



HAL
open science

Approches numériques de conception CEM de cartes électroniques basées sur les techniques d'apprentissage

Alexandre Plot

► **To cite this version:**

Alexandre Plot. Approches numériques de conception CEM de cartes électroniques basées sur les techniques d'apprentissage. Electronique. INSA de Rennes, 2024. Français. NNT : 2024ISAR0001 . tel-04652154

HAL Id: tel-04652154

<https://theses.hal.science/tel-04652154>

Submitted on 18 Jul 2024

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

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

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'INSTITUT NATIONAL DES
SCIENCES APPLIQUÉES DE RENNES

ÉCOLE DOCTORALE N° 601

*Mathématiques, Télécommunications, Informatique, Signal, Systèmes,
Électronique*

Spécialité : *Électronique*

Par

Alexandre PLOT

**Approches numériques de conception CEM de cartes électro-
niques basées sur les techniques d'apprentissage.**

Thèse présentée et soutenue à Rennes, le le 26 mars 2024

Unité de recherche : IETR, UMR CNRS 6164

Thèse N° : 24ISAR 04 / D24 - 04

Rapporteurs avant soutenance :

Lionel PICHON Directeur de recherche CNRS à l'Université Paris-Saclay
Christophe GUIFFAUT Chargé de Recherche CNRS à l'institut de recherche XLIM

Composition du Jury :

Président : Geneviève DUCHAMP Professeure des Universités à l'Université de Bordeaux
Examineurs : Sonia BEN DHIA Professeur des Universités à l'INSA Toulouse
Dir. de thèse : Philippe BESNIER Directeur de recherche CNRS, IETR, Rennes
Encadrant de thèse : Béatrice AZANOWSKY Ingénieure Intégrité du signal et CEM, société THALES SIX à Cholet

Invité(s) :

Benoit GORAL Ingénieur Intégrité du signal et CEM, société THALES SIX à Cholet
Alexandre AMEDEO Responsable du service modélisation et simulation, société THALES SIX à Cholet

REMERCIEMENTS

Cette thèse a été effectuée dans le cadre d'une convention CIFRE entre la société Thales SIX et le laboratoire IETR à l'INSA de Rennes.

Je remercie en premier lieu Lionel Pichon et Christophe Guiffaut d'avoir accepté de rapporter ces travaux de thèse. Je remercie Geneviève Duchamp de m'avoir fait l'honneur de présider le jury ainsi que Sonia Ben Dhia d'avoir accepté d'évaluer ces travaux. Les échanges que nous avons eus durant la soutenance et même après ont, selon moi, abouti à des pistes de recherche très pertinentes.

La bonne conduite d'un projet de thèse est, de mon point de vue, en grande partie conditionnée par la qualité de son encadrement. À ce sujet, je dois dire que celui-ci fut irréprochable, tant sur le plan académique que sur le plan industriel. Je tiens donc à exprimer ma sincère reconnaissance aux différentes personnes ayant contribué à ces travaux.

J'adresse donc mes premiers remerciements à Philippe Besnier, qui a dirigé ces travaux. Sa disponibilité, sa très grande expertise technique, sa pédagogie et son soutien humain m'ont beaucoup aidé dans la réalisation de cette thèse.

Je me tourne ensuite vers Béatrice Azanowsky, qui a suivi le projet sur le plan industriel. Je suis particulièrement reconnaissant et admiratif de sa très forte implication dans ces travaux de thèse, malgré des circonstances difficiles. Je la remercie en particulier pour nos nombreux échanges techniques qui ont permis d'entrevoir petit à petit l'application industrielle, ainsi que pour son engagement lors des phases de relecture des différents rapports, présentations et, bien entendu, de ce présent manuscrit.

Je remercie ensuite Benoit Goral, qui a également suivi ce projet, pour son soutien technique et humain, ses nombreux encouragements, et également pour m'avoir accompagné lors des différentes conférences où j'ai passé de très bons moments. (Merci aussi à Yosa!)

Je m'adresse ensuite à Alexandre Amédéo que je remercie d'avoir permis cette thèse au sein de Thales ainsi que pour son implication à défendre le sujet au sein du groupe, malgré un emploi du temps très chargé.

Je remercie Kévin Jean et Antoine Lavrard, deux stagiaires de master que j'ai eu le

plaisir d'encadrer, et qui ont tous deux œuvré à la concrétisation de l'outil de métamodélisation.

Je remercie plus largement le service simulation à Cholet : Geoffrey, Adrien, Quentin, Lucas, sans oublier Guillaume qui a également contribué à ces travaux. Merci pour ces chouettes moments passés à Cholet ou à Nantes qui resteront de très bons souvenirs !

Je souhaiterais également remercier mes parents et plus largement ma famille. Merci de votre soutien sans limite, vos conseils, votre écoute dans les moments difficiles et surtout de m'avoir encouragé à réaliser ce projet. Enfin, je remercie ma compagne Clothilde d'être à mes côtés. Tes encouragements et ton soutien moral m'ont donné la force nécessaire pour achever cette thèse.

Sacré chemin parcouru pour ce petit garçon à qui on disait en classe primaire qu'il serait destiné à des études courtes ...

SOMMAIRE

1	Contexte et état de l'art	19
1.1	Problématique CEM dans la conception de cartes électroniques numériques	19
1.1.1	Contraintes CEM	19
1.1.2	Contexte CEM	23
1.1.3	Autres contraintes de conception	24
1.1.4	Processus de conception d'une carte électronique	28
1.1.5	Positionnement de la thèse	37
1.2	Etat de l'art des méthodes de calcul pour traiter la CEM	37
1.2.1	Méthodes analytiques	38
1.2.2	Méthodes numériques	38
1.2.3	Méthodes d'apprentissage	40
1.3	Contexte de la thèse	51
1.4	Conclusion du chapitre	51
2	Comparaison des différentes méthodes de métamodélisation	53
2.1	Critères de comparaison	54
2.1.1	Erreur relative	54
2.1.2	Temps d'apprentissage	56
2.2	Étude de cas	56
2.2.1	Fonction analytique	56
2.2.2	Scénario Fente à 17 paramètres	68
2.3	Conclusion du chapitre	77
3	Proposition d'une méthodologie systématique de métamodélisation pour la conception CEM de cartes électroniques.	79
3.1	Principe de la méthode	80
3.1.1	Analyse de l'espace d'entrée : Approche de MORRIS	81
3.1.2	Sélection des métamodèles	85
3.1.3	Apprentissage itératif des métamodèles	87

