (RR 20px) et 5 230 nœuds (RR 05px).
- Par rapport à une inspection visuelle, les sets de squelettisation intermédiaire (ici Set 6) semblent être un bon compromis pour la squelettisation des crêtes et la cartographie des défauts.

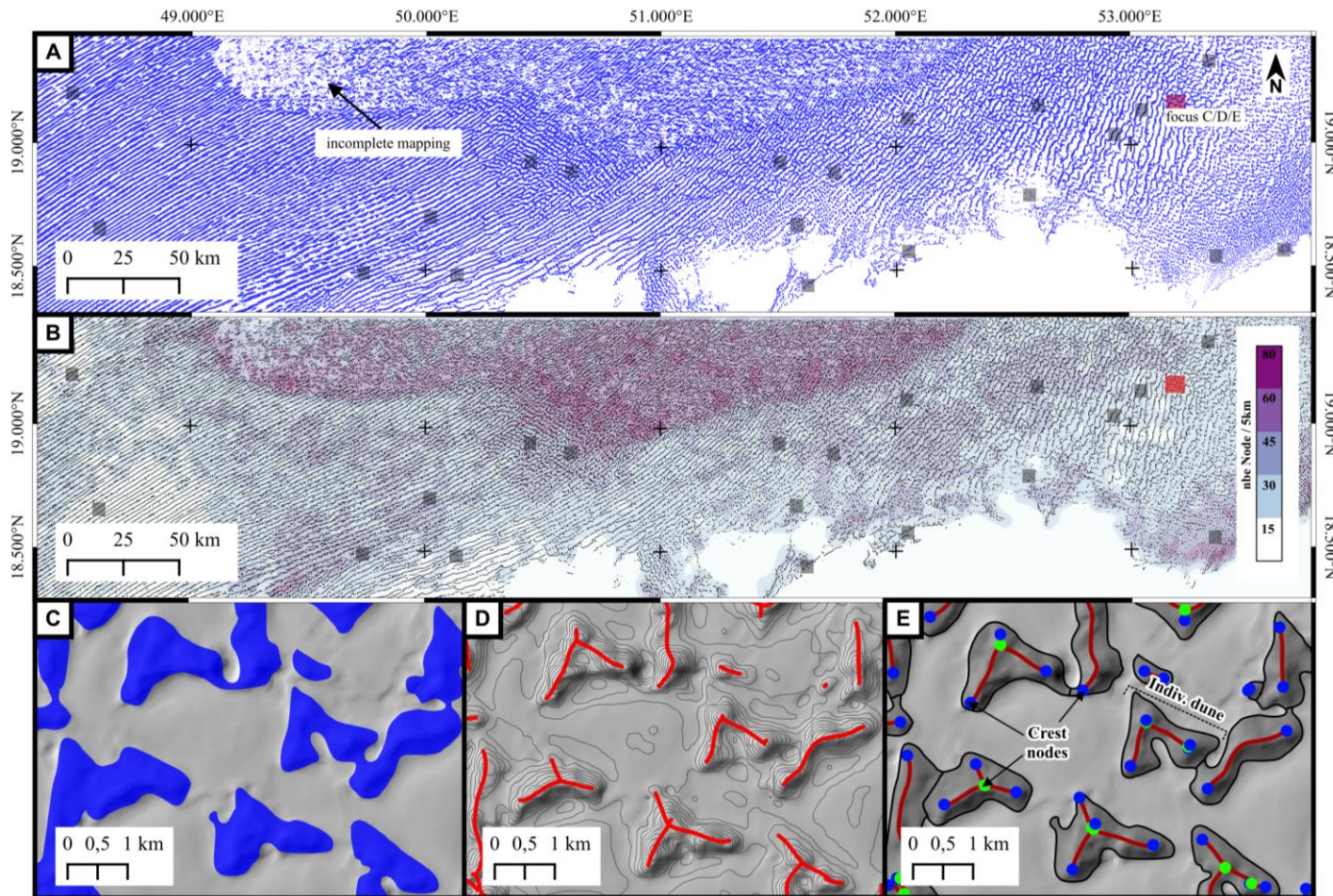


Fig.3.13. Cartographie automatique régionale des caractéristiques 3D des méga-dunes (RR 20 px) au Yémen. Les carrés noirs sont les échantillons utilisés pour l'entraînement U-Net. Le carré rouge marque la zone d'intérêt dans les sections C à E. (A) Contours des méga-dunes obtenus par U-Net. (B) Lignes de crête ramifiées et leurs défauts après squelettisation VO (Set 6). La densité de connexion est représentée en arrière-plan par un gradient de couleur. (C) Focus sur les contours de dunes barkhanoïdes. (D) leurs réseaux de crêtes squelettisés utilisés pour individualiser les dunes sur E. (E) Focus sur le réseau de crêtes et les nœuds (bleu « I », vert « Y », et rouge « X ») de chaque dune individualisée.

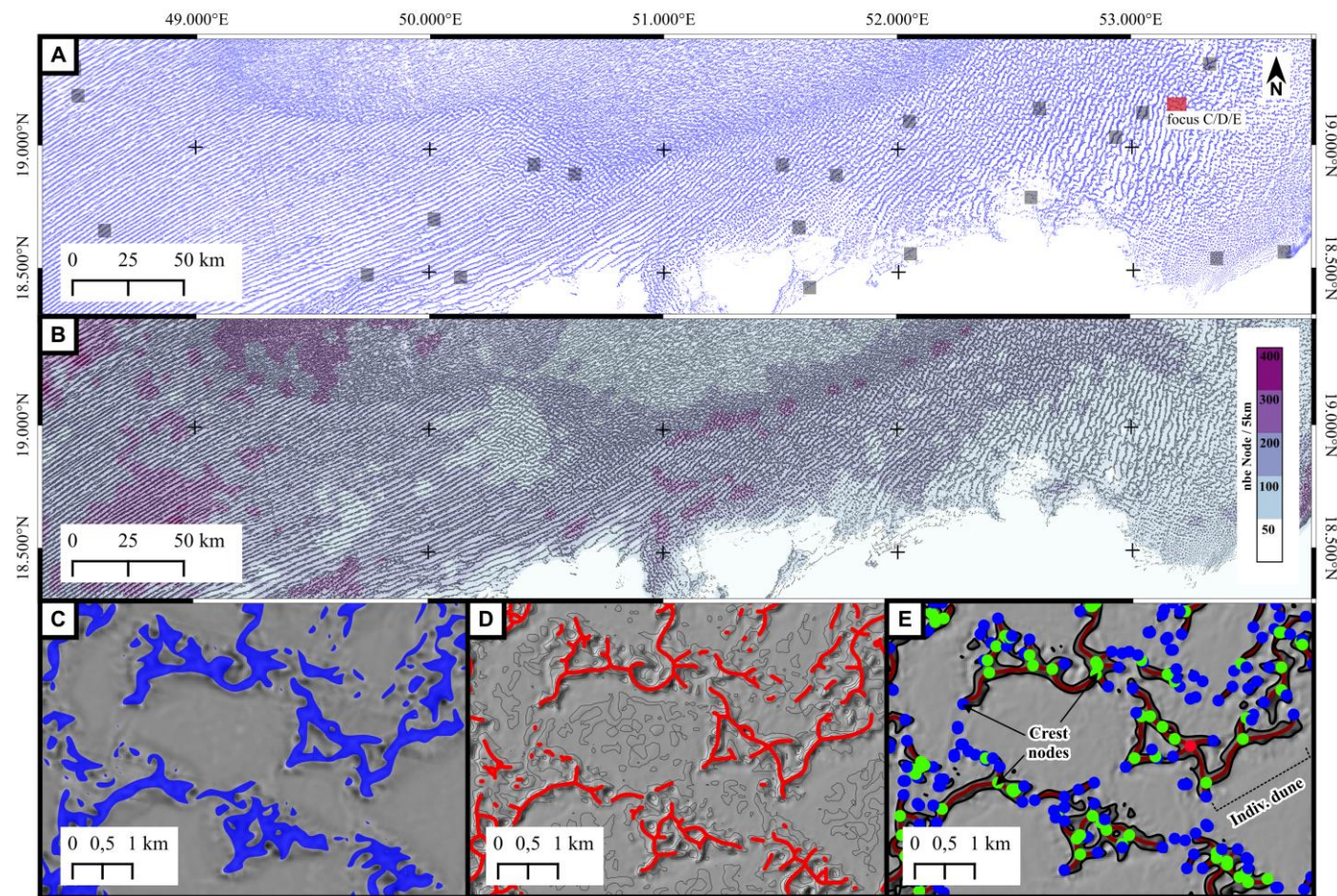


Fig.3.14. Cartographie automatique régionale des caractéristiques 3D des dunes superposées (RR 05 px) au Yémen. Les carrés noirs sont les échantillons utilisés pour l'entraînement U-Net. Le carré rouge marque la zone d'intérêt dans les sections C à E. (A) Contours des dunes superposées obtenus par U-Net. (B) Lignes de crête ramifiées et leurs défauts après squelettisation VO (Set 6). La densité de connexion est représentée en arrière-plan par un gradient de couleur. (C) Focus sur les contours de dunes superposées aux dunes barkhanoïdes. (D) leurs réseaux de crêtes squelettisés utilisés pour individualiser les dunes sur E. (E) Focus sur le réseau de crêtes et les nœuds (bleu « I », vert « Y », et rouge « X ») de chaque dune individualisée.

6.2. Limites de la cartographie des dunes par le modèle U-Net

L'évaluation qualitative des prédictions du modèle U-Net comparées aux données topographiques résiduelles révèle trois limites principales (**Fig.3.15**).

La première limitation provient des paramètres de résolution choisis avec une résolution DEM de 30 m et un RR calculé sur une fenêtre glissante de 20×20 pixels pour les méga-dunes et de 05×05 pour les dunes superposées.

En conséquence, dans le cas des méga-dunes, les plus petites dunes observables doivent avoir une longueur et une largeur d'au moins 600 m, afin d'être statistiquement significatives pour les futures analyses géomorphologiques (flèches bleues dans le **Fig.3.15**). Les morphologies en dessous de ce seuil peuvent être écartées et ne pas être prises en compte pour de futures analyses.

Concernant les dunes superposées, bien que celles-ci aient été identifiées par le U-Net sur le RR, leur dimension (hecto-décamétrique) par rapport à la résolution du DEM en entrée limite la possibilité d'effectuer des analyses géomorphologiques approfondies. Pour réellement considérer ces entités comme des objets géomorphologiques exploitables, nous recommandons l'utilisation de données à plus haute résolution (par exemple : LiDAR).

Cette première limite peut également s'expliquer par la difficulté du U-Net à identifier les plus petites dunes observables sur les données d'entrée RR. Cela pourrait être dû à une mise en évidence insuffisante par le noyau laplacien ou gaussien utilisé lors de l'entraînement du U-Net (*Shumack et al., 2020*).

La deuxième limitation concerne la sous-estimation locale des contours des dunes pour les RR calculés sur les différentes fenêtres glissantes (flèches vertes dans le **Fig.3.15**). Cette prédiction faussement négative se traduit par une segmentation incomplète des dunes par le réseau neuronal.

Cette divergence peut être en partie due à la distinction difficile entre le relief positif des dunes et le substrat, qui peut être moins prononcé, en particulier dans les zones interdunaires sableuses (par exemple : les dunes linéaires et complexes ; **Fig.3.15**), alors que dans le cas des dunes avec un apport de sable limité, leurs limites sont clairement discernables (par exemple : les dunes en étoile, en dôme, et barkhanes ; **Fig.3.15**).

La dernière limitation est la surestimation locale des contours des dunes observés par rapport à la topographie sous-jacente (flèches roses dans la Fig.3.15). Bien que les contours de la « vérité terrain » définis manuellement sur les échantillons d'apprentissage ne contiennent que des valeurs RR positives, le CNN a implicitement appris les relations entre les pixels voisins (par exemple, la pente, la forme) et leur attribue un poids. Par conséquent, les poids de ces relations sont souvent supérieurs aux valeurs RR lorsqu'elles sont appliquées. Cela est plus prononcé lorsque les dunes commencent à se fondre dans des motifs ou lorsqu'il y a du bruit de fond, ce qui remet en cause la précision de la cartographie de référence manuelle (Fig.3.15 ; [Shumack et al., 2020](#)).

Ainsi, pour augmenter la précision de la cartographie des contours par le U-Net, il faudrait d'abord envisager d'améliorer le contour de la « vérité terrain » des dunes. Dans cette étude, les données de référence ont été développées par un seul opérateur, introduisant une interprétation unique de ce qui constitue une dune. Cette lacune pourrait être comblée en créant plusieurs ensembles d'échantillons d'entraînement basés sur diverses interprétations manuelles de différents spécialistes travaillant sur les mêmes échantillons d'entraînement.

Cette approche peut apporter un large éventail de variations d'interprétations et de cas limites, aidant le U-Net à mieux généraliser et à gérer plus efficacement les entrées inattendues. Plusieurs opérateurs peuvent concevoir des contours de dunes plus diversifiés pour couvrir des scénarios sous-représentés, réduisant ainsi les biais potentiels et conduisant à un modèle plus équilibré et plus juste.

En se concentrant sur des zones spécifiques, telles que les dunes éoliennes très complexes, des faiblesses particulières que le U-Net pourrait négliger peuvent être traitées.

Cette approche fournirait des données de haute qualité qui ciblent et améliorent les performances dans les zones critiques, ce qui se traduit par une compréhension plus approfondie et de meilleures capacités de reconnaissance. Paradoxalement, la variabilité introduite par différents opérateurs humains, qui imite l'imprévisibilité de forme des dunes éoliennes, pourrait rendre le U-Net plus robuste et adaptable aux conditions changeantes ou imprévues lors d'applications réelles dans le désert. Cela permettrait une définition plus précise des contours des dunes et réduirait l'erreur associée à l'interprétation d'un seul individu.

À terme, le travail collaboratif entre plusieurs experts des processus éoliens sur ces échantillons d'entraînement pourrait conduire à la production de cartes de plus en plus précises. Cependant, il est important de noter que la multiplication des interprétations des contours des dunes conduit également à une augmentation des incertitudes dans la délimitation des dunes, qui peuvent varier d'un opérateur à l'autre. En effet, selon *Smith et Clark (2005)*, l'erreur cartographique d'un seul interprète peut être relativement faible, tandis que la variation entre les opérateurs peut être élevée.

6.3. Pertinence du choix de la valeur seuil pour la squelettisation des lignes de crête

Le choix d'un ensemble optimal de valeurs seuils reste délicat et dépend de deux critères : la nature géomorphologique de l'objet étudié (les dunes dans cette étude) et la résolution des données d'entrée (*Putniņš et Tveite, 2021*).

Définir une valeur unique adaptée à toutes les situations n'est probablement pas possible, ni même souhaitable au vu de ces critères et de la diversité morphologique des dunes, car il n'est pas forcément vrai que la valeur définie dans une région donnée soit optimale pour tous les champs de dunes (*Telfer et al., 2015*).

Opter pour un ensemble de seuils atteignant de faibles valeurs de VO peut être judicieux pour capturer toute la complexité des caractéristiques morphologiques, décrites par une plus grande ramification et un nombre accru de défauts (**Fig.3.16**).

Cependant, il introduit des erreurs et des artefacts, principalement localisés dans les surfaces interdunaires plus lisses et plus plates, liés au bruit de fond (**Fig.3.16**).

Dans ce contexte, *Putniņš et Tveite (2021)* recommandent de choisir un ensemble de seuils confinés à des valeurs de VO élevées, plus adaptées pour minimiser l'impact du bruit. Cependant, il est essentiel de noter que ce choix induit une réduction de la surface individualisée, de la complexité et de la connectivité des objets (**Fig.3.16**).

Ainsi, l'opérateur doit choisir un équilibre entre deux tendances opposées en définissant des valeurs seuils : ceux comprenant de faibles valeurs de VO qui font ressortir toute la complexité des dunes mais tendent à détecter le bruit de fond, et ceux confinés à des valeurs de VO élevées qui permettent une description simplifiée des crêtes mais, en même temps, empêchent l'identification d'un grand nombre de dunes (**Fig.3.16**).

Compte tenu des limitations décrites précédemment et des observations issues de l'inspection visuelle des divers sets de squelettisation, nous constatons que les justifications quantitatives pour déterminer le seuil optimal ne sont pas encore complètement établies.

Néanmoins, dans le cadre de notre étude utilisant le DEM Copernicus 30 m, l'analyse visuelle suggère que les sets de squelettisation compris dans des valeurs intermédiaires sont les mieux adaptés. En effet, bien que l'exemple du Set 6 ait été choisi comme exemple pour le test du protocole à l'échelle régionale, ce dernier permet de capturer la complexité des crêtes tout en évitant les interférences associées à des seuils trop bas (augmentation du bruit de fond) ou trop élevés (perte d'informations significatives).

Cependant, nous insistons sur le fait qu'il s'agit seulement de recommandations et que l'exemple proposé ne représente pas un seuil fixe applicable à tous les champs de dunes et déserts de sable. La variabilité mondiale des formes, de la taille et des caractéristiques topographiques des dunes exige une approche flexible pour déterminer le(s) seuil(s) de squelettisation adéquat(s) en fonction du niveau de détail souhaité et de l'objet d'étude.

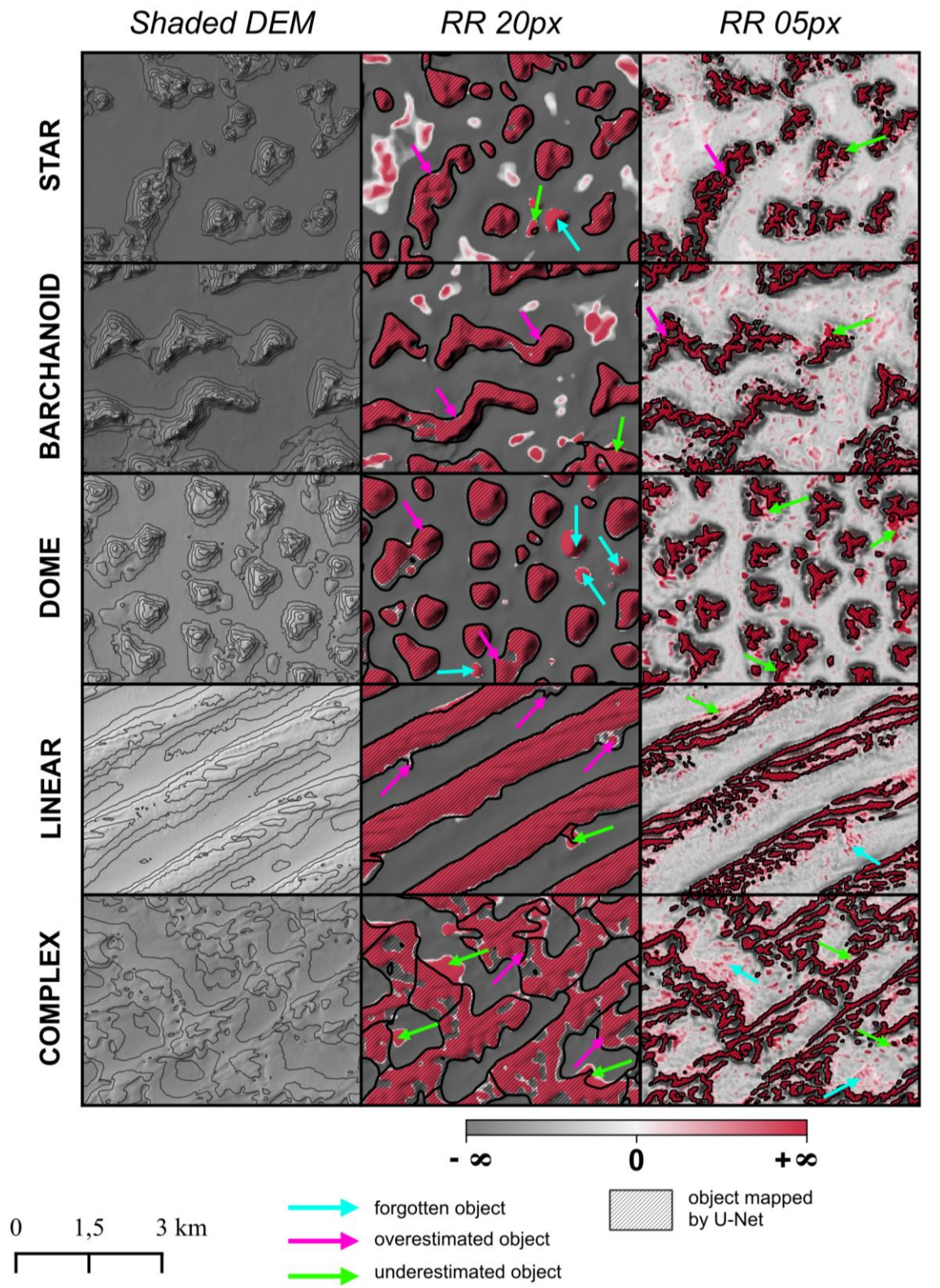


Fig.3.15. Évaluation qualitative des limites de prédiction du modèle U-Net par rapport à deux échelles de relief résiduel (RR 20px et RR 05px) pour cinq catégories de dunes (dunes étoilées, barkhanoïdes, dômes, linéaires et complexes). Les lacunes notables dans la sortie cartographique comprennent (i) les objets oubliés par U-Net (flèches bleues), (ii) les contours surestimés (flèches roses), et (iii) les contours sous-estimés (flèches vertes).

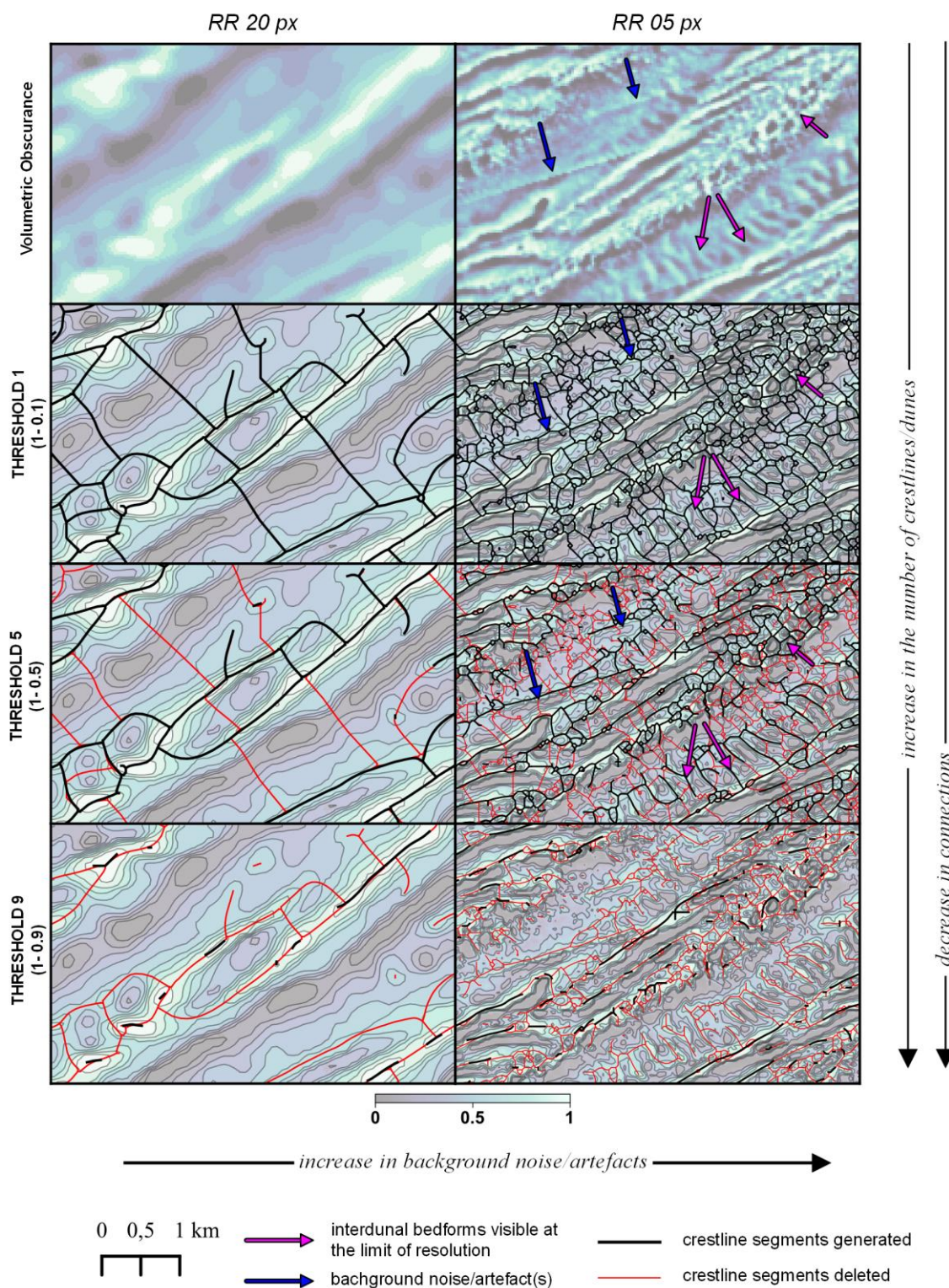


Fig.3.16. Évaluation qualitative de l'impact du seuil de squelettisation sur le VO selon deux échelles de Relief Résiduel (RR 20px et 05px). Le RR 20px révèle des motifs dunaires régionaux, tandis que le RR 05px révèle des dunes plus petites dans les interdunes (flèches roses) et convient à une analyse locale avec un bruit accru (flèches bleues). Des seuils plus élevés permettent d'obtenir davantage de lignes de crête et de dunes individualisées, mais risquent d'entraîner une perte de signal topographique (Set 9), une diminution de la complexité des crêtes et de leur connectivité.

6.4. Incertitudes liées à la résolution de la donnée dans la cartographie

Bien que nous ayons démontré la possibilité de cartographier des motifs plus petits et superposés, les limites de résolution des données ne permettent pas actuellement de réaliser des analyses précises et fiables sur des échelles plus fines.

En effet, la précision des résultats numériques lors du traitement et de la représentation cartographique des caractéristiques tridimensionnelles des dunes en tant qu'éléments planimétriques dépend fortement de la résolution des données d'entrée (même pour la numérisation manuelle).

Après vectorisation, chaque sommet des contours des dunes peut se placer n'importe où dans un pixel, introduisant une incertitude de $\pm \frac{1}{2}$ pixel (**Fig. 3.17.A**). La vectorisation des données raster crée des sommets à chaque coin de pixel, générant un crénelage corrigé par la méthode de généralisation (« *Snakes* », [Burghardt, 2005](#)).

Le vecteur résultant simplifie les morphologies raster en créant des contours plus lisses, mais induit des incertitudes quant au placement précis des contours et des crêtes. La position réelle des contours des dunes se situe donc entre la plus grande et la plus petite surface des représentations raster et vectorielle (**Fig.3.17.B**).

La longueur des crêtes vectorisées peut être sous-estimée si leur placement est imprécis, reflétant une résolution insuffisante. Le processus de vectorisation entraîne des erreurs de position et d'orientation des crêtes, qui augmentent lorsque les crêtes s'étendent sur au moins deux pixels, la résolution minimale pour leur extraction (**Fig.3.17.C**).

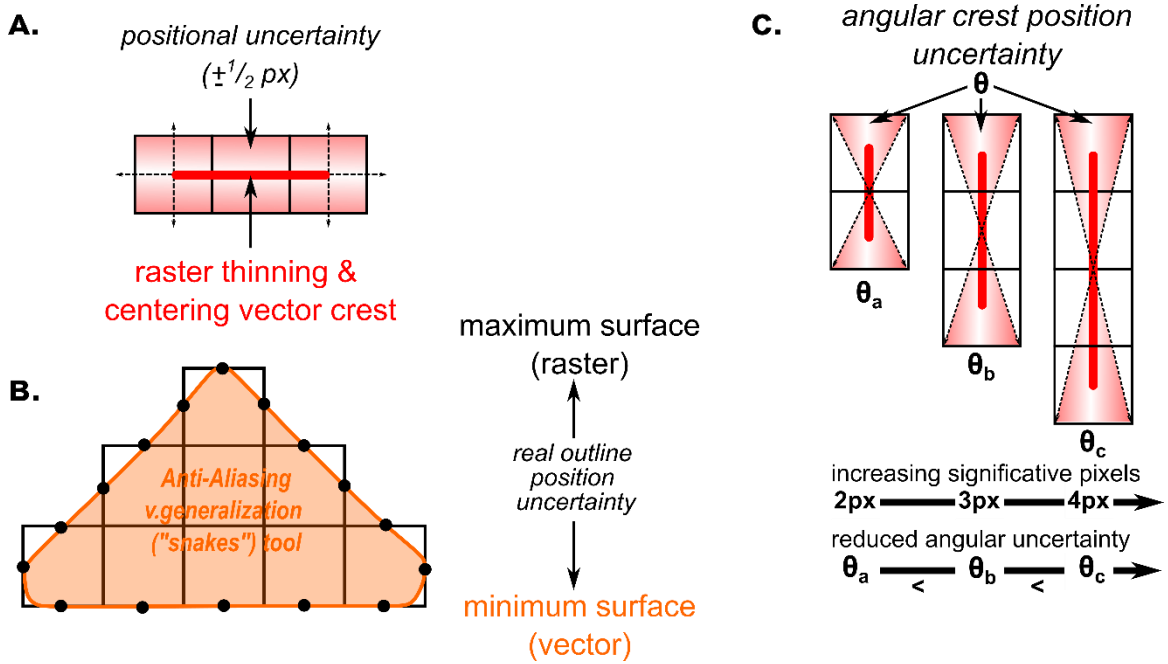


Fig.3.17. Concept d'incertitudes métriques liées à la résolution du MNE pour les dunes. (A) L'incertitude positionnelle de la ligne de crête est de 1/2 pixel, influencée par la résolution du MNE. (B) L'incertitude de surface varie entre la configuration maximale tramée et minimale lissée d'une dune. (C) Les incertitudes positionnelles et angulaires de la ligne de crête dépendent de la résolution du MNE, avec une réduction de l'incertitude angulaire à mesure que la taille de l'objet augmente.

Synthèse des principaux résultats

Dans ce chapitre, nous avons présenté un protocole automatisé permettant de produire des bases de données cartographiques des caractéristiques des dunes (contours, lignes de crêtes, et défauts) à partir d'une donnée DEM comme unique donnée d'entrée. Le protocole comprend deux phases :

- i. Cartographie des contours des dunes à partir de données de relief locales (relief résiduel) grâce à l'adaptation de l'approche d'apprentissage profond (U-Net CNN ; [Shumack et al., 2020](#)) ;
- ii. Cartographie des crêtes et des défauts des dunes à partir de la squelettisation des ruptures de pente élevées en utilisant une nouvelle approche volumétrique (*Volumetric Obscurance*, [Rolland et al., 2021, 2022](#)), suivie d'une analyse de la connectivité des crêtes.

L'algorithme U-Net s'est avéré particulièrement précis dans la délimitation des contours des dunes par rapport à la topographie sous-jacente et aux références manuelles. Pour les échantillons de validation, nous avons obtenu des résultats prometteurs, notamment pour les méga-dunes (rappel = 87 %, précision = 90 %, et qualité = 69 %) ainsi que pour les dunes superposées (rappel = 94 %, précision = 92 %, et qualité = 64 %), illustrant la fiabilité de notre méthode et sa capacité à cartographier plusieurs formes de dunes. Par ailleurs, notre méthode se distingue par sa capacité à discerner différentes caractéristiques topographiques telles que les substrats rocheux, falaises et éléments fluviaux des dunes éoliennes.

De plus, lors de la phase de test de notre protocole sur une échelle plus vaste (région du Yémen), les résultats obtenus des différentes étapes automatisées mettent en évidence la performance satisfaisante des algorithmes, permettant l'extraction de plus de 10 000 objets pour chaque échelle de dune (méga-dunes et dunes superposées).

Cependant, il est important de souligner que la détection des contours échoue lorsque l'amplitude du relief devient proche de la résolution du DEM. En présence de signaux topographiques faibles ou bruités, des erreurs de détection peuvent survenir (contours des dunes non cartographiés ou non significatifs, sur-estimés, et sous-estimés), soulignant une possible limitation dans la cartographie des dunes avec des signaux moins distincts et donc avec la résolution de la donnée traitée.

Les erreurs d'estimation introduites par la création des échantillons d'entraînement par un seul opérateur peuvent avoir un impact significatif sur la précision des prédictions des cartographies automatisées. La création des échantillons d'entraînement par un seul opérateur peut introduire un biais potentiel, car les interprétations individuelles sur la définition naturaliste des dunes peuvent différer d'un opérateur à l'autre (*Smith et Clark, 2005*). Cependant, l'augmentation du nombre d'opérateurs permettrait de conduire à la production de cartes de plus en plus précises, mais pourrait conduire également à une augmentation des incertitudes dans la délimitation des dunes, qui peuvent varier d'un opérateur à l'autre (*Smith et Clark, 2005*).

Une autre difficulté rencontrée repose sur la détermination d'un seuil de squelettisation approprié pour lequel l'utilisateur doit ajuster ce seuil entre la complexité morphologique des dunes et la résolution spatiale des données, car au vu des objets étudiés, elle n'est pas forcément optimale à tous les champs de dunes (*Putniņš et Tveite, 2021 ; Telfer et al., 2015*).

Opter pour un seuil de squelettisation bas permet de capturer toute la complexité des dunes. Cela se traduit par une ramification plus importante des crêtes des dunes et donc une connectivité décrite par les défauts des dunes plus importante. Le choix d'utiliser un seuil bas offre une représentation détaillée des dunes, mais introduit aussi la possibilité de capter du bruit de fond.

En revanche, l'utilisation d'un seuil de squelettisation haut s'avère particulièrement utile pour couvrir de vastes étendues spatiales, minimisant ainsi le bruit de fond et les artefacts indésirables. Cette stratégie peut cependant conduire à une simplification des lignes de crête, réduisant la complexité et donc la connectivité des objets.

Néanmoins, l'ensemble des résultats cartographiques démontrent la fiabilité du protocole pour l'analyse de vastes champs de dunes, permettant l'extraction précise de >10 000 contours de dunes, crêtes et défauts. Ces résultats offrent des perspectives prometteuses pour quantifier et comprendre l'évolution des modèles de dunes induites par leurs conditions limites à l'échelle d'un désert (par exemple : la disponibilité du sable et les régimes de vent ; *Telfer et Hesse, 2013 ; Ewing et Kocurek, 2010*).

Chapitre IV.

Analyse statistique de l'évolution spatiale de la morphologie des dunes du désert de Rub'Al Khali et comparaison avec les données de vents



Dunes du désert de sable du Rub'Al Khali. Credit: NASA/GSFC/METI/ERSDAC/JAROS, et U.S./Japan ASTER Science Team

Sommaire du chapitre

1.	Introduction	146
2.	Le désert de sable du Rub'Al Khali, plus grand désert actif terrestre	149
2.1.	Contexte géographique physique du Rub'Al Khali.....	149
2.2.	Contexte géologique du Rub'Al Khali	150
2.3.	Contexte climatique régional actuel et passé	153
2.4.	Classifications et variabilités morphologiques des dunes du désert de Rub'Al Khali	158
3.	Caractérisation morphologique des dunes de Rub'Al Khali par des analyses statistiques multivariées.....	162
3.1.	Production de la base de données cartographique et morphométrique des dunes (contours, lignes de crêtes, défauts)	162
3.2.	Méthode de statistiques multivariées pour l'analyse des données morphométriques.....	173
4.	Continuum morphologique spatial et analyse en ACP : Vers une compréhension de l'organisation morphométrique et spatiale des dunes du Rub'Al Khali	176
4.1.	Relations entre les paramètres morphométriques dans l'espace de l'ACP	176
4.2.	Distribution spatiale et morphométriques des dunes du Rub'Al Khali.....	180
4.3.	Discussion sur l'organisation et les transitions spatiales des motifs dunaires	187
5.	Variabilité du régime des vents dans le Rub'Al Khali.....	191
5.1.	Donnée de télédétection.....	191
5.2.	Analyse spatiale de la vitesse et de l'orientation des vents.....	192
5.3.	Propriété et variabilité spatiale du transport de sable.....	196
5.4.	Modèle d'organisation spatiale et morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali	206
6.	Synthèse des principaux résultats.....	213

1. Introduction

Les champs de dunes éoliennes sont des exemples de paysages naturels à motifs (*Bishop, 2010; Kocurek et Ewing, 2005; Hallet, 1990*). La configuration des formes de dunes reflète les facteurs externes (par exemple : climats, stock et disponibilité du sédiment) à toutes les échelles spatiales et temporelles (*Bishop, 2010*).

Au sein de ces morphologies, une superposition systématique émerge, allant des rides balistiques à des formes plus complexes de dunes qui s'étendent sur des déserts de sable entiers. Cette diversité est le résultat de la coexistence de différents types d'écoulements et de l'interaction dynamique entre les dunes et l'air (*Courrech du Pont et al., 2024*).

De plus, les multiples interactions entre les dunes où le sable est redistribué favorisent l'évolution vers de nouvelles structures, où généralement le sable migre de la plus grande dune vers la plus petite (*Diniega et al., 2010; Hersen et Douady, 2005*). Ces interactions, qu'elles se produisent entre des dunes de différentes tailles ou au sein d'une même échelle, contribuent à la complexité des motifs observées, et pourraient plutôt suggérer leur intégration dans un continuum de formes.

De nombreuses études ont eu recours à des modèles numériques (par exemple : automate cellulaire) pour simuler les processus éoliens qui façonnent les dunes et ont reproduit une grande variété de morphologies (*Gadal et al., 2020; Rozier et al., 2019; Rozier et Narteau, 2014; Narteau et al., 2009; Zheng et al., 2009; Werner, 1995*).

Quelques études ont exploré les modèles d'évolution des dunes à travers des concepts statistiques classiques. Par exemple, des analyses des voisins les plus proches (indices R) ont permis d'évaluer la maturation et les configurations des dunes sur Mars (*Bishop, 2007*) et sur Terre (par exemple : bassin d'Al Liwa dans le Rub'Al Khali ; *Bishop, 2010*). De même, *Wilkins et Ford (2007)*, à partir de photographies aériennes séquentielles, ont caractérisé les différences temporelles dans l'organisation des champs de dunes des Coral Pink aux États-Unis. *Ewing et al. (2006)* ont utilisé des courbes de fréquence pour évaluer l'hypothèse d'un système complexe de développement des champs de dunes, des simples (par exemple : White Sands) aux complexes (par exemple : Algodones, Namib, Agneitir).

Cependant, bien que ces études contribuent à la compréhension de l'organisation spatiale des dunes, elles ne s'étendent pas à l'analyse de désert de sable et utilisent peu

de paramètres morphométriques pour décrire les dunes statistiquement (couramment espacement entre les dunes, longueur et orientation des crêtes, densité de défauts des dunes (*Bishop, 2010 ; Bishop, 2007 ; Wilkins et Ford, 2007 ; Ewing et al., 2006*)). Les principales raisons de ces freins sont le nombre d'objets restreint par l'échelle d'étude, la complexité des objets, et les méthodes de cartographie manuelle, qui, bien qu'universelles aujourd'hui, sont dépendantes de l'expertise du cartographe (*Zheng et al., 2022*).

Ainsi, les travaux présentés dans ce chapitre s'inscrivent dans ce même contexte d'étude de la diversité morphologique des dunes à l'échelle des déserts en se basant sur plusieurs constats :

- i) Des études antérieures ont documenté une mise à l'échelle de quelques catégories de dunes traitées séparément, sur des échelles restreintes (au plus large à l'échelle de champs de dunes), mais peu incluent une analyse groupée d'autres formes ou des dunes géantes (*Gunn et al., 2022*), ni même d'un continuum morphologique spatial à l'échelle des déserts de sable ;
- ii) Grâce à l'automatisation de la cartographie de certaines caractéristiques des dunes (*Chapitre III*, contours, crêtes, défauts), nous avons produit une base de données et des cartes morphologiques et morphométriques des dunes exploitables à l'échelle d'un désert ;
- iii) La communauté scientifique cherche à créer une nomenclature commune pour réduire les problèmes de classification des dunes, nécessitant une unification des descriptions morphologiques et génétiques des dunes en une classification universelle (*Courech du Pont et al., 2024; Zheng et al., 2022; Livingstone et Warren, 1996; Pye et Tsoar, 2009; McKee, 1979; Breed et al., 1979*). L'analyse statistique de la morphométrie des dunes permettrait de réduire le nombre de variables et de dimensions du problème en identifiant statistiquement les populations de dunes au sein d'un désert de sable ;
- iv) Il est reconnu que la forme des dunes dépend de la variabilité de la direction du vent. Cependant, l'impact de cette variabilité sur la géométrie et la morphométrie des dunes n'a pas encore été pleinement exploré (*Gunn et al., 2022*).

L'objectif de ce chapitre est double :

- i) *Caractériser statistiquement la diversité des formes de dunes du désert du Rub'Al Khali en identifiant quel(s) paramètre(s) morphométrique(s) décrit le mieux la variabilité morphologique et spatiale des dunes ;*
- ii) *Comparer les relations spatiales entre les différentes populations définies statistiquement et des données de vent.*

Ceci nous permettra d'apporter des éléments de réponse aux problématiques suivantes : ***Comment les dunes du Rub'Al Khali changent-elles de forme ? Comment quantifier ces changements morphologiques ? Existe-t-il un continuum spatial de forme ? Existe-t-il un lien entre leurs dispositions spatiales et les différentes morphologies ? Et quels sont leurs liens entre la forme des dunes et la dynamique du vent ?***

Ce chapitre se divise en cinq sections principales :

1. Un état de l'art sur la géographie, géologie, climat, sources du sable et classifications du désert du Rub'Al Khali ;
2. La collecte des données et les concepts théoriques des méthodes statistiques (ACP et p-value) ;
3. Les résultats de l'analyse statistique spatiale ;
4. Les résultats des données de vent à l'échelle du désert de sable ;
5. Permettant d'aboutir à une synthèse morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali.

2. Le désert de sable du Rub'Al Khali, plus grand désert actif terrestre

2.1. Contexte géographique physique du Rub'Al Khali

Le désert du Rub' Al Khali (Fig.4.1), est la plus grande étendue de sable continue du monde, située sur la péninsule Arabique (Vincent, 2008). Il présente une diversité importante de dunes, qui couvrent environ 660 000 km² avec une zone interdunaire, de 522 340 km² (Edgell, 2006).

Le Rub'Al Khali est bordé par le golfe Persique au nord, l'arc Hadramaut-Dhofar au sud, le bouclier Arabe à l'ouest et les montagnes d'Oman à l'est (Fig.4.1). Au nord du Rub'Al Khali, le Al' Nafud (65 000 km²) s'étire vers le sud jusqu'au désert du Ad Dahna, qui correspond à une ceinture étroite et arquée d'environ 1200 km, reliée au nord du Rub'Al Khali. Deux autres plus petits déserts bordent le Rub'Al Khali, le Al Jufurah au nord-est et le Wahiba au sud-est (Fig.4.1).

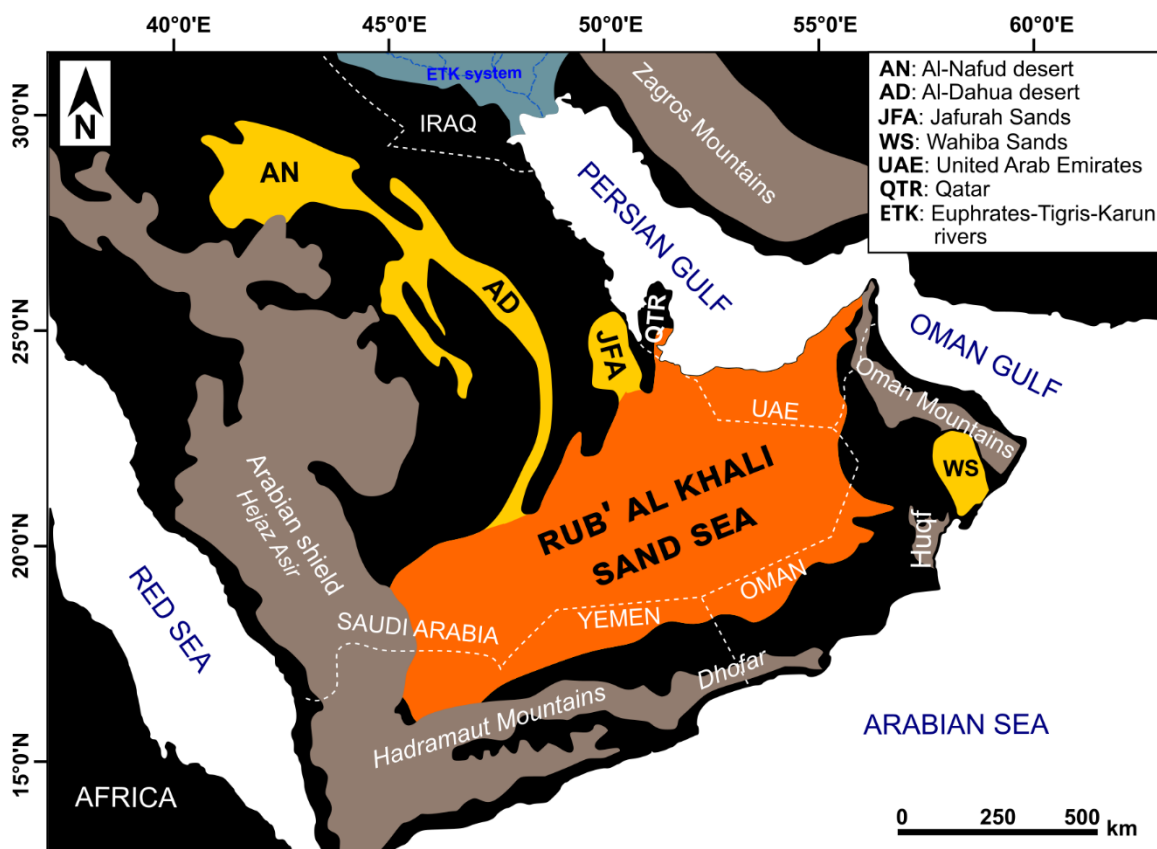


Fig.4.1. Contexte géographique du désert du Rub'Al Khali (Modifié d'après Garzanti et al., 2017). Le désert couvrant une superficie d'environ 660 000 km² est bordé par le Golfe Arabique au nord, l'arc Hadramaut-Dhofar au sud, le bouclier Arabe à l'ouest, les montagnes du Zagros au nord, et les montagnes d'Oman à l'est.