3.2	Outils d'analyse paramétrique	92
3.3	Étude de cas numéro 1 : scénario à fente à 7 paramètres	93
3.3.1	Description du scénario	94
3.3.2	Analyse de l'espace d'entrée	95
3.3.3	Sélection des métamodèles	97
3.3.4	Apprentissage itératif des métamodèles	102
3.3.5	Comparaison à une référence	104
3.4	Étude de cas numéro 2 : scénario de diaphonie à 17 paramètres	113
3.4.1	Analyse de l'espace d'entrée	114
3.4.2	Sélection des métamodèles	118
3.4.3	Apprentissage itératif des métamodèles	123
3.5	Conclusion du chapitre	134
4	Définition d'une méthodologie de conception CEM	137
4.1	Principes	137
4.2	Étude de cas numéro 1 : Scénario paires différentielles	141
4.2.1	Identification de la situation critique	141
4.2.2	Présentation	142
4.2.3	Apprentissage	144
4.2.4	Exploitation	149
4.3	Étude de cas numéro 2 : Scénario diaphonie	155
4.3.1	Identification du scénario	155
4.3.2	Présentation	157
4.3.3	Apprentissage	161
4.3.4	Visualisation des prédictions	164
4.3.5	Analyse de Sobol	166
4.3.6	Définition de règles de conception	167
4.4	Description de l'outil d'exploitation de métamodèles	173
4.5	Conclusion du chapitre	177

TABLE DES FIGURES

1.1	Diagramme de l'organisation des normes IEC.	21
1.2	Gabarit RE102 pour les applications sol.	22
1.3	Différentes dimensions des éléments de la carte.	25
1.4	Différentes configurations d'empilement en axe Z.	26
1.5	Ratio entre épaisseur de l'empilement et diamètre du trou percé.	27
1.6	Différentes grandeurs des micro-vias.	27
1.7	Cycle en V du développement de cartes.	28
1.8	Phases de développement d'une carte.	29
1.9	Illustration de l'établissement du courant retour dans le plan de référence.	34
1.10	Discontinuités d'impédance du plan de référence.	34
1.11	Isolation entre pistes.	35
1.12	Principe du métamodèle.	41
1.13	Plan d'expérience LHS en dimension deux.	43
1.14	Exemple de régression SVM.	50
2.1	Principe de la validation croisée.	55
2.2	Fonction de Griewank en dimension deux.	57
2.3	Dispersion de l'erreur pour différents blocs et différentes tailles d'échantillon. Apprentissage d'un Krigeage sur la fonction de Griewank en dimension 10 avec $x_{min} = -10$ et $x_{max} = 10$	58
2.4	Dispersion de l'erreur en fonction de la dimension avec une taille d'échantillon fixe ($M = 100$).	62
2.5	Dispersion de l'erreur en fonction de la taille de l'échantillon ($D = 10$).	64
2.6	Dispersion des erreurs de chaque métamodèle en dimension 10.	65
2.7	Estimations des métamodèles (abscisse) comparées aux valeurs calculées par la fonction de Griewank (ordonnée) en dimension 10 et avec 100 points d'apprentissage.	65
2.8	Représentation du scénario paramétrique à 17 paramètres.	69
2.9	Dispersion de l'erreur pour différents blocs et différentes tailles d'échantillon.	71

TABLE DES FIGURES

2.10	Erreur relative médiane de trois métamodèles.	72
2.11	Comparaison de prédictions faites par trois métamodèles différents avec un échantillon d'apprentissage de taille 700.	73
2.12	Représentation des valeurs de sorties calculées par le simulateur en fonction des valeurs estimées par le métamodèle à la fréquence de 1000 MHz.	74
2.13	Médiane et écart interquartile de l'erreur en fonction de la fréquence pour 100 et 2000 points d'apprentissage.	75
2.14	Comparaison de prédictions faites par le Krigeage avec $N = 100$ puis $N = 2000$	76
3.1	Schéma général illustrant le principe de la méthode de métamodélisation.	81
3.2	Étapes de l'analyse de l'espace d'entrée.	82
3.3	Étapes de sélection des métamodèles.	86
3.4	Représentation de l'échantillon.	88
3.5	Nouvel échantillon LHS.	88
3.6	Transformation des points dans le nouvel échantillon.	89
3.7	Schéma du processus d'apprentissage itératif.	90
3.8	Représentation du scénario "fente".	94
3.9	Représentation en boîte à moustache des indices μ de l'analyse de Morris pour chaque paramètre.	96
3.10	Contribution cumulée des paramètres C , L , L_{fente} , h et W_{fente}	96
3.11	Comparaison des erreurs relatives de régressions linéaires paramétrées avec les fonctions de minimisation linéaire, Ridge, Lasso et ElasticNet.	98
3.12	Comparaison des erreurs relatives de régressions polynomiales de degré 2 et 3.	98
3.13	Comparaison des erreurs relatives du Krigeage pour les fonctions de tendance constante, linéaire et quadratique.	99
3.14	Comparaison des erreurs relatives du Krigeage pour les fonctions de corrélation exponentielle, Gaussienne et Matérn $\frac{5}{2}$	100
3.15	Comparaison des erreurs relatives de la K-PLS pour 1, 2, 3, 4 et 5 composantes principales.	100
3.16	Comparaison des erreurs relatives de la SVM pour différentes fonctions de corrélation.	101
3.17	Comparaison des erreurs relatives du chaos polynomial pour différents degrés de polynôme.	101

3.18	Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus d'apprentissage itératif.	103
3.19	Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus d'apprentissage itératif sur le scénario "fente" à 7 paramètres.	105
3.20	Évolution comparée des erreurs médianes du Krigeage dans les cas 7 et 5 paramètres.	105
3.21	Erreurs médianes comparées des métamodèles MM_{it}^{7p} et MM_{ref}^{7p}	107
3.22	Comparaison des analyses de Sobol.	108
3.23	Analyse de valeurs extrêmes comparées du scénario "Fente".	111
3.24	Histogramme des valeurs de puissance totale rayonnée avec et sans contrainte.	112
3.25	Représentation du scénario paramétrique à 17 paramètres.	113
3.26	Résultats de l'analyse de Morris. Représentation en boîte à moustaches (dispersion en fréquence) des μ de chaque paramètre.	116
3.27	Contributions cumulées des paramètres $L_1, L_2, L_3, L_{f1}, L_{f2}, L_{f3}, W_{f1}, W_{f2}, W_{f3}, d_{w1}, d_{w2}$ et h	117
3.28	Comparaison des erreurs relatives de régressions linéaires paramétrées avec les fonctions de minimisation linéaire, Ridge, Lasso et ElasticNet.	119
3.29	Comparaison des erreurs relatives de régressions polynomiales de degré 2 et 3.	119
3.30	Comparaison des erreurs relatives du Krigeage entraîné pour deux fonctions de tendance (constante et linéaire).	120
3.31	Comparaison des erreurs relatives du Krigeage entraîné pour trois fonctions de corrélation.	121
3.32	Comparaison des erreurs relatives de la K-PLS pour différents nombres de composantes principales.	122
3.33	Comparaison des erreurs relatives obtenues avec la SVM pour différents noyaux.	122
3.34	Comparaison des erreurs relatives obtenues avec la SVM pour différents noyaux.	123
3.35	Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus itératif. Apprentissage sur le paramètre S_{61} avec les 12 paramètres d'entrée sélectionnés.	125

TABLE DES FIGURES

3.36 Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus itératif. Apprentissage sur le paramètre S_{61} avec les 17 paramètres d'entrée initiaux. 126

3.37 Comparaison de l'évolution de l'erreur entre le cas 17 paramètres et 12 paramètres. 127

3.38 Comparaison des prédictions faites par les métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$. 128

3.39 Comparaison des analyses de Sobol des métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$. . 130

3.40 Comparaison des analyses de valeurs extrêmes des métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$ 132

3.40 Comparaison des analyses de valeurs extrêmes des métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$ 133

4.1 Schéma du processus d'étude de scénario par métamodélisation. 140

4.2 Exemple de routage de paires différentielles. 142

4.3 Schéma du scénario "paire différentielle". 143

4.4 Dispersion sur la bande de fréquence des indices de Morris (μ) pour chaque paramètres. 145

4.5 Contribution cumulée des paramètres. 146

4.6 Comparaison des statistiques d'erreur pour 3 fonctions de corrélations du Krigeage. 147

4.7 Évolution de l'erreur médiane lors du processus itératif d'apprentissage du scénario "paires différentielles". 148

4.8 Analyse de Sobol du scénario "paires différentielles". 150

4.9 Puissance totale rayonnée calculée individuellement pour les paires différentielles A et B, et pour la piste single-ended. 150

4.10 Distribution de probabilité des paramètres pour un échantillon de puissance totale rayonnée extrême sur le scénario "paires différentielles". 152

4.11 Histogramme des fréquences de maximum de puissance totale rayonnée. . . 153

4.12 Histogrammes de la puissance rayonnée pour différentes règles de routage. . 154

4.13 Différents schémas définissant les paramètres de la situations. 156

4.14 Description du scénario "diaphonie". 157

4.15 Circuit équivalent du couplage entre la ligne d'agression et la ligne victime en utilisant des éléments localisés. 159

4.16 Circuit équivalent du couplage capacitif entre la ligne d'agression et la ligne victime montrant uniquement les capacités mutuelles de couplage. 160

4.17	Signature typique du NEXT et du FEXT en fonction du temps.	161
4.18	Comparaison des erreurs de prédiction du NEXT et du FEXT pour plusieurs noyaux du Krigage.	162
4.19	Évolution de l'erreur relative de prédiction du NEXT et du FEXT lors du processus d'apprentissage itératif.	164
4.20	Estimations du NEXT et du FEXT par le métamodèle sur 3 réalisations. .	165
4.21	Indices de Sobol du NEXT et du FEXT.	167
4.22	Histogrammes des paramètres sur l'échantillon initial, en bleu, et sur l'échantillon respectant les limites de NEXT et de FEXT, en orange.	169
4.23	Répartition des valeurs estimées de NEXT et de FEXT avant et après application des règles de conception.	170
4.24	Répartition des valeurs simulées de NEXT et de FEXT après application des règles de conception.	170
4.25	Répartition des valeurs de NEXT et de FEXT avant et après application des règles de conception dans un cas particulier.	171
4.26	Outil d'exploitation de métamodèle : choix du scénario.	173
4.27	Outil d'exploitation de métamodèle : visualisation des prédictions.	174
4.28	Outil d'exploitation de métamodèle : visualisation des indices de Sobol. . .	175
4.29	Outil d'exploitation de métamodèle : histogramme des paramètres pour un sous-échantillon.	176
4.30	Outil d'exploitation de métamodèle : répartition des valeurs de sorties sous contrainte.	176
4.31	Diagramme boîtes à moustaches	185