Le désert du Rub'Al Khali est localisé sur un plateau soulevé et incliné vers le golfe Persique (Fig.4.2 ; Vincent, 2008). La topographie du Rub'Al Khali s'élève progressivement vers le sud-ouest, de moins de 50 m dans les Emirats-Arabs-Unis à plus de 900 m près du bord ouest du bouclier Arabe (au niveau du plateau d'Asir) (Fig.4.2 ; Edgell, 2006).

Des variations topographiques locales existent, notamment des dépressions internes de moins de 100 m dans le nord-est du Rub'Al Khali et à l'intérieur d'Oman (Fig.4.2 ; Edgell, 2006).

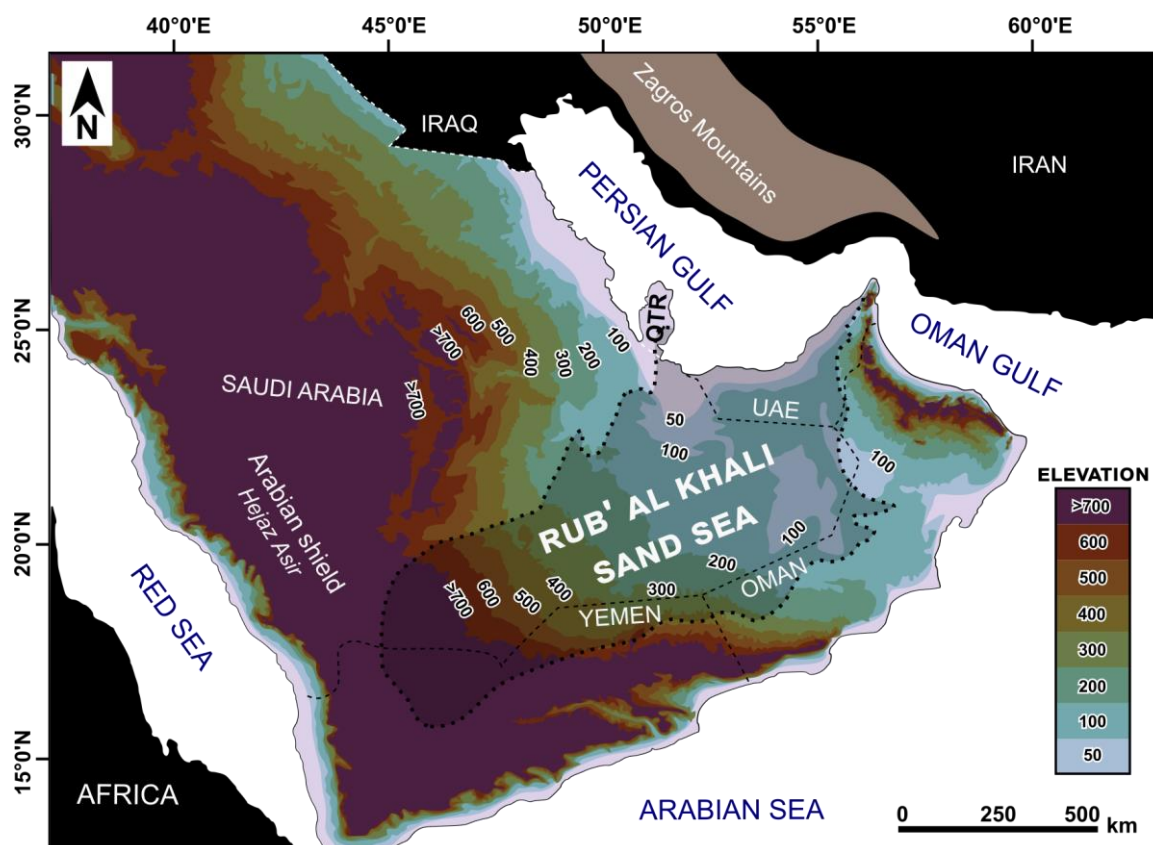


Fig.4.2. Topographie générale de la péninsule Arabique et du désert du Rub'Al Khali.

2.2. Contexte géologique du Rub'Al Khali

2.2.1. Contexte tectonique et géologique globale

Le Rub'Al Khali se situe dans un bassin sédimentaire d'avant-pays formé durant le Néogène. Ce bassin correspond à une dépression synforme, contenant une succession phanérozoïque relativement complète qui repose en discordance sur des bassins et le socle précambrien (Stewart, 2016).

L'orientation générale du bassin, dirigée nord-est/sud-ouest, s'explique par l'axe d'expansion et de rifting de la mer Rouge, ainsi que par celui du golfe d'Aden au sud (dorsale de Sheba) (Fig.4.3 ; Stern et Johnson, 2010). Depuis la séparation des plaques Africaine et Arabique, cette dernière a tourné dans le sens inverse des aiguilles d'une montre et a dérivé vers le nord (Fig.4.3 ; Stern et Johnson, 2010 ; Loosveld et al., 1996). Les extensions liées à cette rotation, combinées aux processus mantelliques, ont joué un rôle clé dans plusieurs événements tectoniques majeurs :

- Tout d'abord au Crétacé (~110 Ma), lors de l'ouverture de l'océan Atlantique et de la fermeture du Néotéthys, les montagnes ophiolitiques d'Oman, qui bordent l'est du désert, se sont formées (Loosveld et al., 1996) ;
- Ensuite à partir du rifting de la mer Rouge (~25 Ma), la collision et la subduction de la plaque Arabique sous l'Eurasie sont à l'origine de la chaîne de Zagros au nord-est du désert, mais aussi d'un soulèvement marginal de la plaque Arabique, en particulier au niveau du bouclier Arabe bordant le sud-ouest (Fig.4.3), entraînant une légère inclinaison de la plaque vers le nord et plus fortement vers l'est (Fig. 4.2 ; Stern et Johnson, 2010).

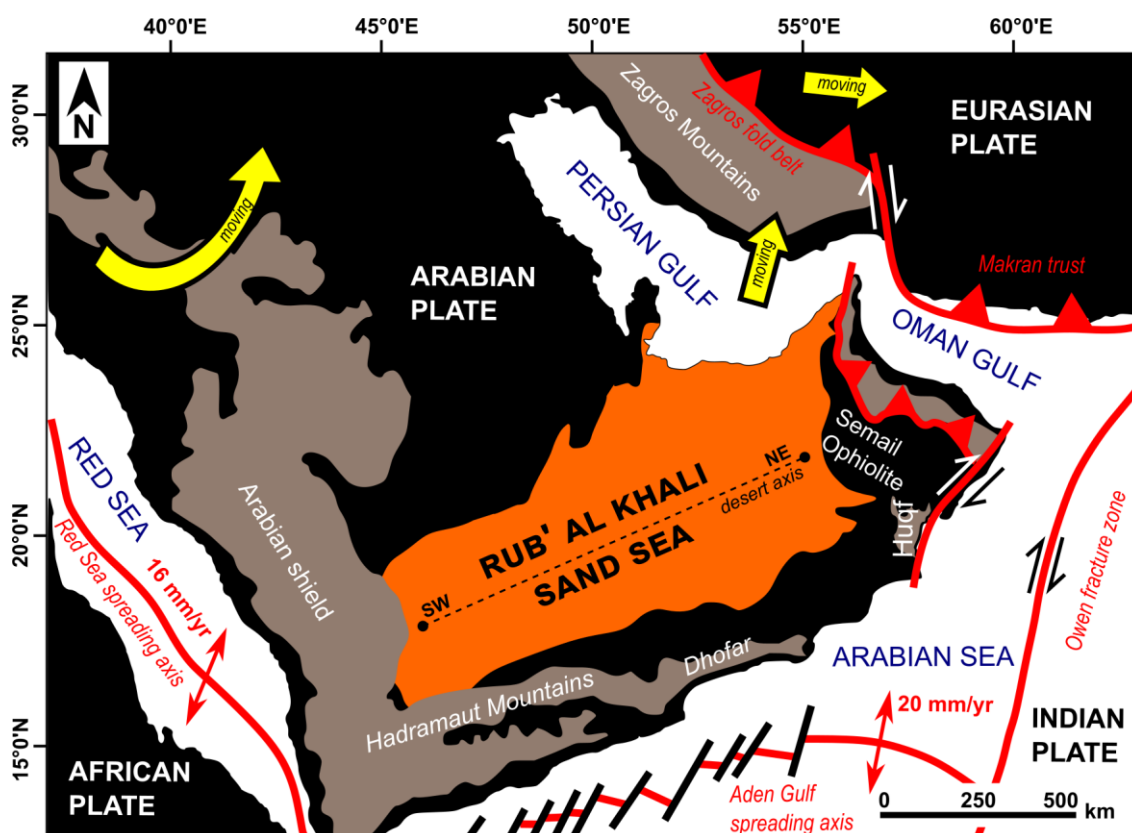


Fig.4.3. Contexte tectonique simplifié de la plaque arabe, avec les limites de plaques, les vecteurs de convergence approximatifs des plaques (Modifié d'après Stern et Johnson, 2010).

2.2.2. Sources de sable du Rub'Al Khali

La question de l'origine du sable et des dunes du désert du Rub'Al Khali a fait l'objet de nombreux travaux ([Farrant et al., 2019](#); [Garzanti et al., 2017](#); [Farrant et al., 2015](#); [El-Sayed, 2000](#); [El-Sayed, 1999](#)). La problématique principale réside dans la composition siliceuse du sable des dunes, tandis que l'ensemble des affleurements sont carbonatés ([Edgell, 2006](#)).

Deux hypothèses ont été émises : i) *le sable aurait été transporté par des vallées fluviales et redéposé par les vents dominants durant les maxima glaciaires* ([Holm, 1961](#)), ou ii) *proviendrait du Golfe Persique lors de la régression marine au Pléistocène* ([McClure, 1984](#)). Les signatures pétrographiques, de minéraux lourds, et géochronologiques (U-Pb sur zircon) des grains de sable montrent un mélange entre des grains d'éolianites du Pléistocène et Miocène, avec des débris terrigènes d'origine externe au Rub'Al Khali, provenant de 4 sources distinctes (**Fig.4.4** ; [Garzanti et al., 2017](#)) :

- 1) Au nord-est du désert, on distingue des grains feldspatho-quartzo-lithiques enrichis en minéraux lourds (amphibole, pyroxène, épidote, grenat) et carbonatoclastiques riches en épidote. Ces débris proviennent des montagnes d'Anatolie-Zagros via le système fluvial Euphrate-Tigre-Karoun ;
- 2) Au sud-ouest, la composition est majoritairement quartzeuse, accompagnée d'un nombre restreint de minéraux lourds tels que le zircon, la tourmaline et le rutile (ZTR), provenant de l'érosion du bouclier Arabe lors des événements orogéniques Pan-africains. En raison des précipitations irrégulières et faibles, et du relief relativement modéré du bouclier Arabe, les taux d'érosion et le transport fluvial vers le Rub'Al Khali sont limités, entraînant une contribution minimale au dépôt sédimentaire ;
- 3) A l'est, on observe une population lithique silico-clastique et carbonatoclastiques enrichie en enstatite, issue du complexe ophiolitique du Semail et des montagnes d'Oman. Bien que ces contributions soient localement significatives en front de montagne, ces apports sont négligeables à l'intérieur du désert en raison des déflations éoliennes prolongées qui réduisent le dépôt de sédiment ;

- 4) Durant le Pléistocène, les bas niveaux marins ont permis la redistribution des sables par remaniement éolien. Les vents dominants ont dispersé les sédiments du Golfe Persique sur des distances allant jusqu'à 4000 km, entraînant une remobilisation répétée des dépôts sédimentaires.

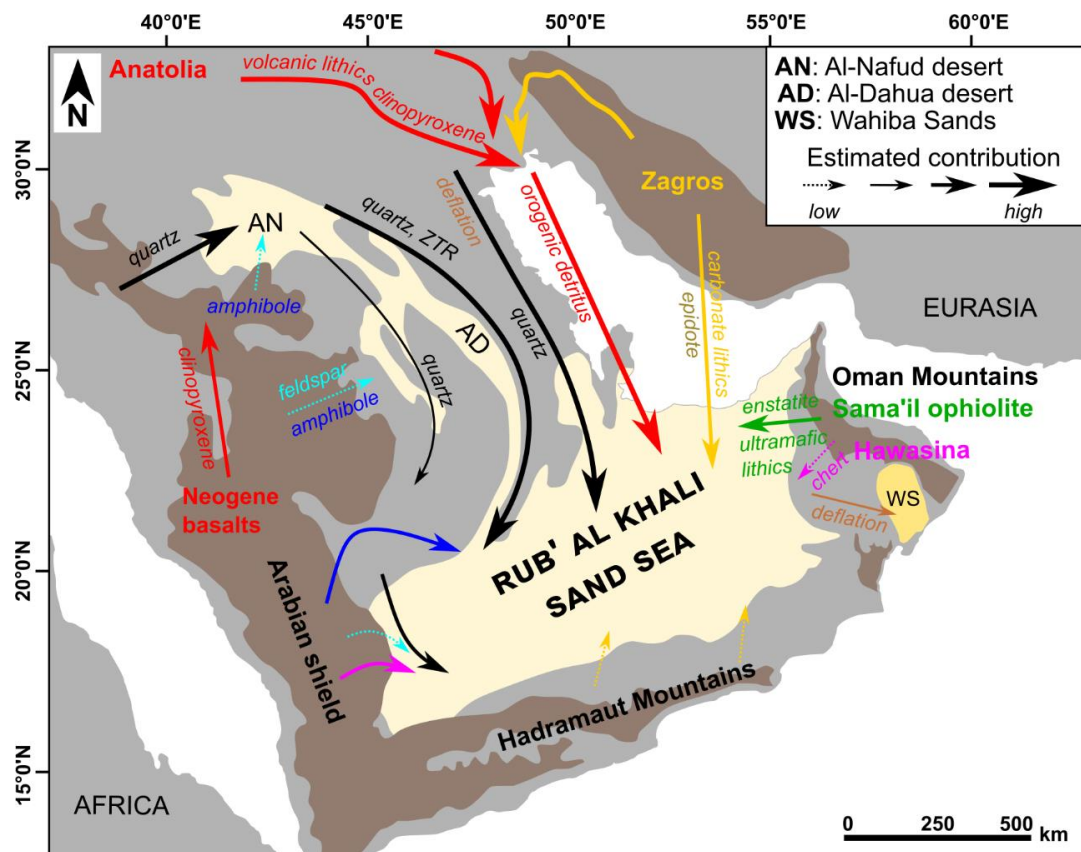


Fig.4.4. Le système complexe source-puits des sables arabiques (Modifié d'après Garzanti et al., 2017).

2.3. Contexte climatique régional actuel et passé

2.3.1. Conditions climatiques actuels

Le climat actuel du désert de Rub'Al Khali est défini comme étant hyperaride, avec des précipitations annuelles inférieures à 50 à 60 mm et une évaporation potentielle 10 à 30 fois supérieure à ces précipitations (Garzanti et al., 2017 ; Vincent, 2008).

Ce désert est soumis principalement aux vents du Shamal et du Kharif (Fig.4.5 ; Farrant et al., 2015; Abdallah et Kumar., 2011; Bishop et al., 2010; Glennie et Singhvi, 2002; Barth, 2001).

Les vents dominants du Shamal présentent deux phases : des vents d'été à haute énergie (48 km/h en moyenne, pouvant atteindre 93 km/h) et des tempêtes cycloniques d'hiver, les vents d'été étant les plus significatifs pour le transport de sable (Fig.4.5 ; [Edgell, 2006](#) ; [Barth, 2001](#)). En été, les températures diurnes élevées (47 à 50°C, pouvant dépasser 60°C) créent un système de basse pression en Irak, intensifiant les vents du nord-ouest le long du Golfe ([Vincent, 2008](#) ; [Edgell, 2006](#)). En hiver, les températures varient entre 10 et 20°C, pouvant descendre sous zéro la nuit.

Les vents humides du Kharif, issus de la mousson du sud-ouest, atteignent des vitesses de 150 km/h en été, apportant pluie et humidité portés par le déplacement septentrional de la ZCIT aux montagnes d'Oman et au plateau de Dhofar (Fig.4.5 ; [Edgell, 2006](#) ; [Glennie et Singhvi 2002](#)). L'influence des vents du Kharif s'étend jusqu'au sud du Rub'Al Khali ([Edgell, 2006](#)). Leur effet se ressent aussi sur les côtes du sud du Yémen et, dans une moindre mesure, au nord-est d'Oman ([Edgell, 2006](#)).

2.3.2. Changements climatiques et environnementaux du Quaternaire

Les changements climatiques quaternaires de Rub'Al Khali ont influencé l'origine des formations sédimentaires, mais leurs relations avec les événements globaux restent floues, en partie à cause du manque d'études ([Vincent, 2008](#)). Toutefois, les périodes d'aridité quaternaires en Arabie correspondaient à l'extension de la couverture glaciaire dans l'hémisphère nord et aux maxima glaciaires de l'Atlantique Nord (Événements de Heinrich ; [Vincent, 2008](#) ; [Glennie et Singhvi, 2002](#)).

Ces conditions ont probablement réduit les précipitations dans le sud de la péninsule en déplaçant la mousson et en renforçant les alizés de haute pression ([Vincent, 2008](#) ; [Glennie et Singhvi, 2002](#)). La chronologie des événements climatiques montre une grande variabilité en Arabie Saoudite au cours des trois derniers millions d'années, avec des alternances de périodes humides et arides à hyperarides ([Vincent, 2008](#)).

Ces alternances sont détaillées dans le **Tableau 4.1** et décrites brièvement par époque géologique ci-après.

Au Pliocène tardif (~ 3 Ma BP) et au Pléistocène moyen (~ 700 ka BP), la péninsule Arabique connaissait un climat humide avec un ruissellement important, à l'origine de dépôts de graviers, de la construction de cônes alluviaux, ainsi que de la formation des sols latéritiques suggérant un régime tropical ([Vincent, 2008](#)).

Le Pléistocène moyen (~700 ka - 325 ka BP) marque une transition d'un climat aride durant lequel des dunes de faibles amplitudes ont commencé à s'accumuler dans le bassin du Rub'Al Khali (Edgell, 1990), vers une période humide à 560 ka BP jusqu'à 325 ka BP, marquée par une karstification active enregistrée dans les séries sédimentaires carbonatées du Phanérozoïque (Vincent, 2008).

Au Pléistocène supérieur (~270 ka - 70 ka BP), des périodes humides ont conduit à des accumulations carbonatées dans des grottes du plateau de As Summan (Vincent, 2008). Entre 70 ka et 36 ka BP, les cours d'eau d'Arabie Saoudite alimentaient le Golfe asséché, le reliant au complexe Euphrate-Tigre durant des périodes de bas niveau marin. C'est durant cette période aride que des sables et silts du Golfe Arabique étaient soufflés vers l'intérieur des terres (Vincent, 2008). De 36 ka à 19 ka BP, l'Arabie est principalement marquée par une importante période de pluie, marquée par des dépôts lacustres et des alluvions (Vincent, 2008). Les dépôts lacustres datés par isotopie montrent un pic d'humidité entre 28 ka et 26 ka BP, suggérant le début de conditions pluviales induites par la mousson dans le sud de l'Arabie, qui se sont étendues vers le nord (Vincent, 2008). À partir de 24 ka BP, l'activité pluviale a diminué, et entre 18 ka et 10 ka BP, une période d'aridité marque une expansion des champs de dunes à travers le golfe Arabique sec (Vincent, 2008).

Au début de l'Holocène (~10 ka - 5.5 ka BP), une période pluviale intense a laissé des dépôts lacustres, tufas et alluvions, marquant une humidité élevée, mais moins intense que le Pléistocène tardif (Vincent, 2008). Cette période « néolithique humide » a vu des précipitations fréquentes couvrant une grande partie de l'Arabie (Vincent, 2008). Des lacs peu profonds se sont formés, témoignant d'une humidité modérée (Vincent, 2008). Une phase hyperaride a suivi, interrompue par des périodes humides entre 2.1 ka et 1.5 ka BP et entre 1.3 ka et 0.7 ka BP. Cette phase d'aridité, débutant à 5 ka BP, et qui se poursuit jusqu'à aujourd'hui, voit la mise en place des structures et de l'activité dunaires du Rub'Al Khali (Vincent, 2008).

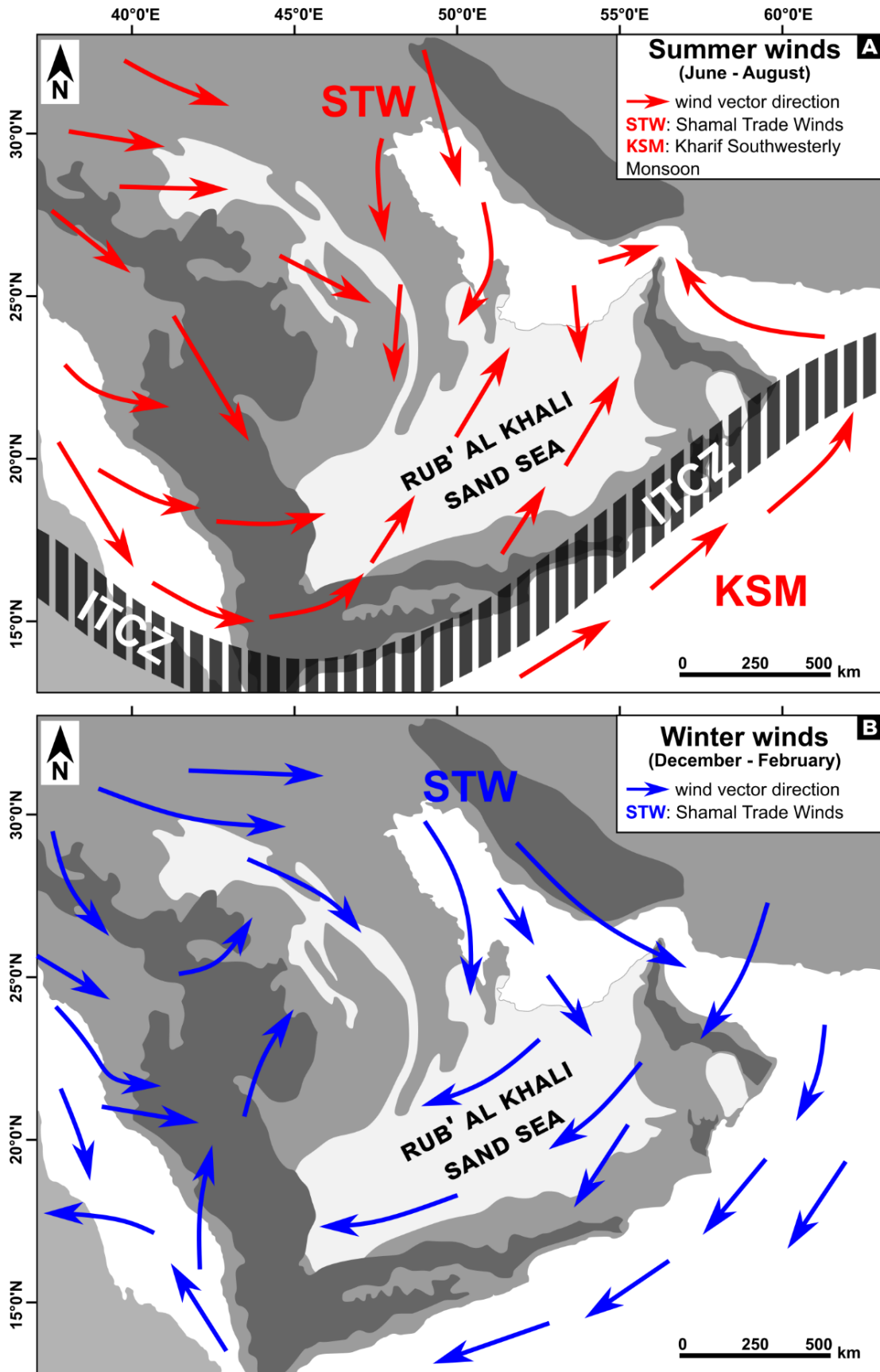


Fig.4.5. A) vents d'été (juin-août), et B) vents d'hiver (décembre-février) (Modifié d'après Edgell, 2006 et Garzanti et al., 2017).

Table 4.1. Chronologie générale des changements climatiques en Arabie Saoudite (Vincent, 2008).

GEOLOGICAL EPOCH	CHRONOLOGY BP	CLIMATIC PHASE	EVENTS IN SAUDI ARABIA
Holocene	0 - 700	Hyperarid	Hufuf river noted by Yaqut and other geographers
	700 - 1,300	Slightly moist	
	1,300 - 1,400	Arid	Dune movement
	1,400 - 2,100	Slightly moist	Sabatean Kingdom flourished and also Kingdom of Kinda at Qarayat al Fau
	2,100 - 5,000	Hyperarid	Dune movement
Late Pleistocene	5,000 - 5,5000	Slightly moist	Neolithic campsite in Rub'Al Khali
	5,500 - 6,000	Wet (Pluvial)	Neolithic wet phase - lakes in south-west Rub'Al Khali
	6,000 - 10,000		
Middle Pleistocene	10,000 - 18,000	Hyperarid	Dune topography and extension of longitudinal dunes
	19,000 - 36,000	Wet (Pluvial)	Lakes in the south-west Rub'Al Khali and An Nafud
	36,000 - 70,000	Arid	Main movement of sand from old <i>widyan</i> in shrunken Arabian Gulf
	70,000 - 270,000	Moist	Riss-Wurm interglacial and early phase of Wurm glacial Summan Plateau caves dry
Middle Pleistocene	325,000 - 560,000	Wet	Active karstification and cave formation in Summan Plateau
	560,000 - 700,000	Arid	Beginning of low dunes
Late Pliocene & Early Pleistocene	700,000 - 3,000,000	Wet humid (Pluvial)	Early Quaternary drainage systems and large alluvial fans formed

2.4. Classifications et variabilités morphologiques des dunes du désert de Rub'Al Khali

Le désert du Rub'Al Khali héberge une variété importante de types de dunes (Edgell, 2006), rendant difficile leur distinction. Avant les images satellites, la cartographie des dunes se basait sur des données de terrain, des photos aériennes, et de relevés topographiques (Bagnold, 1951 ; Holm, 1961). Dans les années 1970, les images satellites ont permis d'étudier et de classer les dunes à grande échelle (McKee, 1979).

Parmi ces premiers efforts, divers auteurs ont essayé de classer les dunes selon des méthodes différentes, rendant difficiles les comparaisons entre différentes classifications. Breed et Grow (1979) ont élaboré un système général de cinq catégories de méga-dunes : linéaires, croissantes, étoilées, paraboliques, et en dôme, avec des subdivisions pour chaque classe. Ces classes fondamentales se retrouvent dans plusieurs déserts (par exemple : Sahara, Namibie, Australie etc. (Breed et al., 1979)) et sont principalement basées sur l'identification de la forme et des pentes des dunes sur les images Landsat (Breed et al., 1979) et NASA (Edgell, 2006).

Breed et al. (1979) et Edgell (2006) ont identifié trois grandes classes de dunes : linéaires, croissantiques/transversales, et solitaires ; chacune subdivisée en sous-compartiments (Fig 4.6.A et 4.6.B). Almutlaq et Mulligan (2023) ont proposé six classes morphologiques basées sur cinq textures de dunes (Fig.4.6.C).

Malgré les différences de classification entre ces auteurs, trois catégories principales de dunes sont reconnues (Fig.4.6.D) :

- i) Les dunes linéaires, qui dominent la moitié sud-ouest et la partie centrale du désert de sable ;
- ii) Les dunes en croissant/transversales, présentes dans la partie nord-est ;
- iii) Les dunes solitaires et isolées, qui se trouvent sur la marge est et le sud du désert.

Les descriptions de ces trois grandes catégories sont résumées dans la Table 4.2 et les illustrations associées sont disponibles en Annexe A à G.

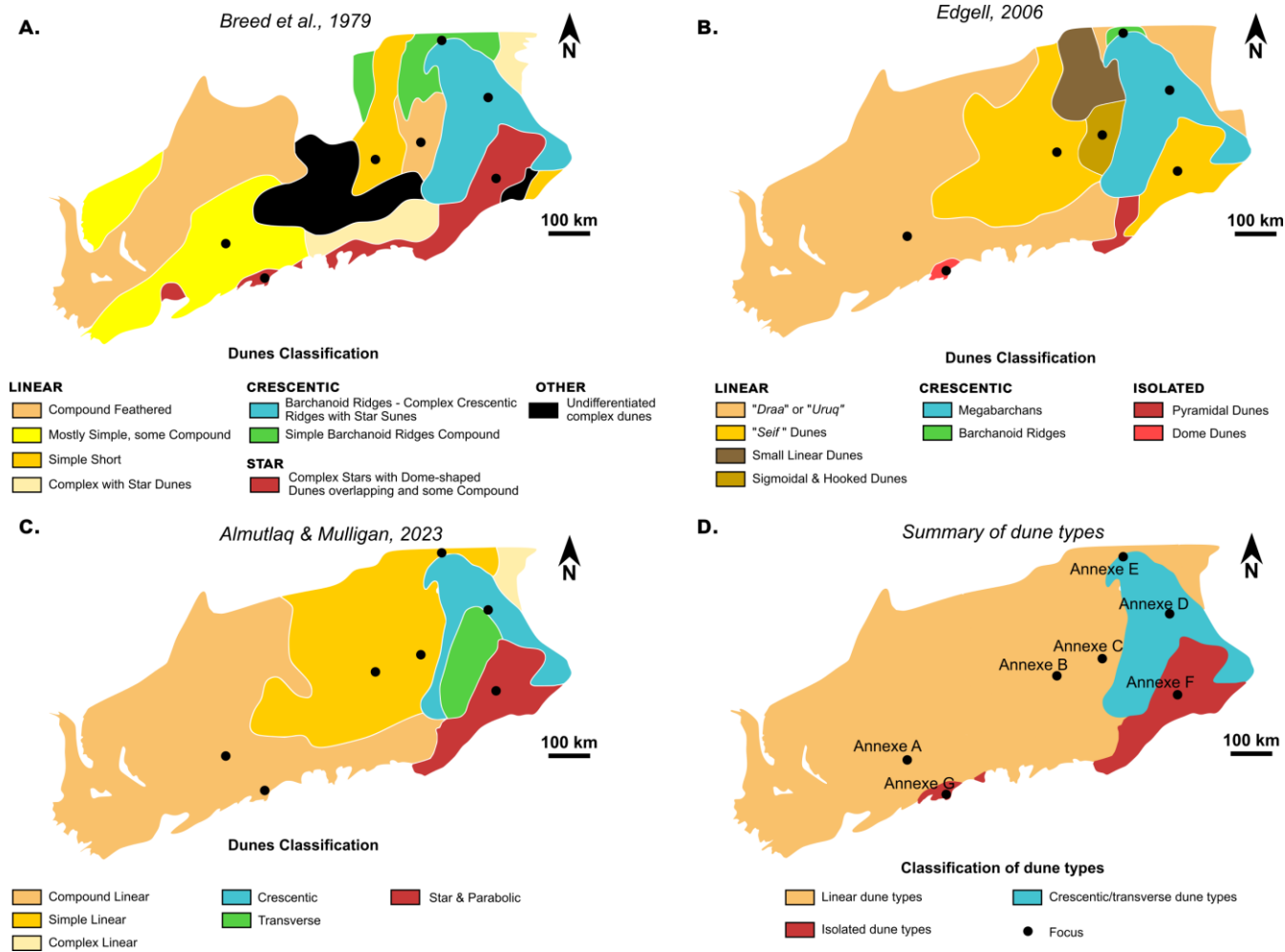


Fig.4.6. Synthèse de trois classifications existantes de la diversité des dunes dans le désert de Rub'Al Khali. A) Classification de Breed et al. (1979) basée sur une interprétation qualitative de l'imagerie satellitaire et aérienne. B) Classification d'Edgell (2006) basée sur une interprétation qualitative d'images satellites et aériennes. C) Classification d'Almutlaq & Mulligan (2023) basée sur une analyse texturale des dunes. D) Synthèse des similitudes des principales catégories de dunes entre les trois classifications.

Table.4.2. Tableau récapitulatif des principales formes de dunes du Rub'Al Khali

Dune Type	Class	Description	Location	References	Annexes
Linear	<i>Uruq dunes</i>	Very large linear dunes, often asymmetrical, 1.5 to 3 km wide, up to 160 m high and 150-200 km long. Spread over approximately 188,900 km ² (28.8% of the desert).	17° 51'47.81" N, 48° 2'44.10"E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006), Vincent (2008)	A
Linear	<i>Zibar dunes</i>	Secondary dunes oblique to tangential to the main orientation of the largest dunes. Located along their flanks and spaced 100 to 125 m apart.	17° 51'47.81" N, 48° 2'44.10"E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006)	A
Linear	<i>Seif dunes</i>	Smaller, slightly oblique and sinuous linear dunes, 5-20 km long and 5-30 m high, symmetrical and without avalanche faces.	17° 51'47.81" N, 48° 2'44.10"E	Abdallah et Kumar, 2011; Edgell, 2006; Holm, 1961	A
Linear	<i>Simple dunes</i>	Long, narrow dunes, often bifurcated, 5-30 m high, without secondary formations, 1.5 km apart, with wide sandy inter-dune corridors, spread over approximately 61,600 km ² (9.4% of the desert).	20° 48'25.11" N, 51° 52'13.22" E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006)	B
Linear	<i>Fishhook dunes</i>	Hook-shaped dunes, up to 10 km long and 20-60 m high, with a single sliding face on the curved arm, spread over around 2,400 km ² .	20° 26'2.21" N, 52° 49'58.32" E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006), Holm (1961)	C
Crescentic	<i>Mega-barchans/ barchanoid ridges</i>	The highest dunes in the desert, up to 230 m high, covering 38,000 km ² (6% of the desert), with small superimposed sigmoidal dunes. Can be linked together to form barchanoid ridges.	21° 56'12.79" N, 54° 32'14.38" E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006)	D

Crescentic	<i>Simple barchanoid ridges</i>	Chains of elongated barchan dunes, 30-50 m high, interconnected and parallel, spread over around 3,500 km ² (0.5% of the desert).	23° 16'54.77" N, 53° 16'38.89" E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006)	E
Isolated	<i>Star/pyramidal dunes</i>	Giant pyramidal dunes, 60-180 m high, with a diameter of 1 to 2 km. They have several slip faces, resulting from the convergence of multiple ridges. Spread over approximately 1100 km ² .	20° 50'34.68 "N, 54° 33'52.76 "E	Abdallah et Kumar (2011), Edgell (2006), Aufrère, 1931	F
Isolated	<i>Dome dunes</i>	Subcircular dunes, 50-100 m high, 500 m to 2 km in diameter, often associated with 'uruq' and covered with barchanoid ridges. Their surface is covered with small barchanoides crest or honeycomb patterns.	17° 59'21.79" N, 49° 9'28.77"E	Edgell (2006)	G

3. Caractérisation morphologique des dunes de Rub'Al Khali par des analyses statistiques multivariées

3.1. Production de la base de données cartographique et morphométrique des dunes (contours, lignes de crêtes, défauts)

Dans le cadre de notre recherche, nous appliquons les différentes étapes de cartographie automatisée vu précédemment pour générer les contours, les défauts et les crêtes des méga-dunes du désert du Rub'Al Khali. Ce protocole est détaillé dans le *Chapitre III* et utilise les données DEM Copernicus 30m du même désert comme entrée.

3.1.1. Cartographie morphologique des dunes (contours, lignes de crête, et défauts)

L'application du protocole au désert de sable du Rub'Al Khali, en utilisant les mêmes valeurs de paramètre que celles présentées dans le *Chapitre III* a permis de générer des résultats précis cette fois-ci à l'échelle d'un désert entier.

En utilisant un rayon de 20×20 pixels pour le RR et pour le VO avec une exagération $\times 1000$ pour ce dernier, ainsi qu'un seuil de squelettisation correspondant au Set 6 (1.0-0.6), nous avons produit une carte détaillée comprenant 122 299 contours de dunes couvrant 161 577 km², 122 299 réseaux de crêtes couvrant 247 697 km, et 514 083 défauts, le tout produits et nettoyés en moins d'une semaine (**Fig.4.7**).

Les inspections visuelles des résultats montrent que les contours des dunes, les lignes de crêtes et les défauts ont été cartographiés avec précision (**Fig.4.7 à 4.10**), révélant la diversité et les complexités des dunes observées en relief ombré.

Cependant, en accord avec les limitations du protocole, certaines anomalies cartographiques subsistent. Des erreurs de surestimations et de sous-estimations des contours des dunes sont observées, et certaines dunes sont omises, car elles sont trop petites ou leurs RR trop faibles par rapport aux données d'entraînement du modèle.

Une zone illustrant cette limitation est située dans la partie nord-centrale du désert de sable (**Fig.4.9**), où les dunes décrites par *Breed et al. (1979)* comme des nappes et stries de sable, restent non cartographiées, car elles ne forment pas de reliefs positifs suffisamment élevés sur les données DEM et RR.

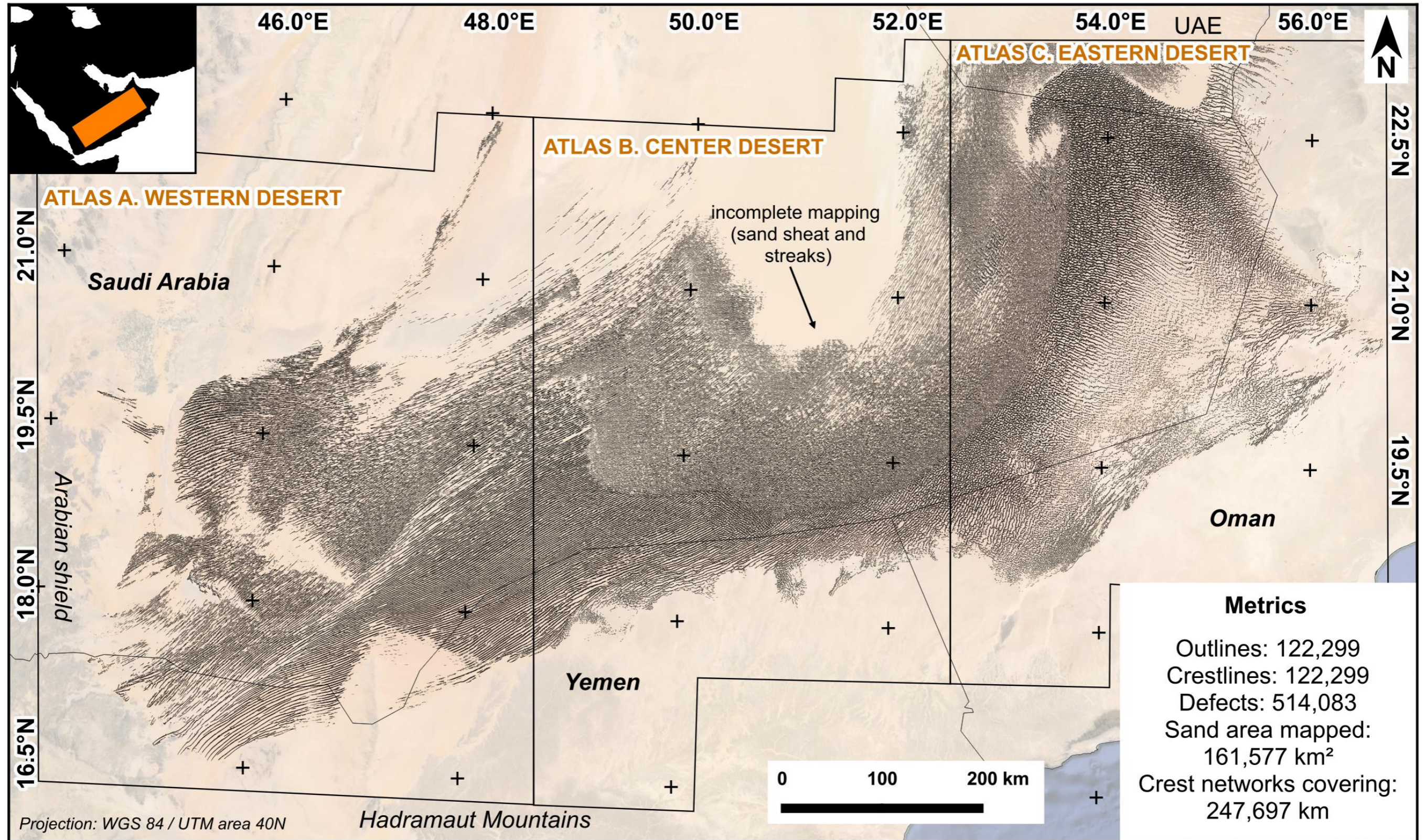


Fig.4.7. Cartographie automatisée des méga-dunes du désert de sable du Rub'Al Khali (Péninsule Arabique) (Modifié d'après Daynac et al., 2024).

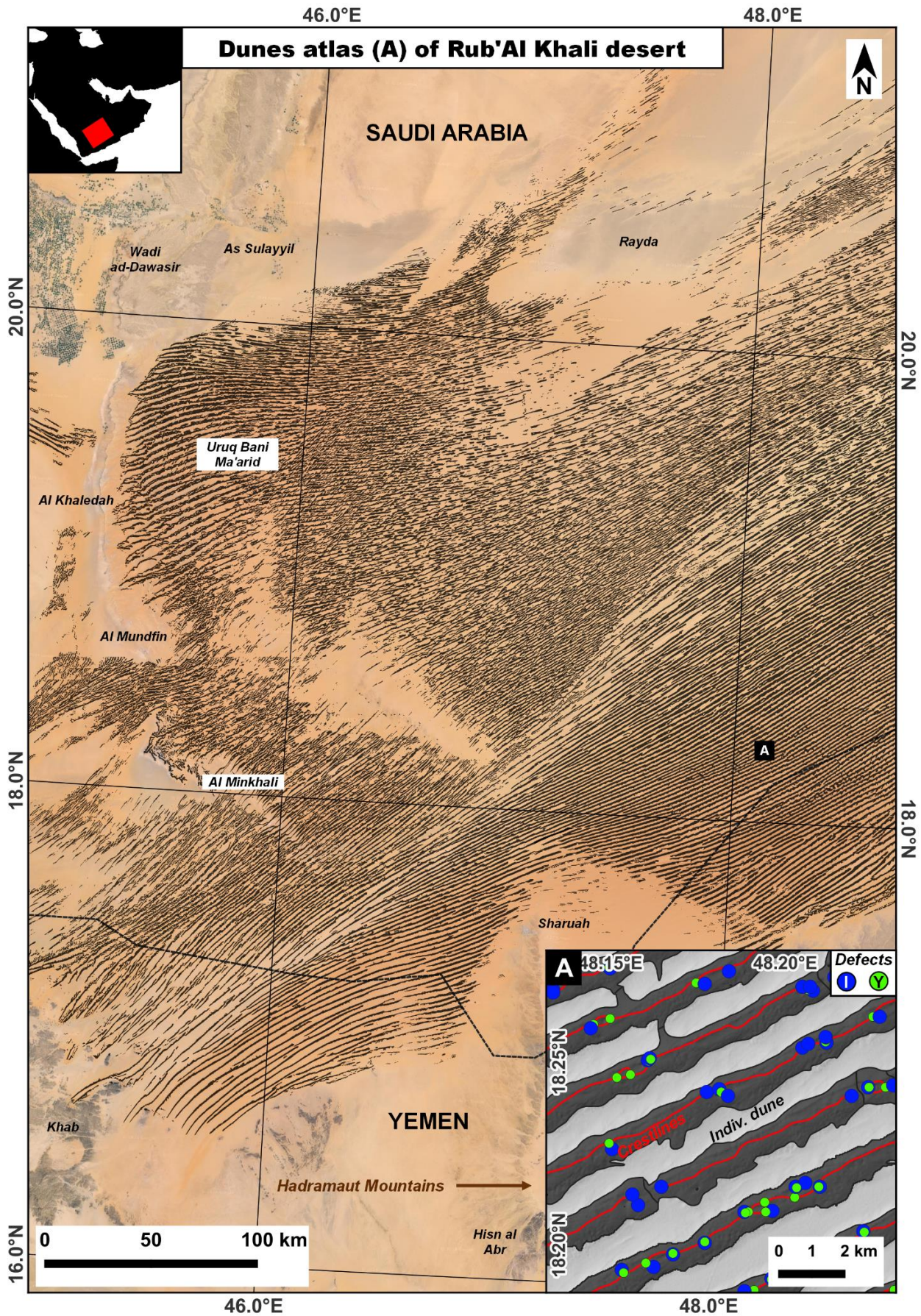


Fig.4.8. Atlas des morphologies des dunes dans la partie occidentale du Rub'Al Khali.