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Bandes de fréquences associées à chaque environnement pour la RE102.	21
1.2	Exemples de noyaux de Krigeage.	47
1.3	Exemples de noyaux K-PLS.	49
2.1	Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs dimensions de la fonction de Griewank pour $N = 100$	61
2.2	Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs dimensions de la fonction de Griewank pour $N = 500$	61
2.3	Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs tailles d'échantillon.	63
2.4	Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs dimensions de la fonction de Griewank pour $N = 100$ et $x_i \in [-5, 5]$	67
2.5	Définition des paramètres.	68
2.6	Comparaison des temps d'apprentissage sur le scénario 17p.	72
3.1	Définition des paramètres du scénario "fente".	95
3.2	Paramétrage des méthodes pour le scénario "fente".	102
3.3	Bilan des temps de calcul du processus itératif d'apprentissage avec 5 paramètres.	104
3.4	Comparaison des temps de calcul entre l'approche 7 et 5 paramètres.	106
3.5	Définition des paramètres.	114
3.6	Paramétrage des méthodes pour le scénario "diaphonie".	123
3.7	Bilan des temps de calcul du processus itératif d'apprentissage du paramètre S_{61}	124
3.8	Comparaison des temps de calcul entre l'approche 17 paramètres et 12 paramètres sur la sortie S_{61}	127
3.9	Dénomination des métamodèles.	127
4.1	Définition des paramètres du scénario "paires différentielles".	143
4.2	Paramétrage des méthodes pour le scénario "paires différentielles".	147
4.3	Proposition de règles de routage du scénario "paires différentielles".	153

4.4	Définition des paramètres du scénario "diaphonie".	157
4.5	Paramétrage de chaque méthode pour l'apprentissage du scénario "diaphonie".	163
4.6	Bilan des temps de calcul pour l'apprentissage du scénario "diaphonie". . .	164
4.7	Règles de conception du scénario "diaphonie".	168

INTRODUCTION

Le 4 mai 1982, durant la guerre des Malouines opposant l'Argentine et le Royaume-Uni, le destroyer de type 42 HMS Sheffield appartenant à la Royal Navy fût frappé et coulé par un missile Exocet lancé depuis un avion super Étendard de l'armée argentine [1]. La capacité de vol à basse altitude du missile Exocet (1 à 2 mètres du niveau de la mer) lui a permis d'échapper à la zone de détection du radar anti-missile du destroyer anglais. Il ne fut ainsi pas détecté. Quelques dizaines de secondes avant d'atteindre le destroyer, le missile doit mettre en marche son radar de détection afin de localiser sa cible. Le Sheffield est équipé d'un capteur de détection électromagnétique de type UAA1 lui permettant de détecter les signaux émis par le radar du missile. Il se trouve que ce système n'était pas en marche lorsque le missile activa son radar. La cause? L'équipage utilisait au même moment le système de communication par satellite qui était connu pour interférer avec le capteur UAA1, le rendant ainsi inopérant. Le missile ne fut pas détecté et le Sheffield coula.

Cet exemple, parmi d'autres, montre à quel point la maîtrise des émissions et de la protection électromagnétique est importante afin d'assurer la sécurité. La compatibilité électromagnétique (CEM) est une discipline qui étudie la capacité d'un dispositif à fonctionner normalement dans son environnement électromagnétique sans lui-même générer de perturbations électromagnétiques dans ce même environnement où coexistent d'autres dispositifs. Le dispositif en question est sujet au passage de normes CEM, définies par différents organismes selon le domaine d'application, qui définissent des niveaux d'émissivité et d'immunité que doit respecter le dispositif. Ces niveaux sont définis tels que les différents dispositifs d'un même environnement électromagnétique ne se perturbent pas. Les conséquences d'une mauvaise gestion de la CEM peuvent être désastreuses, comme en atteste la tragédie du HMS Sheffield. La CEM globale du dispositif est influencée par la conception de ses constituants à toutes les échelles (composants et cartes électroniques, agencement des cartes dans l'équipement, conception du châssis de l'équipement et intégration de l'équipement au niveau système). La gestion de la CEM, qui conditionne in fine le passage de la qualification normative de l'équipement, doit donc être assurée dans les phases les plus précoces de la conception. Ainsi, ces travaux de thèse s'intéressent plus

particulièrement à la conception CEM des cartes électroniques.

L'évolution des technologies intégrées dans les dispositifs électroniques permet aux industriels de proposer des produits de plus en plus compétitifs intégrant ainsi de nouvelles fonctionnalités tout en restant légers, compacts, énergétiquement sobres et économiques. Cela implique, entre autres, une densification globale des équipements et cartes électroniques qui intègrent à la fois des fonctions numériques et analogiques RF, une augmentation des fréquences mises en jeu et une diminution des niveaux logiques utilisés par les composants numériques. Cependant, ces évolutions rendent plus complexe la gestion de la CEM lors des phases de conception. Il est en effet plus difficile de concevoir et de qualifier un produit du premier coup. L'application de règles de conception de bonne pratique CEM, basées sur l'expérience, devient désuète devant la complexité croissante des cartes électroniques multicouches. De plus, le nombre important de paramètres de conception de la carte engendre un nombre extrême de configurations à analyser. L'utilisation de codes de calcul électromagnétiques n'est donc pas envisageable.

À l'échelle de la carte électronique, les critères d'intégrité du signal (IS) et de puissance (IP) sont connus et maîtrisés. De façon générale, les critères d'IS consistent à assurer que les niveaux logiques des composants numériques soient intègres et respectent les temps caractéristiques, tous deux définis dans les fiches techniques des composants. Les critères d'IP visent, quant à eux, la qualité des tensions d'alimentation des composants. Tous ces critères ont pour but d'assurer l'aspect fonctionnel de la carte. Cependant, à l'échelle du PCB, les contraintes CEM ne sont pas connues. Cela provient de l'impossibilité de décliner, au niveau de la carte, les contraintes normatives CEM qui s'appliquent à l'équipement. La conception de la carte doit donc se faire en l'absence de critères CEM à atteindre.

Ces travaux de thèse ont pour ambition de proposer une nouvelle méthode d'analyse et de définition de règles de conception de cartes électroniques basée sur le concept de métamodélisation. L'utilisation d'une telle technique repose sur une approximation mathématique de la loi entrée-sortie d'un modèle physique, construite à partir de points d'observation du modèle initial qui, dans le cadre de ces travaux, sont issus d'un code de calcul électromagnétique. L'utilisation de techniques de métamodélisation permet d'accélérer considérablement les calculs électromagnétiques, rendant ainsi possibles les analyses paramétriques de règles de conception. La littérature scientifique ouverte recense de nombreuses méthodes de métamodélisation différentes, dont certaines proviennent du domaine du machine learning, posant ainsi des interrogations quant au choix de la plus appropriée d'entre elles. L'utilisation de métamodèles passe nécessairement par une phase d'appren-

tissage dont le résultat est sujet à un compromis entre la précision de l'approximation et le coût de calcul nécessaire pour générer les données d'entraînement. Ce compromis devient de plus en plus critique compte tenu de l'augmentation du nombre de variables d'entrée du métamodèle, ce qui est souvent désigné comme la "malédiction de la dimensionalité" dans le domaine du machine learning.

Le premier chapitre décrira le contexte dans lequel se situent ces travaux de thèse. Un certain nombre de méthodes de métamodélisation, appliquées dans ces travaux, seront décrites. L'objet du chapitre suivant est de comparer les performances de métamodélisation de différentes méthodes sur deux cas d'étude et de mettre en évidence les différentes problématiques liées à l'utilisation de ces méthodes. L'objet du troisième chapitre est de proposer une méthode systématique d'apprentissage de métamodèles, répondant aux problématiques présentées au chapitre 2, basée sur une analyse préalable de la sensibilité des variables d'entrées et sur un processus itératif d'entraînement. Celle-ci sera appliquée à deux scénarios d'études CEM. Enfin, le dernier chapitre sera consacré à la proposition d'une méthodologie de conception CEM de cartes électroniques permettant de définir, à partir d'études paramétriques de scénarios via la métamodélisation, des règles de conception applicables dans le processus de conception de cartes Thales.

CONTEXTE ET ÉTAT DE L'ART

1.1 Problématique CEM dans la conception de cartes électroniques numériques

1.1.1 Contraintes CEM

La compatibilité électromagnétique (CEM) se définit comme la capacité d'un dispositif (carte, équipement ou système) à fonctionner normalement dans son environnement électromagnétique sans générer de perturbations électromagnétiques dans ce même environnement où coexistent d'autres dispositifs électriques ou électroniques. C'est donc avant tout un domaine qui étudie les interactions électromagnétiques non intentionnelles entre un dispositif et son environnement. Le risque de dysfonctionnement d'un dispositif lié à la CEM est généralement associé à un scénario pour lequel sont identifiés une source de perturbation, un ou plusieurs chemins de couplage et la "victime". Ces 3 aspects doivent être analysés au cas par cas pour chaque scénario recensé, rendant les tâches d'investigation d'autant plus complexes.

La génération de perturbations électriques ou électromagnétiques et leur propagation peuvent engendrer des niveaux d'interférences électromagnétique (EM) intolérables pour le bon fonctionnement de l'électronique ou bien, dans les pires cas, des dommages physiques à l'équipement. L'objectif de la CEM est d'assurer le fonctionnement du dispositif dans un milieu contraint par ces phénomènes électromagnétiques.

L'émissivité rayonnée ou conduite est la génération d'énergie électromagnétique par une source et son rayonnement dans l'environnement. L'immunité conduite et rayonnée est la capacité d'une électronique à fonctionner sans altération dans un environnement EM pollué. La susceptibilité est l'inverse de l'immunité et se caractérise par un seuil au delà duquel l'électronique n'est plus immune. Enfin, le chemin de couplage est le mécanisme par lequel l'énergie EM émise est transmise à la victime. Lorsqu'un problème de CEM est anticipé, des solutions peuvent être proposées pour le traiter (mise à la masse, filtrage,

blindage, etc).

Lors de la conception d'un équipement composé de cartes électroniques et d'un châssis mécanique, la gestion de la CEM peut se décomposer en deux niveaux. Premièrement, le dispositif ne doit pas s'auto-perturber, c'est-à-dire que les signaux parasites générés par certains éléments de l'équipement (composants, signaux ou autres) ne doivent pas nuire au fonctionnement d'autres éléments. Ce type d'auto-perturbations peut dégrader l'intégrité fonctionnelle du dispositif. Des procédures de validation opérationnelle sont mises en œuvre à différentes phases du développement afin de s'assurer que ces phénomènes d'auto-perturbation ne nuisent pas au bon fonctionnement de l'équipement. Deuxièmement, l'environnement dans lequel un système ou un équipement est amené à fonctionner est souvent très diversifié (air, sol, naval, militaire, civil, etc.), ce qui entraîne une grande variation des environnement électromagnétiques possibles (sources, chemins de couplage et niveau toléré d'émissivité). Pour cela, des méthodes de test ainsi que des gabarits ont été définis. Ils sont recensés dans des documents normatifs.

Ces normes CEM définissent à la fois des limites électriques d'émission et d'immunité électromagnétique que les équipements doivent respecter, ainsi que les méthodes de test associées. Elles sont définies par différentes organisations (internationales, nationales ou régionales) ou par certains comités. En Europe, par exemple, la Commission européenne émet une directive [2] relative à la compatibilité électromagnétique des appareils électroniques, garantissant la libre circulation des appareils électroniques et la création d'un environnement électromagnétique acceptable. Elle est constituée d'une liste d'exigences à satisfaire afin que le dispositif en question reçoive le marquage CE.

Comme le montre la figure 1.1, les normes CEM sont développées et publiées par le Comité électrotechnique international (IEC), qui est ensuite lié à différentes organisations internationales comme l'ISO ou l'UIT, ou bien "régionales" (mais européennes tout de même) comme la CENELEC. Il existe également des normes françaises développées par l'AFNOR.