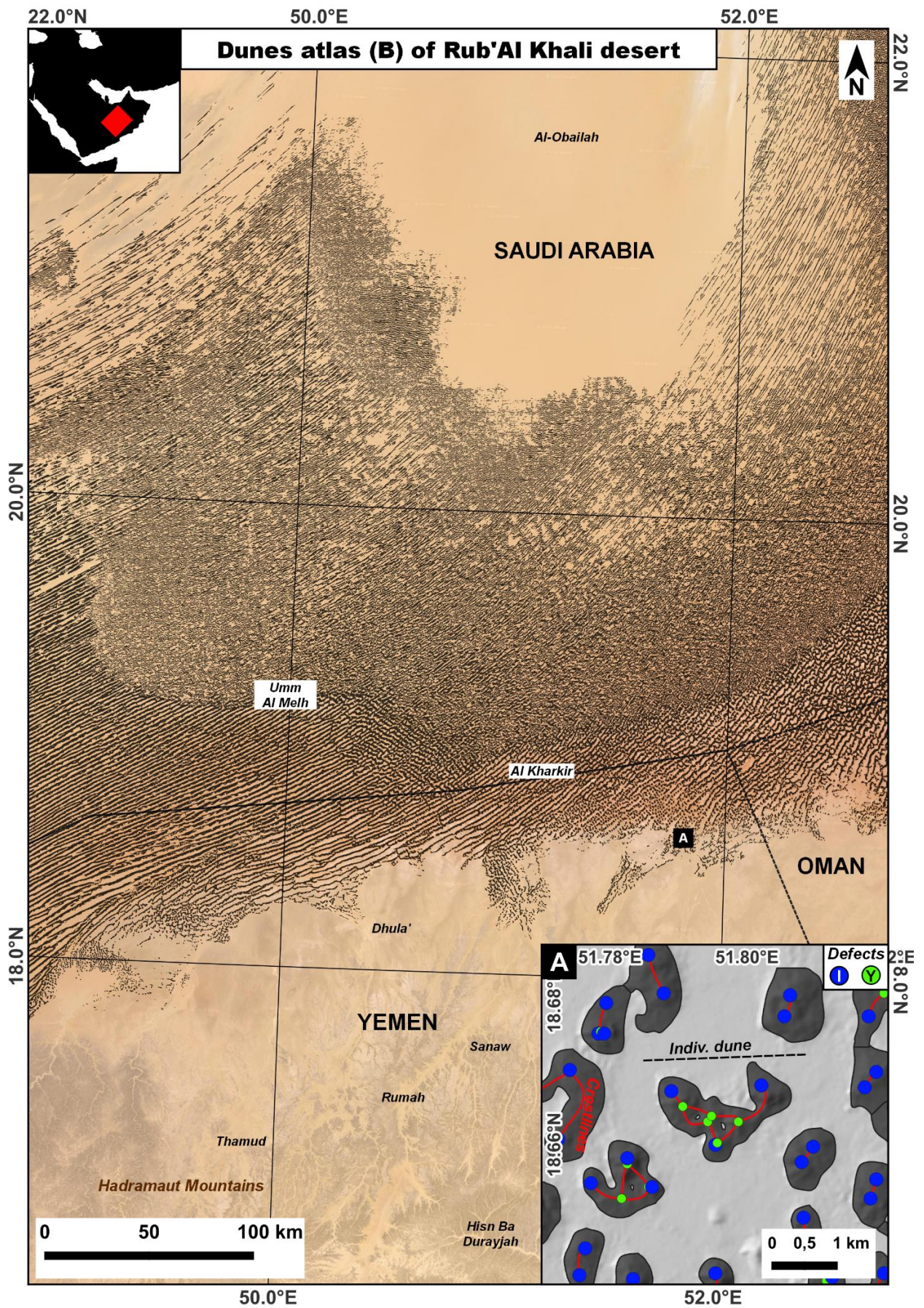


Fig.4.9. Atlas des morphologies des dunes dans la partie centrale du Rub'Al Khali.

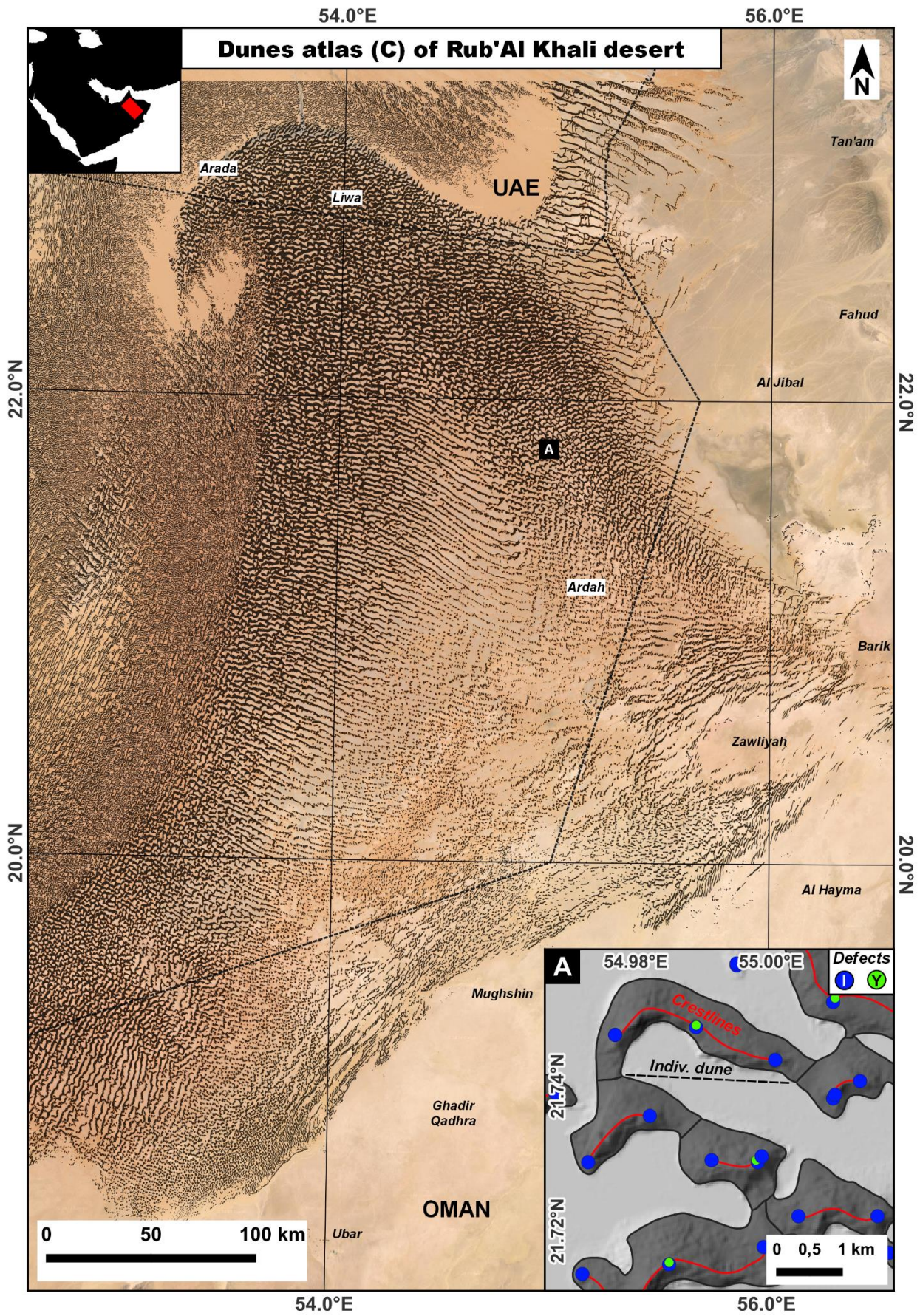


Fig.4.10. Atlas des morphologies des dunes dans la partie orientale du Rub'Al Khali.

3.1.2. Calcul des paramètres morphométriques 2D et 3D à partir des données collectées

Les modèles de dunes émergentes (Kocurek et al., 2010; Bishop et al., 2010; Bishop et al., 2007; Ewing et al., 2006), peuvent être quantifiés par des paramètres morphométriques spécifiques et généraux en 2D et 3D, à partir des données de télédétection ou de la géométrie des objets (Zheng et al., 2022). La quantification des propriétés des dunes avec les SIG se fait soit sur des éléments discrets et qui peuvent être représentés comme des entités spatialement discontinues (géomorphologie spécifique), soit comme des surfaces continues et permet de quantifier des caractéristiques du relief de manière globale et objective (géomorphologie générale) (Zheng et al., 2022).

Nous proposons ici de calculer 8 paramètres morphométriques pour chaque dune de sable cartographiée automatiquement du désert de Rub'Al Khali. Les paramètres présentés ici ont été sélectionnés de par leurs utilisations récurrentes (Hiller et al., 2015 ; Greenwood et Kleman, 2010 ; Hugenholtz et Barchyn, 2010 ; Ewing et al., 2006 ; Werner et Kocurek, 1999) ou leurs originalités (Vérité et al., 2022) dans la quantification de la morphologie des *bedforms*. Les calculs des paramètres sont résumés dans la Table 4.3, et les schémas des mesures pour différentes configurations de dunes figurent en Fig.4.11.

Table 4.3. Description et calcul des paramètres morphométriques des dunes.

Param.	Abbrev	Formula	Definition	Reference
Dune Length	D_L	-	The long axis of a minimum bounding box.	Vérité et al., 2022
Dune Width	D_W	-	The short axis of a minimum bounding box.	Vérité et al., 2022
Dune Area	A	-	The surface is calculated using a QGIS function. The function respects both the ellipsoid parameter and the surface unit parameters.	
Dune Circularity Index	DI_{cir}	$\frac{4 \times A \times \pi}{P^2}$	Compares the perimeter (P) of a contour of a given area (A) with the perimeter of a circle of an identical area (Burgess et al., 2003).	Vérité et al., 2022

Dune Elongation Ratio	D_{elong}	$\frac{D_L}{D_W}$	Measures the ratio between the bedform length and the bedform width.	Vérité et al., 2022 Greenwood et Kleman, 2010
Cumulative Crestline Length	CC_L	$\sum_{i=1}^n LC_i$	Total sum of the lengths of all the individual crestline segments on a dune.	Ewing et al., 2006
Defect Density	$D_{defects}$	$\frac{N}{CC_L}$	Total number of nodes (N) per unit length of cumulative crestline (CCL).	Modified from Werner and Kocurek, 1999
Dune Height	D_H	$z_i - median_{d_{i,j} < \frac{x}{2}}(z_j)$	z_i is the elevation of the focal cell i , $med_{d_{i,j} < \frac{x}{2}}(z_j)$ is the median of elevation of all adjacent cells z_j where the distance $d_{i,j}$ between the focal and adjacent cell is less than half of the dimension of the square matrix filter x . x value is set with regards to the regional-scale relief signal to remove from the DEM to enhance dunes topographic signal.	Hiller et al., 2015 Hugenholtz et Barchyn, 2010

Pour chaque polygone décrivant une dune, l'aire a été mesurée (en m²). Leur longueur (côté long) et largeur (côté court) ont été déterminées à l'aide de boîtes englobantes minimales « OMBB » (Fig.4.11.A à 4.11.C ; Vérité et al., 2022). Les longueurs cumulées des crêtes, représentées par des polygones, ont été mesurées (en m). Deux paramètres morphométriques adimensionnels ont été calculés : le rapport d'élongation et l'indice de circularité, initialement développé et utilisé pour les *bedforms* sous-glaciaires (Vérité et al., 2022 ; Greenwood et Kleman, 2010).

Le rapport d'élongation, rapport entre la longueur et la largeur, décrit la forme des dunes, avec des valeurs de 0 (peu allongées) à +∞ (très allongées). L'indice de circularité varie de 0 (peu circulaires) à 1 (parfaitement circulaires) (Vérité et al., 2022). Les points représentant les défauts des dunes (nœuds) ont été utilisés pour calculer la densité de défaut (m⁻¹), rapport entre le nombre total de nœuds et la longueur cumulée des crêtes (modifié de Werner et Kocurek, 1999).

La hauteur des dunes est obtenue en soustrayant les valeurs min et max du RR, obtenue en soustrayant le signal de relief régional du MNT brut (Fig.4.11.D ; *Vérité et al., 2022; Hiller et Smith, 2008*). Les valeurs de ces paramètres sont attribuées aux données vectorielles des contours des dunes pour enregistrer localement les valeurs discrètes des morphologies.

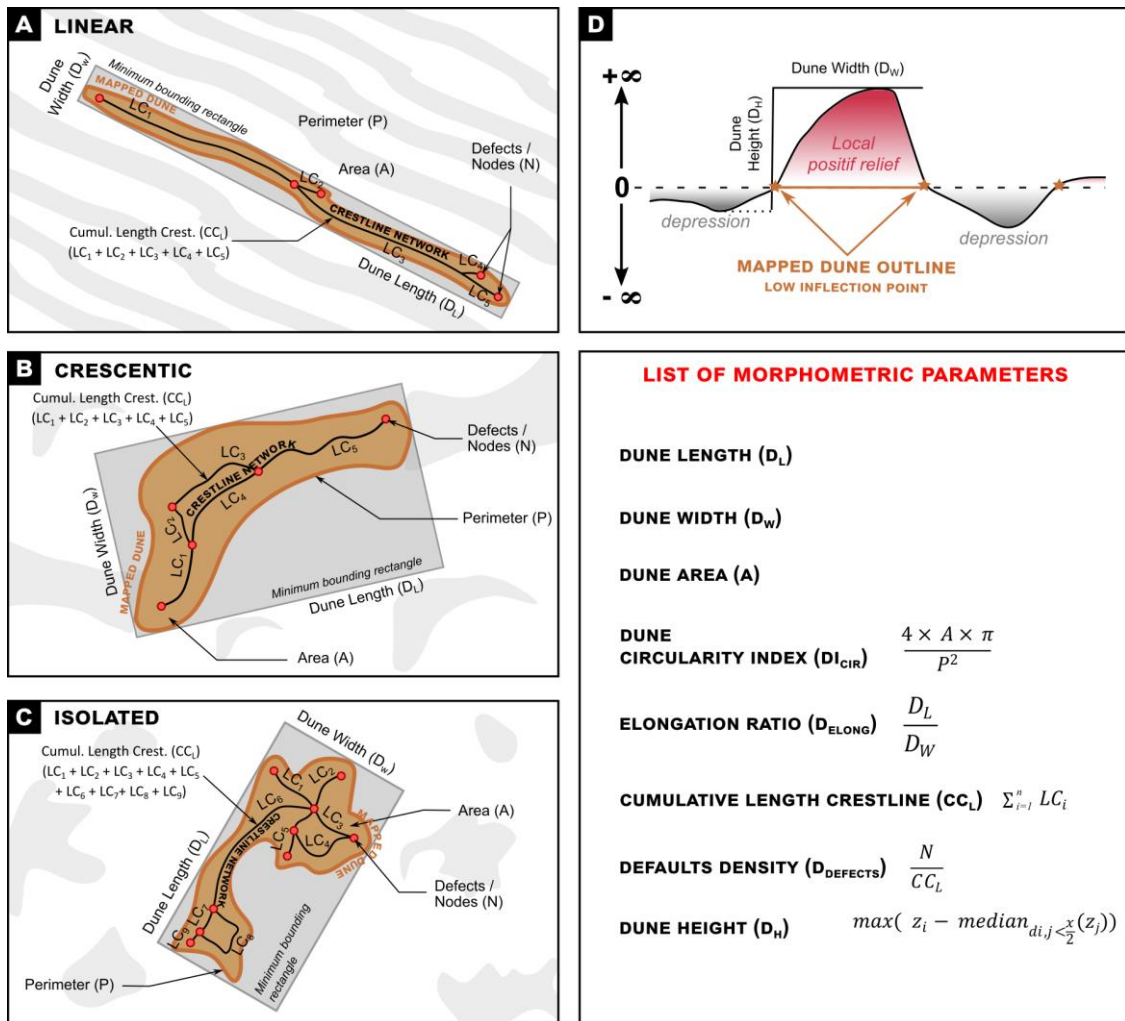


Fig.4.11. Mesure des paramètres morphométriques 2D et 3D pour différentes formes de dunes. A) Dunes linéaires, B) Dunes en croissant et C) Dunes isolées. D) Schéma du calcul de la hauteur de la dune correspondant à la valeur maximale de RR et qui est attribuée à chaque vecteur polygonal correspondant au contour de la dune.

Dans cette première partie, nous avons volontairement écarté l'utilisation de la direction des crêtes des dunes, car l'analyse de la morphologie des dunes (et des classifications qui en découlent) ne nécessite pas la connaissance préalable de la direction locale du vent (*Courrech du Pont et al., 2024*). En effet, l'orientation des crêtes (utilisée pour catégoriser les dunes par les systèmes de classification génétique ;

(Courrech du Pont et al., 2024; Rubin et Hunter, 1987; Hunter et al., 1983) est principalement utilisée pour catégoriser les dunes en fonction de leur orientation par rapport à la direction des vents transportant le sable : perpendiculaire aux crêtes des dunes transversales, et parallèle à celles des dunes longitudinales (Courrech du Pont et al., 2024).

La première analyse concerne les courbes de distribution des fréquences des paramètres morphométriques. Globalement, ces courbes révèlent une grande variabilité dans leurs formes et dimensions (Fig.4.12). La plupart des distributions montrent une forte asymétrie positive, indiquant que les valeurs des paramètres sont concentrées autour de valeurs faibles (proches de la médiane et de la moyenne), tandis que quelques dunes présentent des valeurs nettement plus élevées. Seule la distribution de « l'indice de circularité » montre une forme quasi normale (Fig.4.12).

Les dunes du Rub'Al Khali ont des « largeurs » moyennes d'environ 800 m, avec quelques dunes atteignant des « largeurs » considérablement plus importantes, jusqu'à presque 8 km. De même, les « longueurs des dunes », avec une moyenne d'environ 2.3 km, montrent une concentration de dunes plus courtes, alors que certaines atteignent des valeurs extrêmes de presque 140 km. « L'indice de circularité », avec une valeur moyenne de 0.47, suggère que la majorité des dunes ont une forme modérément circulaire. En revanche, le « ratio d'élongation », indique que si beaucoup de dunes ont des valeurs modérées, certaines sont beaucoup plus allongées, atteignant un ratio jusqu'à 53. Ceci suggère que la forme des dunes varie entre des formes presque circulaires et très allongées. La « longueur cumulative des crêtes » qui varie de 67 m à plus de 165 km, avec des longueurs moyennes ~2 km, suggère que les dunes ont des crêtes généralement courtes, mais certaines peuvent atteindre des longueurs plus importantes, mais représentent une plus faible proportion de dunes. La « hauteur des dunes » montre que la majorité des dunes ont une hauteur < à 100 m de haut, mais certaines d'entre elles atteignent jusqu'à 206 m de haut. Enfin, « l'aire des dunes » montre une majorité de dunes ayant des surfaces relativement petites (moyenne $0.01 \times 10^8 \text{ m}^2$), bien que certaines couvrent des surfaces très étendues. « La densité des défauts », qui reflète la connectivité des crêtes des dunes, montre que la majorité des dunes ont une faible densité de défauts ($\sim 0.003 \text{ m}^{-1}$), suggérant peu de connexion entre les crêtes, tandis que certaines d'entre elles, en plus faible proportion, montrent des valeurs nettement plus élevées (jusqu'à 0.02 m^{-1}) et indiquent une connectivité des crêtes plus importante.

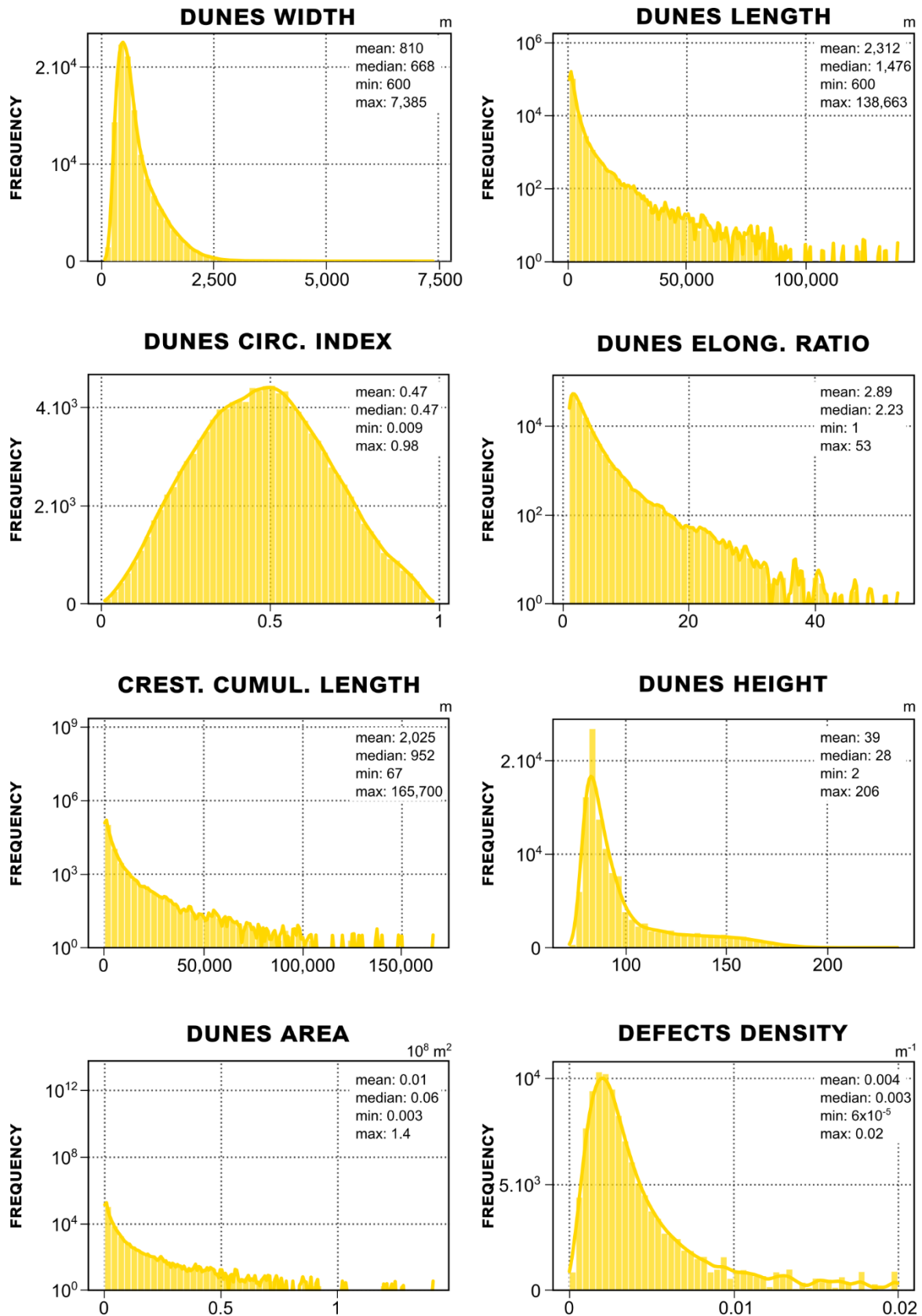


Fig.4.12. Diagramme de fréquence des paramètres morphométriques des dunes du désert du Rub'Al Khali.

Bien que ces paramètres et leurs distributions statistiques révèlent une certaine diversité des dunes dans le désert, nous reconnaissons dans cette étude trois principales limites que nous présentons dès à présent afin d'offrir un contexte plus éclairé lors de la présentation et de l'interprétation des futurs résultats :

- Nous sommes limités à l'étude des dunes co-existantes à une échelle donnée (ici, les méga dunes). Les données MNT disponibles librement ne permettent pas d'obtenir une résolution suffisante pour cartographier et analyser les dunes superposées de plus petite échelle ;
- Nous rencontrons une limite logicielle sous SIG pour intégrer l'asymétrie des dunes. Le protocole développé au chapitre III ne permet pas actuellement d'extraire et cartographier ce paramètre. Nous suggérons que ce verrou pourrait être levé en intégrant une approche multi-canaux dans le réseau de neurones U-Net, capable de reconnaître les contours des dunes ainsi que leurs pentes, afin d'estimer l'asymétrie des dunes ;
- Enfin, la précision des mesures des paramètres morphométriques peut être fortement influencée par la qualité des données. Nous montrons précédemment que notre cartographie automatisée présente différentes erreurs de production (voir *Chapitre III - Fig.3.15*). Certains contours de dunes montrent une incohérence morphologique. Ces erreurs surviennent lorsque le signal topographique associé au relief des dunes est peu prononcé, mais elles sont également liées à la taille de la fenêtre glissante utilisée lors de la prédiction des dunes par le réseau de neurones, qui peut être à l'origine de contours mal définis et sous- et sur-estimés (**Fig.4.13**).

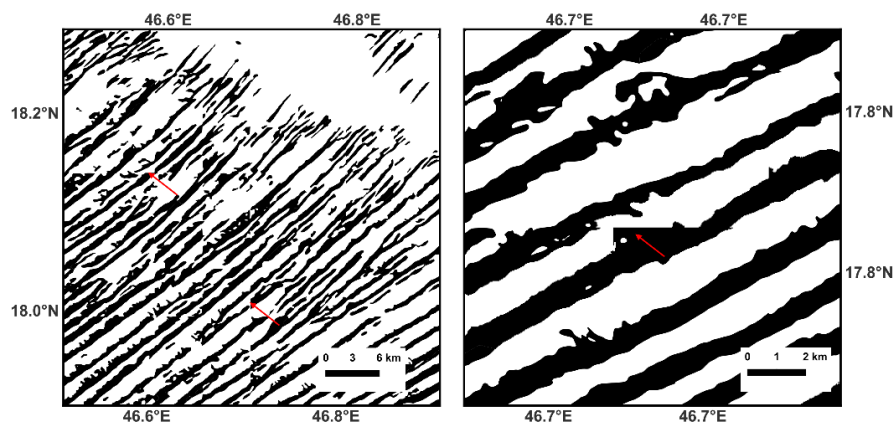


Fig.4.13. Incohérences morphologiques (flèches rouges) dues à la faible intensité du signal topographique et à la taille de la fenêtre glissante dans le protocole de cartographie des contours.

3.2. Méthode de statistiques multivariées pour l'analyse des données morphométriques

Étant donné la multitude de variables impliquées dans notre analyse, l'étude des contributions individuelles de chaque paramètre par rapport aux autres pourrait s'avérer complexe et générer une variabilité importante au sein de chaque attribut. Pour surmonter cette difficulté et obtenir une meilleure compréhension des relations entre les attributs morphométriques des dunes, nous explorons la variabilité morphologique des méga-dunes en utilisant l'*Analyse en Composantes Principales* (ACP).

L'ACP est une analyse statistique linéaire multivariée utilisée pour réduire la dimensionnalité d'un ensemble de données à un petit ensemble de vecteurs linéairement indépendants tout en préservant autant que possible sa structure originale.

L'ACP ordonne les données de sorte que l'axe du premier composant principal capture la variance (variations par rapport à la moyenne d'un paramètre) maximale (**PC1**), et chaque composant successif (**PC2**, **PC3**, etc., orthogonal au précédent) capture progressivement des fractions plus petites de la variance (*Grau Galofre et al., 2020* ; **Fig. 4.14.A**). Bien que la première composante principale représente les combinaisons linéaires les plus importantes, elle peut ne pas révéler des caractéristiques spécifiques (*Roden et al., 2015*).

L'évaluation des composantes suivantes est nécessaire, car elles peuvent être liées à des caractéristiques morphométriques non identifiées par la **PC1** et exprimées dans d'autres composantes (*Roden et al., 2015*). Les relations entre les observations (dunes) sont projetées graphiquement sous forme de point dans un espace bidimensionnel et/ou tridimensionnel, avec des axes correspondant aux composants principaux dominants.

Chaque point correspond à un échantillon dans l'ensemble des données. Les échantillons présentant des caractéristiques morphométriques similaires sont plus proches les uns des autres dans l'espace (**Fig. 4.14.B** ; *Makvandi et al., 2016*). Les vecteurs décrivent les relations entre les variables (**Fig. 4.14.C**). Les vecteurs regroupés sont positivement corrélés et expriment des comportements similaires, tandis que les vecteurs dans des directions opposées sont négativement corrélés, avec des comportements opposés (**Fig. 4.14.C** ; *Makvandi et al., 2016*). La longueur des vecteurs décrit également l'influence de chaque paramètre morphométrique sur les composantes principales.

Ainsi, cette méthode identifie et quantifie les principaux facteurs influençant la morphologie des dunes, simplifiant la visualisation des relations entre attributs morphométriques et révélant des modèles sous-jacents dans la donnée d'origine. Cette approche permet également d'identifier simultanément les combinaisons les plus significatives des attributs morphologiques.

La signification statistique *p-value* des attributs morphométriques a également été testée pour valider ou rejeter l'hypothèse nulle H_0 , qui suit une distribution normale : « *la configuration spatiale des dunes selon le paramètre X se produit de manière aléatoire. Il n'y a donc pas de différences morphométriques entre les populations de dunes* ».

L'hypothèse alternative H_1 est : « *la configuration spatiale des dunes selon le paramètre X se produit de manière organisée. Il y a donc des différences morphométriques significatives entre les populations de dunes* ». Cette méthode permet de détecter si le modèle spatial est aléatoire, regroupé ou dispersé de manière significative (Burt et al., 2009). Une *p-value* > 0,05 indique un modèle spatial potentiellement aléatoire. Si la *p-value* est < 0,05, il est peu probable que la configuration observée soit due au hasard, permettant ainsi de rejeter l'hypothèse nulle (Coca et Ricaurte-Villota, 2022).

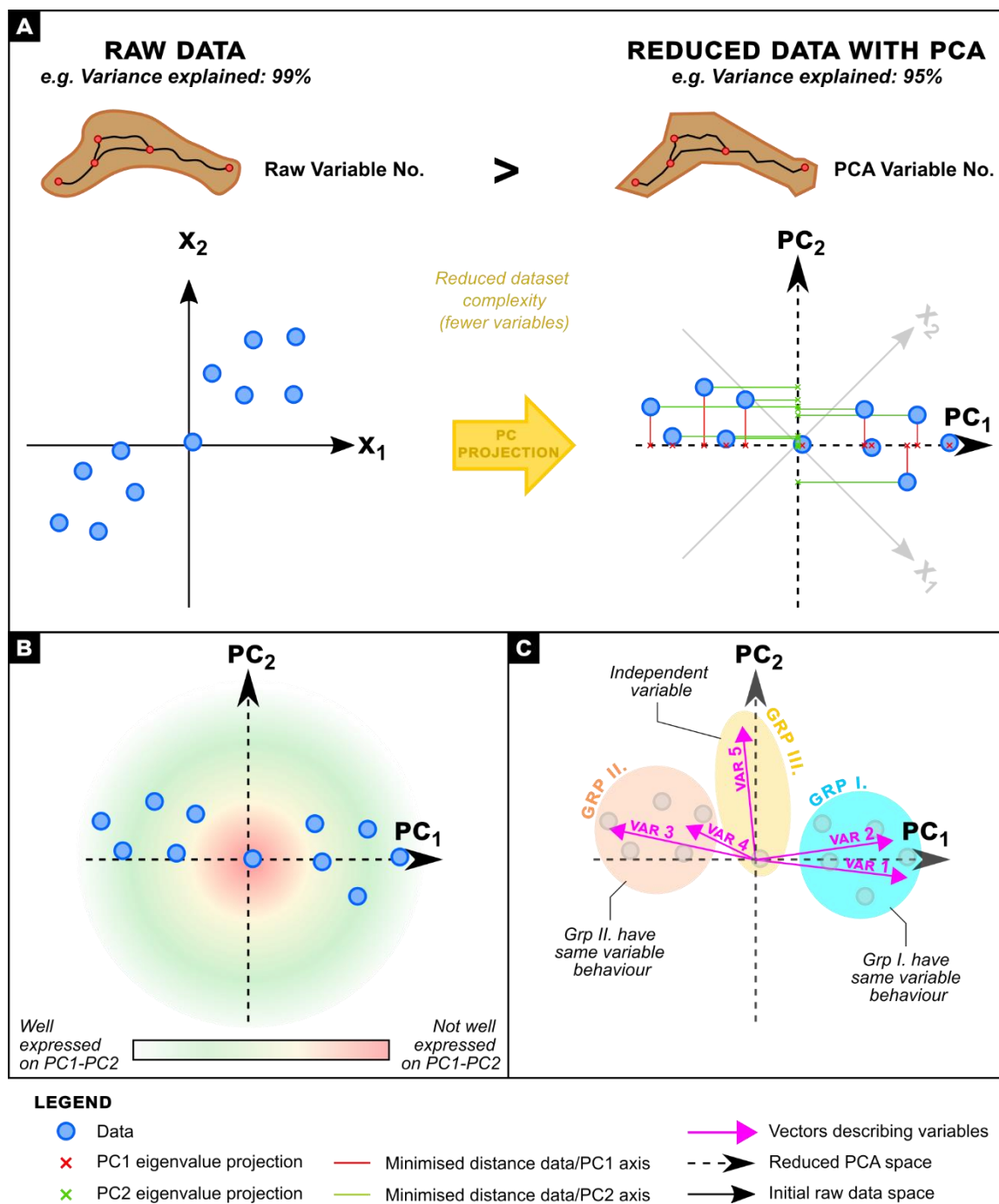


Fig.4.14. Concept statistique de l'analyse en composantes principales (ACP). A) L'ACP réorganise les données de manière à ce que l'axe de la première composante principale capture la variance maximale (PC_1), et que chaque composante successive (PC_2 , PC_3 , etc., orthogonale à la précédente) capture progressivement de plus petites fractions de la variance. B) Les échantillons présentant des caractéristiques morphométriques similaires sont spatialement plus proches les uns des autres. C) La longueur des vecteurs décrit également l'influence de chaque paramètre morphométrique sur les PC. Les vecteurs regroupés sont corrélés entre eux et expriment des comportements similaires.

4. Continuum morphologique spatial et analyse en ACP : Vers une compréhension de l'organisation morphométrique et spatiale des dunes du Rub'Al Khali

4.1. Relations entre les paramètres morphométriques dans l'espace de l'ACP

L'ACP a été réalisée sur les 8 paramètres morphométriques afin de comprendre les principales sources de variance au sein des échantillons de dunes éoliennes. Les trois premières composantes principales ont été retenues car elles expliquent ensemble 86.8 % de la variance totale des données, permettant ainsi de capturer l'essentiel des informations tout en réduisant la complexité (**Table 4.4**) Les résultats ont ensuite été interprétés selon les figures de corrélations variables-composantes dans les espaces PC1-PC2 (**Fig.4.15.A**) et PC2-PC3 (**Fig.4.15.B**).

Sur ces figures sont également représentés en arrière-plan les individus (dunes) dans l'ACP et offre une visualisation complémentaire de leur comportement en fonction des paramètres morphométriques.

Afin d'offrir une visualisation claire et intuitive de l'influence relative de chaque composante principale sur les différents individus, nous avons reprojété les données de l'ACP dans un diagramme ternaire (**Fig.4.15.C**). Dans ce diagramme ternaire, chaque axe représente une des trois composantes principales, et chaque point est positionné de manière à refléter la proportion contributive d'une des composantes et des paramètres morphométriques associés à la diversité globale des dunes. De façon spécifique, un « pôle pur » dans cette représentation est illustré par un point où la contribution d'une seule composante principale atteint 100%, démontrant ainsi une influence exclusive de cette composante sur la variabilité morphologique des individus analysés.

Tout d'abord, les résultats présentés dans la **Table 4.4** montrent que chaque composante principale contribue de manière significative à la variance totale. La variance expliquée de la composante principale PC1 reste celle qui explique le mieux la variabilité de la donnée avec une valeur > 50 %. La composante principale PC2 s'exprime quant à elle avec une variance de 18 %. Et la composante principale PC3 possède le taux de variance expliquée le plus faible, mais tout de même relativement élevé, avec une valeur d'environ 14 %.

Les tests de *p-value* pour chaque paramètre morphométrique des dunes du Rub'Al Khali affichent des valeurs inférieures à 0.05, rejetant l'hypothèse nulle H0. Cela confirme statistiquement une organisation spatiale des dunes décrite par ces 8 paramètres morphométriques.

Table 4.4. Tableau des valeurs propres des trois premières composantes principales de chaque paramètre et de leur signification statistique (p-value) selon l'hypothèse H0.

		Width	Length	Circ. Index	Elong. Ratio	Crest. Cumul. Length	Height	Area	Defects Density
Data	PC1 (53.7%)	0.297	0.458	-0.326	0.353	0.457	0.083	0.436	-0.256
	PC2 (18.6%)	-0.540	0.129	-0.034	0.431	0.092	-0.667	0.021	0.225
	PC3 (14.5%)	-0.040	0.227	0.571	-0.061	0.235	0.259	0.333	0.620
Spatial stat.	<i>p-value</i>	< 0.05	< 0.05	< 0.05	< 0.05	< 0.05	< 0.05	< 0.05	< 0.05
	Hypothesis H0	Rejected	Rejected	Rejected	Rejected	Rejected	Rejected	Rejected	Rejected

Ensuite, la distribution des individus dans l'espace de PC1-PC2, PC2-PC3, et dans le diagramme ternaire des contributions statistiques révèlent une distribution continue et ne montrent pas de cluster significatif ni d'anomalie dans l'espace des individus (Fig.4.15). De plus, trois pôles morphométriques contributifs sont identifiables et décrivent la variabilité morphologique des dunes par trois paramètres dominants qui expliquent la majorité de la variance dans la donnée : la « longueur des dunes » pour la PC1 (cyan - valeur propre 0.458), la « hauteur des dunes » pour la PC2 (magenta - valeur propre -0.667), et la « densité de défauts » pour la PC3 (jaune - valeur propre 0.620) (Fig.4.15). La corrélation négative fortement exprimée par la « hauteur des dunes » sur la PC2 indique une relation inverse entre ce paramètre et les autres paramètres dominants.

Cependant, il est important de noter que chaque PC est une combinaison linéaire de tous les paramètres morphométriques étudiés, et pas seulement des paramètres dominants. Ainsi, les autres paramètres morphométriques, bien que moins dominants et que nous qualifierons de « paramètres secondaires », et dont les vecteurs sont adjacents dans les Fig. 4.15.A et 4.15.B à ceux des paramètres dominants, expriment des comportements similaires à ces derniers et reflètent leur complémentarité et leur interdépendance.

- **PC1** - *Longueur des dunes* est décrit comme le plus influent dans la configuration spatiale des dunes, soulignant son rôle structurant dans la morphologie des dunes. Ce paramètre est également corrélé avec la « *longueur cumulée des crêtes* », le « *rapport d'élongation* », et « *l'aire des dunes* » qui montrent une variance expliquée significative et expriment un comportement similaire (**Fig.4.15.A** et **4.15.B**). Ces caractéristiques sont représentées dans le pôle A du diagramme ternaire, où la PC1 est la composante la plus influente (~67 % d'influence), suivie de contributions plus faibles de la PC2 et PC3 (~1 % et ~32 % respectivement) (**Fig.4.15.C**).
- **PC2** - *Hauteur des dunes* est le paramètre prédominant le plus significatif à la variance expliquée sur la PC2, soulignant l'impact du volume de sable sur la variabilité morphologique des dunes du désert du Rub'Al Khali. La « *largeur des dunes* » peut être également exprimée le long de cette PC de par la proximité des vecteurs hauteur-largeur et des corrélations négatives qui sont fortement exprimées dans l'espace PC2-PC3, statistiquement corrélés et exprimant des comportements similaires (**Table 4.4 ; Fig.4.15.B**). Ces caractéristiques sont représentées dans le pôle B du diagramme ternaire, où la PC2 est la composante la plus influente (~ 43 % d'influence), suivie de contributions plus modestes de la PC1 et PC3 (~34 % et ~23 % respectivement) (**Fig.4.15.C**).
- **PC3** - *Densité de défauts* montre une variance expliquée significative sur la PC3 (**Fig.4.15.A** et **4.15.B**). Ce paramètre reflète une forte connectivité des crêtes aux seins de morphologies complexes dans le désert. « *L'indice de circularité* » est également exprimé dans cette composante principale, décrivant ainsi des morphologies considérées comme ovoïdes dans les OMBB. Ces paramètres sont représentés dans le pôle C du diagramme ternaire, influencé fortement par la PC3 (~50 %), avec des contributions moindres des deux autres axes (~24 % pour PC1, et ~26 % pour PC2) (**Fig.4.15.C**).

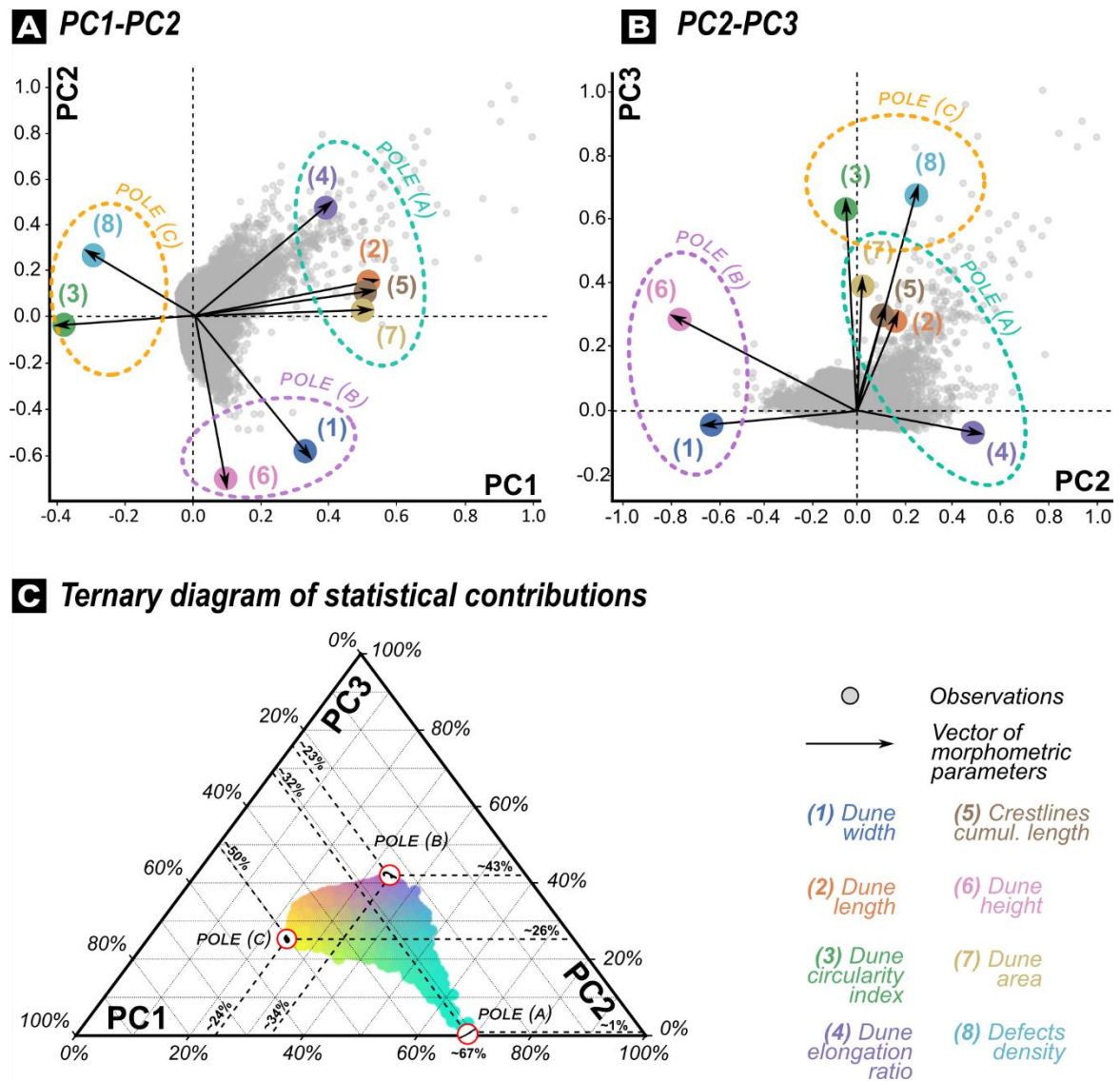


Fig.4.15. Résultats des contributions statistiques des paramètres morphométriques dans l'ACP. A) espace PC1-PC2. B) espace PC2-PC3. La distribution des observations est illustrée en arrière-plan, et la proximité des vecteurs indique les corrélations entre les paramètres, et leur longueur indique l'intensité de leur influence dans l'espace analysé. C) Diagrammes ternaires montrant l'impact des trois premières composantes principales sur la variabilité morphologique des dunes éoliennes, avec des points pour les observations et une palette de couleurs indiquant le degré de contribution à différentes morphologies.