Dans un contexte de produits destinés au marché militaire, des normes CEM spécifiques existent comme la norme MIL STD 461 délivrée par le département de la défense des Etats-Unis. Cette norme est divisée en 4 volets : émissivité conduite (CE), immunité conduite (CS), émissivité rayonnée (RE) et immunité rayonnée (RS). Pour chacun de ces volets, un protocole de mesure précis est décrit. Il inclut la description de l'équipement de test, le positionnement du dispositif testé, la bande de fréquence mesurée, la procédure de mesure ainsi que la mise en forme des données de mesure acquises. Enfin, des gabarits

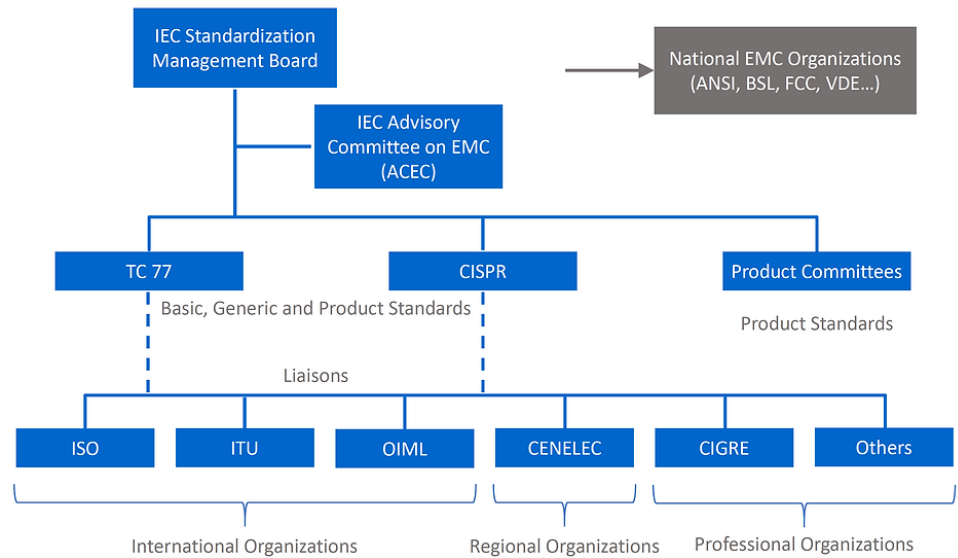


FIGURE 1.1 – Diagramme de l'organisation des normes IEC.

en fréquence sont fournis. Ils représentent une limite de la grandeur mesurée (tension et courant pour les tests en conduit et les champs électrique et magnétique pour les tests en rayonné) en fonction de la fréquence à ne pas dépasser.

A titre d'exemple, et notamment parce que cette thèse est principalement consacrée à l'émissivité rayonnée, nous donnons un aperçu plus détaillé de la norme RE102. La norme RE102 s'adresse au champ électrique rayonné et s'applique aux équipements ne possédant pas d'antenne permanente. Celle-ci est définie pour différentes bandes de fréquences dépendantes de l'environnement comme le montre le tableau. 1.1.

Applications	Frequency bandwidth
Ground	2 MHz to 17 GHz
Ships, surface	10 kHz to 18 GHz
Submarines	10 kHz to 18 GHz
Aircraft (Army and Navy)	10 kHz to 18 GHz
Aircraft (Air Force)	2 MHz to 18 GHz
Space	10 kHz to 18 GHz

TABLE 1.1 – Bandes de fréquences associées à chaque environnement pour la RE102.

L'équipement de test est composé d'un récepteur, d'un dispositif d'enregistrement, d'une antenne dont les caractéristiques sont spécifiées, d'un générateur de signaux et d'un réseau de stabilité d'impédance en ligne (LISN). Le réseau de stabilité d'impédance en

ligne permet, d'une part de fournir une impédance connue à l'entrée du dispositif testé, et d'autre part, d'isoler le dispositif du bruit haute fréquence de la source d'alimentation.

Un protocole de mesure très précis décrit chaque étape que l'opérateur doit suivre pour mener à bien le test. Enfin, les gabarits applicables aux différents environnements d'intégration sont fournis. Un exemple pour les applications sol est donné en figure 1.2. Ce gabarit est donné en champ électrique mesuré à une distance de 1 mètre de l'équipement sous test à l'aide d'un jeu d'antennes permettant de couvrir toute la bande concernée.

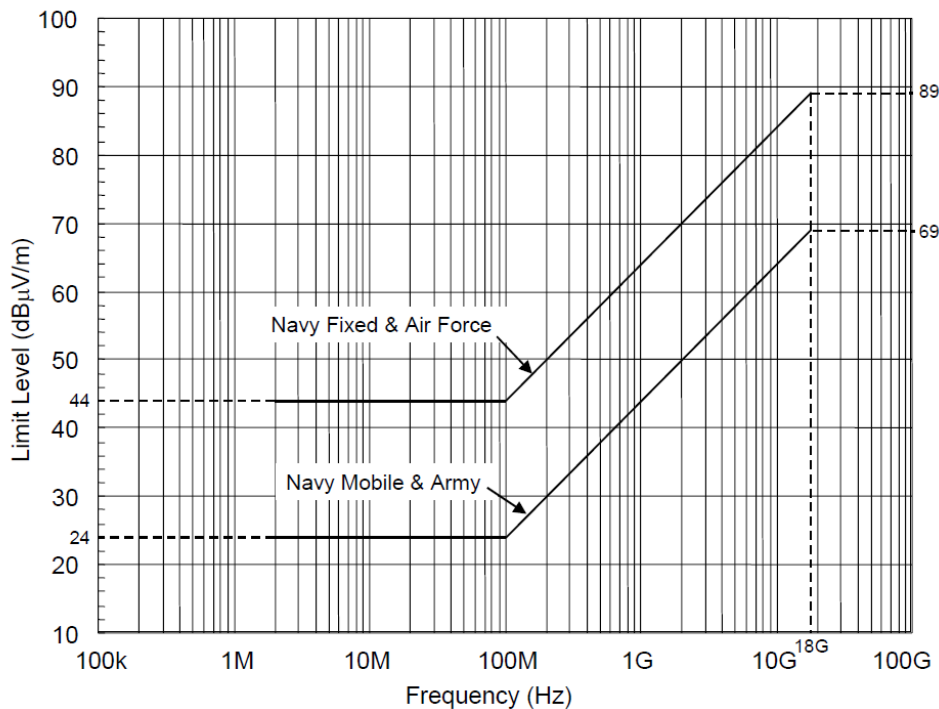


FIGURE 1.2 – Gabarit RE102 pour les applications sol.

Les données mesurées sont ainsi comparées au gabarit pour définir si le test est conforme ou non conforme.