À RETENIR

- ACP réalisée sur **8 paramètres morphométriques** pour identifier les principales sources de variance morphologique des dunes éoliennes.
- Les *p-values* < **0.05**, confirment une organisation spatiale des dunes.
- Aucune anomalie ni cluster significatif, **trois pôles morphométriques** majeurs ressortent et traduisent la diversité morphologique :
 - **PC1** (53.7 % de la variance) : **longueur des dunes**, longueur cumulée des crêtes, rapport d'élongation, aire des dunes.
 - **PC2** (18.6 % de la variance) : **hauteur des dunes**, largeur des dunes.
 - **PC3** (14.5 % de la variance) : **densité de défauts**, indice de circularité.

4.2. Distribution spatiale et morphométriques des dunes du Rub'Al Khali

Dans cette section, nous examinons si le continuum morphométrique et les contributions statistiques observées se manifestent spatialement. Nous analysons la répartition des dunes éoliennes en projetant les contributions de l'ACP pour visualiser la variation des 3 composantes principales à travers le désert. Pour ce faire, nous avons moyenné les valeurs des paramètres morphométriques et des résultats statistiques dans une grille hexagonale de maille 10×10 km (résolution spatiale des données de vent utilisées ultérieurement en *Section 55.*), en prenant en compte les valeurs dans le voisinage du centre de chaque cellule de la nouvelle grille (**Fig.4.16**).

Dans ce processus, la jointure spatiale entre les paramètres des dunes et la grille repose sur le prédicat géométrique de l'intersection, où la grille hexagonale sert de couche de base et dans laquelle sont moyennées les valeurs des entités géographiques des dunes qui partagent, chevauchent ou touchent spatialement chaque cellule hexagonale (**Fig.4.16**).

L'avantage de l'utilisation d'une grille pour la représentation cartographique permet d'appliquer l'équivalent d'un filtre passe-bas au signal original et ainsi réduire le bruit potentiellement lié à l'acquisition et à l'interpolation des données originales (*De Sousa et al., 2006*).

De plus, l'utilisation d'une grille hexagonale dans cette étude est préférée aux grilles carrées, car elles couvrent l'espace plus uniformément et réduisent les biais liés aux effets de bord (Birch et al., 2007 ; Carr et al., 1992 ; Krebs, 1989).

Par exemple, en termes de modélisation d'écoulement de flux, il a été montré que les grilles hexagonales ont une meilleure capacité à préserver les vecteurs de direction de flux que les grilles carrées (De Sousa et al., 2006).

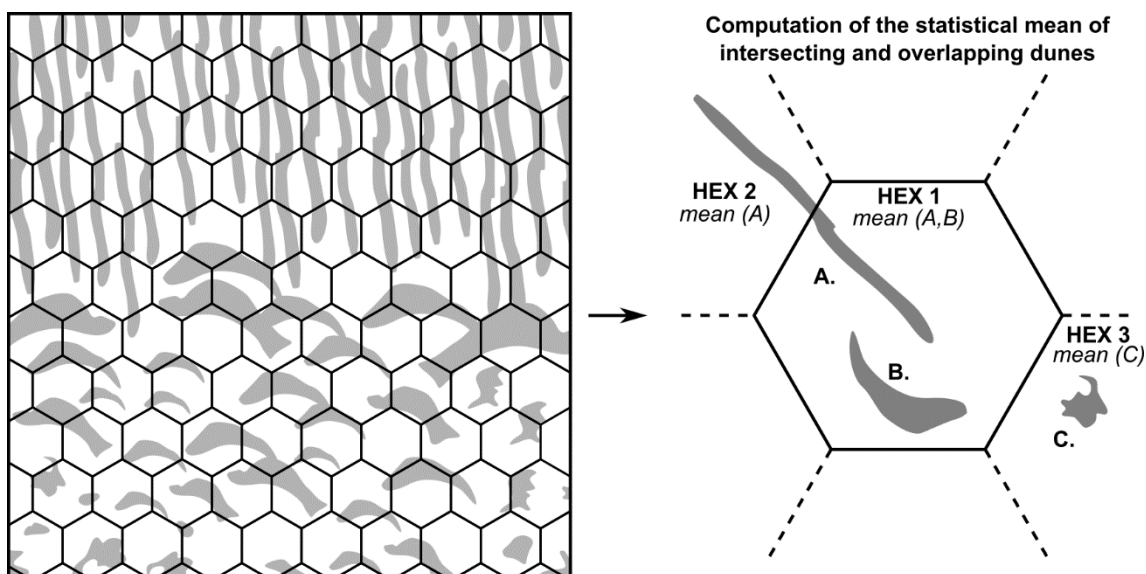


Fig.4.16. Schéma des relations spatiales entre une grille hexagonale et les entités cartographiques pour joindre la moyenne statistique des paramètres morphométriques et des contributions des composantes principales des entités à chaque cellule hexagonale.

Bien que les composantes principales représentent une combinaison linéaire des différents paramètres morphométriques, nous visualiserons en complément la variabilité spatiale des trois paramètres clés pour la géométrie des dunes : « longueur des dunes », « hauteur des dunes », et « densité de défauts » (Fig. 4.17.B, C, D respectivement) pour illustrer les résultats statistiques. Deux zones avec une diversité marquée de formes seront également examinées (Fig. 4.18 et 4.19). Les couleurs utilisées (cyan pour PC1, magenta pour PC2, jaune pour PC3) correspondent à celles du diagramme ternaire de la Fig. 4.15.

Afin d'écartier tout soucis d'ambiguïté sur la terminologie des classes de dunes, nous baserons nos descriptions sur les classifications existantes de cette zone (Almutlaq et Mulligan, 2023 ; Edgell, 2006 ; Breed et al., 1979). Les orientations des transitions présentées ici ne visent pas à expliquer l'origine des processus, mais servent uniquement d'indicateurs visuels pour faciliter la lecture des résultats.

La carte des contributions statistiques issue de l'ACP met en évidence une organisation spatiale de ces contributions (p -value < 0.05) avec des zones où une composante principale donnée se distingue nettement et sa contribution évolue progressivement vers l'une des deux autres (Fig.4.17.A). Chaque zone indique une influence statistiquement dominante d'une unique composante principale dans chaque région, reflétant ainsi la prédominance de certains paramètres morphométriques.

Par exemple, dans la région sud-ouest du désert, l'analyse statistique multivariée indique que la morphologie des dunes éoliennes est principalement décrite par les paramètres morphométriques corrélés entre eux par la PC1 (Fig.4.17.A). Le paramètre dominant « longueur des dunes », suggère des formes allongées dans cette zone, s'étendant de 10 à presque 100 km de long (Fig.4.17.B), et corrobore avec les études précédentes qui décrivent ces formes comme des dunes linéaires ou « uruq » (Edgell, 2006 ; Breed et al., 1979). A l'est, les dunes sont nettement plus courtes < 3 km (Fig.4.17.B). Toutefois, une minorité de ces dunes linéaires sont également présentes au centre-nord (20°N, 52°E) et au nord-est (22°N, 55°E) (Fig.4.17.B).

La région à l'est est marquée par un contrôle des paramètres morphométriques de la PC2, dominé par la « hauteur des dunes » (Fig.4.17.A). La carte de hauteur moyenne des dunes fournit des informations sur la distribution de l'approvisionnement en sable (Fig.4.17.C). La carte de hauteur moyenne indique une forte accumulation de sable à l'est, où des dunes décrites comme en croissants (Almutlaq et Mulligan, 2023 ; Breed et al., 1979) ou méga-barkhanes (Edgell, 2006) dépassant 90 m, sont disposées dans une configuration spatiale de « bonnet phrygien ». Les régions nord-centrale et ouest affichent des hauteurs inférieures à 90 m (Fig.4.17.C).

Enfin, le sud-est du Rub'Al Khali montre une influence des paramètres morphométriques décrits par la PC3, dominé par la « densité de défauts » (Fig.4.17.A). Ce paramètre révèle les dynamiques d'interaction entre les dunes, où les terminaisons libres migrent plus rapidement que le centre des dunes, induisant des jonctions en Y lors des collisions avec les dunes adjacentes (Werner et Kocurek, 1999), reflétant ainsi le régime éolien et l'approvisionnement en sédiments (Day et Kocurek, 2018). Dans le sud-est du désert, les densités élevées, de 8×10^{-3} à $20 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$, correspondent aux zones de dunes en étoiles (Almutlaq et Mulligan, 2023 ; Breed et al., 1979) à dunes linéaires « seif » (Edgell, 2006). À l'opposé, les faibles densités de défauts, de 3×10^{-4} à $6 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$, se localisent au NE et à l'ouest du Rub'Al Khali (Fig.4.17.D).

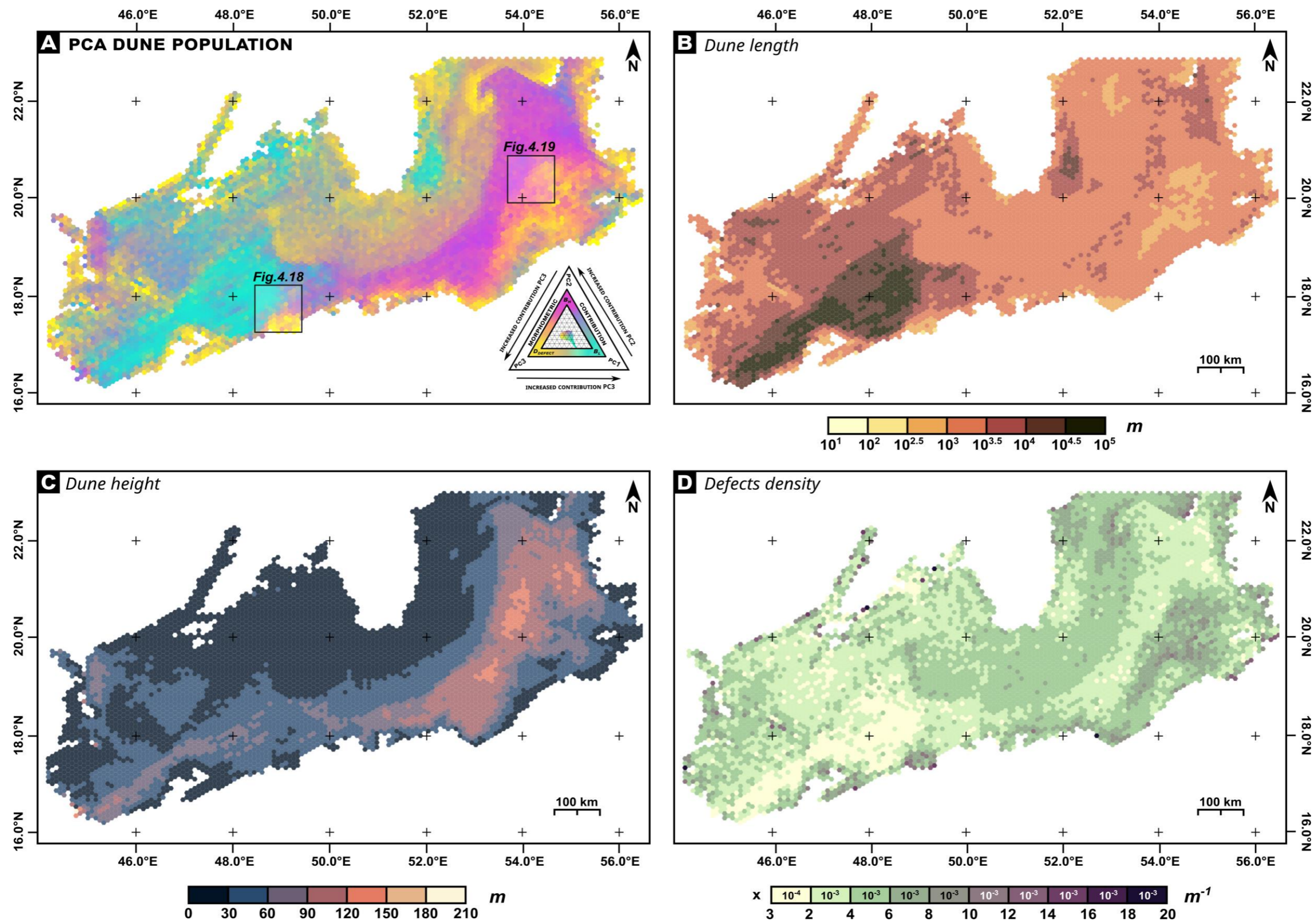


Fig.4.17. Cartes des contributions statistiques des 3 composantes principales et des paramètres morphométriques dominants du Rub'Al Khali. A) Distribution spatiale des contributions statistiques PC1 (cyan), PC2 (magenta), et PC3 (jaune). Les paramètres morphométriques les plus exprimés statistiquement sont représentés par les cartes de B) longueur des dunes, C) Hauteur des dunes, D) Densité de défauts.

Bien que les résultats des contributions statistiques de l'ACP révèlent trois secteurs géographiques qui traduisent la prédominance d'une composante principale sur les autres, des transitions entre sud-ouest/nord-est entre **PC1-PC2**, et dans la moitié est du désert, une transition nord-ouest/sud-est entre **PC2-PC3** peuvent être détaillées.

Ces transitions illustrent clairement une évolution morphométrique des différentes formes de dunes du Rub'Al Khali, dont la géométrie est expliquée par un des trois paramètres morphométriques dominants (et dans une moindre mesure, leurs « *paramètres secondaires* »). Ces transitions spatiales morphométriques sont progressives et ne montrent pas de limites nettes entre les sous-classes de dunes observées dans les travaux et classifications précédents (**Fig.4.6**). Au contraire, elles indiquent une transition morphologique progressive, interprétable comme des changements graduels de l'approvisionnement en sable.

Par exemple, les observations en image satellite (**Fig.4.18.A**) et les résultats cartographiques (**Fig.4.18.B à 4.18.D**) et statistiques (**Fig.4.18.E et 4.18.F**) montrent un gradient évolutif sud-ouest/nord-est vers l'est du désert, où l'influence de la « *longueur des dunes* » (**PC1** - cyan) évolue vers une influence de la « *hauteur des dunes* » (**PC2** - magenta). Ceci se traduit par un passage évolutif entre des dunes linéaires statistiquement décrites comme longues (**PC1** : > 70 km de long ; **PC2** : ~ 50 m de haut), à des dunes en croissant décrites statistiquement comme hautes (**PC1** : ~ 3 à 10 km de long ; **PC2** : ~ 60 m à plus de 100 m de haut). Une transition subtile, mais significative, peut également être observée dans le sud du désert où la forme des dunes change entre des formes mixtes de dunes linéaires-croissants et des dunes isolées, décrites par le paramètre « *densité de défauts* » (**PC3** - jaune) qui passe d'environ 2×10^{-3} à environ $15 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$ (**Fig.4.18.D et 4.18.E**).

À l'est du désert, on observe un changement progressif nord-ouest/sud-est entre les rides barkhanoïdes (*Breed et al., 1979*) vers des dunes en étoile (*Almutlaq et Mulligan, 2023 ; Breed et al., 1979*) (**Fig.4.19.A**). Cette transition est marquée statistiquement par une réduction de la « *hauteur* » (**PC2** : > 100 m de haut ; **PC3** : environ $2 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$ - dunes peu sujettes à la réorientation et peu espacées) à une augmentation significative de la « *densité de défauts* » (**PC2** : < 100 m de haut ; **PC3** : de 8×10^{-3} à $20 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$ - dunes sujettes à la réorientation et espacées) (**Fig.4.19.C à 4.19.F**). En moindre mesure, d'après les contributions statistiques, nous observons également une diminution de la hauteur du nord-ouest au sud-est dans cette partie du désert, où les dunes passent de ~ 3 - 5 km de long à des dunes < 1 km de long (**Fig.4.19.B**).

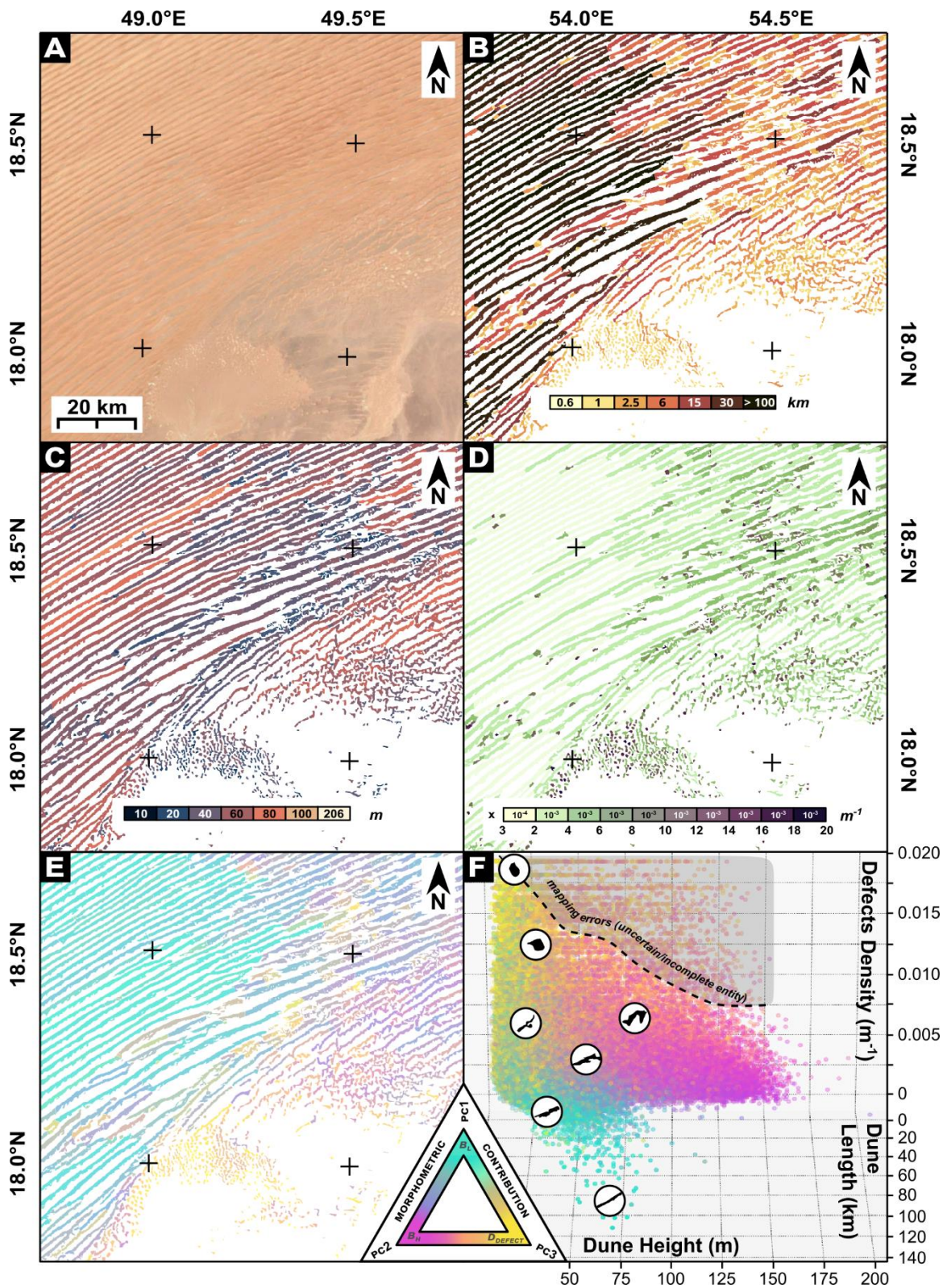


Fig.4.18. Transitions morphométriques et statistiques des dunes du SW de Rub'Al Khali exprimées entre PC1, PC2, et PC3. A) Image satellite. B) Longueur des dunes. C) Hauteur des dunes. D) Densité de défauts. E) Représentation spatiale des transitions entre PC1-PC2-PC3. F) Diagramme 3D des trois paramètres morphométriques dominants. Des contours de dunes sélectionnés dans la base de données sont montrés pour illustrer comment l'influence morphométrique de la PC1 se déplace progressivement vers la PC2, mais aussi vers la PC3. Notez que cette transition est marquée par un changement de forme entre les dunes linéaires, en croissant et en étoiles.

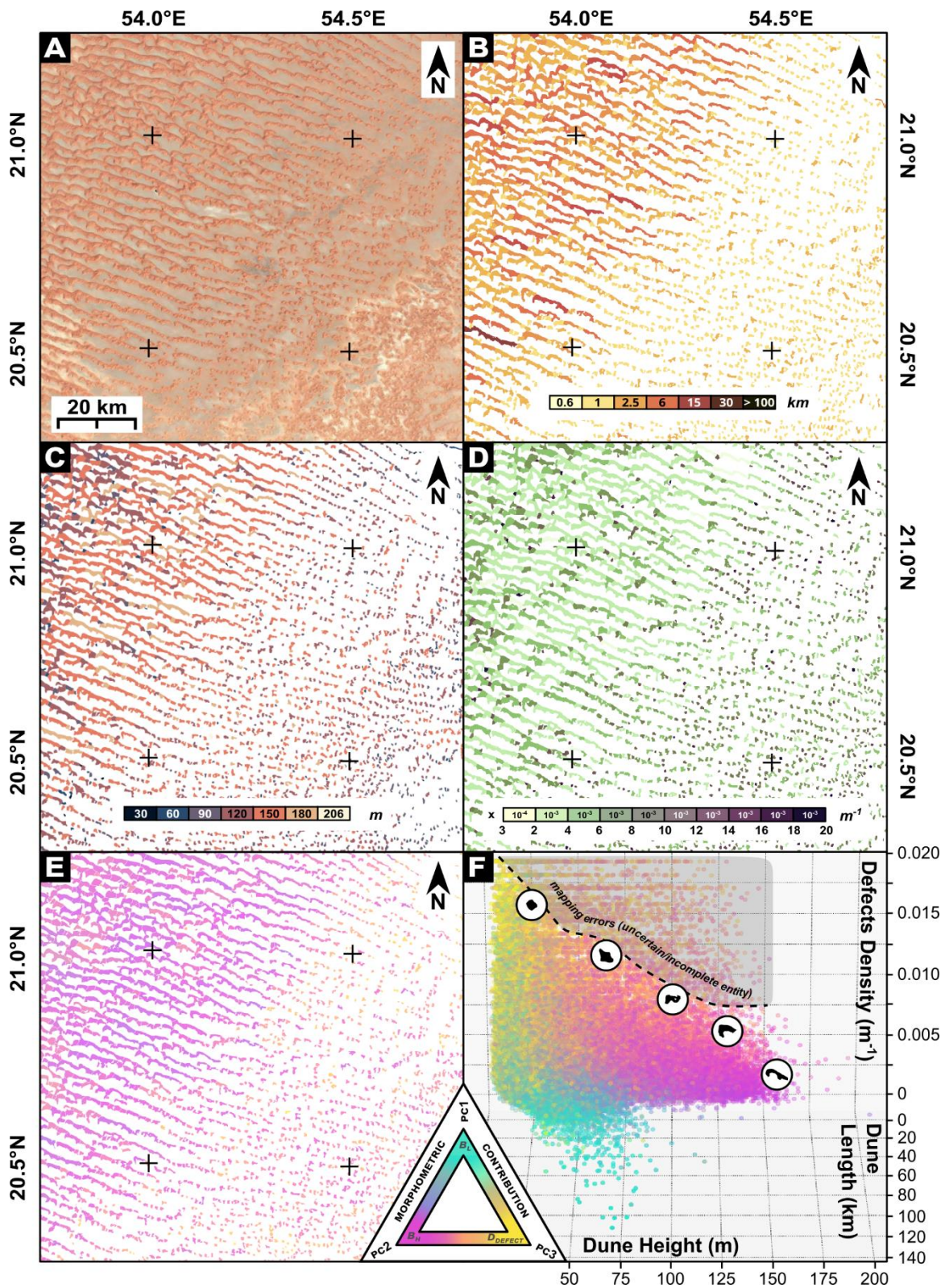


Fig.4.19. Transitions morphométriques et statistiques des dunes du NE du Rub'Al Khali exprimées entre PC2 et PC3. A) Image satellite. B) Longueur des dunes. C) Hauteur des dunes. D) Densité de défauts. E) Représentation spatiale des transitions entre PC2-PC3 interprétées. F) Diagramme 3D des trois paramètres morphométriques dominants. Des contours de dunes sélectionnés dans la base de données montrent le passage de l'influence morphométrique de la PC2 à la PC3. Notez que cette transition est marquée par un changement de forme entre les dunes en croissant et les dunes en étoile.



À RETENIR

- Trois zones d'expression spatiale des contributions statistiques :
 - **PC1** (*longueur des dunes*) domine au **SW**, avec des **dunes linéaires** très longues (~ 10 à 100 km de long).
 - **PC2** (*hauteur des dunes*) prédomine à l'**est**, où des **dunes en croissant** (méga-barkhanes - rides barkhanoïdes) dépassent 90 m de hauteur.
 - **PC3** (*densité de défauts*) est significative au **SE**, indiquant des dynamiques d'interaction complexes entre des **dunes isolées** (étoiles - dômes).
- Une **transition SW-NE** est observée entre des dunes linéaires et longues (**PC1**) et des dunes en croissant plus hautes (**PC2**).
- Une transition **NW-SE** marque une transition morphologique entre des dunes en croissant (**PC2**) vers des dunes isolées, avec une augmentation de la densité de défauts (**PC3**).
- Les contributions statistiques montrent des transitions spatiales progressives, sans limites nettes, et suggèrent des changements graduels de la morphologie, de l'approvisionnement en sable, et de la dynamique éolienne.

4.3. Discussion sur l'organisation et les transitions spatiales des motifs dunaires

Les résultats de cette étude apportent une description des transitions morphologiques et morphométriques des dunes via des méthodes statistiques. Les tendances observées dans la géométrie des dunes éoliennes et les nouvelles relations statistiques entre leurs morphologies illustrent et quantifient pour la première fois le continuum morphologique des dunes à l'échelle du désert de sable.

Notre conclusion selon laquelle nos observations statistiques aboutissent à une organisation spatiale et morphologique du système du Rub'Al Khali rejoint celle de [Bishop \(2007\)](#), qui montre que les champs de dunes composées et complexes sont plus régulièrement distribués spatialement et montrent un modèle de disposition spatiale plus ordonné que les champs de dunes simples.

Nos résultats corroborent également avec les configurations organisées identifiées par *Wilkins et Ford (2006)* et *Bishop (2010)*, et écartent les configurations aléatoires du modèle de *Werner et Kocurek (1999)*, limité aux dunes en migration. Les variations entre les modèles structurés et aléatoires pourraient résulter de la « *mémoire géomorphologique* » laissée par les états morphologiques antérieurs d'un système, qui influencent ainsi les états futurs (*Wilkins et Ford, 2006 ; Kocurek et Ewing, 2005 ; Brabets, 1997*).

Dans le modèle de *Werner (1995)* (Fig.4.20), l'évolution spatiale des motifs dunaires se contracte à travers différentes configurations possibles jusqu'à atteindre une forme stable (attracteur), représentée par les différentes classes de dunes issues des différentes classifications existantes. Si chaque classe de dunes correspond à un attracteur du système de transport éolien, les transitions morphologiques observées dans notre analyse statistique suggèrent que les dunes transitent naturellement vers la configuration spatiale la plus stable si les facteurs externes le permettent.

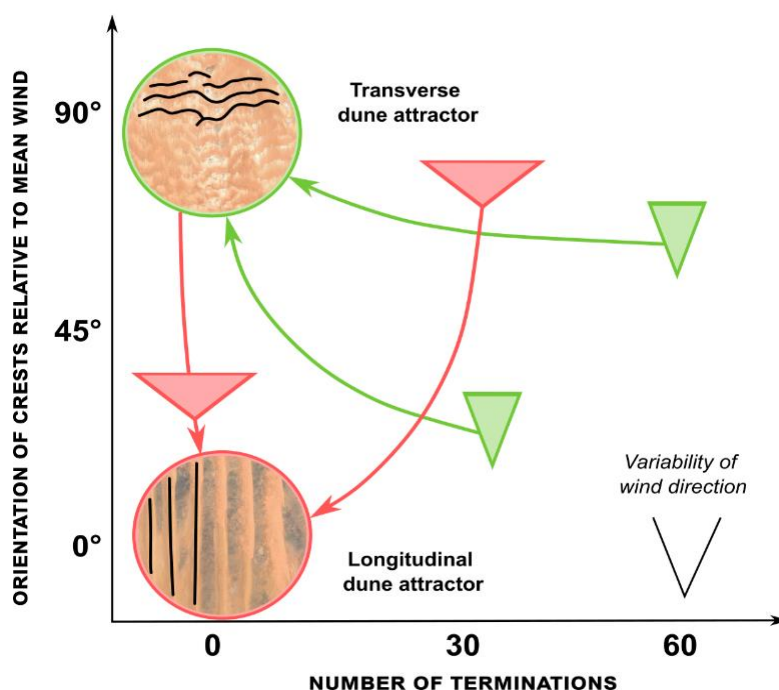


Fig.4.20. Concept des attracteurs (Modifié d'après Anderson, 1996 ; Werner, 2003).

Rozier et al. (2019) et *Reffet et al. (2010)* définissent les dunes linéaires comme étant les formes les plus morphologiquement stable (par rapport aux dunes transverses) en raison de leur mouvement latéral limité et de leur stabilisation sous différentes conditions de vents. En considérant ce postulat, nous supposons que les autres formes

de dunes pourraient être attirées vers le pôle statistique correspondant aux dunes linéaires, indépendamment des conditions initiales, et influencées par des facteurs externes tels que les régimes de vent et la disponibilité en sable, qui dictent la continuité morphologique et spatiale des dunes (**Fig.4.21.A** ; *Kocurek et al., 2010*; *Werner, 2003*; *Kocurek et Ewing, 2005*; *Anderson, 1996*; *Werner, 1995*).

Par exemple, dans le désert du Rub'Al Khali, les dunes présentant une densité de défauts moyenne (**Fig.4.21.B** ; dunes en croissants) évoluent spatialement vers des configurations à densité de défauts minimale, prenant des formes plus longues et moins hautes au sud-ouest (**Fig.4.21.B** ; dunes en linéaires ; *Ewing et al., 2015*; *Ewing et Kocurek, 2010*; *Werner et Kocurek, 1999*). De même, les dunes à densité de défauts maximale (dunes en étoiles et en dôme) transitent vers des formes linéaires, soit en fusionnant entre elles ou avec des dunes au sud pour former un corps sédimentaire unique (**Fig.4.21.C**), soit en s'allongeant à la marge est (**Annexe J**).

Des transitions similaires du NW vers le SE dans la moitié est du désert montrent des dunes initialement hautes évoluant vers des configurations moins élevées mais avec une densité de défauts plus élevée et plus espacées, ce qui peut résulter du contournement ou d'une diminution de l'approvisionnement en sable par rapport à l'accumulation nette de sédiments dans le nord du Rub'Al Khali (**Fig.4.21.D** ; *Bishop et al. 2010*).

Ainsi, sur la base des séquences spatiales observées par nos analyses statistiques et morphométriques, nous proposons un modèle de transition morphologique et spatiale des dunes du Rub'Al Khali : les dunes en croissant (barkhanes et rides barkhanoïdes) évoluent soit en dunes complexes puis linéaires et étirées (**Annexe H**), soit en dunes isolées (étoiles et dômes ; **Annexe I**). Ces dernières peuvent subir un réajustement morphologique et se développent vers des formes linéaires de deux manières possibles : soit en s'étirant dans des zones de faible disponibilité en sable, ou en chevauchant les dunes linéaires si davantage de sédiments sont disponibles (**Fig.4.21.E** ; **Annexe J**).

Ces changements morphologiques et spatiaux illustrent aussi clairement les interactions entre les dunes, telles que les collisions ou la liaison, qui jouent un rôle crucial dans la maturation des motifs dunaires et la disposition des dunes dans le Rub'Al Khali. Ces interactions créent des motifs transitoires, suggérant des attracteurs spatiaux où les dunes tendent vers des configurations stables et soulignent l'importance des processus autogènes à l'origine de cette variabilité morphologique hétérogène et continue dans le désert (*Courrech du Pont et al., 2024* ; *Ewing et al., 2006*).

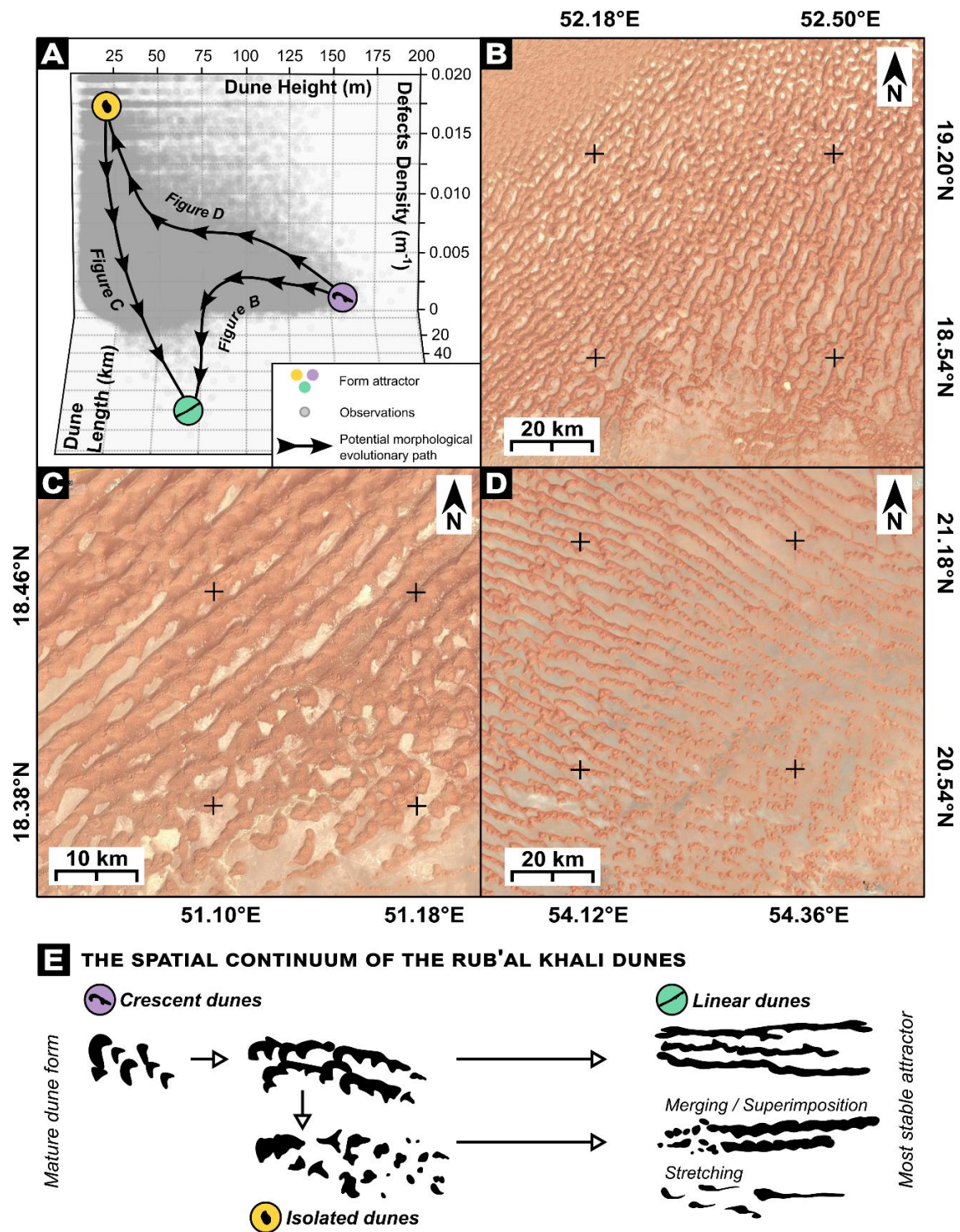


Fig.4.21. Continuum morphologique et spatial des dunes du Rub'Al Khali. A) Évolution entre 3 attracteurs statistiquement identifiés. B) Transitions naturelles entre dunes en croissant et linéaires. C) Transitions naturelles entre dunes isolées et linéaires. D) Transitions naturelles entre dunes en croissant et isolées. E) Schéma conceptuel des transitions spatiales des dunes du Rub'Al Khali (non à l'échelle).

5. Variabilité du régime des vents dans le Rub'Al Khali

5.1. Donnée de télédétection

Après avoir caractérisé l'organisation spatiale des dunes à travers des analyses statistiques des paramètres morphométriques, nous souhaitons étudier les mécanismes et processus responsables de cette organisation spatiale.

Afin d'analyser le contrôle spatial du régime des vents sur la morphologie des dunes décrite par notre ACP, nous intégrons dans nos analyses les données de vent de surface ERA5 Land Reanalysis du Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme (*European Center for Medium-range Weather Forecasts - ECMWF* ; <https://cds.climate.copernicus.eu/> ; *Hersbach et al., 2020* ; *Muñoz-Sabater et al., 2019*).

Les données ERA5 Land Reanalysis fournissent un vaste ensemble de paramètres de surface (par exemple : humidité du sol, couverture neigeuse, ruissellement) et météorologiques (par exemple : température, précipitation, vitesse du vent) de proche surface (~ 2 m) à des observations de haute atmosphère (~ 70-80 km). Les observations ERA5 Land Reanalysis couvrent la période de janvier 1981 à aujourd'hui (avec une fréquence de disponibilité des données quotidienne) avec une résolution spatiale de 0,1° (*Hersbach et al., 2020*).

Dans cette étude, nous utilisons les composantes u et v du vent à 10 m de hauteur, téléchargés entre le 1er janvier 2006 et le 31 décembre 2016 (plage temporelle précédant le début des missions Copernicus en 2017), avec un pas de temps de 5 heures, sur une zone comprise entre 24°00'N, 42°30'E (coin supérieur gauche) et 15°30'N, 58°00'E (coin inférieur droit), représentant une grille carrée 63 × 35 avec une taille de cellule de ~ 10 km×10 km).

Cependant, bien que l'utilisation des grilles carrées soit régulièrement utilisée en télédétection, nous avons opté pour utiliser la grille hexagonale précédemment établie dans cette analyse dans laquelle nous avons également moyenné les valeurs des données de vents de la donnée originale dans chaque cellule de la grille hexagonale.

Les différents stades d'analyses du régime des vents et des propriétés de transport du sable pour étudier le contrôle spatial sur les dunes du Rub'Al Khali se composent de 2 phases :

- 1) Estimation et représentation spatiale de la vitesse et de l'orientation du vent ;
- 2) Estimation et représentation spatiale du flux de sable et du régime des vents et des mécanismes de croissance des dunes.

A des fins de comparaison entre la variabilité morphométrique des dunes avec les propriétés de transport du sable et les mécanismes associés (*Section 56.2*), nous avons également compilé dans une grille hexagonale de taille similaire à la grille originale (10 km × 10 km) la moyenne statistique des paramètres morphométriques des dunes utilisés dans la partie précédente (*Section 53. et 4.*).

Dans cette partie est également compilée la direction des crêtes des dunes (°) par rapport au nord géographique. Bien que les analyses morphologiques des dunes ne nécessitent pas toujours une connaissance préalable de la direction du vent (voir l'arbre d'identification et de classification morphologique des dunes de [Courrech du Pont et al., 2024](#) ; **Fig.1.18**), l'ajout de ce paramètre dans notre analyse permet de relier directement les caractéristiques morphométriques et les populations statistiques à la dynamique éolienne du Rub'Al Khali.

5.2. Analyse spatiale de la vitesse et de l'orientation des vents

5.2.1. Méthode et équations

La première étape de notre analyse consiste à calculer la vitesse et la direction du vent dans le désert du Rub'Al Khali.

Les données de vent issues des modèles ERA5 Land sont reportées sous forme de composantes u et v , à partir desquelles la vitesse U et l'orientation θ ont été calculées respectivement selon les **Eq. 1** et **Eq.2**, puis moyennées pour chaque mois de l'année sur la plage des 10 ans d'acquisition.

$$U = \sqrt{u^2 + v^2} \quad \text{Eq.1}$$

$$\theta = \text{atan2}(v, u) \quad \text{Eq.2}$$

5.2.2. Résultats sur l'orientation et la vitesse des vents du Rub'Al Khali

Dans cette première analyse, nous présentons la variabilité saisonnière des vents et l'orientation des vents, moyennés sur 10 ans, ainsi que la déviation angulaire entre la direction des crêtes des dunes et le vent. Ces résultats montrent les tendances générales du vent dans le désert du Rub'Al Khali, sans refléter la complexité du régime des vents et du transport du sable.

L'analyse des vitesses des vents révèle des variations spatiales et dynamiques significatives distinctes pour chaque saison de l'année (**Fig.4.22**). Les vents du Shamal, provenant du nord et soufflant vers le SW, sont constants toute l'année avec une vitesse moyenne de 3.6 m/s, mais diminuent en automne à 2.6 m/s, principalement sur la marge ouest du désert.

En parallèle, des vents correspondant au Kharif, arrivent du SW et soufflent sur le sud et le SE du désert au printemps et principalement en été. Sur la marge SE du désert, des vitesses maximales sont enregistrées à plus de 4.4 m/s durant l'été qui montre une contribution saisonnière significative et peut probablement affecter et remobiliser les formations dunaires dans cette zone.

Le Rub'Al Khali se divise donc en deux zones distinctes avec des régimes de vents contrastés : la moitié ouest, où les vents du Shamal dominent toute l'année avec peu de variabilité, et la moitié est, marquée par une forte variabilité des vents induite par l'intervention du Kharif en été.

Sur la moitié est, une interaction notable entre ces deux vents est observée aux coordonnées 20°N, 54°E, où ces deux vents de direction opposée créent une zone de convergence (**Fig.4.23.A**). Dans cette zone, les vents opposés peuvent partiellement ou totalement s'annuler. De plus, autour de cette zone de convergence, la direction des crêtes des dunes montre un écart angulaire marqué par rapport à la direction des vents, de l'ordre de $\sim \pm 60^\circ$ (**Fig.4.23.B**).

D'autres régions montrent des tendances significatives entre la direction des crêtes et les directions des vents. Les parties NE et SE du désert montrent des déviations importantes de part et d'autre de la zone de convergence (**Fig.4.23.B**). A l'inverse, la partie ouest montre des déviations entre l'orientation des dunes et les vents plus faibles vers le SW ($\sim -20^\circ$), suggérant que l'orientation des dunes s'aligne avec celle des vents (**Fig.4.23.B**).



À RETENIR

- Le désert du Rub'Al Khali est **divisé en deux régions d'influences éoliennes** :
 - **L'ouest** : zone de **faible variabilité** des vents, dominée par le Shamal toute l'année avec des vitesses ~ 3.6 m/s. Les crêtes des dunes **s'alignent avec les vents**.
 - **L'est** : zone de **forte variabilité** des vents, avec une influence du Kharif en été sur la marge SE où les vents soufflent à des vitesses > 4 m/s. Les crêtes des dunes sont **transverses aux vents**.
- 20°N, 54°E → les vents du Shamal et du Kharif **convergent**, créant une zone d'annulation partielle ou totale des vents.

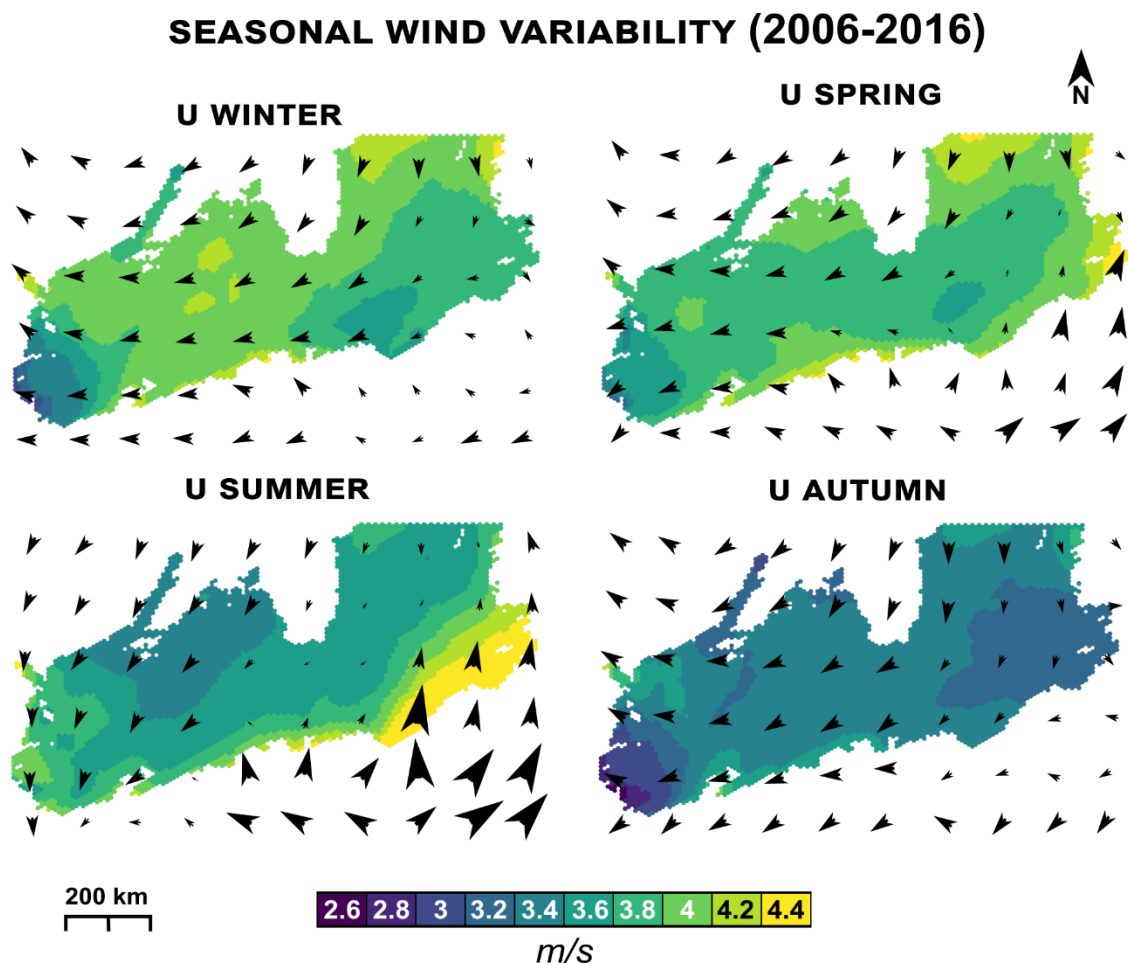


Fig.4.22. Variabilités spatiales et saisonnières des vents moyens entre 2006-2016.

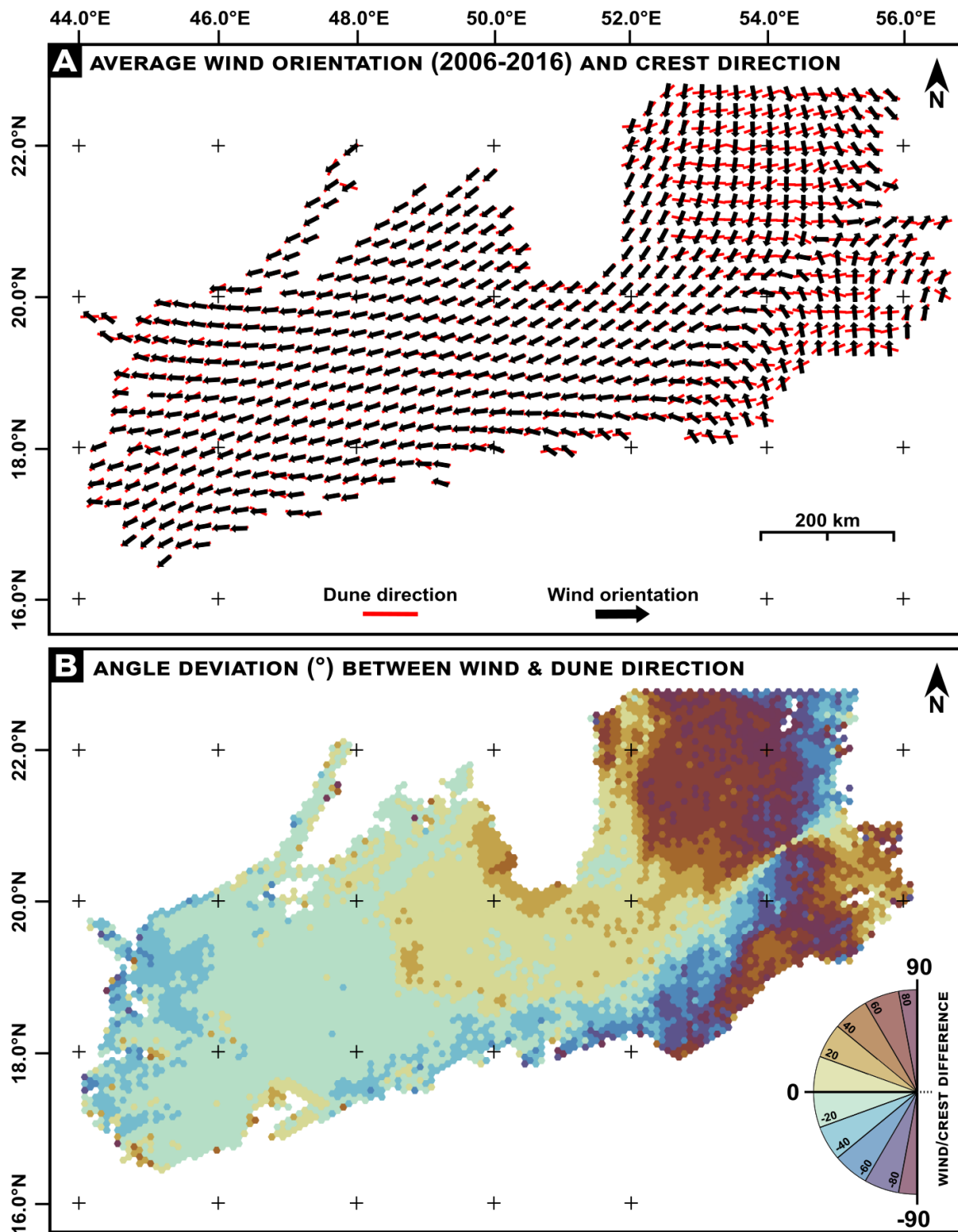


Fig.4.23. Variabilité spatiale de l'orientation et de la vitesse des vents moyens du Rub'Al Khali par rapport à la direction des crêtes des dunes. A) Moyenne des orientations des vents entre 2006-2016, et direction des crêtes des dunes. B) Déviation angulaire (°) entre l'orientation des vents et la direction des dunes.

5.3. Propriété et variabilité spatiale du transport de sable

5.3.1. Méthode et équations

A partir du set de données ERA5 Land Reanalysis et des vitesses U et orientation θ du vent précédemment calculé, nous estimons les flux de sable et les régimes des vents en suivant la méthode décrite dans le matériel supplémentaire de [Chanteloube et al. \(2022\)](#), adapté selon [Courrech du Pont et al. \(2014\)](#). L'ensemble des constantes et formules dérivées pour obtenir les flux de sable et les régimes des vents est modifié d'après [Chanteloube et al. \(2022\)](#) et compilé dans la **Table 4.5**.

Nous avons ainsi estimé le flux de sable saturé $\overrightarrow{Q_{flat}}$ calculé à chaque pas de temps (5h) selon l'équation :

$$\overrightarrow{Q_{flat}} = \begin{cases} \Omega(u_*^2 - u_c^2) \vec{e}_\theta, & \text{if } u_* > u_c \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad \text{Eq.3}$$

Où le flux de sable est calculé dans un domaine spatial 2D en négligeant la direction verticale. Ainsi, $\overrightarrow{Q_{flat}}$ est défini comme un flux de volume de sable traversant une ligne le long d'un plan et intégré selon la verticale. Le flux est donc exprimé par un volume de sable par unité de longueur et de temps (m^2/an).

Ω est une constante dimensionnelle calibrée par des mesures *in situ* et des simulations numériques ([Duran et al., 2011](#)). u_* correspond à la vitesse de cisaillement dérivée d'un profil vertical logarithmique de la vitesse du vent dans une couche limite turbulente (**Table 4.5**). u_c correspond à un seuil pour lequel la vitesse de cisaillement doit dépasser pour initier la saltation du sable (**Table 4.5**). $\vec{e}_\theta = (\cos \theta, \sin \theta)$ est le vecteur unitaire pointant dans la direction du vent θ .

Table 4.5. Constantes et formules dérivées pour obtenir les flux de sable et les régimes des vents (Chanteloube et al., 2022 ; Courrech du Pont et al., 2014).

Symbol	Variable	Formula	Constant value	Units
ρ_f	Air density		1.29	kg.m ⁻³
ρ_s	Grain density		2.55×10 ³	kg.m ⁻³
d	Grain diameter		180×10 ⁻⁶	m
g	Gravity acceleration		9.81	m.s ⁻¹
k	Von Kármán constant		0.4	
z	Height of the wind measurement on ERA5 Land data		10	m
z_0	Aerodynamic roughness		10 ⁻³	m
Ω	Dimensional constant	$25(\rho_f/\rho_s)\sqrt{d/g}$		
u_*	Wind shear velocity	$k \frac{U(z)}{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right)}$		m.s ⁻¹
u_c	Threshold velocity	$0.1 \sqrt{\frac{\rho_s}{\rho_f} gd}$		m.s ⁻¹

A partir de la série temporelle des vecteurs de flux de sable, le flux de sable moyen dit Potentiel de Dérive (*Drift Potential - DP*), exprimé en (m²/an) correspond à la moyenne temporelle de la norme des vecteurs de flux de sable sur l'ensemble de la période de temps (*Chanteloube et al., 2022*) :

$$DP = \langle \|\vec{Q}_{flat}\| \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\vec{Q}_{flat}^i\| \quad \text{Eq.4}$$

En tenant compte des variations temporelles de la direction du vent, le flux de sable résultant dit Potentiel de Dérive Résultant (*Resultant Drift Potential - RDP*), exprimé en m²/an, est défini comme la norme des vecteurs de flux de sable moyennés dans le temps (*Chanteloube et al., 2022*) :

$$RDP = \|\langle \vec{Q}_{flat} \rangle\| = \frac{1}{N} \|\sum_{i=1}^N \vec{Q}_{flat}^i\| \quad \text{Eq.5}$$

L'orientation de ce flux de sable résultant est appelée Direction de Dérive Résultante (*Resultant Drift Direction - RDD*), exprimée par convention entre 180° et -180° où 0° correspond à l'est (*Chanteloube et al., 2022*).

Le rapport adimensionné RDP/DP est utilisé pour décrire le régime et la variabilité directionnelle des vents (**Table 4.6** ; *Fryberger et Dean, 1979*). Les valeurs RDP/DP proches de 1 indique un régime éolien étroitement unidirectionnel, tandis qu'un RDP/DP proche de 0 indique un régime de vent multidirectionnel (*Fryberger et Dean, 1979*).

Table 4.6. Classification des environnements éoliens à l'aide du rapport RDP/DP (Modifié d'après Fryberger et Dean, 1979).

RDP/DP	Environmental energy	Directional variability	Directional category
< 0.3	Low	High	Complex or obtuse bimodal
0.3 - 0.8	Intermediate	Intermediate	Obtuse or acute bimodal
> 0.8	High	Low	Acute unimodal

Le sens, l'orientation et la dynamique des dunes sont principalement influencés par les flux de sable successifs à la crête (Courrech du Pont et al., 2024 ; Gao et al., 2015 ; Courrech du Pont et al., 2014). Le flux de sable à la crête est calculé selon l'équation :

$$\vec{Q}_{crest} = \vec{Q}_{flat}(1 + \Upsilon|\sin(\theta - \alpha)|) \quad \text{Eq.6}$$

Où θ et α sont correspondent respectivement aux directions de vent et l'orientation des crêtes des dunes pour un flux de sable saturés \vec{Q}_{flat} (Courrech du Pont et al., 2014). Le rapport d'accélération Υ est défini comme :

$$\Upsilon = \beta \frac{H}{W} \quad \text{Eq.7}$$

Où W est la largeur de la dune, H sa hauteur et β un coefficient sans dimension qui affecte l'accélération (Chanteloube et al., 2022 ; Fernandez-Cascales et al., 2018). Une valeur de $\Upsilon = 1.6$ est fixée car les simulations numériques montrent des estimations convaincantes des prédictions de l'orientation des dunes utilisant cette valeur (Lü et al., 2017; Gao et al., 2015; Courrech du Pont et al., 2014).

Courrech du Pont et al. (2014) ont développé un modèle théorique de prédiction de l'orientation des dunes basé sur les mécanismes de croissance des dunes dans des conditions de régime de vent multidirectionnel. En fonction de la disponibilité en sable, les orientations du flux de sable successifs à la crête \vec{Q}_{crest} sont responsables de deux mécanismes indépendants de croissance des dunes (Fernandez-Cascales et al., 2018; Courrech du Pont et al., 2014 ; Gao et al., 2015) :

- Un mode en **instabilité de lit** où la dune **croît en hauteur et migre** (propagation perpendiculaire au flux total $|Q_{\perp}|$ à la crête). Le terme d'instabilité fait référence à l'organisation périodique des motifs de sable suite au déphasage entre la contrainte de cisaillement du vent, et l'élévation de la dune.
- Un mode en **élongation** (ou *finger mode*) où la **dune s'étire et se développe par extension** et se forme généralement à partir d'une source de sable préexistante (propagation parallèle au flux moyen Q_{\parallel} à la crête).

En pratique, Q_{\perp} et Q_{\parallel} sont calculés pour toutes les orientations de crêtes α possibles. Pour les modes en instabilité, nous identifions la valeur maximale de $|Q_{\perp}(\alpha)|$. Pour les modes en élongation, on choisit ensuite l'orientation des crêtes α

pour laquelle $Q_{\perp}(\alpha) = 0$ et pour laquelle $Q_{\parallel}(\alpha) > 0$. S'il existe plusieurs solutions, comme pour les dunes en étoile, nous sélectionnons l'angle où Q_{\parallel} est maximal (Lü et al., 2017).

En considérant les prédictions d'orientation des dunes, nous estimons le taux de croissance relatif $\sigma_{\{I,F\}}$ pour les modes en instabilité de lit ou en élongation (Chanteloube et al., 2022 ; Fernandez-Cascales et al., 2018 ; Gao et al., 2015 ; Courrech du Pont et al., 2014, 2015) :

$$\sigma_{\{I,F\}} = \frac{\int_0^{2\pi} \|\vec{Q}_{flat}\| (1 + \gamma |\sin(\theta - \alpha_{\{I,F\}})|) |\sin(\theta - \alpha_{\{I,F\}})| \delta\theta}{2\pi HW} \quad \text{Eq.8}$$

Selon Chanteloube et al. (2022), le taux de croissance des dunes dans le mode d'instabilité du lit est toujours le plus élevé, de sorte que dans les zones à forte disponibilité de sable, ce mécanisme de croissance des dunes prévaudra toujours.

En revanche, dans les zones à faible disponibilité de sable, le rapport σ_F/σ_I déterminera si les dunes sont contrôlées par un mode de croissance en élongation ($\sigma_F/\sigma_I > 0.6$) ou en instabilité ($\sigma_F/\sigma_I < 0.4$) (Fernandez-Cascales et al., 2018 ; Gao et al., 2015).

5.3.2. Résultats de la variabilité du transport du sable et du régime des vents du Rub'Al Khali

Nous décrivons la variabilité spatiale des paramètres dynamiques par rapport aux dunes cartographiées automatiquement, nommées selon les descriptions de Edgell (2006) et Breed et al. (1979).

La Fig.4.24 montre les schémas spatiaux de l'intensité du RDP (Fig.4.24.A) et du DP (Fig.4.24.B) dans le désert du Rub'Al Khali. Un gradient bien marqué peut être identifié pour lequel les flux de sable particulièrement intenses aux marges du désert diminuent significativement, voire peuvent s'annuler dans la moitié est du désert à ~ 20°N, 54°E, là où se trouvent des formes de dunes en croissant (rides barkhanoïdes - dunes « seif » (Edgell, 2006 ; Breed et al., 1979) (Fig.4.24.A et 4.24.B).

Le DP, évaluant l'intensité du transport indépendamment de la direction est constant à travers le désert, avec une légère tendance à la baisse vers l'ouest du bassin (Fig.4.24.B).

La variabilité du RDD (Fig.4.25.A) et des régimes de vent RDP/DP (Fig.4.25.B) se manifeste à travers tout le désert. À l'est, les vents passent d'un régime uni-bimodal du NW au SE à un régime complexe autour de 20°N, 54°E. Cette transition est marquée par un changement progressif des dunes croissantes vers des formes isolées.

De même, cette transition du régime des vents est observée du SE vers le NW vers cette même zone de convergence où des dunes en dôme et indifférenciées passent à des structures complexes et étoilées/pyramidales (Edgell, 2006; Breed et al., 1979), révélant l'influence d'une inversion saisonnière des vents (Fig.4.25.A).

Par ailleurs, du nord-est au sud-ouest, on observe une transition d'un régime uni-bimodal à bimodal (Fig.4.25.A et 4.25.B), correspondant à une transition des dunes en croissant vers des formes linéaires sur les cartes publiées (Bishop, 2010; Edgell, 2006; Breed et al., 1979).

La distribution spatiale du rapport σ_F/σ_I (Fig.4.26.A) et des prédictions d'orientation des dunes du modèle de Courrech du Pont et al. (2014) (Fig.4.26.B) montrent une compétition entre les régimes de vent favorisant l'élongation et la croissance des dunes en hauteur en mode instabilité de lit.

Le mode d'élongation prédomine au sud-ouest avec des valeurs $\sigma_F/\sigma_I > 0.6$. En revanche, le mode de croissance en instabilité de lit prédomine dans la moitié est de part et d'autre de la zone de convergence des flux avec des valeurs $\sigma_F/\sigma_I < 0.4$.

L'orientation des vecteurs des prédictions du modèle de Courrech du Pont et al. (2014) est cohérente avec les résultats précédents (Fig.4.26). En effet, il est possible d'observer une analogie entre l'orientation des vecteurs prédits (Fig.4.26.B) et la direction des dunes sous-jacente à travers la région par rapport aux contours des dunes cartographiées automatiquement (Fig.4.7). Dans les zones où $\sigma_F/\sigma_I > 0.6$, les dunes semblent être orientées dans la direction des vents dominants (vecteurs noirs → élongation). Dans les zones où $\sigma_F/\sigma_I < 0.4$, l'orientation des dunes est plus variée, jusqu'à être perpendiculaire aux vents dominants (vecteurs rouges → instabilité de lit).



A RETENIR

- Les **flux de sable** sont plus intenses aux **marges** du désert et **diminuent vers l'intérieur** du bassin, jusqu'à s'annuler dans la zone de convergence des vents.
- **Deux orientations** de flux dominants :
 - Sur la **moitié ouest** : flux associé au **Shamal** orienté vers le **SW**.
 - Sur la **moitié est** : flux associés au **Shamal** et au **Kharif convergent**.
- **Marge** du désert sous un **régime uni- à bimodal**.
- Sur la **moitié ouest** : régime de vent **bimodal**. $\sigma_F/\sigma_I > 0.6$ (SW) indique une prédominance de l'**élongation des dunes**, avec des dunes alignées aux vents dominants.
- Sur la **moitié est** : transition d'un régime **bimodal à complexe** dans la zone de convergence. $\sigma_F/\sigma_I < 0.4$ à l'est montre un mode de croissance en **instabilité de lit**, où les dunes sont transverses aux vents dominants.

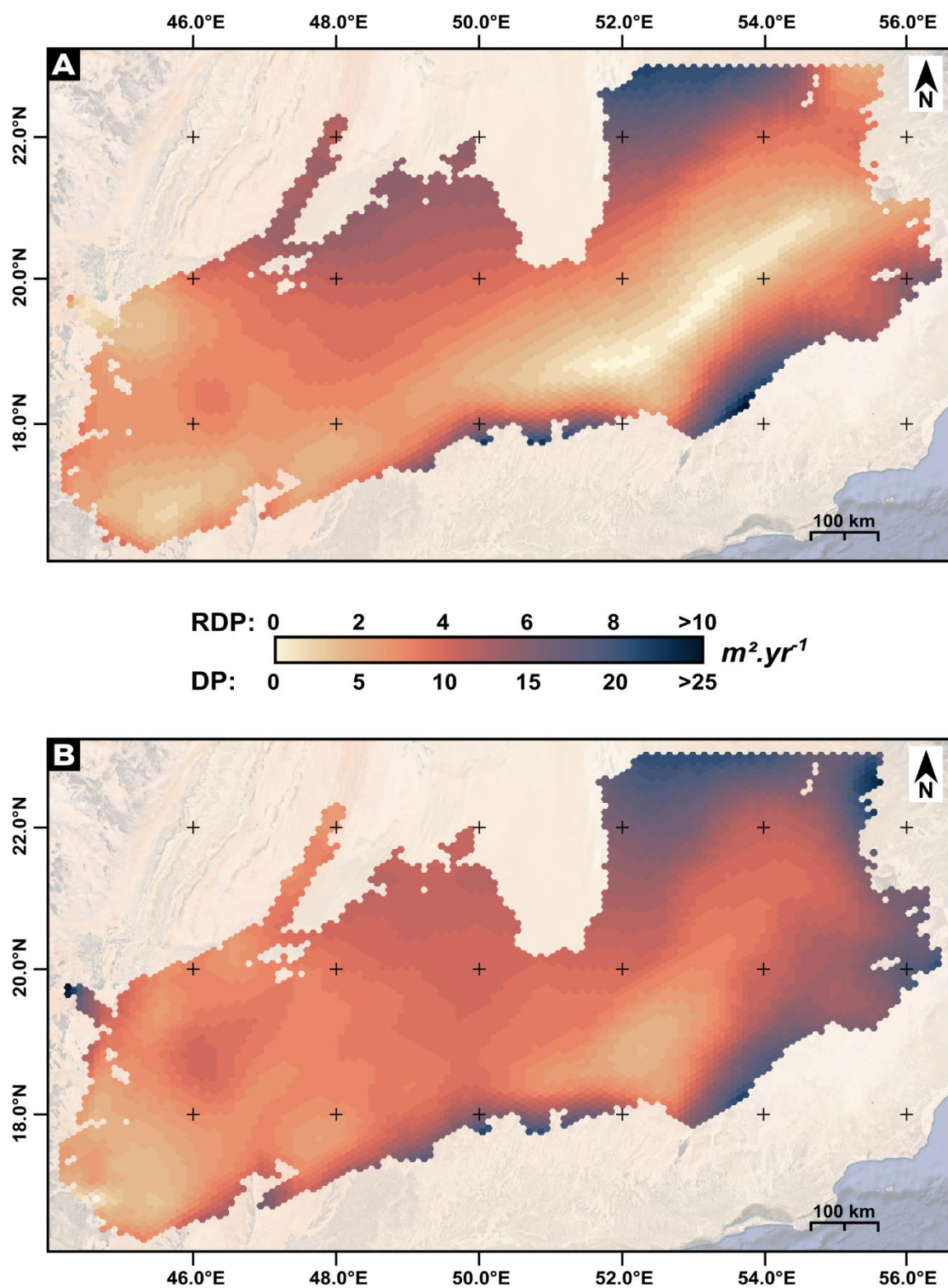


Fig.4.24. Schémas spatiaux du A) potentiel de dérive résultant RDP et B) du potentiel de dérive (DP) dans le désert du Rub'Al Khali.

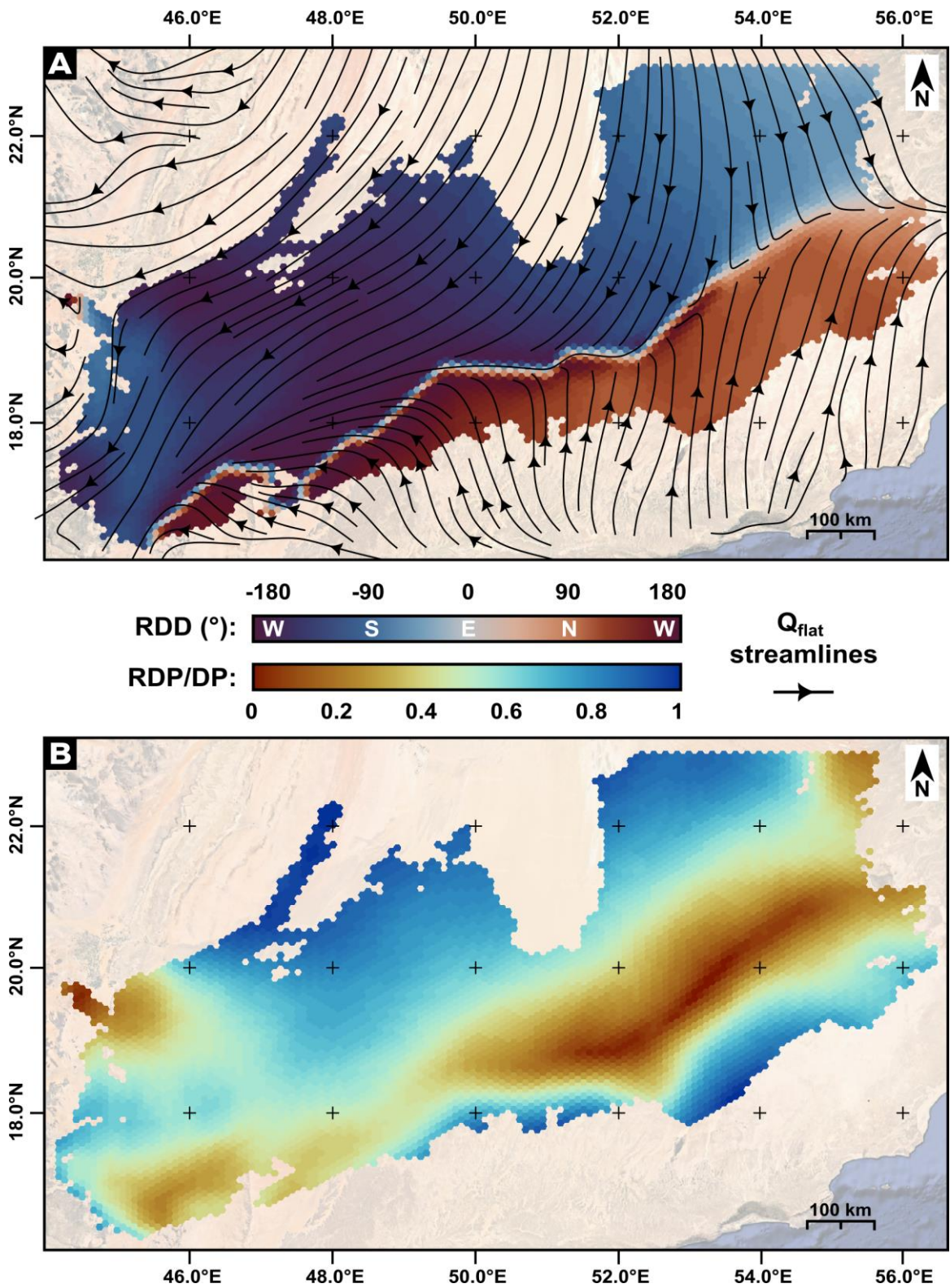


Fig.4.25. Schémas spatiaux de A) la direction de dérive résultante (RDD) et B) du régime des vents exprimé par le rapport RDP/DP dans le désert du Rub'Al Khali.

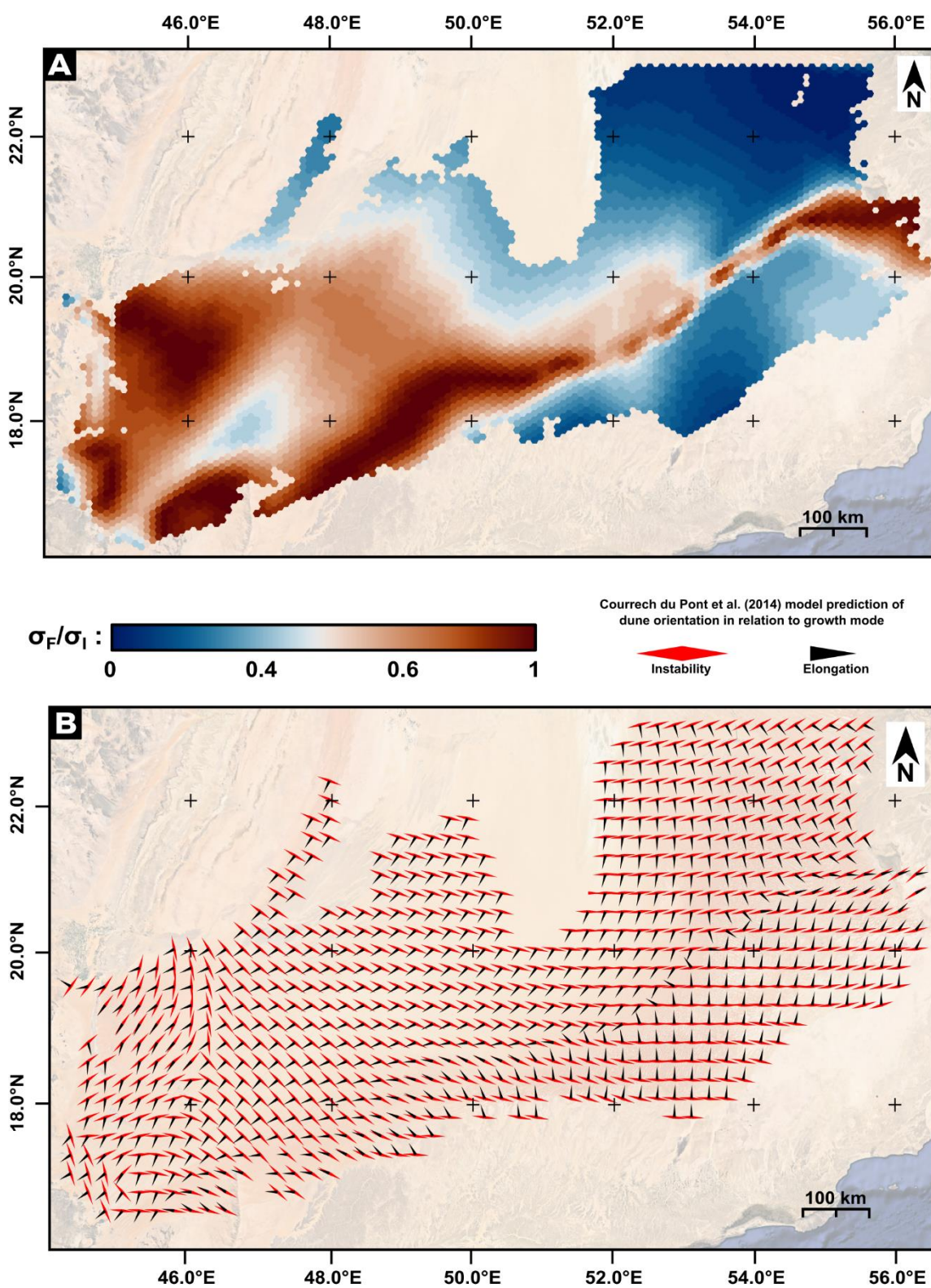


Fig.4.26. Schémas spatiaux A) du rapport σ_F/σ_I et B) des orientations des dunes prédites à partir du modèle de Courrech du Pont et al. (2014) en fonction de leur mode de croissance en instabilité de lit (vecteurs rouges) et en élévation (vecteurs noirs) dans le désert du Rub'Al Khali.

5.4. Modèle d'organisation spatiale et morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali

Nos résultats montrent comment la configuration spatiale et morphologique des dunes du Rub'Al Khali est contrôlée par la variabilité spatiale du régime des vents et du transport de sable. Une telle conclusion n'est pas surprenante, étant donné qu'il est aujourd'hui largement reconnu que les formes et l'orientation des dunes reflètent le régime des vents, et que l'évolution de ces dernières devient progressivement plus ordonnée tant que le régime des vents reste constant (*Kocurek et Ewing, 2005*).

En considérant les pôles évolutifs identifiés comme des attracteurs morphologiques vers lesquels les dunes sont attirées (voir *Section § 4.3*), nous montrons qu'ils capturent également les caractéristiques spatiales et directionnelles du flux de sable, des régimes de vent, ainsi que les mécanismes de croissance qui influencent le développement régional des dunes (**Fig. 4.27 et 4.28**) (*Ewing et Kocurek, 2010 ; Kocurek et Lancaster, 1999*).

Cependant, les résultats statistiques obtenus à partir de la cartographie n'offrent qu'une représentation instantanée de l'évolution morphologique des dunes pour un moment donné. Les processus éoliens sont, par essence, dynamiques, à la fois dans l'espace et dans le temps. L'absence de séries temporelles de données topographiques mondiales nous contraint à contracter cette dimension temporelle en moyennant les données de vent pour appréhender les mécanismes responsables des changements morphologiques des dunes, en postulant que la variabilité spatiale des vents dominants (Shamal et Kharif) a peu changé depuis les deux dernières glaciations (*Glennie et Singhvi, 2002 ; Juyal et al., 1998*).

De plus, si un tel suivi temporel de la topographie à l'échelle régionale existait, l'évolution des dunes resterait complexe à estimer pour plusieurs raisons (*Gunn, 2023 ; Gunn et al., 2022 ; Kocurek et Ewing, 2005*).

- 1) Il est difficile de déterminer avec précision le moment où le champ de dunes a pu être stabilisé ;
- 2) Il n'est pas toujours évident de savoir si un modèle spécifique de dunes a été exposé à la surface ou s'il a été enfoui sous des générations plus récentes de dunes ;

- 3) Les variations d'intensité des vents lors d'événements spécifiques influencent également l'évolution des dunes, mais ces événements ne sont pas toujours bien enregistrés ou prévisibles ;
- 4) Enfin, il existe un réajustement retardé des dunes face aux changements de régime des vents. Ce délai, lié à l'accommodation entre la disponibilité du sable, la migration des dunes, et l'intensité du vent, crée un décalage entre les changements de vent et les réponses morphologiques des dunes.

5.4.1. Influence du flux net de sable et du régime des vents sur la distribution spatiale du continuum statistique

En fonction du RDD, du régime de vent et du flux net transportable (RDP), nous pouvons distinguer 3 pôles reliant les directions préférentielles de transport, les localisations géographiques, et les composantes principales de la morphométrie des dunes :

- **Pôle A** : zone de couverture sédimentaire moyenne au sud-ouest, avec des interdunes parfois sableuses, caractérisée par un flux net transportable $\sim 4 \text{ m}^2/\text{an}$ (Fig.4.27.A ; 4.28) dans un régime de vent bimodal (Fig.4.27.B). Les flux sont dirigés en direction du sud-ouest (Fig.4.27.C ; 4.28).
- **Pôle B** : zone de couverture non sableuse et non érodable, localisée au nord-est, caractérisée par un flux net transportable $\sim 2 \text{ m}^2/\text{an}$ (Fig.4.27.A ; 4.28) dans un régime de vent bimodal à complexe (Fig.4.27.B). Les flux sont dirigés en direction du sud à sud-est (Fig.4.27.C ; 4.28).
- **Pôle C** : Marge externe du bassin, principalement au sud, avec une couverture non sableuse et non érodable, caractérisée par un flux net transportable $\sim 8 \text{ m}^2/\text{an}$ (Fig.4.27.A ; 4.28) dans un régime de vent uni- bimodal (Fig.4.27.B). Les flux sont dirigés en direction du nord-ouest (Fig.4.27.C ; 4.28).

Globalement, le bassin du Rub'Al Khali agit comme un puits de sédimentation, bien que peu de variations topographiques internes y soient observées (Bishop, 2010). Ceci est d'autant plus marqué au niveau de la zone de convergence des flux nets de sable, influencée par les vents inverses du Shamal et du Kharif, qui agissent comme un point

de collecte majeur du sable où les hauteurs de dunes sont les plus élevées du désert et leur accumulation limitée par un confinement topographique (Fig.4.27.A et 4.28; Bishop, 2010). Dans cette zone, dominée par un régime bidirectionnel à complexe, la convergence et la diminution des flux conduisant à l'accumulation du sable suggèrent un état quasi stationnaire des dunes (Gunn, 2023).

Les dunes en croissant et les dunes isolées se forment dans cette zone. Sous l'influence des changements saisonniers dans la marge SE du Rub'Al Khali, des régimes éoliens locaux complexes génèrent des dunes en étoile et d'autres formes, définies par une forte « densité de défauts », suggérant des interactions complexes entre le stock de sable et les vents.

Cette zone de convergence est clairement identifiable dans notre modèle évolutif, montrant une diminution progressive des flux pour un régime de vent multidirectionnel entre les pôles B et C (Fig.4.27.A à 4.27.C). Dans le paysage, cette limite se suit à travers tout le bassin par une interface sédimentaire entre une couverture de sable forte exprimée par un stock de sable que nous pouvons considérer comme illimité, et des dunes facilement identifiables représentant une couverture sédimentaire plus faible (ligne noire en pointillée, Fig.4.28).

Comme le Kharif est un vent saisonnier, cette zone pourrait servir de source d'alimentation et maintenir un apport de sable suffisant pour les transitions morphologiques du NE au SW, expliquant ainsi une couverture sédimentaire plus importante à l'ouest où les dunes linéaires sont dominantes et où leurs inter-dunes peuvent parfois être recouvertes de sable.

5.4.2. Influence des modes de croissance et du régime de vent sur la distribution spatiale du continuum statistique

La nouvelle classification morphodynamique des dunes proposée par Courrech du Pont et al. (2024) met en évidence que la formation et les configurations des dunes dépendent principalement des caractéristiques et des variations spatiales du flux de sable (Courrech du Pont et al., 2023 ; Werner, 1995). Leur orientation par rapport à la crête peut être perpendiculaire, oblique ou parallèle à la direction de dérive résultante, c'est-à-dire la direction du transport net sur un lit plat (Courrech du Pont et al., 2024).

En analysant la distribution du nuage de point du modèle évolutif, il est évident que le pôle A associé aux dunes linéaires se distingue nettement des pôles B et C, décrits respectivement par les dunes en croissant et les dunes isolées (**Fig.4.27**). La direction du transport net de sable pourrait expliquer cette distinction, en particulier pour les morphologies à l'ouest qui diffèrent des deux autres pôles situés à l'est (**Fig.4.27.C**).

L'orientation des crêtes des dunes du pôle A s'aligne avec la direction du transport net de sable, suggérant une composante génétique longitudinale dans un régime de vent bidirectionnel (**Fig.4.27.D**) (*Courrech du Pont et al., 2024*). En revanche, les crêtes des dunes des pôles B et C montrent une orientation différente (écart d'environ 80° à -80°), illustrant une composante génétique transversale dans un régime de vent multidirectionnel et complexe (**Fig.4.27.D**).

Ainsi, de chaque côté du désert de sable, représenté soit par le pôle A, soit par les pôles B et C, on distingue clairement deux modes de croissance des dunes qui traduisent les relations entre l'orientation des dunes et leurs configurations spatiales hétérogènes.

Dans la partie ouest, sous un régime de vents bidirectionnels, la morphologie des dunes, décrite par le paramètre « longueur » montre des motifs étirés sur plusieurs kilomètres qui peuvent être déduits du rapport des taux de croissance $\sigma_F/\sigma_I > 0.6$, reflétant bien les configurations spatiales et morphométriques des dunes linéaires principalement contrôlées par un mode de croissance en élongation (**Fig.4.27.E et 4.28**).

En effet, dans cette zone, les dunes se forment et s'alignent avec le Shamal, dans la direction du transport net de sédiments (**4.27.D et Fig.4.28** ; *Cazenave et al., 2013* ; *Edgell, 2006*)).

La forme des dunes est ainsi maintenue par le flux longitudinal aux crêtes des dunes et optimise le transport de sable et la stabilité des dunes, tout en limitant leur mobilité ou réorientation (**Fig.4.27.C à 4.27.E et 4.28** ; *Gao et al., 2015* ; *Courrech du Pont et al., 2014* ; *Cazenave et al., 2013* ; *Edgell, 2006* ; *Werner et Kocurek, 1997*). Toutefois, des variations d'orientation des crêtes au SW de 10° à 20° pourraient indiquer des ajustements locaux ou saisonniers des régimes de vent (*Cazenave et al., 2013*).

Dans les zones à l'est, où les formes de dunes sont principalement exprimées par les dunes des pôles B et C pour des régimes de vent bidirectionnel à complexe, les principaux corps sédimentaires sont orientés perpendiculairement à la direction du transport net de sable. Le mode de croissance en instabilité de lit y prévaut.

En effet, là où nos résultats statistiques montrent une expression morphologique des dunes du pôle B par la « hauteur », le mode de croissance suppose que l'orientation des crêtes des dunes est telle qu'elle maximise le taux de croissance en hauteur des dunes et suggère une accumulation sédimentaire plus importante (**Fig.4.27.E** et **4.28**) ([Courrech du Pont et al., 2024](#)).

Pour les dunes du pôle C, définies par une forte « densité de défauts » et situées au sud-est du désert, la contribution de ce paramètre aux formes des dunes suggère une remobilisation sédimentaire saisonnière. Les taux de croissance dans cette zone $\sigma_F/\sigma_I < 0.4$ indiquent un mécanisme principalement contrôlé par l'instabilité du lit (**Fig.4.27.E**). Cependant, l'expression morphométrique du paramètre « densité de défauts » dans cette zone de forte densité de défauts pourrait aussi supposer un processus d'élongation, permettant le développement des bras des dunes en étoiles. L'imagerie satellite et les prédictions du modèle de [Courrech du Pont et al. \(2014\)](#) confirment que ces dunes croissent et s'étendent, menant à plusieurs orientations différentes des crêtes (**Fig.4.28** et **Annexe F**).

Dans les zones de transition, le modèle évolutif montre un changement de morphologie sous des vents transitoires, entraînant une réorientation continue des dunes pour s'aligner avec le flux sédimentaire, produisant des orientations intermédiaires (**Fig.4.28**) ([Fernandez-Cascales et al., 2018](#)).

Ainsi, en combinant nos analyses statistiques et morphométriques avec les données de vent, nous soulignons l'importance des processus de réajustement morphologique des dunes du Rub'Al Khali. Ceci montre comment les dunes en croissant évoluent vers des formes plus complexes, linéaires ou isolées, qui elles-mêmes, selon les conditions environnementales, peuvent s'étirer ou se superposer aux dunes linéaires (**Fig.4.28** et **Annexe H à J**).

Cependant, bien que ces différents mécanismes soient clairement enregistrés dans notre modèle, ce qui contrôle la dominance relative de chaque mécanisme de croissance reste largement inconnu à ce jour ([Courrech du Pont et al., 2024](#)). De plus, [Gao et al. \(2018\)](#) soulignent une dynamique intéressante qui pourrait éclairer les observations faites en marge du désert. En effet, en condition de faible disponibilité de sable, les dunes linéaires peuvent aussi relâcher des dunes en dôme à leurs extrémités. Cela pourrait expliquer la coexistence des dunes en dôme à côté des dunes linéaires en marge du désert, ainsi que leur possible remobilisation et étirement sous l'effet des vents saisonniers, contribuant à leur réorganisation morphologique.

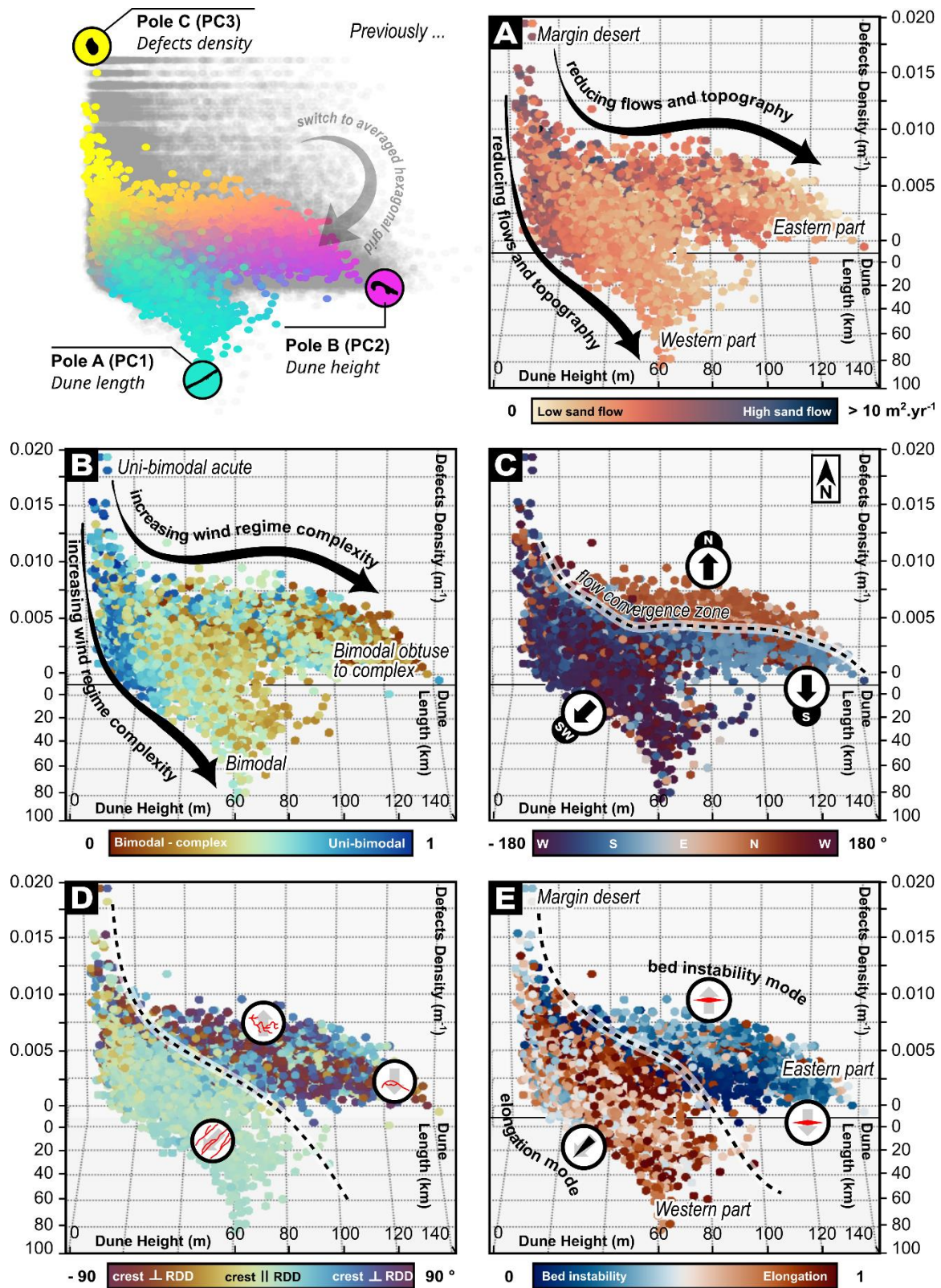


Fig.4.27. Influence des propriétés des régimes des vents, du transport du sable, et des modes de croissance des dunes sur le modèle évolutif issu de l'ACP. A) RDP, B) RDP/DP, C) RDD, D) Différence angulaire entre le RDD et la direction des crêtes, E) $\sigma F / \sigma l$.