Le succès de ces tests CEM permet de qualifier un équipement et de rendre possible sa commercialisation. Il s'agit donc d'une contrainte forte pour l'industrie, d'une part car elle conditionne l'autorisation de mise sur le marché de l'équipement et d'autre part car une non-qualification engendre des coûts supplémentaires qui s'ajoutent au coût de production de l'équipement. En cas de non-qualification, ces surcoûts sont associés à :

- Une phase d'investigation nécessaire pour identifier l'origine de la non-conformité et ainsi mettre en oeuvre des solutions curatives (filtrage, blindage, re-conception,

etc) qui doivent être dimensionnées correctement.

- Une nouvelle phase de tests de qualification CEM.

Ce cycle d'investigation et de qualification doit être réitéré autant de fois que l'équipement échoue au passage du test CEM normatif. Il faut donc éviter ces situations à tout prix. Les performances CEM d'un équipement désignent la capacité de celui-ci à respecter les normes.

Pour limiter les risques de non-qualification, il est nécessaire de prendre en compte ces contraintes CEM dès les premières étapes de la conception des différents constituants de l'équipement, qui ont tous un impact sur les performances CEM finales de l'équipement.

1.1.2 Contexte CEM

En dehors des exigences normatives, les équipements doivent répondre à un certain nombre de critères décrits dans le cahier des charges afin d'atteindre les performances fonctionnelles attendues par le client. Le marché de l'électronique étant de plus en plus concurrentiel, les produits doivent être de plus en plus compétitifs en proposant de nouvelles fonctionnalités tout en restant légers, compacts, énergétiquement sobres et économiques. L'acronyme SWaP-C (Size, Weight and Power and Cost) [3] désigne l'ensemble de ces critères et est souvent employé dans le secteur militaire.

Les contraintes de performances SWaP-C ont un impact direct sur les performances CEM. Au niveau de l'équipement, les critères de masse inclinent à l'utilisation de matériaux plus légers, ce qui affecte également l'efficacité du blindage.

L'optimisation de la taille des équipements, dans le sens de la miniaturisation, possède un impact direct sur la conception des cartes électroniques embarquées, qui ont dû suivre un certain nombre d'évolutions technologiques afin d'y répondre. La conséquence directe de la diminution de la taille des équipements est la réduction de la surface de routage et de l'épaisseur du circuit imprimé. Les évolutions technologiques des circuits imprimés, ou printed circuit board en anglais (PCB), poussent donc toutes vers une densification des cartes. Ces évolutions touchent, par exemple :

- La miniaturisation des composants (passifs ou actifs) qui permet la densification des cartes. Certains composants actifs atteignent des dimensions submillimétriques.
- L'augmentation des fréquences de fonctionnement qui permet d'améliorer les performances d'une carte électronique numérique. Les processeurs sont cadencés à des fréquences supérieures à 2 GHz, ce qui permet d'effectuer des calculs plus rapidement. Les composants de mémoire des années 2000 fonctionnaient avec une

fréquence d'horloge de 100 MHz, tandis qu'aujourd'hui, les dernières générations de mémoire (DDR5) fonctionnent à des fréquences allant jusqu'à 7200 MHz. L'utilisation de liens séries rapides pour le transfert de données permet des taux de transfert allant jusqu'à 28 Gb/s.

- L'empilement d'un circuit imprimé qui définit la manière dont sont agencées les couches de conducteurs et de diélectriques ainsi que les dimensions et matériaux employés. L'augmentation du nombre de couches est un levier d'action possible afin de densifier le routage. Les procédés de fabrication actuels permettent d'atteindre un nombre de couches de l'empilement de 14 pour une épaisseur de 1,6 mm.
- La réduction de la taille minimale de gravure des pistes qui permet d'optimiser la surface du circuit imprimé dédiée au routage. Les largeurs des pistes peuvent aujourd'hui descendre à 80 μm dans les zones les plus denses.

Le comportement électromagnétique des équipements est directement impacté par ces évolutions. La miniaturisation des composants entraîne l'utilisation de signaux à des niveaux logiques plus bas, ce qui augmente la susceptibilité. L'augmentation des fréquences et des débits entraîne un raccourcissement des temps de transition, ce qui entraîne un élargissement des spectres des signaux, augmentant ainsi le rayonnement des signaux. La réduction de la taille de gravure des pistes permet de densifier le routage et donc de réduire l'espace entre les conducteurs, ce qui a pour effet d'augmenter les effets de couplage. La puissance consommée par l'équipement est déterminée par celle consommée par les cartes. Ce critère n'a pas nécessairement d'impact sur les performances CEM, car des composants plus économes n'impliquent pas particulièrement une dégradation du niveau de susceptibilité ou une augmentation du niveau d'émissivité. Le coût, quant à lui, a un impact important sur la CEM de l'équipement. En effet, les moyens de protection tels que les câbles blindés, les capots de blindage, les filtres, les joints conducteurs ou les capacités de découplage sont des éléments coûteux et peuvent donc être supprimés dans certaines situations.

1.1.3 Autres contraintes de conception

Le processus de fabrication de circuits imprimés impose un certain nombre de contraintes qui limitent les possibilités lors de la conception. Ces contraintes sont majoritairement liées aux technologies de fabrication disponibles et à la physique des matériaux utilisés.

Concernant les technologies de fabrication, un guide de conception, définissant des règles de routage, a été établi par Thales en collaboration avec ses fournisseurs, afin de

tenir compte au mieux des difficultés de fabrication et des coûts associés. Ce guide de routage a pour vocation de réduire les coûts et les cycles de développement des cartes, tout en assurant la meilleure qualité de fabrication possible. Ce guide de routage a très récemment été officialisé par l'AFNOR sous la forme d'un document de spécifications des paramètres de routage [4]. Le document est applicable à la conception de circuits imprimés rigides avec des vias percés mécaniquement ou percés par laser. Des règles complémentaires peuvent s'appliquer pour les circuits imprimés intégrant des contraintes spécifiques telles que les technologies souples et flex-rigides, les hyperfréquences ou les applications de puissance. Le principe du guide consiste à spécifier, pour chaque choix de conception (nombre de couches de l'empilage, finesse de gravure, épaisseur de cuivre, etc.), un indicateur représentant l'impact sur les coûts. Des classes de routage sont également définies pour indiquer au concepteur de carte les valeurs à respecter.