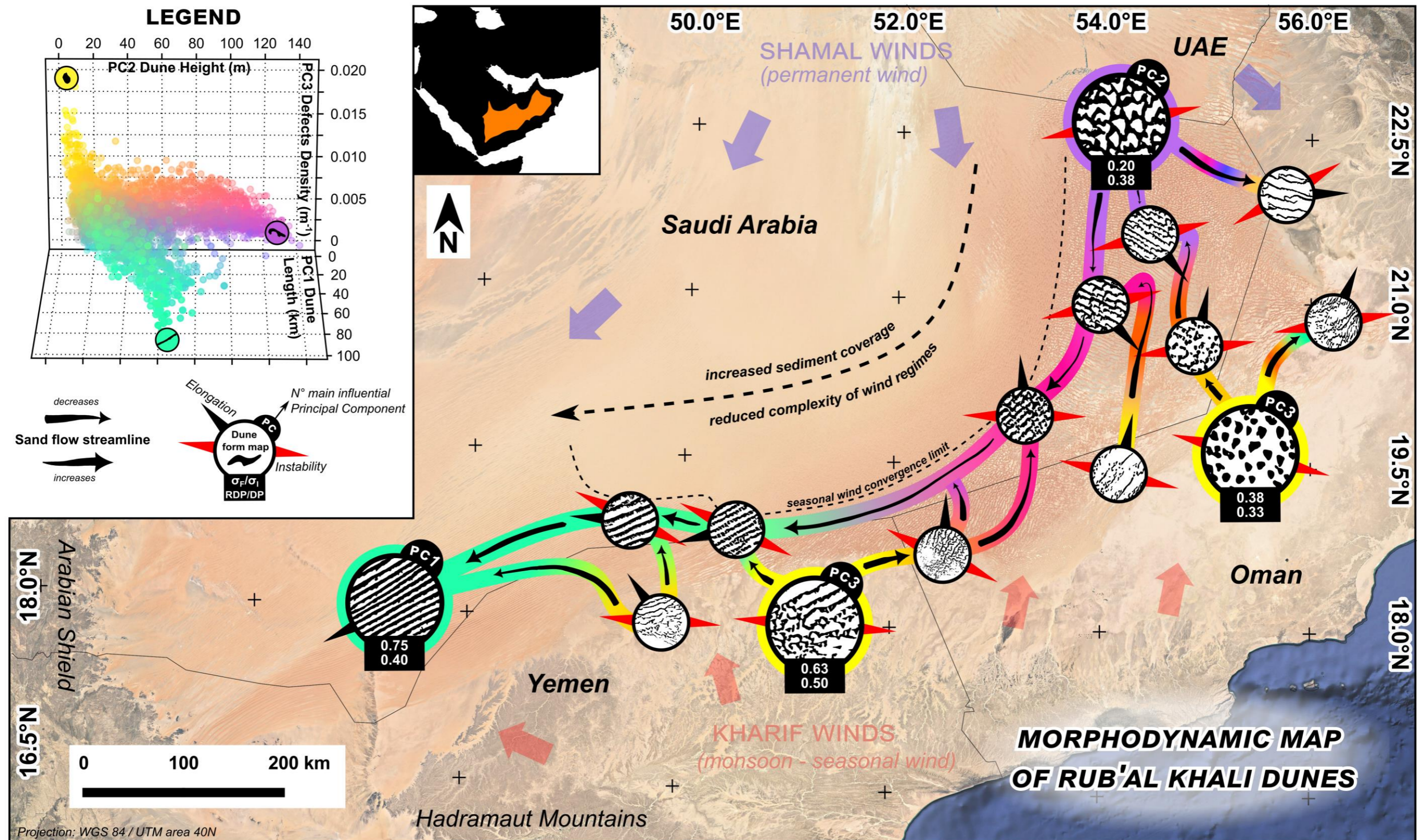


Fig.4.28. Synthèse morphodynamique des dunes du Rub'Al Khali. Cette carte illustre deux composantes décrivant la diversité morphologique des dunes : l'évolution spatiale de la morphométrie des dunes décrite statistiquement par ACP, et l'évolution spatiale de la variabilité du régime des vents, du transport du sable et du mode de croissance des dunes. Le passage d'une extrémité à l'autre du désert s'accompagne d'une évolution spatiale de la contribution de la longueur (cyan), de la hauteur (magenta) et de la densité de défauts des dunes (jaune), mais également d'une évolution de la dynamique des vents et du passage d'un mode de croissance à un autre. Ceci se traduit par plusieurs transitions morphologiques.

6. Synthèse des principaux résultats

Nous montrons dans ce chapitre l'évolution spatiale et morphologique des dunes sous l'influence des processus éoliens. Pour la première fois, de telles analyses ont été réalisées à l'échelle du désert de sable, en s'appuyant sur une base de données comprenant plus de **100 000 entités**. L'originalité de cette étude réside dans l'application de **méthodes statistiques** couramment utilisées en science, mais encore rarement exploitées en géomorphologie éolienne.

Nous montrons ainsi des **tendances significatives dans la géométrie** des dunes et établissons de nouvelles relations entre leurs morphologies, illustrant pour la première fois, dans ce désert, leurs **trajectoires morphologiques et évolutives dictées par les processus éoliens**.

La **diversité des formes** des dunes, décrite par **huit paramètres morphométriques**, est le **principal facteur de l'hétérogénéité spatiale** du Rub'Al Khali. Les tests de *p-value* pour chaque paramètre morphométrique montrent des valeurs inférieures à 0,05, confirmant une **organisation spatiale significative** des dunes décrite par ces paramètres.

Cette diversité de formes et leurs configurations spatiales peuvent être modélisées statistiquement par une **ACP**. Chaque axe des composantes principales est une combinaison linéaire des paramètres morphométriques pondérés par leurs valeurs propres.

L'ACP a réduit la variabilité morphologique des dunes à **trois composantes principales**, chacune reflétant au mieux trois formes archétypes de dunes, observées dans trois régions distinctes du désert :

- **PC1 (Longueur des dunes - pôle A)** : La composante la plus influente, expliquant plus de 50 % de la variance, dominée par la longueur des dunes. Les dunes décrites par ce paramètre se localisent au SW sous forme de dunes linéaires ;
- **PC2 (Hauteur des dunes - pôle B)** : Explique environ 16 % de la variance, dominée par la hauteur des dunes. Les dunes décrites par ce paramètre se localisent au NW, dans la moitié est du désert, sous forme de dunes en croissant (barkhanes et rides barkhanoïdes) ;

- **PC3 (Densité de défauts - pôle C)** : Explique environ 10 % de la variance, dominée par la densité de défauts. Les dunes décrites par ce paramètre se localisent au SE, dans la moitié est du désert, sous forme de dunes isolées (en étoiles et en dômes).

Chaque **forme archétypale** de dune est caractérisée par **son paramètre morphométrique**, et les **transitions** entre ces formes représentent des **étapes évolutives**. Les dunes transitoires tendent vers l'état le plus stable, représenté ici par les dunes linéaires, en raison de leur mouvement latéral limité et de leur stabilisation sous divers régimes de vent (*Rozier, 2019 ; Reffet et al., 2010*). Ainsi, nous proposons dans ce chapitre un **modèle évolutif** des dunes du Rub'Al Khali selon lequel :

- Les **dunes en croissant** avec une hauteur marquée (pôle B) évoluent soit **vers des dunes linéaires** plus longues au SW (pôle A) ; soit en dunes isolées (pôle C) ;
- Les **dunes étoilées et en dôme** (pôle C) peuvent **évoluer en s'étirant** ou en se soudant jusqu'à **chevaucher** et à constituer des **dunes linéaires**.

La **configuration** des dunes est fortement **influencée par les régimes de vent et le transport de sable**, avec les vents du Shamal et du Kharif, stables depuis les deux dernières glaciations, jouant un rôle clé (*Bishop, 2010*). Le Rub'Al Khali sert de **puits de sédimentation**, particulièrement dans sa moitié est, où se forment des dunes en croissant et en étoile dans des zones de convergence des flux, sous l'influence de régimes de vent bidirectionnels et complexes.

Le modèle de *Courrech du Pont et al. (2014)* identifie **deux modes de croissance** des dunes, chacun **lié à un pôle morphologique spécifique** et à sa région spatiale :

- **Mode d'élongation** (NE vers SW) : Observé dans la partie ouest (pôle A), où les crêtes des dunes linéaires s'alignent avec le flux sédimentaire résultant ;
- **Mode d'instabilité de lit** (NW vers SE) : Observé dans la partie est (pôles B et C), où les crêtes des dunes sont transversales par rapport au flux sédimentaire, optimisant la croissance en hauteur.

Les **zones de transitions morphologiques** dans le Rub'Al Khali montrent une **transition douce d'un mode de croissance à un autre** et sont cohérentes avec les prédictions du modèle de *Courrech du Pont et al. (2014)*.

Conclusions et Perspectives

1. Conclusions

L'étude suivante de l'utilisation de l'Intelligence Artificielle à la cartographie pour améliorer l'analyse des dunes éoliennes s'inscrit dans une recherche pluridisciplinaire. L'objectif de ces travaux de thèse était de répondre à la problématique suivante :

I. Comment les dunes changent-elles de forme ? Convergent-elles toutes vers une forme spécifique ou observe-t-on un continuum morphologique en lien avec la dynamique ?

II. Qu'est-ce qui traduit et contraint les maturités, configurations et organisations spatiales des dunes ?

L'utilisation des algorithmes d'apprentissage profond permet une modélisation précise et rapide des configurations à des échelles rarement atteintes auparavant ([Daynac et al., 2024](#) ; [Shumack et al., 2020](#)) et nous conduit naturellement vers une problématique secondaire essentielle à la compréhension des dynamiques éoliennes : *Qu'est-ce qui traduit et contraint leurs formes et leurs organisations spatiales à l'échelle d'un désert ?*

Pour répondre à cette question, plusieurs points de conclusion ressortent de ces travaux et sont listés ci-après selon deux axes de réflexion.

1.1. Axe 1 : Développement d'une méthode automatisée et innovante pour cartographier les différents types de dunes et leurs caractéristiques (contours, crêtes, défauts)

Nous avons développé, validé et appliqué un protocole automatisé de cartographie des contours, lignes de crêtes, et défauts des dunes à partir de données MNT. Ce protocole permet de produire de grandes bases de données cartographique pour l'analyse de champs de dunes et déserts de sables ([Daynac et al., 2024](#)). Ce protocole est basé sur des algorithmes, outils et données en libres accès (Network GT ([Nyberg et al., 2018](#)), TGS ([Putniņš et Tveite, 2021](#) ; [Tveite, 2017](#))) et peut être téléchargeable gratuitement. Il repose sur :

- i) L'extraction des contours de dunes à l'aide d'un algorithme de Deep Learning (CNN U-Net). L'apprentissage de l'algorithme a été réalisé sur 100 échantillons par échelle de travail et les résultats de rappel, de précision, et de qualité valident les prédictions cartographiques ;

ii) L'extraction des **lignes de crêtes et défauts** par un algorithme de **squelettisation et une analyse de réseau**. Actuellement, le protocole permet de **générer différents niveaux de complexité** morphologique des dunes en fonction d'un seuil de squelettisation à fixer.

Le protocole automatisé de cartographie montre également de **bonnes performances** lorsqu'il est appliqué à **une plus grande échelle** comportant des **dunes complexes** (par exemple : Yémen). Cette approche permet ainsi de **créer une base de données massive de plusieurs milliers de dunes avec une fidélité élevée** par rapport à une inspection visuelle des dunes identifiées présentes sur le MNT.

Afin d'optimiser l'efficacité du protocole de cartographie, il est crucial de **prendre en compte la résolution** de la donnée **MNT** en entrée. En effet, lorsque les objets cartographiés sont trop petits vis-à-vis de ceux-ci, des lacunes, erreurs et différences sont observées lors de la digitalisation des échantillons d'apprentissage et dans les résultats de l'application du protocole. Ainsi, bien qu'ayant pu cartographier les dunes superposées dans ce manuscrit, la résolution actuelle du MNT ne permet pas leur utilisation et analyse.

Définir clairement le seuil de détection des dunes possible avec la donnée utilisée en entrée, **adopter une stratégie multi-opérateurs** et **affiner les seuils de squelettisation** permettront la répliquabilité de notre méthode en garantissant une échelle de travail adaptée et une cartographie de précision optimale.

1.2. Axe 2 : Quantification des formes de dunes pour analyser les changements morphologiques liés aux processus éoliens.

Afin de répondre aux problématiques de la thèse, nous avons appliqué le protocole précédemment développé sur le **désert du Rub'Al Khali** qui correspond au plus grand désert de sable continu terrestre et montre une diversité importante de formes de dunes. Le protocole a permis ainsi de cartographier plus de **100 000 entités de dunes (122 299 contours, 122 299 crêtes, et 514 083 défauts)**.

La diversité des formes des dunes a été explorée à travers **8 paramètres morphométriques** (longueur, largeur, aire, indice de circularité, rapport d'élongation des dunes, longueur cumulée des crêtes, densité de défauts, hauteur des dunes) mettant

en évidence la complexité et l'hétérogénéité spatiale du paysage dunaire du Rub'Al Khali.

Un calcul de *p-value* pour tester l'hypothèse d'une configuration spatiale aléatoire a été testé et les résultats confirment statistiquement une **organisation spatiale significative** (*p-value* < 0.05) des dunes décrites par nos 8 paramètres morphométriques.

Ce calcul de *p-value* indique qu'une **ACP** peut être menée sur le jeu de données. Celle-ci a été réalisée et fournit des résultats montrant **trois composantes principales**, pour chacune desquelles un **paramètre morphologique est significativement dominant**, permettant ainsi de réduire la complexité des données en isolant ces paramètres morphométriques :

- **PC1** (pôle morphologique A) reflète principalement la « *longueur des dunes* » ;
- **PC2** (pôle morphologique B) reflète principalement la « *hauteur des dunes* » ;
- **PC3** (pôle morphologique C), reflète principalement la « *densité de défauts* ».

L'analyse de la distribution cartographique de ces composantes révèle que :

- La « *longueur des dunes* » est la composante dominante sur la **moitié ouest** du désert, principalement dans la région au SW sous forme de **dunes linéaires** ;
- La « *hauteur des dunes* » domine la **moitié est** du désert, dans sa région NW où les **dunes en croissant** sont fortement représentées ;
- La « *densité de défaut* » domine également la **moitié est**, mais dans la région SE, dans laquelle les **dunes isolées (dunes en étoiles et en dômes)** sont nombreuses.

A partir de ces trois pôles morphologiques décrits par les trois composantes principales de l'ACP, nous avons pu identifier des **trajectoires spécifiques de l'évolution spatiale des dunes du Rub'Al Khali** :

- Les dunes en croissant (barkhanes et rides barkhanoïdes) évoluent soit i) en dunes complexes puis linéaires et étirées, soit ii) en dunes isolées (en étoiles et en dômes) ;
- Les dunes isolées (en étoiles et en dômes) peuvent évoluer vers des formes linéaires en s'étirant ou en chevauchant les dunes linéaires.

Chaque forme archétypale de dune (linéaires, en croissant, en étoile) est caractérisée par un des trois paramètres morphométriques dominants dans l'ACP, et les **transitions entre ces formes** représentent des **étapes de transitions morphologiques**. Les dunes transitoires tendent vers **l'état le plus stable**, représenté ici par les **dunes linéaires**, en raison de leur mouvement latéral limité et de leur stabilisation sous divers régimes de vent ([Rozier, 2019](#) ; [Reffet et al., 2010](#)).

Ce modèle évolutif a été couplé avec des données de vent ERA 5 Land Reanalysis afin d'expliquer le contrôle spatial des formes de dunes par les mécanismes de transport du sable et de développement des dunes.

Le modèle évolutif identifié dans cette étude **différencie la forme, la taille et l'orientation des dunes** en raison des **variations des caractéristiques directionnelles du flux de sable**.

A partir du modèle de [Courrech du Pont et al. \(2014\)](#), nous avons identifié **deux modes de croissance des dunes**, chacun étant relié à un pôle morphologique spécifique et à une région cartographie particulière :

- **Mode d'élongation** : Principalement observé dans la moitié ouest (pôle A), où les crêtes des dunes linéaires s'alignent avec le flux sédimentaire résultant ;
- **Mode d'instabilité de lit** : Principalement observé dans la moitié est (pôles B et C), où les crêtes des dunes sont transversales par rapport au flux sédimentaire, optimisant la croissance en hauteur.

Les zones de transitions morphologiques et morphométriques observées dans le désert du Rub'Al Khali correspondent à des transitions douces depuis un mode de croissance vers un autre et sont cohérentes avec les prédictions du modèle de [Courrech du Pont et al. \(2014\)](#).

2. Perspectives

2.1. Cartographie multi-échelle et validation des relations de dispersion des bedforms (travaux préliminaire - mission Dune du Pilat (France) (CNES-CNRS : MITI Project CALEPAB)

Dans ce manuscrit, nous avons élaboré un protocole qui démontre sa capacité à produire divers niveaux de production et d'analyse cartographique, en fonction de la résolution des données disponibles. Grâce aux progrès de la télédétection et aux méthodes d'acquisition de données de MNT en haute à très haute résolution (par exemple : Lidar), nous serions en mesure de **cartographier l'ensemble des échelles de bedforms** (des rides balistiques (cm), dunes superposées (décamétriques) aux dunes et méga-dunes sous-jacentes ((pluri-)kilométriques).

Ces différents niveaux de production permettraient d'intégrer les relations spatiales entre les dunes d'échelles différentes et de **valider des modèles théoriques de dispersion** (par exemple : taux de croissance verticale en fonction de leur longueur d'onde et de leur orientation par rapport à l'écoulement). L'exploitation de ces données faciliterait l'extraction de lois d'échelle applicables à divers environnements ou substrats.

Cette approche permettrait **d'améliorer notre compréhension des processus de formation et d'évolution des dunes qui réagissent aux modifications environnementales et aux perturbations anthropiques**, de la genèse des premières structures éoliennes jusqu'à leur développement des protodunes et leur maturation.

Pour cela, nous avons réalisé des acquisitions de données lors de missions de terrain à la Dune du Pilat, résumées en **Fig.II.1** et encourageons l'utilisation de ces données pour diverses investigations futures :

- i. MNT haute résolution : Sur la partie sud de la Dune du Pilat (France), des prises de vue par drone (DJI Mavic Air 2 et DJI Phantom 4 RTK) et des acquisitions photogrammétriques ont été effectuées du 28 au 30 novembre 2022, et des orthophotographies et des MNT ont été réalisées ;
- ii. Des anémomètres et saltiphones ont recueilli des données de profils de vent, de vitesses de frottement, et de rugosité hydrodynamique ;

- iii. Granulométrie : 150 échantillons de sable ont été prélevés du 24 au 28 octobre 2022 pour des analyses prévues au premier semestre 2023, associées aux MNT des zones d'échantillonnage.

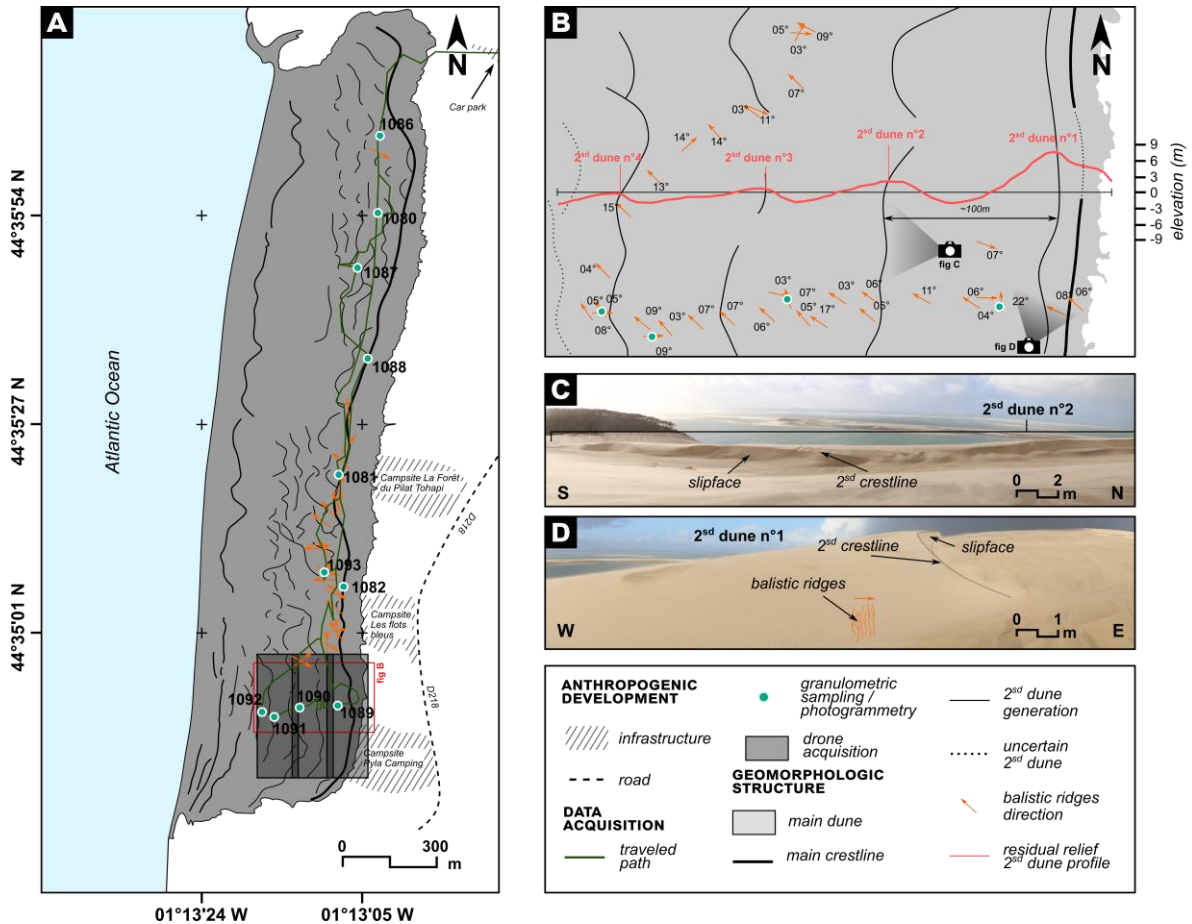


Fig.11.1. Synthèse des missions sur la Dune du Pilat (France) effectuées du 28 au 30 novembre 2022. A) Synthèse des points d'échantillonnage granulométriques/photogrammétriques (appareil photo classique) et de la zone d'acquisition des MNTs/orthophotographies (résolution centimétrique). B) Extrait des mesures de terrain et profil topographique acquis sur la zone sud de la dune. C) et D) Photographie des dunes transverses de la partie sud du site, de longueur d'onde pluri-décamétriques sur lesquelles sont superposés des rides balistiques de longueur d'onde pluri-centimétriques (photographie personnelle ; 24-28/10/22).

2.2. Suivis temporelles et caractérisation de l'activité des dunes éoliennes

La surveillance de l'activité des dunes consiste à observer et à quantifier les changements de surface des dunes en relation avec le potentiel de transport éolien du sable (par exemple : avec les données ERA 5 Land Reanalysis) ([Hugenholtz et al., 2012](#)).

Le protocole de cartographie automatisé développé dans cette étude permettrait de **quantifier sur des séries temporelles les variations de l'activité des dunes** au fil du temps, et ainsi donner un **aperçu de la trajectoire morphodynamique du système dunaire**, considéré comme « *géo-indicateur* » du changement environnemental et climatique ([Hugenholtz et al., 2012](#) ; [Berger et lams, 1996](#)).

Étant donné la vulnérabilité des environnements arides et côtiers face aux changements climatiques en cours et à la pression anthropique croissante, la compréhension de l'activité des dunes est d'une importance vitale pour les habitants des environnements dunaires semi-arides du monde entier, ainsi que pour les écosystèmes qui co-évoluent avec ces modèles dynamiques ([Hugenholtz et al., 2012](#)).

Aujourd'hui, la répartition naturelle et anthropique des processus d'empatement des dunes de sable et de désertification dans le monde n'a pas été clairement quantifiée. Cependant, les enjeux actuels et sociétaux majeurs en période de changement global motivent les études et les analyses de séries chronologiques par télédétection pour surveiller l'activité des dunes.

Cette surveillance de l'ensablement des sols et de la dynamique dunaires permettrait **d'anticiper la gestion des risques éoliens sur les infrastructures et les établissements humains**, mais aussi sur l'**activité agricole et l'industrie touristique** des pays sujets à ces phénomènes contemporains et probablement inévitables (**Fig.II.2** ; [Ahmady-Birgani et al., 2017](#); [Li et al., 2016](#); [Reichert et al., 2016](#); [Wijtkosum, 2016](#); [Lorenz et al., 2013](#)).

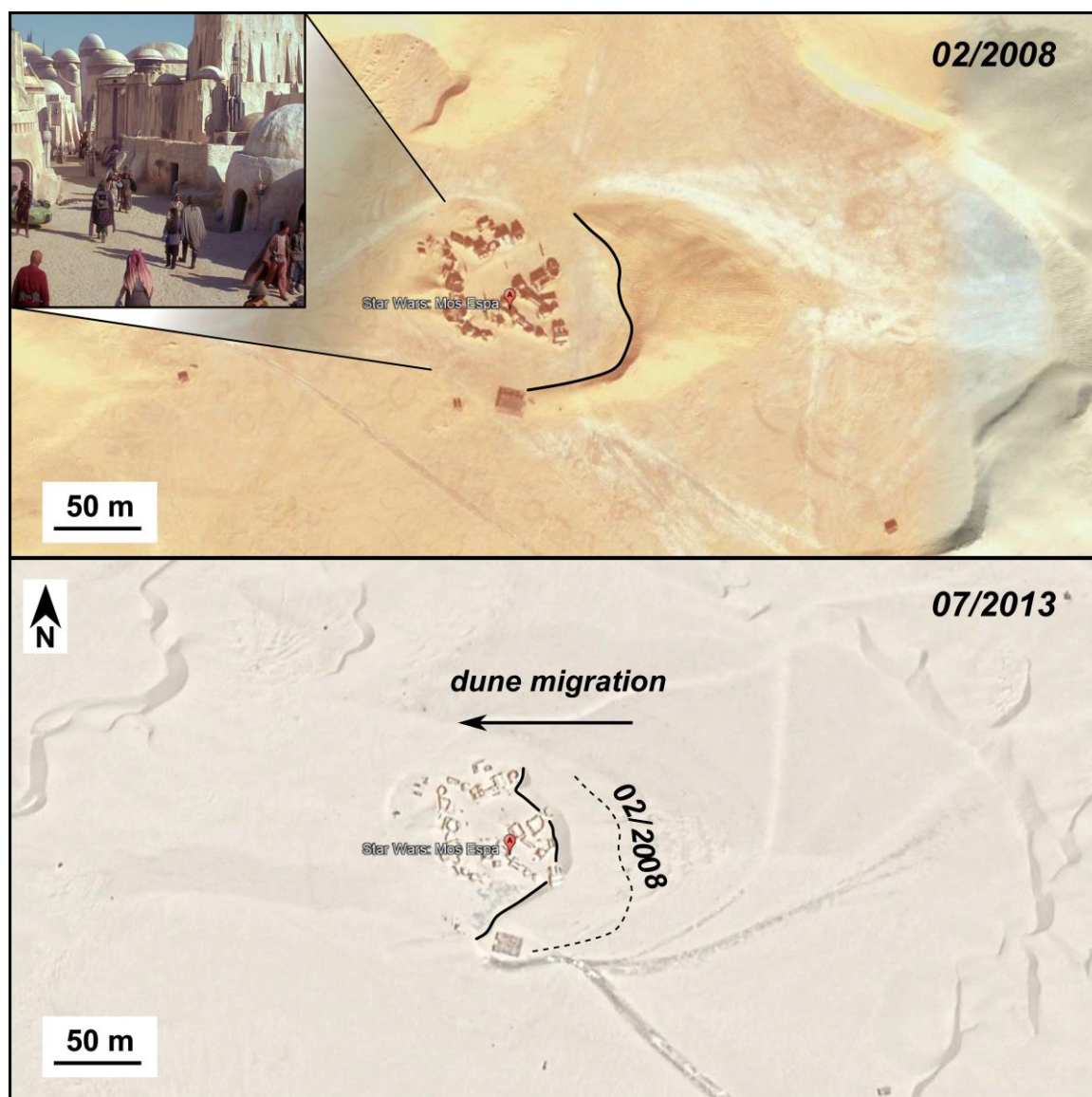


Fig.II.2. Séquence d'images satellite Google Earth © (Maxar Technologies) présentés par Lorenz et al. (2013) illustrant différents stades de migration des dunes barchanoïdes sur les décors des films Star Wars© (modifié d'après Lorenz et al., 2013). Le mouvement des barchanes représente une possible menace pour ce site fortement touristique en Tunisie (Lorenz et al., 2013).

2.3. Génération d'un atlas global des dunes terrestres

Les bases de données générées ainsi que les compilations morphométriques et dynamiques présentées dans ces travaux permettraient également d'**enrichir les bases de données existantes** sur les dunes (par exemple : INQUA (<https://www.dri.edu/inquadunesatlas/>)). La base de données INQUA fournit des informations sur la localisation des principaux champs de dunes, les différentes classes de formes existantes dans ces champs, et le contexte stratigraphique et chronologiques obtenu par luminescence et radiocarbone des dépôts de sable éoliens (*Lancaster et al., 2016*).

Nous espérons que nos travaux serviront de précurseur pour ajouter à cette base de données des échelles supplémentaires de cartographie des dunes tant que la résolution des données le permet. Les productions cartographiques pourraient être **couplées aux données de vents ERA 5 Land Reanalysis** afin d'y **générer des « cartes d'identités » mondiales morphodynamiques** des dunes terrestres. Ces atlas morphodynamiques couplés aux données chronologiques INQUA permettraient de :

- i. Corréler et analyser les différentes morphologies de dunes à différentes échelles spatiales et temporelles avec d'autres **indicateurs paléoclimatiques** (*Zheng et al., 2022 ; Lancaster et al., 2016*)
- ii. D'examiner les **implications paléoclimatiques et paléohydrologiques** des périodes de dépôts éoliens (*Lancaster et al., 2016*) ;
- iii. Apporter des données quantifiées morphométriques et dynamiques qui permettraient d'affiner, voire de tendre vers une **unification des schémas de classification des dunes éoliennes**, encore aujourd'hui non universels et parfois ambigus malgré les efforts importants menés (*Courrech du Pont et al., 2024*) ;
- iv. Et de **valider les simulations de modèles de développement** des dunes terrestres et des paléoclimats sur les 30 à 40 000 dernières années (*Lancaster et al., 2016*).

Actuellement, nous avons généré des résultats préliminaires de plusieurs autres champs de dunes et déserts de sable, résumés en **Fig.II.3 et Fig.II.4**, qui comprennent des **centaines de milliers de contours de dunes individualisés, lignes de crêtes, et défauts de morphologies variées**.

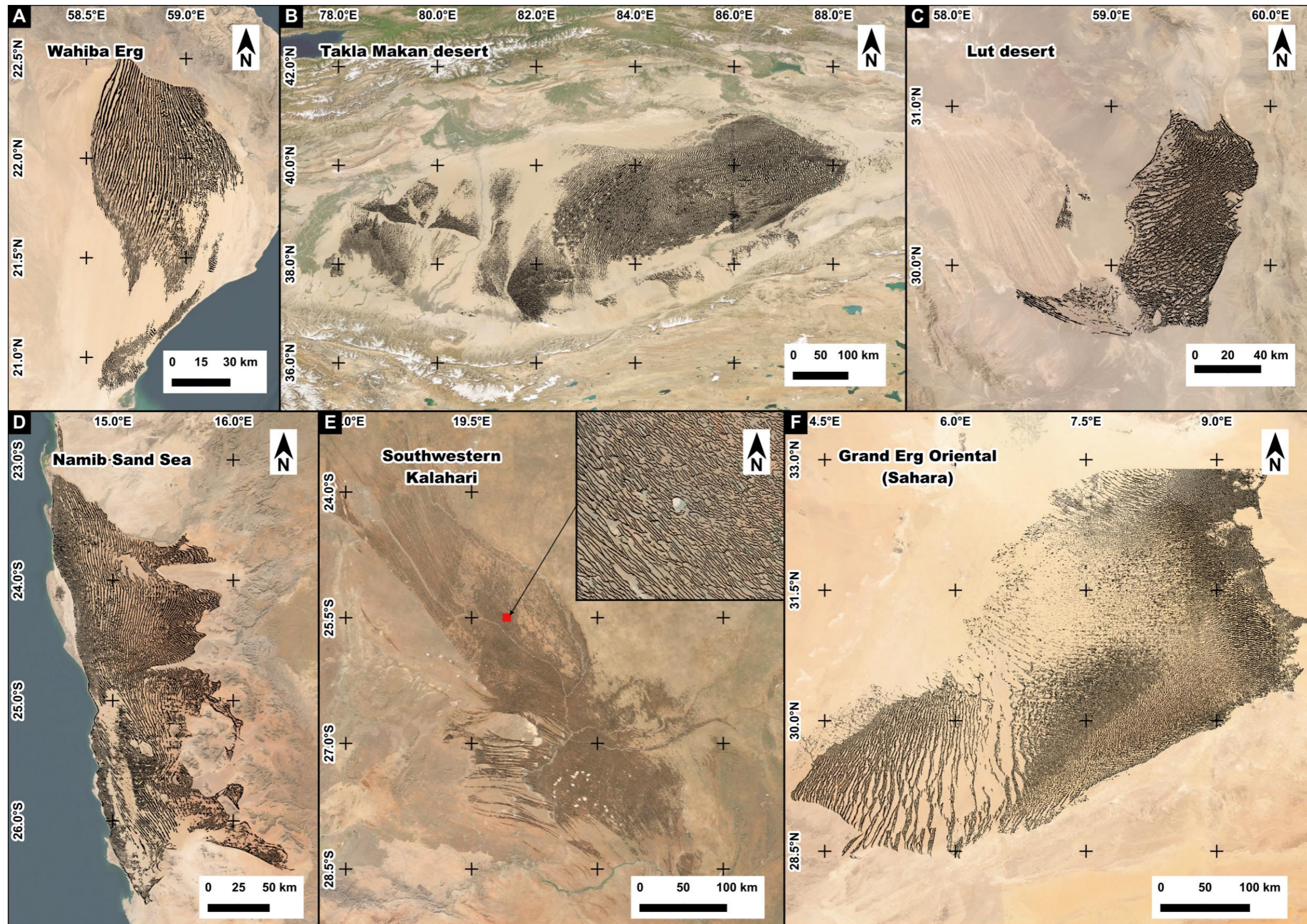


Fig.II.3. Compilation préliminaire d'un atlas des dunes des grands déserts de sable terrestres produite automatiquement. A) Erg Wahiba (Péninsule Arabique), B) Désert du Takla Makan (Chine), C) Désert du Lut (Iran), D) Désert de sable du Namib (Namibie), E) Désert SW du Kalahari (Namibie), F) Grand Erg Oriental (Sahara).



Fig.II.4. Cartographie automatisée des dunes linéaires des grands déserts d'Australie.

2.4. Potentiel d'inversion : utiliser les dunes comme nouvelle contrainte des climats planétaires

Les différentes morphologies identifiées à partir de notre méthode et les méthodes statistiques présentées dans ce chapitre, permettant de révéler les paramètres géométriques les plus significatifs dans la construction des dunes ouvrent sur la perspective **d'utiliser les dunes comme un indicateur quantitatif permettant de contraindre les climats planétaires passés, présents et futurs** (*potentiel d'inversion ; Fernandez-Cascales et al., 2018 ; Fenton et al., 2014a,b*).

Le problème d'inversion est régulièrement rencontré en géomorphologie dans lequel le modèle de forme de dunes est connu à partir des méthodes actuelles d'acquisitions d'images ou de MNT, mais les régimes de vents incidents ne sont pas connus (*Fenton et al., 2014a*). L'objectif de ce concept consiste à **reconstituer les régimes de vent** qui auraient pu façonner la diversité des dunes observées (*Fernandez-Cascales et al., 2018*). Sans aucune hypothèse sur la loi de transport sous-jacente, ce problème se réduit à **déterminer la distribution de l'orientation des flux sédimentaires façonnant les paysages éoliens** (*Fernandez-Cascales et al., 2018*).

A l'heure actuelle, la reconstitution des modèles de circulation de vents locaux, régionaux et planétaires se limite principalement à des conclusions principalement basées sur l'orientation des dunes de par le manque de données météorologiques à certains endroits (*Fenton et al., 2014a,b; Silvestro et al., 2012; Gardin et al., 2012; Hobbs et al., 2010; Ewing et al., 2010; Lancaster et al., 2002*).

Les solutions à ce problème ne sont pas uniques, mais des analyses prudentes de la morphologie des dunes et des directions de transport du sable peuvent aider à délimiter les possibles vents qui sculptent les différentes formes de dunes (*Fenton et al., 2014a*).

Ainsi, des bases de données telles que produites dans ces travaux de recherche serviraient à étudier et affiner notre compréhension de l'adaptation des paysages éoliens aux changements globaux. Les résultats issus de ce concept seraient particulièrement utiles dans les régions où les dunes sont visibles et cartographiables par les méthodes de télédétection, mais où les données météorologiques sont rares ou inexistantes.

Références Bibliographiques

A

- Abdallah, M., Kumar, A., 2011. An overview of Origin, Morphology and Distribution of Desert Forms, Sabkhas and Playas of the Rub' al Khali Desert of the Southern Arabian Peninsula. *Earth Sci. India* 4.
- Abrams, M., Crippen, R., Fujisada, H., 2020. ASTER Global Digital Elevation Model (GDEM) and ASTER Global Water Body Dataset (ASTWBD). *Remote Sensing* 12, 1156. <https://doi.org/10.3390/rs12071156>
- Ahmady-Birgani, H., McQueen, K.G., Moeinaddini, M., Naseri, H., 2017. Sand Dune Encroachment and Desertification Processes of the Rigboland Sand Sea, Central Iran. *Sci Rep* 7, 1523. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-01796-z>
- Aizawa, K., 1992. Connectionism and artificial intelligence: history and philosophical interpretation. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*. <https://doi.org/10.1080/09528139208953753>
- Allen, J.R.L., 1982. *Sedimentary structures, their character and physical basis* Volume 1. Elsevier.
- Al-Masrahy, M.A., Mountney, N.P., 2013. Remote sensing of spatial variability in aeolian dune and interdune morphology in the Rub' Al-Khali, Saudi Arabia. *Aeolian Research* 11, 155-170. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2013.06.004>
- Almutlaq, F., Mulligan, K., 2023. Using Texture Statistics to Identify and Map Different Dune Types within the Rub' al Khali. *Remote Sensing* 15, 4653. <https://doi.org/10.3390/rs15194653>
- Anderson, R.S., 1996. The attraction of sand dunes. *Nature* 379, 24-25. <https://doi.org/10.1038/379024a0>
- Andreotti, B., Claudin, P., Douady, S., 2002. Selection of dune shapes and velocities Part 1: Dynamics of sand, wind and barchans. *Eur. Phys. J. B* 28, 321-339. <https://doi.org/10.1140/epjb/e2002-00236-4>
- Andreotti, B., Fourrière, A., Ould-Kaddour, F., Murray, B., Claudin, P., 2009. Giant aeolian dune size determined by the average depth of the atmospheric boundary layer. *Nature* 457, 1120-1123. <https://doi.org/10.1038/nature07787>
- Anthonsen, K.L., Clemmensen, L.B., Jensen, J.H., 1996. Evolution of a dune from crescentic to parabolic form in response to short-term climatic changes: Råbjerg Mile, Skagen Odde, Denmark. *Geomorphology, Response of Aeolian Processes to Global Change* 17, 63-77. [https://doi.org/10.1016/0169-555X\(95\)00091-I](https://doi.org/10.1016/0169-555X(95)00091-I)
- Ashley, G.M., 1990. Classification of large-scale subaqueous bedforms; a new look at an old problem. *Journal of Sedimentary Research* 60, 160-172. <https://doi.org/10.2110/jsr.60.160>
- Aufrère, L., 1931. *Le cycle morphologique des dunes*. Librairie Armand Colin.

B

- Baas, A.C.W., 2002. Chaos, fractals and self-organization in coastal geomorphology: simulating dune landscapes in vegetated environments. *Geomorphology*, 29th Binghamton Geomorphology Symposium: Coastal Geomorphology 48, 309-328. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(02\)00187-3](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(02)00187-3)
- Baddock, M.C., Nield, J.M., Wiggs, G.F.S., 2018. Early-stage aeolian protodunes: Bedform development and sand transport dynamics. *Earth Surface Processes and Landforms* 43, 339-346. <https://doi.org/10.1002/esp.4242>
- Bagnold, R.A., 1974. *The Physics of Blown Sand and Desert Dunes*. Courier Corporation.
- Bagnold, R.A., 1951. Sand Formations in Southern Arabia. *The Geographical Journal* 117, 78-86. <https://doi.org/10.2307/1789795>
- Bagnold, R.A., 1941. The Behaviour of Sand Grains in the Air, in: *The Physics of Blown Sand and Desert Dunes*. Methuen, London.
- Bandeira, L., Marques, J.S., Saraiva, J., Pina, P., 2013. Advances in automated detection of sand dunes on Mars. *Earth Surface Processes and Landforms* 38, 275-283. <https://doi.org/10.1002/esp.3323>
- Bandeira, L., Marques, J.S., Saraiva, J., Pina, P., 2011. Automated Detection of Martian Dune Fields. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 8, 626-630. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2010.2098390>
- Barraud, B., 2019. *L'intelligence artificielle - Dans toutes ses dimensions*. Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne-Université Jiao Tong de Shanghai-L'Harmattan.
- Barrett, A.M., Balme, M.R., Woods, M., Karachalios, S., Petrocelli, D., Joudrier, L., Sefton-Nash, E., 2022. NOAH-H, a deep-learning, terrain classification system for Mars: Results for the ExoMars Rover candidate landing sites. *Icarus* 371, 114701. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2021.114701>
- Barth, H.-J., 2001. Characteristics of the wind regime north of Jubail, Saudi Arabia, based on high resolution wind data. *Journal of Arid Environments* 47, 387-402. <https://doi.org/10.1006/jare.2000.0668>
- Baughman, C.A., Jones, B.M., Bodony, K.L., Mann, D.H., Larsen, C.F., Himelstoss, E., Smith, J., 2018. Remotely Sensing the Morphometrics and Dynamics of a Cold Region Dune Field Using Historical Aerial Photography and Airborne LiDAR Data. *Remote Sensing* 10, 792. <https://doi.org/10.3390/rs10050792>
- Berger, A.R., Iams, W.J., 1996. *Geoinicators : assessing rapid environmental changes in earth systems*. AA Balkema, Rotterdam 466.
- Bianchi, F.M., Grahn, J., Eckerstorfer, M., Malnes, E., Vickers, H., 2021. Snow Avalanche Segmentation in SAR Images With Fully Convolutional Neural Networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14, 75-82. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3036914>

- Birch, C.P.D., Oom, S.P., Beecham, J.A., 2007. Rectangular and hexagonal grids used for observation, experiment and simulation in ecology. *Ecological Modelling* 206, 347-359. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.03.041>
- Bishop, M.A., 2010. Nearest neighbor analysis of mega-barchanoid dunes, Ar Rub' al Khali, sand sea: The application of geographical indices to the understanding of dune field self-organization, maturity and environmental change. *Geomorphology* 120, 186-194. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.03.029>
- Bishop, M.A., 2007. Point pattern analysis of eruption points for the Mount Gambier volcanic sub-province: a quantitative geographical approach to the understanding of volcano distribution. *Area* 39, 230-241. <https://doi.org/10.1111/j.1475-4762.2007.00729.x>
- Blaschke, T., Hay, G.J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D., 2014. Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 87, 180-191. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014>
- Bourke, M.C., Ewing, R.C., Finnegan, D., McGowan, H.A., 2009. Sand dune movement in the Victoria Valley, Antarctica. *Geomorphology* 109, 148-160. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.02.028>
- Brabets, T.P., 1997. Geomorphology of the lower Copper River, Alaska (No. 1581), Professional Paper. U.S. G.P.O. ; For sale by U.S. Geological Survey, Information Services,. <https://doi.org/10.3133/pp1581>
- Breed, C.S., Fryberger, S.G., Andrews, S., McCauley, Camilla.K., Lennartz, F., Gebel, D., Horstman, K., 1979. Regional studies of sand seas, using Landsat (ERTS) imagery. US Geological Survey, Professional Paper (P-1052): 305-397, E.D. McKee (Ed.) 305-397.
- Breed, C.S., Grow, T., 1979. Morphology and distribution of dunes in sand seas observed by remote sensing. US Geological Survey, Professional Paper (P-1052): 253-302, E.D. McKee (Ed.) 253-302.
- Bristow, N.R., Best, J., Wiggs, G.F.S., Nield, J.M., Baddock, M.C., Delorme, P., Christensen, K.T., 2022. Topographic perturbation of turbulent boundary layers by low-angle, early-stage aeolian dunes. *Earth Surface Processes and Landforms* 47, 1439-1454. <https://doi.org/10.1002/esp.5326>
- Brown, Arbogast, 1999. Digital photogrammetric change analysis as applied to active coastal dunes in Michigan. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*.
- Bullard, J.E., Thomas, D.S.G., Livingstone, I., Wiggs, G.S.F., 1997. Dunefield Activity and Interactions with Climatic Variability in the Southwest Kalahari Desert. *Earth Surface Processes and Landforms* 22, 165-174. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9837\(199702\)22:2<165::AID-ESP687>3.0.CO;2-9](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9837(199702)22:2<165::AID-ESP687>3.0.CO;2-9)
- Burghardt, D., 2005. Controlled Line Smoothing by Snakes. *Geoinformatica* 9, 237-252. <https://doi.org/10.1007/s10707-005-1283-3>

Burt, J.E., Barber, G.M., Rigby, D.L., 2009. Elementary Statistics for Geographers. Guilford Press.

C

Cardon, D., Cointet, J.-P., Mazières, A., 2018. La revanche des neurones. L'invention des machines inductives et la controverse de l'intelligence artificielle. *Réseaux* 211, 173-220. <https://doi.org/10.3917/res.211.0173>

Carr, D.B., Olsen, A.R., White, D., 1992. Hexagon Mosaic Maps for Display of Univariate and Bivariate Geographical Data. *Cartography and Geographic Information Systems* 19, 228-236. <https://doi.org/10.1559/152304092783721231>

Cassol, W.N., Daniel, S., Guilbert, É., 2022. An Approach for the Automatic Characterization of Underwater Dunes in Fluvio-marine Context. *Geosciences* 12, 89. <https://doi.org/10.3390/geosciences12020089>

Cassol, W.N., Daniel, S., Guilbert, É., 2021. A Segmentation Approach to Identify Underwater Dunes from Digital Bathymetric Models. *Geosciences* 11, 361. <https://doi.org/10.3390/geosciences11090361>

Cataño-Lopera, Y.A., Abad, J.D., García, M.H., 2009. Characterization of bedform morphology generated under combined flows and currents using wavelet analysis. *Ocean Engineering* 36, 617-632. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2009.01.014>

Cazenave, P.W., Dix, J.K., Lambkin, D.O., McNeill, L.C., 2013. A method for semi-automated objective quantification of linear bedforms from multi-scale digital elevation models. *Earth Surface Processes and Landforms* 38, 221-236. <https://doi.org/10.1002/esp.3269>

Chanteloube, C., Barrier, L., Derakhshani, R., Gadal, C., Braucher, R., Payet, V., Léanni, L., Narteau, C., 2022. Source-To-Sink Aeolian Fluxes From Arid Landscape Dynamics in the Lut Desert. *Geophysical Research Letters* 49, e2021GL097342. <https://doi.org/10.1029/2021GL097342>

Chowdhary, K.R., 2020. Fundamentals of Artificial Intelligence. Springer India, New Delhi. <https://doi.org/10.1007/978-81-322-3972-7>

Chrisley, R., Begeer, S., 2000. Artificial Intelligence: Critical Concepts. Taylor & Francis.

Claudin, P., Wiggs, G.F.S., Andreotti, B., 2013. Field Evidence for the Upwind Velocity Shift at the Crest of Low Dunes. *Boundary-Layer Meteorol* 148, 195-206. <https://doi.org/10.1007/s10546-013-9804-3>

Coca, O., Ricaurte-Villota, C., 2022. Regional Patterns of Coastal Erosion and Sedimentation Derived from Spatial Autocorrelation Analysis: Pacific and Colombian Caribbean. *Coasts* 2, 125-151. <https://doi.org/10.3390/coasts2030008>

Courrech du Pont, S., 2015. Dune morphodynamics. *Comptes Rendus Physique, Granular physics / Physique des milieux granulaires* 16, 118-138. <https://doi.org/10.1016/j.crhy.2015.02.002>

- Courrech du Pont, S., Narteau, C., Gao, X., 2014. Two modes for dune orientation. *Geology* 42, 743-746. <https://doi.org/10.1130/G35657.1>
- Courrech du Pont, S., Rubin, D.M., Narteau, C., Lapôtre, M.G.A., Day, M., Claudin, P., Livingstone, I., Telfer, M.W., Radebaugh, J., Gadal, C., Gunn, A., Hesp, P.A., Carpy, S., Bristow, C.S., Baas, A.C.W., Ewing, R.C., Wiggs, G.F.S., 2024. Complementary classifications of aeolian dunes based on morphology, dynamics, and fluid mechanics. *Earth-Science Reviews* 255, 104772. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2024.104772>
- Crippen, R., Buckley, S., Agram, P., Belz, E., Gurrola, E., Hensley, S., Kobrick, M., Lavelle, M., Martin, J., Neumann, M., Nguyen, Q., Rosen, P., Shimada, J., Simard, M., Tung, W., 2016. NASA DEM GLOBAL ELEVATION MODEL: METHODS AND PROGRESS, in: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Presented at the XXIII ISPRS Congress, Commission IV (Volume XLI-B4) - 12–19 July 2016, Prague, Czech Republic, Copernicus GmbH*, pp. 125-128. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLI-B4-125-2016>
- D**
-
- Day, M., Kocurek, G., 2018. Pattern similarity across planetary dune fields. *Geology* 46, 999-1002. <https://doi.org/10.1130/G45547.1>
- Daynac, J., Bessin, P., Pochat, S., Mourgues, R., Shumack, S., 2024. A new workflow for mapping dune features (outline, crestline and defects) combining deep learning and skeletonization from DEM-derived data. *Geomorphology* 463, 109369. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2024.109369>
- De Sousa, L., Nery, F., Sousa, R., Matos, J., 2006. Assessing the accuracy of hexagonal versus square tilled grids in preserving DEM surface flow directions, in: *Proceedings of the 7th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences (Accuracy 2006)*. Instituto Geográfico Português Lisbon, pp. 191-200.
- Debese, N., Jacq, J.-J., Garlan, T., 2016. Extraction of sandy bedforms features through geodesic morphometry. *Geomorphology* 268, 82-97. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.05.013>
- DeLatte, D.M., Crites, S.T., Guttenberg, N., Tasker, E.J., Yairi, T., 2019. Segmentation Convolutional Neural Networks for Automatic Crater Detection on Mars. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 12, 2944-2957. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2918302>
- Di Stefano, M., Mayer, L.A., 2018. An Automatic Procedure for the Quantitative Characterization of Submarine Bedforms. *Geosciences* 8, 28. <https://doi.org/10.3390/geosciences8010028>
- Diniega, S., Glasner, K., Byrne, S., 2010. Long-time evolution of models of aeolian sand dune fields: Influence of dune formation and collision. *Geomorphology, Planetary Dune Systems* 121, 55-68. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.02.010>

- Diniega, S., Kreslavsky, M., Radebaugh, J., Silvestro, S., Telfer, M., Tirsch, D., 2017. Our evolving understanding of aeolian bedforms, based on observation of dunes on different worlds. *Aeolian Research, Special Issue for the Fourth International Planetary Dunes Workshop* 26, 5-27. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2016.10.001>
- d'Oleire-Oltmanns, S., Eisank, C., Drăgut, L., Blaschke, T., 2013. An Object-Based Workflow to Extract Landforms at Multiple Scales From Two Distinct Data Types. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 10, 947-951. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2254465>
- Dong, Z., Qu, J., Wang, X., Qian, G., Luo, W., Wei, Z., 2008. Pseudo-feathery dunes in the Kumtagh Desert. *Geomorphology* 100, 328-334. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2008.01.004>
- Dong, Z., Wei, Z., Qian, G., Zhang, Z., Luo, W., Hu, G., 2010. "Raked" linear dunes in the Kumtagh Desert, China. *Geomorphology* 123, 122-128. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.07.005>
- Duffy, G.P., Hughes-Clarke, J.E., 2005. Application of spatial cross correlation to detection of migration of submarine sand dunes. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* 110. <https://doi.org/10.1029/2004JF000192>
- Durán, O., Parteli, E.J.R., Herrmann, H.J., 2010. A continuous model for sand dunes: Review, new developments and application to barchan dunes and barchan dune fields. *Earth Surface Processes and Landforms* 35, 1591-1600. <https://doi.org/10.1002/esp.2070>

E

- Edgell, H.S., 2006. *Arabian Deserts: Nature, Origin and Evolution*. Springer Science & Business Media.
- Edgett, K.S., Blumberg, D.G., 1994. Star and Linear Dunes on Mars. *Icarus* 112, 448-464. <https://doi.org/10.1006/icar.1994.1197>
- Effat, H.A., Hegazy, M.N., Haack, B., 2011. Mapping sand dunes risk related to their terrain characteristics using SRTM data and cartographic modeling. *Journal of Land Use Science* 6, 231-243. <https://doi.org/10.1080/1747423X.2010.511680>
- Eisank, C., Smith, M., Hillier, J., 2014. Assessment of multiresolution segmentation for delimiting drumlins in digital elevation models. *Geomorphology* 214, 452-464. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.02.028>
- El-Sayed, M.I., 1999. Sedimentological characteristics and morphology of the aeolian sand dunes in the eastern part of the UAE, a case study from Ar Rub' Al Khali. *Sedimentary Geology* 123, 219-238. [https://doi.org/10.1016/S0037-0738\(98\)00116-X](https://doi.org/10.1016/S0037-0738(98)00116-X)
- Emran, A., Marzen, L.J., King, D.T., 2020. Semiautomated Identification and Characterization of Dunes at Hargraves Crater, Mars. *Earth and Space Science* 7, e2019EA000935. <https://doi.org/10.1029/2019EA000935>

- Ewing, R.C., Hayes, A.G., Lucas, A., 2015. Sand dune patterns on Titan controlled by long-term climate cycles. *Nature Geosci* 8, 15-19. <https://doi.org/10.1038/ngeo2323>
- Ewing, R.C., Kocurek, G., 2010. Aeolian dune-field pattern boundary conditions. *Geomorphology* 114, 175-187. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.06.015>
- Ewing, R.C., Kocurek, G., Lake, L.W., 2006. Pattern analysis of dune-field parameters. *Earth Surface Processes and Landforms* 31, 1176-1191. <https://doi.org/10.1002/esp.1312>
- Ewing, R.C., Peyret, A.-P.B., Kocurek, G., Bourke, M., 2010. Dune field pattern formation and recent transporting winds in the Olympia Undae Dune Field, north polar region of Mars. *Journal of Geophysical Research: Planets* 115. <https://doi.org/10.1029/2009JE003526>

F

- Farr, T.G., Rosen, P.A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E., Roth, L., Seal, D., Shaffer, S., Shimada, J., Umland, J., Werner, M., Oskin, M., Burbank, D., Alsdorf, D., 2007. The Shuttle Radar Topography Mission. *Reviews of Geophysics* 45. <https://doi.org/10.1029/2005RG000183>
- Farrant, A.R., Duller, G.A.T., Parker, A.G., Roberts, H.M., Parton, A., Knox, R.W.O., Bide, T., 2015. Developing a framework of Quaternary dune accumulation in the northern Rub' al-Khali, Arabia. *Quaternary International, Green Arabia: Human Prehistory at the Cross-roads of Continents* 382, 132-144. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2015.02.022>
- Farrant, A.R., Mounteney, I., Burton, A., Thomas, R.J., Roberts, N.M.W., Knox, R.W.O., Bide, T., 2019. Gone with the wind: dune provenance and sediment recycling in the northern Rub' al-Khali, United Arab Emirates. *Journal of the Geological Society* 176, 269-283. <https://doi.org/10.1144/jgs2017-044>
- Fenton, L.K., Michaels, T.I., Beyer, R.A., 2014a. Inverse maximum gross bedform-normal transport 1: How to determine a dune-constructing wind regime using only imagery. *Icarus, Third Planetary Dunes Systems* 230, 5-14. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2013.04.001>
- Fenton, L.K., Michaels, T.I., Chojnacki, M., Beyer, R.A., 2014b. Inverse maximum gross bedform-normal transport 2: Application to a dune field in Ganges Chasma, Mars and comparison with HiRISE repeat imagery and MRAMS. *Icarus, Third Planetary Dunes Systems* 230, 47-63. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2013.07.009>
- Fernandez-Cascales, L., Lucas, A., Rodriguez, S., Gao, X., Spiga, A., Narteau, C., 2018. First quantification of relationship between dune orientation and sediment availability, Olympia Undae, Mars. *Earth and Planetary Science Letters* 489, 241-250. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2018.03.001>
- Fidle, 2021. Formation au Deep Learning. Support électronique de formation en ligne du CNRS - SARI / Resinfo / DEVLOG., sous licence CC BY-NC-SA 4.0, <https://fidle.cnrs.fr/w3/whatsup.html>

- Fitzsimmons, K.E., Nowatzki, M., Dave, A.K., Harder, H., 2020. Intersections between wind regimes, topography and sediment supply: Perspectives from aeolian landforms in Central Asia. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology* 540, 109531. <https://doi.org/10.1016/j.palaeo.2019.109531>
- Foroutan, M., Zimbelman, J.R., 2017. Semi-automatic mapping of linear-trending bedforms using ‘Self-Organizing Maps’ algorithm. *Geomorphology* 293, 156-166. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.05.016>
- Fryberger, S., Goudie, A.S., 1981. Arid geomorphology. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment* 5, 420-428. <https://doi.org/10.1177/030913338100500305>
- Fryberger, S.G., Dean, G., 1979. A Study of Global Sand Seas. Geological Survey Professional Paper 1052 137-169.

G

- Gadal, C., Delorme, P., Narteau, C., Wiggs, G.F.S., Baddock, M., Nield, J.M., Claudin, P., 2022. Local Wind Regime Induced by Giant Linear Dunes: Comparison of ERA5-Land Reanalysis with Surface Measurements. *Boundary-Layer Meteorol.* <https://doi.org/10.1007/s10546-022-00733-6>
- Gadal, C., Narteau, C., Courrech du Pont, S., Rozier, O., Claudin, P., 2020a. Periodicity in fields of elongating dunes. *Geology* 48, 343-347. <https://doi.org/10.1130/G46987.1>
- Gadal, C., Narteau, C., Ewing, R.C., Gunn, A., Jerolmack, D., Andreotti, B., Claudin, P., 2020b. Spatial and Temporal Development of Incipient Dunes. *Geophysical Research Letters* 47, e2020GL088919. <https://doi.org/10.1029/2020GL088919>
- Gao, X., Gadal, C., Rozier, O., Narteau, C., 2018. Morphodynamics of barchan and dome dunes under variable wind regimes. *Geology* 46, 743-746. <https://doi.org/10.1130/G45101.1>
- Gao, X., Narteau, C., Rozier, O., du Pont, S.C., 2015. Phase diagrams of dune shape and orientation depending on sand availability. *Sci Rep* 5, 14677. <https://doi.org/10.1038/srep14677>
- Garcia-Garcia, A., Orts-Escolano, S., Oprea, S., Villena-Martinez, V., Garcia-Rodriguez, J., 2017. A Review on Deep Learning Techniques Applied to Semantic Segmentation. *arXiv:1704.06857 [cs]*.
- Gardin, E., Allemand, P., Quantin, C., Silvestro, S., Delacourt, C., 2012. Dune fields on Mars: Recorders of a climate change? *Planetary and Space Science, Titan Through Time: A Workshop on Titan’s Formation, Evolution and Fate* 60, 314-321. <https://doi.org/10.1016/j.pss.2011.10.004>
- Garzanti, E., Andò, S., Vezzoli, G., Lustrino, M., Boni, M., Vermeesch, P., 2012. Petrology of the Namib Sand Sea: Long-distance transport and compositional variability in the wind-displaced Orange Delta. *Earth-Science Reviews* 112, 173-189. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2012.02.008>

- Garzanti, E., Vermeesch, P., Al-Ramadan, K.A., Andò, S., Limonta, M., Rittner, M., Vezzoli, G., 2017. Tracing Transcontinental Sand Transport: from Anatolia-zagros To the Rub' Al Khali Sand Sea. *Journal of Sedimentary Research* 87, 1196-1213. <https://doi.org/10.2110/jsr.2017.65>
- Ghadiry, M., Shalaby, A., Koch, B., 2012. A new GIS-based model for automated extraction of Sand Dune encroachment case study: Dakhla Oases, western desert of Egypt. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science* 15, 53-65. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2012.04.001>
- Gholamalinezhad, H., Khosravi, H., 2020. Pooling Methods in Deep Neural Networks, a Review. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2009.07485>
- Glennie, K.W., Singhvi, A.K., 2002. Event stratigraphy, paleoenvironment and chronology of SE Arabian deserts. *Quaternary Science Reviews, Interactions between arid and humid records of Quaternary change in drylands (IGCP 413)* 21, 853-869. [https://doi.org/10.1016/S0277-3791\(01\)00133-0](https://doi.org/10.1016/S0277-3791(01)00133-0)
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016. *Deep Learning*. MIT Press.
- Goudie, A.S., 2022. Nebkhas: An essay in aeolian biogeomorphology. *Aeolian Research* 54, 100772. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2022.100772>
- Goudie, A.S., 2020. Global barchans: A distributional analysis. *Aeolian Research* 44, 100591. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2020.100591>
- Goudie, A.S., Goudie, A.M., Viles, H.A., 2021a. Dome dunes: Distribution and morphology. *Aeolian Research* 51, 100713. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2021.100713>
- Goudie, A.S., Goudie, A.M., Viles, H.A., 2021b. The distribution and nature of star dunes: A global analysis. *Aeolian Research* 50, 100685. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2021.100685>
- Grau Galofre, A., Jellinek, A.M., Osinski, G.R., 2020. Valley formation on early Mars by subglacial and fluvial erosion. *Nat. Geosci.* 13, 663-668. <https://doi.org/10.1038/s41561-020-0618-x>
- Greenwood, S.L., Kleman, J., 2010. Glacial landforms of extreme size in the Keewatin sector of the Laurentide Ice Sheet. *Quaternary Science Reviews, Special Theme: Arctic Palaeoclimate Synthesis (PP. 1674-1790)* 29, 1894-1910. <https://doi.org/10.1016/j.quascirev.2010.04.010>
- Guidat, T., Pochat, S., Bourgeois, O., Souček, O., 2015. Landform assemblage in Isidis Planitia, Mars: Evidence for a 3 Ga old polythermal ice sheet. *Earth and Planetary Science Letters* 411, 253-267. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2014.12.002>
- Gunn, A., 2023. Formation and reorganization time scales of aeolian landscapes. *Geology* 51, 351-355. <https://doi.org/10.1130/G50837.1>
- Gunn, A., Casasanta, G., Di Liberto, L., Falcini, F., Lancaster, N., Jerolmack, D.J., 2022. What sets aeolian dune height? *Nat Commun* 13, 2401. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30031-1>

Guth, P.L., Geoffroy, T.M., 2021. LiDAR point cloud and ICESat-2 evaluation of 1 second global digital elevation models: Copernicus wins. *Transactions in GIS* 25, 2245-2261. <https://doi.org/10.1111/tgis.12825>

H

Hack, J.T., 1941. Dunes of the Western Navajo Country. *Geographical Review* 31, 240-263. <https://doi.org/10.2307/210206>

Hallet, B., 1990. Spatial self-organization in geomorphology: from periodic bedforms and patterned ground to scale-invariant topography. *Earth-Science Reviews* 29, 57-75. [https://doi.org/10.1016/0012-8252\(0\)90028-T](https://doi.org/10.1016/0012-8252(0)90028-T)

Hayward, R.K., Fenton, L.K., Titus, T.N., 2014. Mars Global Digital Dune Database (MGD3): Global dune distribution and wind pattern observations. *Icarus, Third Planetary Dunes Systems* 230, 38-46. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2013.04.011>

Hebb, D.O., 1949. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. Psychology Press.

Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., De Chiara, G., Dahlgren, P., Dee, D., Diamantakis, M., Dragani, R., Flemming, J., Forbes, R., Fuentes, M., Geer, A., Haimberger, L., Healy, S., Hogan, R.J., Hólm, E., Janisková, M., Keeley, S., Laloyaux, P., Lopez, P., Lupu, C., Radnoti, G., de Rosnay, P., Rozum, I., Vamborg, F., Villaume, S., Thépaut, J.-N., 2020. The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 146, 1999-2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>

Hersen, P., Douady, S., 2005. Collision of barchan dunes as a mechanism of size regulation. *Geophysical Research Letters* 32. <https://doi.org/10.1029/2005GL024179>

Hesse, P.P., Simpson, R.L., 2006. Variable vegetation cover and episodic sand movement on longitudinal desert sand dunes. *Geomorphology* 81, 276-291. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.04.012>

Hiller, J.K., Smith, M., 2008. Residual relief separation: digital elevation model enhancement for geomorphological mapping. *Earth Surface Processes and Landforms* 33, 2266-2276. <https://doi.org/10.1002/esp.1659>

Hillier, J.K., Smith, M.J., Armugam, R., Barr, I., Boston, C.M., Clark, C.D., Ely, J., Frankl, A., Greenwood, S.L., Gosselin, L., Hättestrand, C., Hogan, K., Hughes, A.L.C., Livingstone, S.J., Lovell, H., McHenry, M., Munoz, Y., Pellicer, X.M., Pellitero, R., Robb, C., Roberson, S., Ruther, D., Spagnolo, M., Standell, M., Stokes, C.R., Storrar, R., Tate, N.J., Wooldridge, K., 2015. Manual mapping of drumlins in synthetic landscapes to assess operator effectiveness. *Journal of Maps* 11, 719-729. <https://doi.org/10.1080/17445647.2014.957251>

Hobbs, S.W., Paull, D.J., Bourke, M.C., 2010. Aeolian processes and dune morphology in Gale Crater. *Icarus* 210, 102-115. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2010.06.006>

Holm, D.A., 1961. Desert geomorphology in the Arabian Peninsula. *Science* 3437, 1369-1379.

Hugenholtz, C.H., Barchyn, T.E., 2010. Spatial analysis of sand dunes with a new global topographic dataset: new approaches and opportunities. *Earth Surface Processes and Landforms* 35, 986-992. <https://doi.org/10.1002/esp.2013>

Hugenholtz, C.H., Levin, N., Barchyn, T.E., Baddock, M.C., 2012. Remote sensing and spatial analysis of aeolian sand dunes: A review and outlook. *Earth-Science Reviews* 111, 319-334. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2011.11.006>

Huggett, R.J., 2017. *Fundamentals Of Geomorphology*, Routledge Fundamental of Physical Geography. Routledge.

Hunter, R.E., Richmond, B.M., Rho, A.T., 1983. Storm-controlled oblique dunes of the Oregon coast. *GSA Bulletin* 94, 1450-1465. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1983\)94<1450:SODOTO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1983)94<1450:SODOTO>2.0.CO;2)

I

Ismail, K., Huvenne, V.A.I., Masson, D.G., 2015. Objective automated classification technique for marine landscape mapping in submarine canyons. *Marine Geology* 362, 17-32. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2015.01.006>

J

Jain, A.K., Jianchang Mao, Mohiuddin, K.M., 1996. Artificial neural networks: a tutorial. *Computer* 29, 31-44. <https://doi.org/10.1109/2.485891>

Jasiewicz, J., Stepinski, T.F., 2013. Geomorphons – a pattern recognition approach to classification and mapping of landforms. *Geomorphology* 182, 147-156. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.11.005>

Juyal, N., Singhvi, A.K., Glennie, K.W., 1998. Chronology and palaeoenvironmental significance of Quaternary desert sediment in southern Arabia, K.W.G.A.S. Alsharhan, G.L. Whittle, G.G.St.C. Kendall. ed, *Quaternary Deserts and Climatic Change, Quaternary Deserts and Climatic Change*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003077862-33>

K

Kalma, J.D., Speight, J.G., Wasson, R.J., 1988. Potential wind erosion in Australia: A continental perspective. *Journal of Climatology* 8, 411-428. <https://doi.org/10.1002/joc.3370080408>

Kocurek, G., 1998. Aeolian system response to external forcing factors – A sequence stratigraphic view of the Saharan region, in: *Quaternary Deserts and Climatic Change*. CRC Press.

Kocurek, G., Ewing, R.C., 2005. Aeolian dune field self-organization - implications for the formation of simple versus complex dune-field patterns. *Geomorphology* 72, 94-105. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.05.005>

- Kocurek, G., Ewing, R.C., Mohrig, D., 2010. How do bedform patterns arise? New views on the role of bedform interactions within a set of boundary conditions. *Earth Surface Processes and Landforms* 35, 51-63. <https://doi.org/10.1002/esp.1913>
- Kocurek, G., Lancaster, N., 1999. Aeolian system sediment state: theory and Mojave Desert Kelso dune field example. *Sedimentology* 46, 505-515. <https://doi.org/10.1046/j.1365-3091.1999.00227.x>
- Kocurek, G., Townsley, M., Yeh, E., Havholm, K.G., Sweet, M.L., 1992. Dune and dune-field development on Padre Island, Texas, with implications for interdune deposition and water-table-controlled accumulation. *Journal of Sedimentary Research* 62, 622-635. <https://doi.org/10.1306/D4267974-2B26-11D7-8648000102C1865D>
- Krebs, C.J., 1989. *Ecological methodology*. Harper et Row.
- Kreslavsky, M.A., Bondarenko, N.V., 2017. Aeolian sand transport and aeolian deposits on Venus: A review. *Aeolian Research, Special Issue for the Fourth International Planetary Dunes Workshop* 26, 29-46. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2016.06.001>

L

- Lancaster, N., 2023. *Geomorphology of Desert Dunes*. Cambridge University Press.
- Lancaster, N., Wolfe, S., Thomas, D., Bristow, C., Bubbenzer, O., Burrough, S., Duller, G., Halfen, A., Hesse, P., Roskin, J., Singhvi, A., Tsoar, H., Tripaldi, A., Yang, X., Zárate, M., 2016. The INQUA Dunes Atlas chronologic database. *Quaternary International, Sand seas and dunefields of the world* 410, 3-10. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2015.10.044>
- Lancaster, N., Kocurek, G., Singhvi, A., Pandey, V., Deynoux, M., Ghienne, J.-F., Lô, K., 2002. Late Pleistocene and Holocene dune activity and wind regimes in the western Sahara Desert of Mauritania. *Geology* 30, 991-994. [https://doi.org/10.1130/0091-7613\(2002\)030<0991:LPAHDA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0091-7613(2002)030<0991:LPAHDA>2.0.CO;2)
- Lancaster, N., 1996. Field Studies of Sand Patch Initiation Processes on the Northern Margin of the Namib Sand Sea. *Earth Surface Processes and Landforms* 21, 947-954. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9837\(199610\)21:10<947::AID-ESP634>3.0.CO;2-7](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9837(199610)21:10<947::AID-ESP634>3.0.CO;2-7)
- Lancaster, N., 1985. Winds and sand movements in the Namib Sand Sea. *Earth Surface Processes and Landforms* 10, 607-619. <https://doi.org/10.1002/esp.3290100608>
- Lancaster, N., Hallward, J.R., 1984. *A bibliography of desert dunes*, Univ. Cape Town. Cap Town.
- Lebrec, U., Riera, R., Paumard, V., O'Leary, M.J., Lang, S.C., 2022. Automatic Mapping and Characterisation of Linear Depositional Bedforms: Theory and Application Using Bathymetry from the North West Shelf of Australia. *Remote Sensing* 14, 280. <https://doi.org/10.3390/rs14020280>
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. *Nature* 521, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

- Leister-Taylor, V., Jacob, P., Schrader, H., Kahabka, H., 2020. Copernicus digital elevation model product handbook (Validation Report No. AO/1-9422/18/I-LG), Tech. Rep. GEO. 2018-1988-2.
- Levin, N., Ben-Dor, E., 2004. Monitoring sand dune stabilization along the coastal dunes of Ashdod-Nizanim, Israel, 1945-1999. *Journal of Arid Environments* 58, 335-355. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2003.08.007>
- Lévy, D., Roche, V., Pasquet, G., Combaudon, V., Geymond, U., Loiseau, K., Moretti, I., 2023. Natural H2 exploration: tools and workflows to characterize a play. *Science and Technology for Energy Transition* 78, 27. <https://doi.org/10.2516/stet/2023021>
- Lewington, E.L.M., Livingstone, S.J., Sole, A.J., Clark, C.D., Ng, F.S.L., 2019. An automated method for mapping geomorphological expressions of former subglacial meltwater pathways (hummock corridors) from high resolution digital elevation data. *Geomorphology* 339, 70-86. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2019.04.013>
- Li, Q., Zhang, C., Shen, Y., Jia, W., Li, J., 2016. Quantitative assessment of the relative roles of climate change and human activities in desertification processes on the Qinghai-Tibet Plateau based on net primary productivity. *CATENA* 147, 789-796. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.09.005>
- Li, S., Xiong, L., Tang, G., Strobl, J., 2020. Deep learning-based approach for landform classification from integrated data sources of digital elevation model and imagery. *Geomorphology* 354, 107045. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107045>
- Livingstone, I., Warren, A., 2019. *Aeolian Geomorphology: A New Introduction*. John Wiley & Sons.
- Livingstone, I., Bristow, C., Bryant, R.G., Bullard, J., White, K., Wiggs, G.F.S., Baas, A.C.W., Bateman, M.D., Thomas, D.S.G., 2010. The Namib Sand Sea digital database of aeolian dunes and key forcing variables. *Aeolian Research* 2, 93-104. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2010.08.001>
- Livingstone, I., Warren, A., 1996. *Aeolian geomorphology: an introduction*, Addison Wesley Longman Ltd. ed. Harlow.
- Livingstone, I., Wiggs, G.F.S., Weaver, C.M., 2007. Geomorphology of desert sand dunes: A review of recent progress. *Earth-Science Reviews* 80, 239-257. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2006.09.004>
- Long, M., Cao, Y., Wang, J., Jordan, M., 2015. Learning Transferable Features with Deep Adaptation Networks, in: *International Conference on Machine Learning*. Presented at the International Conference on Machine Learning, PMLR, pp. 97-105.
- Loos, B.J., Sloan, P.-P., 2010. Volumetric obscurance, in: *Proceedings of the 2010 ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games, I3D '10*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, pp. 151-156. <https://doi.org/10.1145/1730804.1730829>

- Loosveld, R.J.H., Bell, A., Terken, J.J.M., 1996. The Tectonic Evolution of Interior Oman. *GeoArabia* 1, 28-51. <https://doi.org/10.2113/geoarabia010128>
- Lorenz, R.D., Gasmi, N., Radebaugh, J., Barnes, J.W., Ori, G.G., 2013. Dunes on planet Tatooine: Observation of barchan migration at the Star Wars film set in Tunisia. *Geomorphology* 201, 264-271. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2013.06.026>
- Lorenz, R.D., Zimbelman, J.R., 2014. *Dune Worlds*, Springer Berlin, Heidelberg. ed. Springer Praxis Books.
- Lü, P., Narteau, C., Dong, Z., Claudin, P., Rodriguez, S., An, Z., Gadal, C., Courrech du Pont, S., 2022. Coexistence of Two Dune Growth Mechanisms in a Landscape-Scale Experiment. *Geophysical Research Letters* 49, e2021GL097636. <https://doi.org/10.1029/2021GL097636>
- Lü, P., Narteau, C., Dong, Z., Rozier, O., Courrech du Pont, S., 2017. Unravelling raked linear dunes to explain the coexistence of bedforms in complex dunefields. *Nat Commun* 8, 14239. <https://doi.org/10.1038/ncomms14239>

M

- Mabbutt, J.A., 1977. *Desert landforms*. Australian National University Press.
- Majcher, J., Plets, R., Quinn, R., 2020. Residual relief modelling: digital elevation enhancement for shipwreck site characterisation. *Archaeol Anthropol Sci* 12, 122. <https://doi.org/10.1007/s12520-020-01082-6>
- Makvandi, S., Ghasemzadeh-Barvarz, M., Beaudoin, G., Grunsky, E.C., Beth McClenaghan, M., Duchesne, C., 2016. Principal component analysis of magnetite composition from volcanogenic massive sulfide deposits: Case studies from the Izok Lake (Nunavut, Canada) and Halfmile Lake (New Brunswick, Canada) deposits. *Ore Geology Reviews* 72, 60-85. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.06.023>
- Manzocchi, T., 2002. The connectivity of two-dimensional networks of spatially correlated fractures. *Water Resources Research* 38, 1-1-1-20. <https://doi.org/10.1029/2000WR000180>
- Marmanis, D., Datcu, M., Esch, T., Stilla, U., 2016. Deep Learning Earth Observation Classification Using ImageNet Pretrained Networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 13, 105-109. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2499239>
- Marvin, M.C., Lapôtre, M.G.A., Gunn, A., Day, M., Soto, A., 2023. Dune interactions record changes in boundary conditions. *Geology* 51, 947-951. <https://doi.org/10.1130/G51264.1>
- McClure, H.A., 1984. *Late Quaternary Palaeoenvironments of the Rub' Al Khali*. University of London.
- McCulloch, W.S., Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5, 115-133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- McKee, E.D., 1979. *A Study of Global Sand Seas*. U.S. Government Printing Office.

- McKenna-Neuman, C., Nickling, W.G., 1989. A theoretical and wind tunnel investigation of the effect of capillary water on the entrainment of sediment by wind. *Can. J. Soil. Sci.* 69, 79-96. <https://doi.org/10.4141/cjss89-008>
- Mlsna, P.A., Rodríguez, J.J., 2009. Chapter 19 - Gradient and Laplacian Edge Detection, in: Bovik, A. (Ed.), *The Essential Guide to Image Processing*. Academic Press, Boston, pp. 495-524. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374457-9.00019-6>
- Muñoz Sabater, J., 2019. ERA5-Land hourly data from 1950 to present [WWW Document]. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). URL <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-land?tab=overview> (accessed 10.1.24).

N

- Nagle-McNaughton, T., McClanahan, T., Scuderi, L., 2020. PlaNet: A Neural Network for Detecting Transverse Aeolian Ridges on Mars. *Remote Sensing* 12, 3607. <https://doi.org/10.3390/rs12213607>
- Narteau, C., Zhang, D., Rozier, O., Claudin, P., 2009. Setting the length and time scales of a cellular automaton dune model from the analysis of superimposed bed forms. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface* 114. <https://doi.org/10.1029/2008JF001127>
- Nash, W., Drummond, T., Birbilis, N., 2018. A review of deep learning in the study of materials degradation. *npj Mater Degrad* 2, 1-12. <https://doi.org/10.1038/s41529-018-0058-x>
- Newell, A., Shaw, J.C., Simon, H.A., 1957. Empirical explorations of the logic theory machine: a case study in heuristic, in: *Papers Presented at the February 26-28, 1957, Western Joint Computer Conference: Techniques for Reliability on - IRE-AIEE-ACM '57 (Western)*. Presented at the Papers presented at the February 26-28, 1957, western joint computer conference: Techniques for reliability, ACM Press, Los Angeles, California, pp. 218-230. <https://doi.org/10.1145/1455567.1455605>
- Nield, J.M., Wiggs, G.F.S., Squirrell, R.S., 2011. Aeolian sand strip mobility and protodune development on a drying beach: examining surface moisture and surface roughness patterns measured by terrestrial laser scanning. *Earth Surface Processes and Landforms* 36, 513-522. <https://doi.org/10.1002/esp.2071>
- Nyberg, B., Nixon, C.W., Sanderson, D.J., 2018. NetworkGT: A GIS tool for geometric and topological analysis of two-dimensional fracture networks. *Geosphere* 14, 1618-1634. <https://doi.org/10.1130/GES01595.1>

O

- Olaya, V., 2009. Chapter 6 Basic Land-Surface Parameters, in: Hengl, T., Reuter, H.I. (Eds.), *Developments in Soil Science, Geomorphometry*. Elsevier, pp. 141-169. [https://doi.org/10.1016/S0166-2481\(08\)00006-8](https://doi.org/10.1016/S0166-2481(08)00006-8)

P

- Palafox, L.F., Hamilton, C.W., Scheidt, S.P., Alvarez, A.M., 2017. Automated detection of geological landforms on Mars using Convolutional Neural Networks. *Computers & Geosciences* 101, 48-56. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2016.12.015>
- Ping, L., Narteau, C., Dong, Z., Zhang, Z., Courrech du Pont, S., 2014. Emergence of oblique dunes in a landscape-scale experiment. *Nature Geosci* 7, 99-103. <https://doi.org/10.1038/ngeo2047>
- Podwysocki, M.H., Moik, J.G., Shoup, W.C., 1975. First Comprehensive Symposium on the Practical Application of Earth Resources Survey Data: Proceedings of the NASA Earth Resources Survey Symposium, Houston, Texas, June 1975. National Aeronautics and Space Administration, Lyndon B. Johnson Space Center.
- Potts, L.V., Akyilmaz, O., Braun, A., Shum, C.K., 2008. Multi-resolution dune morphology using Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) and dune mobility from fuzzy inference systems using SRTM and altimetric data. *International Journal of Remote Sensing* 29, 2879-2901. <https://doi.org/10.1080/01431160701408352>
- Putniņš, A., Tveite, H., 2021. Extracting and visualising glacial ice flow directions from Digital Elevation Models using greyscale thinning and directional trend analyses. *Computers & Geosciences* 147, 104677. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104677>
- Pye, K., Tsoar, H., 2009. *Aeolian Sand and Sand Dunes*, Springer. ed. Springer Science & Business Media.

Q

- Qian, G., Yang, Z., Luo, W., Dong, Z., Lu, J., Tian, M., 2020. Morphological and sedimentary characteristics of dome dunes in the northeastern Qaidam Basin, China. *Geomorphology* 350, 106923. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2019.106923>

R

- Radebaugh, J., Lorenz, R.D., Lunine, J.I., Wall, S.D., Boubin, G., Reffet, E., Kirk, R.L., Lopes, R.M., Stofan, E.R., Soderblom, L., Allison, M., Janssen, M., Paillou, P., Callahan, P., Spencer, C., the Cassini Radar Team, 2008. Dunes on Titan observed by Cassini Radar. *Icarus* 194, 690-703. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2007.10.015>
- Reffet, E., Courrech du Pont, S., Hersen, P., Douady, S., 2010. Formation and stability of transverse and longitudinal sand dunes. *Geology* 38, 491-494. <https://doi.org/10.1130/G30894.1>
- Reichert, J.M., Amado, T.J.C., Reinert, D.J., Rodrigues, M.F., Suzuki, L.E.A.S., 2016. Land use effects on subtropical, sandy soil under sandzation/desertification processes. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 233, 370-380. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2016.09.039>

- Roden, R., Smith, T., Sacrey, D., 2015. Geologic pattern recognition from seismic attributes: Principal component analysis and self-organizing maps. *Interpretation* 3, SAE59-SAE83. <https://doi.org/10.1190/INT-2015-0037.1>
- Rolland, T., Monna, F., Buoncristiani, J.F., Magail, J., Esin, Y., Bohard, B., Chateau-Smith, C., 2022. Volumetric Obscurance as a New Tool to Better Visualize Relief from Digital Elevation Models. *Remote Sensing* 14, 941. <https://doi.org/10.3390/rs14040941>
- Rolland, T., Monna, F., Magail, J., Esin, Y., Navarro, N., Wilczek, J., Gantulga, J.-O., Chateau-Smith, C., 2021. Documenting carved stones from 3D models. Part II – Ambient occlusion to reveal carved parts. *Journal of Cultural Heritage* 49, 28-37. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2021.03.006>
- Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T., 2015. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, in: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W.M., Frangi, A.F. (Eds.), *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015*, Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing, Cham, pp. 234-241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
- Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* 65, 386-408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
- Rozier, O., Narteau, C., 2014. A real-space cellular automaton laboratory. *Earth Surface Processes and Landforms* 39, 98-109. <https://doi.org/10.1002/esp.3479>
- Rozier, O., Narteau, C., Gadai, C., Claudin, P., Courrech du Pont, S., 2019. Elongation and Stability of a Linear Dune. *Geophysical Research Letters* 46, 14521-14530. <https://doi.org/10.1029/2019GL085147>
- Rubanenko, L., Pérez-López, S., Schull, J., Lapôtre, M.G.A., 2021. Automatic Detection and Segmentation of Barchan Dunes on Mars and Earth Using a Convolutional Neural Network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14, 9364-9371. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3109900>
- Rubin, D.M., Hesp, P.A., 2009. Multiple origins of linear dunes on Earth and Titan. *Nature Geosci* 2, 653-658. <https://doi.org/10.1038/ngeo610>
- Rubin, D.M., Hunter, R.E., 1987. Bedform Alignment in Directionally Varying Flows. *Science* 237, 276-278. <https://doi.org/10.1126/science.237.4812.276>
- Rubin, D.M., Rozier, O., Narteau, C., Courrech du Pont, S., 2024. Simulations of dune morphology under tri-directional wind regimes and application to dunes on Mars. *Aeolian Research* 67-69, 100922. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2024.100922>

S

- Saha, K., Wells, N.A., Munro-Stasiuk, M., 2011. An object-oriented approach to automated landform mapping: A case study of drumlins. *Computers & Geosciences* 37, 1324-1336. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.04.001>

- Sanderson, D.J., Nixon, C.W., 2015. The use of topology in fracture network characterization. *Journal of Structural Geology* 72, 55-66. <https://doi.org/10.1016/j.jsg.2015.01.005>
- Scuderi, L., 2019. The fingerprint of linear dunes. *Aeolian Research* 39, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2019.04.001>
- Shary, P.A., Sharaya, L.S., Mitusov, A.V., 2002. Fundamental quantitative methods of land surface analysis. *Geoderma* 107, 1-32. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(01\)00136-7](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(01)00136-7)
- Shumack, S., Hesse, P., Farebrother, W., 2020. Deep learning for dune pattern mapping with the AW3D30 global surface model. *Earth Surface Processes and Landforms* 45, 2417-2431. <https://doi.org/10.1002/esp.4888>
- Siegal, B.S., Short, N.M., 1977. Significance of operator variation and the angle of illumination in lineament analysis on synoptic images. *Modern Geology* 6.
- Silvestro, S., Fenton, L.K., Michaels, T.I., Valdez, A., Ori, G.G., 2012. Interpretation of the complex dune morphology on Mars: dune activity, modelling and a terrestrial analogue. *Earth Surface Processes and Landforms* 37, 1424-1436. <https://doi.org/10.1002/esp.3286>
- Smith, M.J., Clark, C.D., 2005. Methods for the visualization of digital elevation models for landform mapping. *Earth Surface Processes and Landforms* 30, 885-900. <https://doi.org/10.1002/esp.1210>
- Stammler, M., Stevens, T., Hölbling, D., 2022. Geographic object-based image analysis (GEOBIA) of the distribution and characteristics of aeolian sand dunes in Arctic Sweden. *Permafrost and Periglacial Processes* 34, 22-36. <https://doi.org/10.1002/ppp.2169>
- Stanford University. (n.d.). CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. Retrieved from <http://cs231n.stanford.edu/>
- Stern, R.J., Johnson, P., 2010. Continental lithosphere of the Arabian Plate: A geologic, petrologic, and geophysical synthesis. *Earth-Science Reviews* 101, 29-67. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.01.002>
- Stewart, S.A., 2016. Structural geology of the Rub' Al-Khali Basin, Saudi Arabia. *Tectonics* 35, 2417-2438. <https://doi.org/10.1002/2016TC004212>
- Sun, J., Zhang, Z., Zhang, L., 2009. New evidence on the age of the Taklimakan Desert. *Geology* 37, 159-162. <https://doi.org/10.1130/G25338A.1>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., Rabinovich, A., 2014. Going Deeper With Convolutions. Presented at the Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-9.

T

- Tadono, T., Nagai, H., Ishida, H., Oda, F., Naito, S., Minakawa, K., Iwamoto, H., 2016. Generation of the 30 m-mesh global digital surface model by Alos prism, in: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial*
Page | 249

- Information Sciences. Presented at the XXIII ISPRS Congress, Commission IV (Volume XLI-B4) - 12–19 July 2016, Prague, Czech Republic, Copernicus GmbH, pp. 157-162. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLI-B4-157-2016>
- Telfer, M.W., 2011. Growth by extension, and reworking, of a south-western Kalahari linear dune. *Earth Surface Processes and Landforms* 36, 1125-1135. <https://doi.org/10.1002/esp.2140>
- Telfer, M.W., Fyfe, R.M., Lewin, S., 2015. Automated mapping of linear dunefield morphometric parameters from remotely-sensed data. *Aeolian Research, Eighth International Conference on Aeolian Research - ICAR 8* 19, 215-224. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2015.03.001>
- Telfer, M.W., Hesse, P.P., 2013. Palaeoenvironmental reconstructions from linear dunefields: recent progress, current challenges and future directions. *Quaternary Science Reviews* 78, 1-21. <https://doi.org/10.1016/j.quascirev.2013.07.007>
- Telfer, M.W., Hesse, P.P., Perez-Fernandez, M., Bailey, R.M., Bajkan, S., Lancaster, N., 2017. Morphodynamics, boundary conditions and pattern evolution within a vegetated linear dunefield. *Geomorphology* 290, 85-100. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.03.024>
- Thomas, D.S.G., Wiggs, G.F.S., 2008. Aeolian system responses to global change: challenges of scale, process and temporal integration. *Earth Surface Processes and Landforms* 33, 1396-1418. <https://doi.org/10.1002/esp.1719>
- Turing, A.M., 1950. Computing Machinery and Intelligence. *Mind* 59, 433-460.
- Tveite, H., 2017. The QGIS ThinGreyscale Plugin.
-
- V
- Vaz, D.A., Sarmiento, P.T.K., Barata, M.T., Fenton, L.K., Michaels, T.I., 2015. Object-based Dune Analysis: Automated dune mapping and pattern characterization for Ganges Chasma and Gale crater, Mars. *Geomorphology* 250, 128-139. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.08.021>
- Vaz, D.A., Silvestro, S., 2014. Mapping and characterization of small-scale aeolian structures on Mars: An example from the MSL landing site in Gale Crater. *Icarus, Third Planetary Dunes Systems* 230, 151-161. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2013.08.007>
- Vérité, J., Ravier, É., Bourgeois, O., Bessin, P., Livingstone, S.J., Clark, C.D., Pochat, S., Mourgues, R., 2022. Formation of murtoos by repeated flooding of ribbed bedforms along subglacial meltwater corridors. *Geomorphology* 408, 108248. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2022.108248>
- Vermeesch, P., Drake, N., 2008. Remotely sensed dune celerity and sand flux measurements of the world's fastest barchans (Bodélé, Chad). *Geophysical Research Letters* 35. <https://doi.org/10.1029/2008GL035921>
- Vincent, P., 2008. Saudi Arabia: An Environmental Overview.

W

- Walker, I.J., Nickling, W.G., 2003. Simulation and measurement of surface shear stress over isolated and closely spaced transverse dunes in a wind tunnel. *Earth Surface Processes and Landforms* 28, 1111-1124. <https://doi.org/10.1002/esp.520>
- Wang, L., Yu, Q., Zhang, Y., Flemming, B.W., Wang, Y., Gao, S., 2020. An automated procedure to calculate the morphological parameters of superimposed rhythmic bedforms. *Earth Surface Processes and Landforms* 45, 3496-3509. <https://doi.org/10.1002/esp.4983>
- Wang, X., Dong, Z., Yan, P., Zhang, J., Qian, G., 2005. Wind energy environments and dunefield activity in the Chinese deserts. *Geomorphology* 65, 33-48. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.06.009>
- Wang, Z., Wu, Y., Tan, L., Fu, T., Wen, Y., Li, D., 2019. Provenance studies of aeolian sand in Mu Us Desert based on heavy-mineral analysis. *Aeolian Research* 40, 15-22. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2019.05.003>
- Wasson, R.J., Hyde, R., 1983. Factors determining desert dune type. *Nature* 304, 337-339. <https://doi.org/10.1038/304337a0>
- Weissmann, G.S., Hartley, A.J., Nichols, G.J., Scuderi, L.A., Olson, M., Buehler, H., Banteah, R., 2010. Fluvial form in modern continental sedimentary basins: Distributive fluvial systems. *Geology* 38, 39-42. <https://doi.org/10.1130/G30242.1>
- Werner, B. t., 2003. Modeling Landforms as Self-Organized, Hierarchical Dynamical Systems, in: *Prediction in Geomorphology*. American Geophysical Union (AGU), pp. 133-150. <https://doi.org/10.1029/135GM10>
- Werner, B.T., 1995. Eolian dunes: Computer simulations and attractor interpretation. *Geology* 23, 1107-1110. [https://doi.org/10.1130/0091-7613\(1995\)023<1107:EDCSAA>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1130/0091-7613(1995)023<1107:EDCSAA>2.3.CO;2)
- Werner, B.T., Kocurek, G., 1999. Bedform spacing from defect dynamics. *Geology* 27, 727-730. [https://doi.org/10.1130/0091-7613\(1999\)027<0727:BSFDD>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1130/0091-7613(1999)027<0727:BSFDD>2.3.CO;2)
- Wiener, N., 1948. Cybernetics. *Scientific American* 179, 14-19.
- Wiggs, G.F.S., Livingstone, I., Warren, A., 1996. The role of streamline curvature in sand dune dynamics: evidence from field and wind tunnel measurements. *Geomorphology, Response of Aeolian Processes to Global Change* 17, 29-46. [https://doi.org/10.1016/0169-555X\(95\)00093-K](https://doi.org/10.1016/0169-555X(95)00093-K)
- Wijitkosum, S., 2016. The impact of land use and spatial changes on desertification risk in degraded areas in Thailand. *Sustainable Environment Research* 26, 84-92. <https://doi.org/10.1016/j.serj.2015.11.004>
- Wilkins, D.E., Ford, R.L., 2007. Nearest neighbor methods applied to dune field organization: The Coral Pink Sand Dunes, Kane County, Utah, USA. *Geomorphology* 83, 48-57. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.06.009>

Wilson, I.G., 1972. Aeolian Bedforms—Their Development and Origins. *Sedimentology* 19, 173-210. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3091.1972.tb00020.x>

Y

Yan, N., Baas, A.C.W., 2017. Environmental controls, morphodynamic processes, and ecogeomorphic interactions of barchan to parabolic dune transformations. *Geomorphology* 278, 209-237. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.10.033>

Yuan, Q., Shen, H., Li, T., Li, Z., Li, S., Jiang, Y., Xu, H., Tan, W., Yang, Q., Wang, J., Gao, J., Zhang, L., 2020. Deep learning in environmental remote sensing: Achievements and challenges. *Remote Sensing of Environment* 241, 111716. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111716>

Z

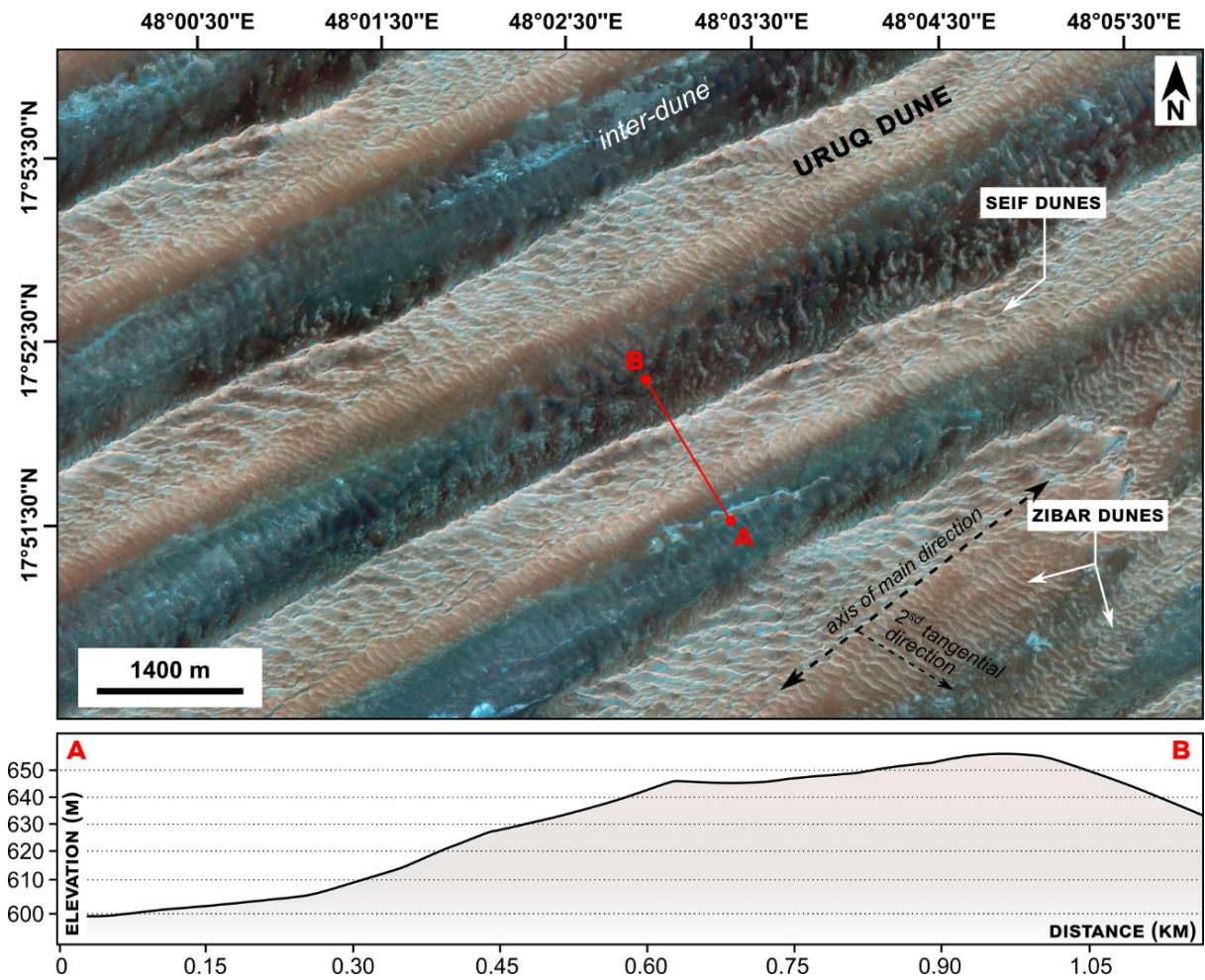
Zhang, D., Narteau, C., Rozier, O., Courrech du Pont, S., 2012. Morphology and dynamics of star dunes from numerical modelling. *Nature Geosci* 5, 463-467. <https://doi.org/10.1038/ngeo1503>

Zhang, Z., Dong, Z., Qian, G., Li, J., Luo, W., 2018. Formation and development of dunes in the northern Qarhan Desert, central Qaidam Basin, China. *Geological Journal* 53, 1123-1134. <https://doi.org/10.1002/gj.2947>

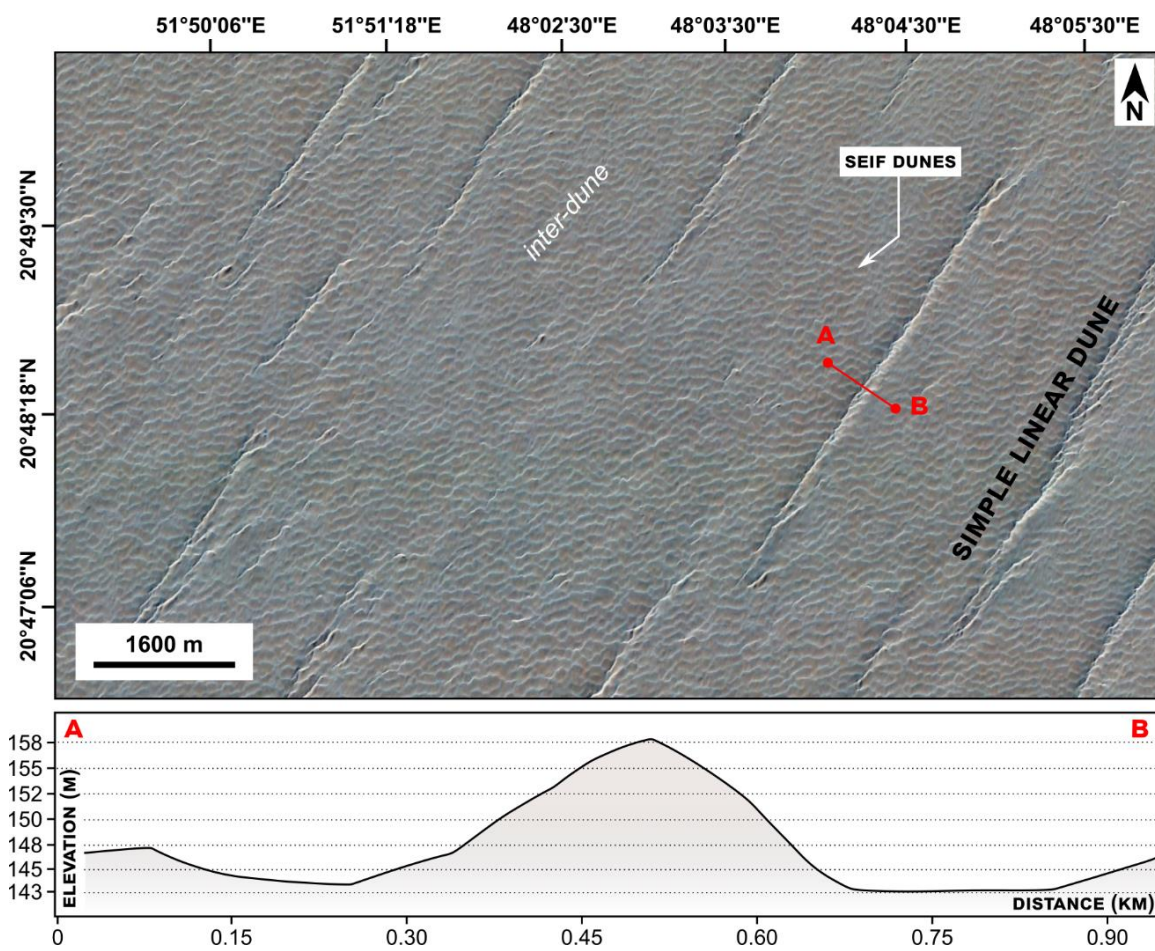
Zheng, X.-J., Bo, T.-L., Zhu, W., 2009. A Scale-Coupled Method for Simulation of the Formation and Evolution of Aeolian Dune Field. *International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation* 10, 387-396. <https://doi.org/10.1515/IJNSNS.2009.10.3.387>

Zheng, Z., Du, S., Taubenböck, H., Zhang, X., 2022. Remote sensing techniques in the investigation of aeolian sand dunes: A review of recent advances. *Remote Sensing of Environment* 271, 112913. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112913>

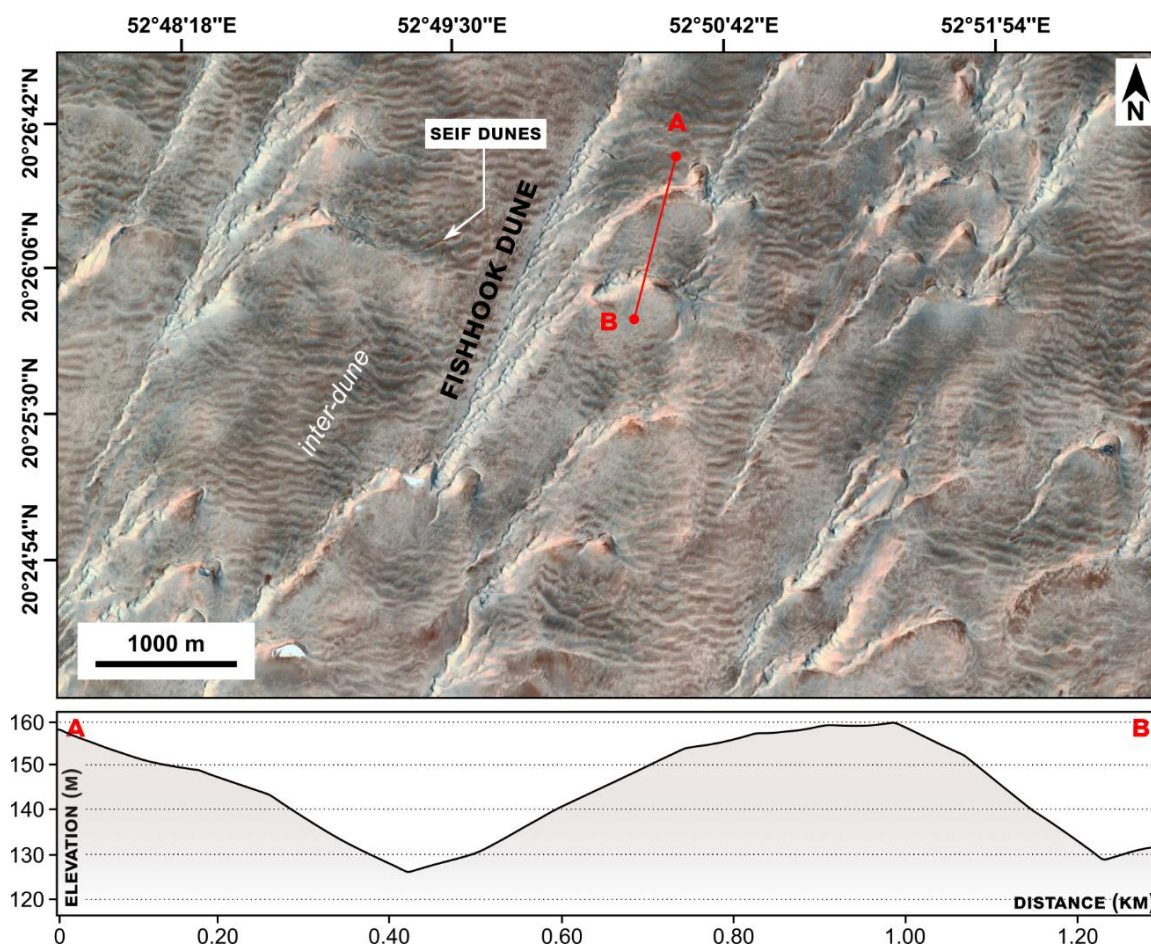
Annexes



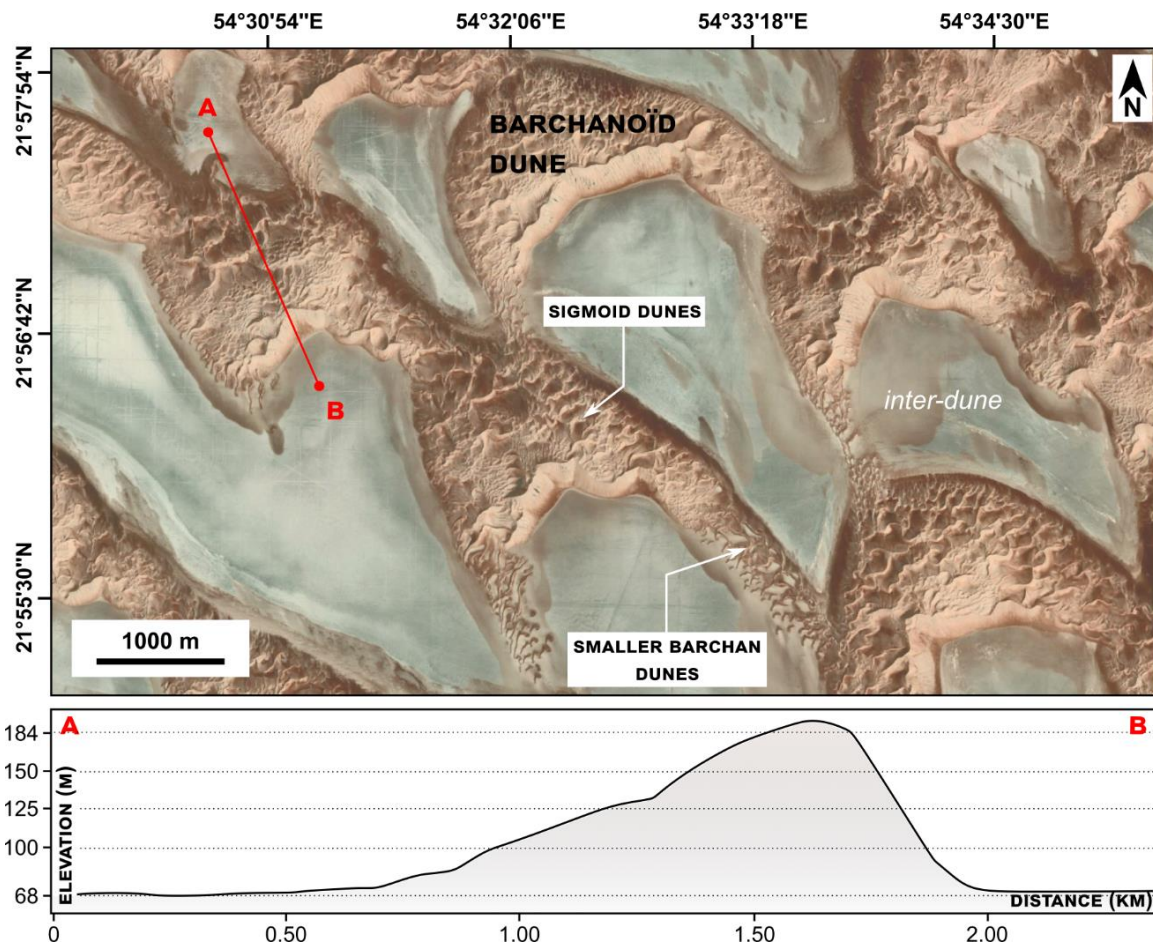
Annexe. A. « Uruq », ou grandes dunes linéaires dans le sud-ouest du Rub'Al Khali. Chaque dune mesure de 1.5 à 3 km de large et de 80 à 160 m de haut. Notez les nombreux chevrons de petites dunes linéaires « seif » sur la surface de l'uruq, et les « zibar » tangentiels sur les flancs des dunes (Edgell, 2006). Localisation: 17°51'47.81" N, 48° 2'44.10"E. CRÉDIT: MAXAR TECHNOLOGIE 2024.



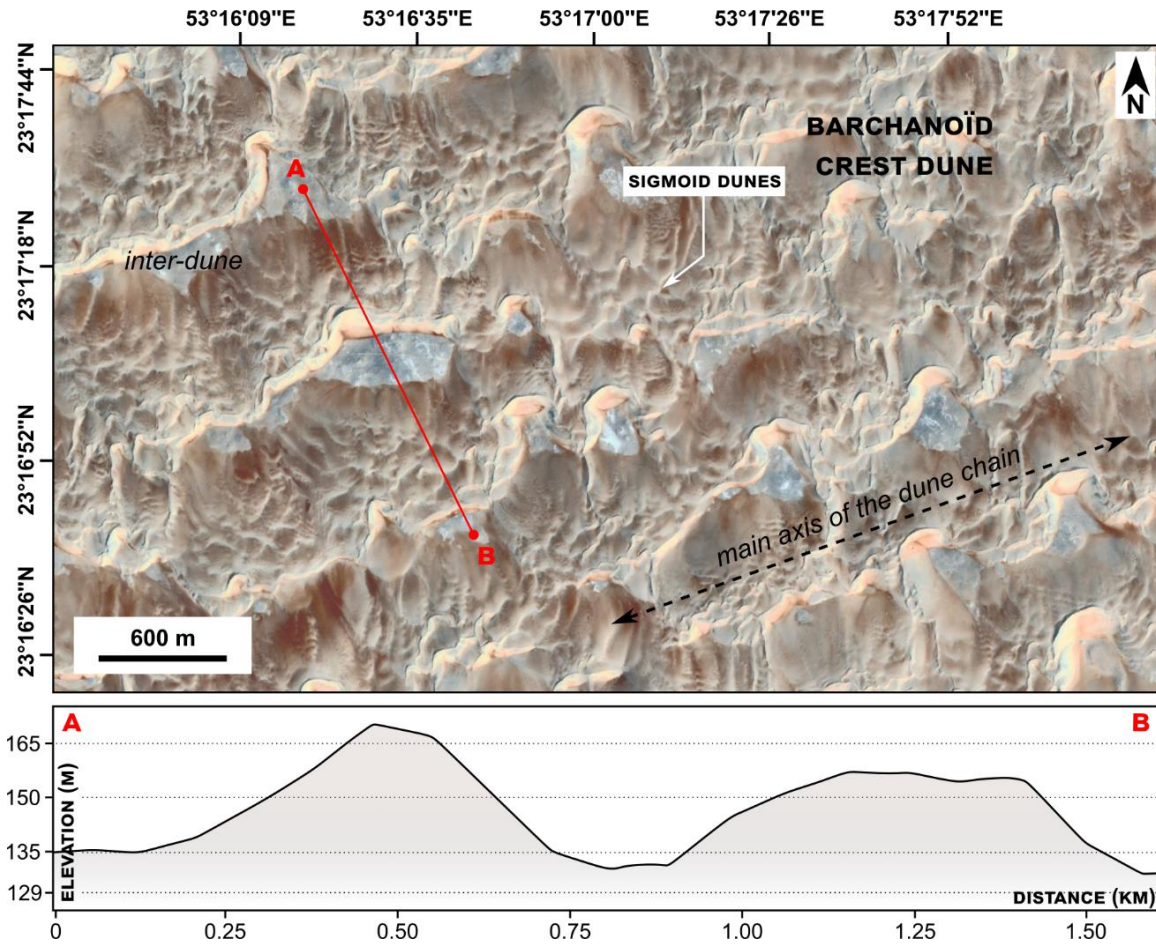
Annexe B. Dunes linéaires simples dans la partie centre-nord du Rub'Al Khali. Les dunes sont étroites, d'une hauteur comprise entre 5 et 30 m et présentent une symétrie marquée. Notez la présence de dunes « seif » dans le corridor inter-dunaire sablonneux. Localisation : 20° 48'25.11" N, 51° 52'13.22"E. CREDIT : MAXAR TECHNOLOGIE 2024.



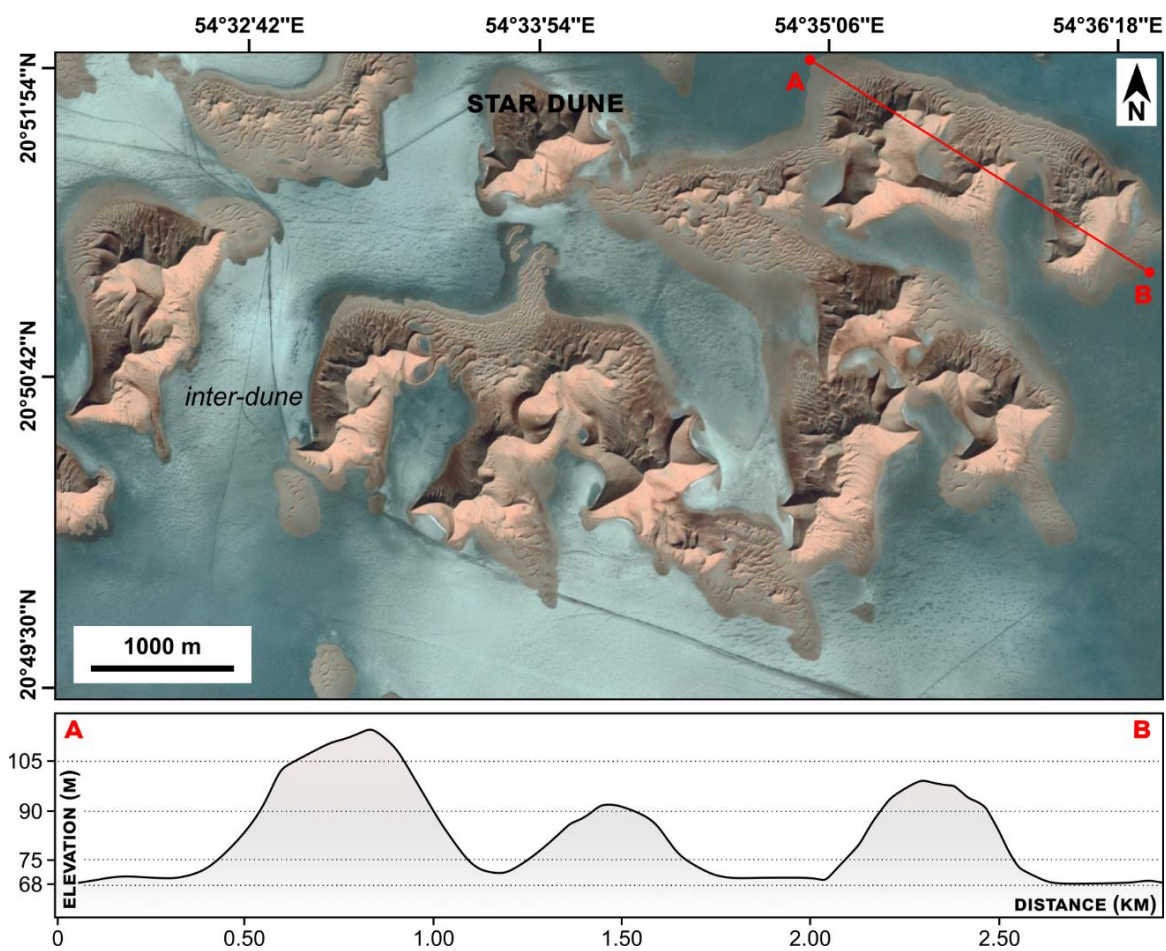
Annexe C. Les dunes en « hameçon » du désert oriental. Ces dunes sont de longues crêtes linéaires avec des extrémités nord-est incurvées en forme de croissant qui présentent une surface de glissement. Localisation : 20°26'2.21" N, 52°49'58.32"E. CREDIT : AIRBUS 2024.



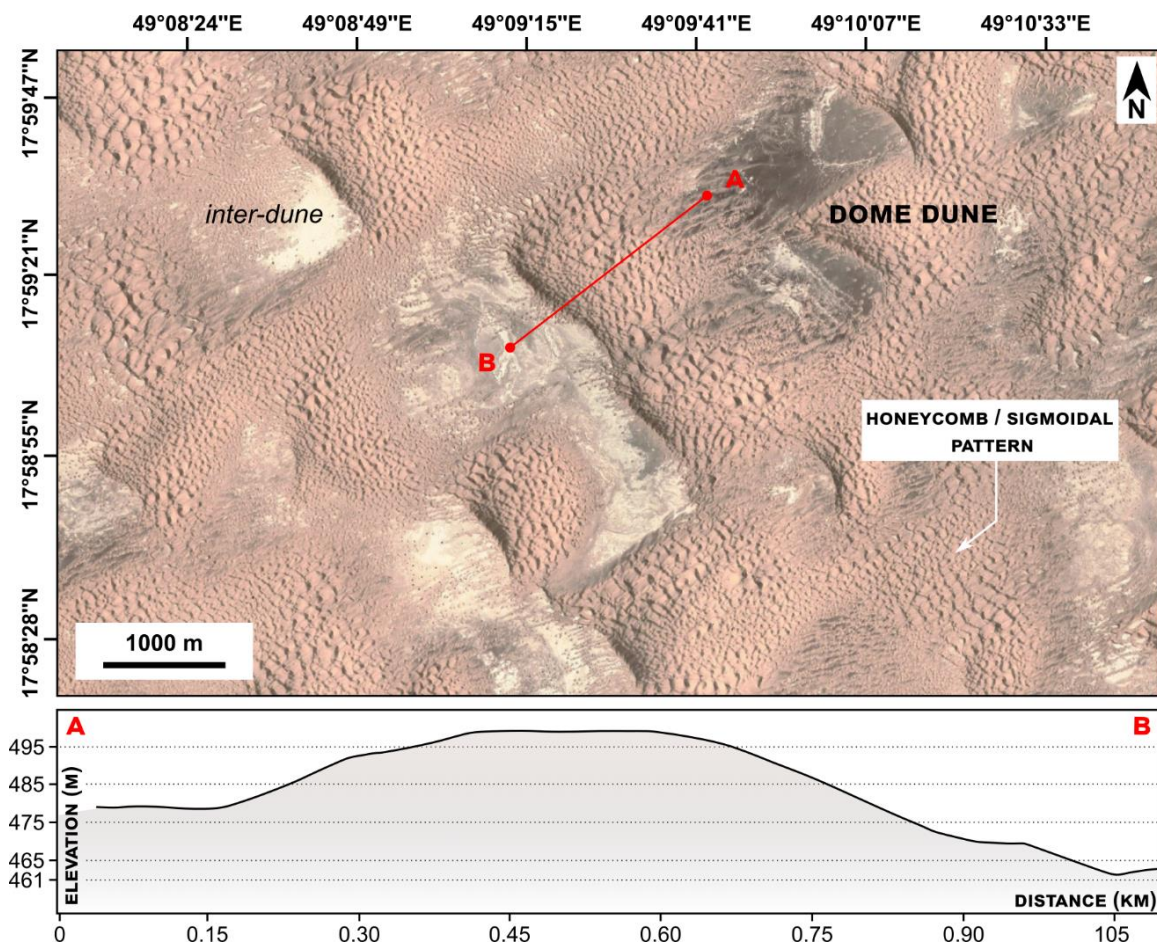
Annexe D. Dans le nord-est du Rub' al Khali, des rangées de mégabarchans reliés latéralement s'élèvent à 120-200 m au-dessus des interdunes en surface. Notez le petit réseau de dunes sigmoïdales/barchan à leur surface. Les flancs et le pied des méga-dunes présentent des morphologies secondaires dans de petites barchanes isolées qui semblent émerger des cornes des plus grandes. Localisation : 21°56'12.79" N, 54°32'14.38"E. CREDIT : AIRBUS 2024.



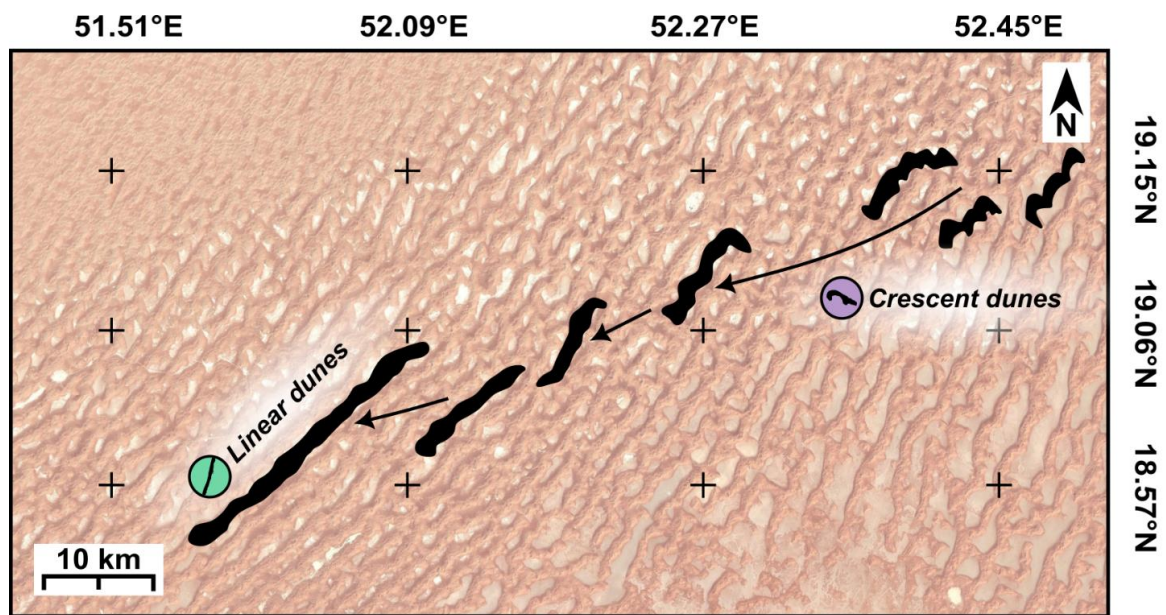
Annexe E. De petites crêtes de dunes barkhanoïdes dans le nord de Rub'Al Khali s'avancent sur des dunes géantes méga-barkhanoïdes (Edgell, 2006). Ces dunes ont une hauteur d'environ 100 m et présentent un front d'avalanche marqué au sud. Localisation : 23°16'54.77" N, 53°16'38.89"E. CREDIT : AIRBUS 2024.



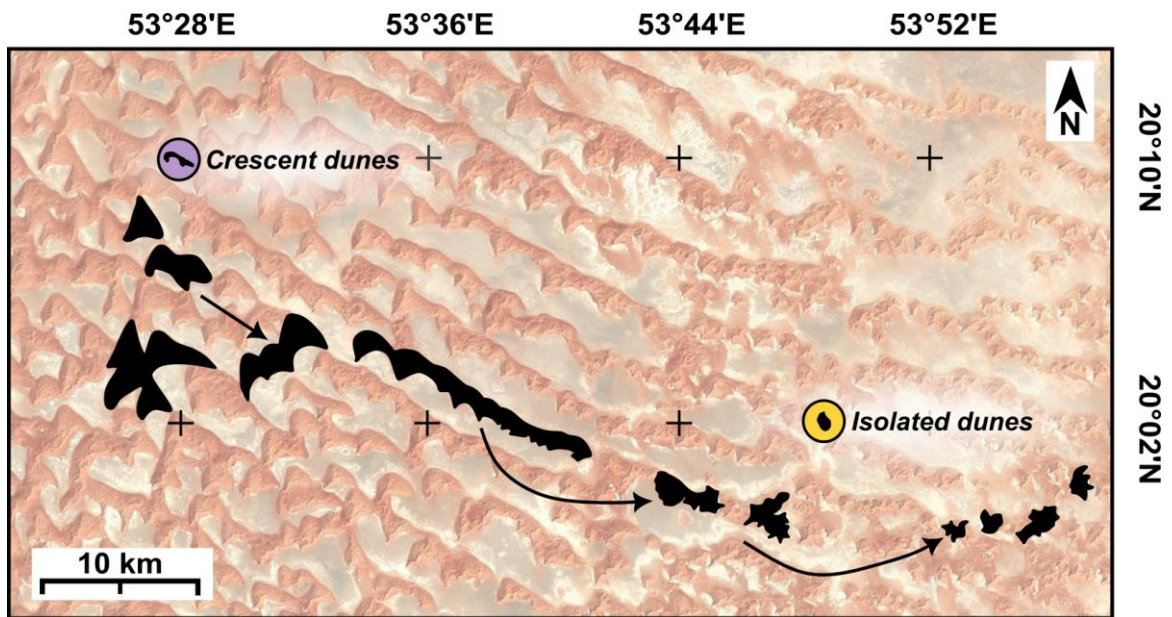
Annexe F. Dunes étoilées ou pyramidales dans la partie orientale du Rub'Al Khali. D'une hauteur de 60 à 180 m, elles résultent de la convergence de plusieurs dunes. Localisation : 20°50'34.68 "N, 54°33'52.76 "E. CREDIT : AIRBUS 2024.



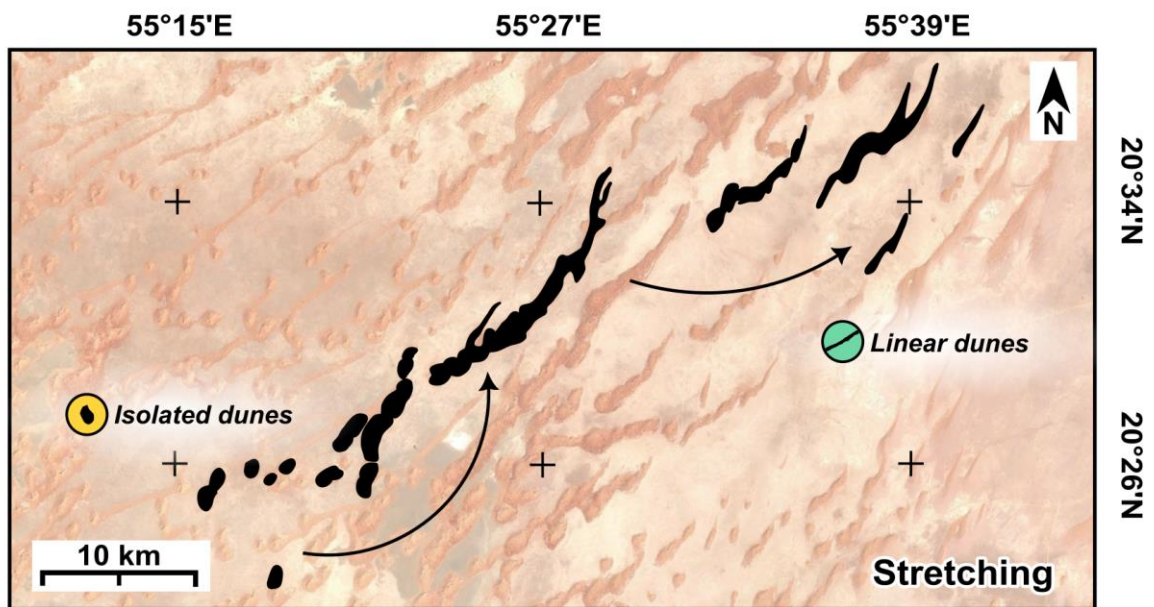
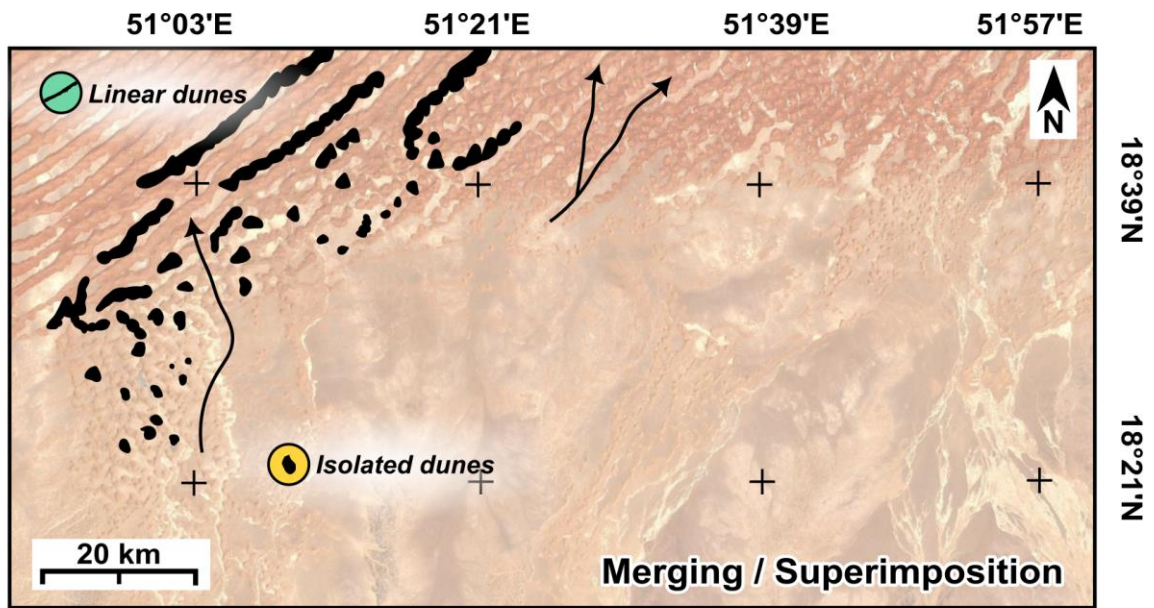
Annexe G. Dunes en dôme dans la région méridionale de Rub'Al Khali. Sur leurs surfaces, les dunes en dôme présentent un motif allant des dunes sigmoïdales courtes aux dunes en nid d'abeille. Localisation : 17°59'21.79"N, 49°9'28.77"E . CREDIT : AIRBUS 2024.



Annexe H. Transitions morphologiques et spatiales entre des dunes en croissant et linéaires



Annexe I. Transitions morphologiques et spatiales entre des dunes en croissant et isolées



Annexe J. Transitions morphologiques et spatiales entre des dunes isolées et linéaires

Titre : Contribution de l'Intelligence Artificielle à la cartographie pour l'analyse des dunes à l'échelle d'un désert – Cas d'étude du Rub'Al Khali

Mots clés : Intelligence Artificielle, Dune éolienne, SIG, Cartographie automatisée, Statistique, Morphodynamique dunaire

Résumé : Les dunes éoliennes, présentes sur Terre et d'autres planètes, résultent de l'interaction entre le vent et les sédiments. Leur cartographie aide à saisir les relations spatiales et les processus dynamiques du vent. Cependant, cette tâche reste complexe et chronophage avec les méthodes traditionnelles et manuelles de cartographie. Ce travail propose une approche innovante utilisant le Deep Learning pour automatiser la cartographie des dunes à différentes échelles. L'algorithme développé atteint une précision de 90 % et a permis de créer pour la première fois une base de données massive de plus de 100 000 dunes du désert du Rub'Al Khali, plus grand désert actif terrestre. Une analyse morphométrique spatialisée réalisée par une ACP a révélé trois paramètres clés qui traduisent la diversité

morphologique des dunes : la longueur, la hauteur et la densité des défauts. Ces résultats statistiques illustrent trois pôles morphométriques des dunes : les dunes linéaires, les dunes en croissant et les dunes isolées (étoiles et dômes), chacune fortement exprimée par un des trois paramètres. En couplant ces résultats avec les données de vent, nous montrons que ces formes sont spatialement influencées par les flux de sable qui conduisent à deux modes de croissance : un étirement des dunes linéaires à l'ouest alignées avec le vent, et une croissance verticale des dunes en croissant et isolées à l'est, transverses au flux. L'association de ces résultats a abouti à un modèle d'évolution spatial unique des dunes du Rub'Al Khali.

Title : Contribution of Artificial Intelligence to mapping for desert-scale dune analysis – Rub' Al Khali case study

Keywords : Artificial Intelligence, Aeolian dune, GIS, Automated mapping, Statistic, Dune morphodynamics

Abstract : Aeolian dunes, found on Earth and other planets, are formed by the interaction between wind and sediments. Mapping them helps to understand the spatial relationships between the dunes and the dynamic processes of the wind. However, this task remains complex and time-consuming with traditional and manual mapping methods. This work proposes an innovative approach using Deep Learning to automate dune mapping at various scales. The developed algorithm achieves 90% accuracy and has, for the first time, enabled the creation of a massive database of over 100,000 dunes from the Rub' Al Khali desert, the largest active desert on Earth. A spatially-based morphometric analysis conducted through PCA revealed three key parameters that reflect the morphological

diversity of the dunes: length, height, and defect density. These statistical results identify three morphometric poles of dune types: linear dunes, crescent-shaped dunes, and isolated dunes (stars and domes), each primarily defined by one of the three parameters. By integrating these results with wind data, we show that sand flows spatially influence these forms, leading to two growth modes: linear dunes stretch westward, aligned with the wind, while crescent-shaped and isolated dunes grow in height to the east, transverse to the flow. This combination of results has produced a unique spatial evolution model for the Rub' Al Khali dunes.