Plusieurs critères mesurant les difficultés de fabrication sont définis, dont quelques-uns seront présentés ici.

L'un de ces critères définit les largeurs de conducteurs et les isolations entre eux. Pour exemple, les différentes dimensions spécifiées dans le guide de routage sont indiquées par les lettres A,B,C,D,E dans la figure 1.3.

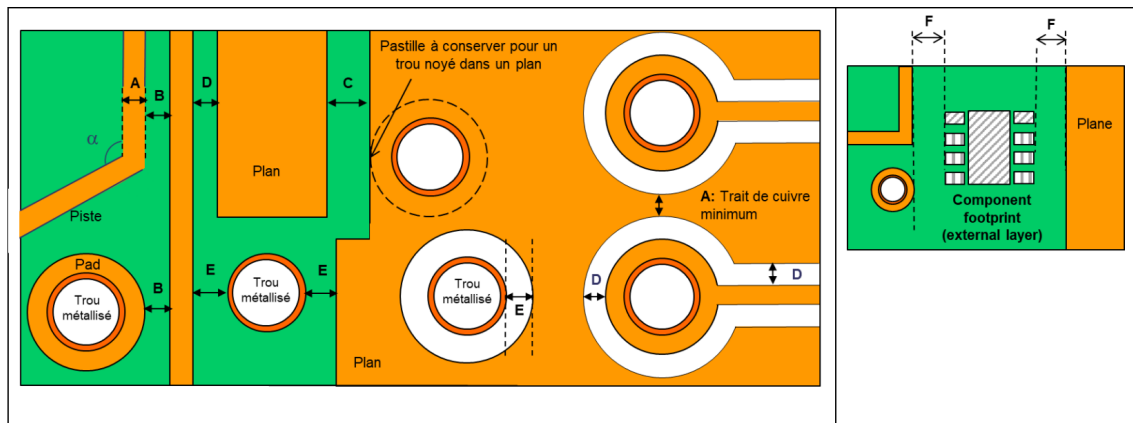


FIGURE 1.3 – Différentes dimensions des éléments de la carte.

Un autre critère spécifie le nombre de couches de l'empilage en fonction de l'épaisseur du PCB. Par exemple, un PCB de 10 couches et d'épaisseur 1,6 mm est à privilégier par rapport à son équivalent en 12 couches.

Pour éviter que le PCB soit déformé après fabrication, il est recommandé d'avoir une répartition symétrique du cuivre et des diélectriques. Ainsi la définition de l'empilement

doit tenir compte d'une alternance symétrique des couches de signaux et des couches contenant des plans de référence ou d'alimentation. La figure 1.4 illustre trois exemples d'empilement dont seul celui de gauche est valide. L'empilement du milieu n'est pas symétrique car les couches de cuivre pleines en partie haute ne se retrouvent pas dans la partie basse (couches de signaux à la place). L'empilement de droite est également dissymétrique car l'épaisseur de métallisation n'est pas la même entre les plans de cuivre du haut et ceux du bas. Ces deux dernières configurations requièrent l'aval d'un technologue PCB car elles engendreront un coût plus élevé de fabrication.

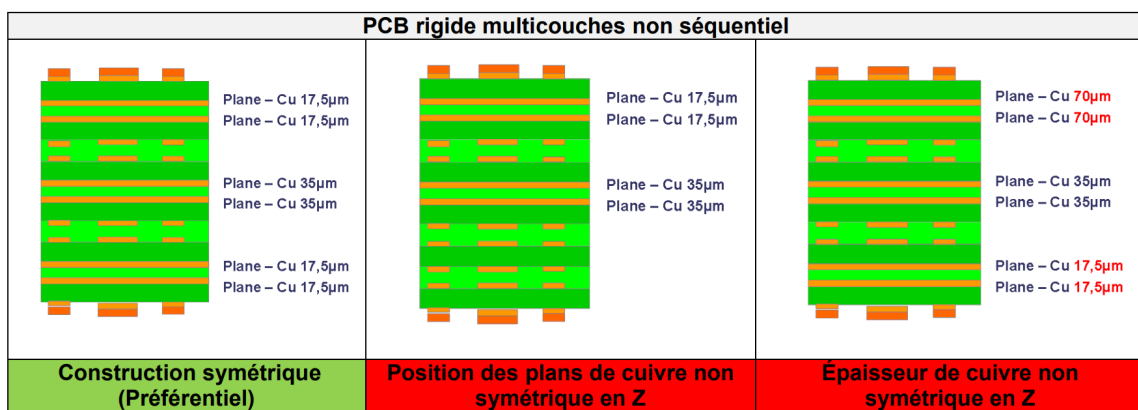


FIGURE 1.4 – Différentes configurations d'empilement en axe Z.

Les vias percés mécaniquement sont spécifiés par un ratio entre l'épaisseur de l'empilement et le diamètre du trou percé. Celui-ci est spécifié en figure 1.5 pour éviter la casse du foret. La figure illustre un via traversant où T représente la hauteur de l'empilement et D le diamètre de perçage.

Les vias percés au laser ne peuvent traverser qu'une couche à la fois. Dans cette catégorie, les micro-vias sont de plus en plus utilisés afin de relier les couches internes aux couches externes du fait de leur diamètre plus faible que les vias traversants permettant de densifier l'empilement. Cependant, cette technologie augmente le coût de fabrication de la carte car chaque couche de micro-via impose un pressage de l'empilement et une métallisation supplémentaire des vias.

Différentes grandeurs qui dimensionnent les micro-vias sont indiquées dans le guide de routage Thales comme le montre la figure 1.6. A gauche, sont distingués des micro-vias non remplis ou remplis de cuivre pour lesquels sont définis l'épaisseur nominale, le diamètre de perçage en haut du cône ainsi que le diamètre de la pastille associée. Au centre

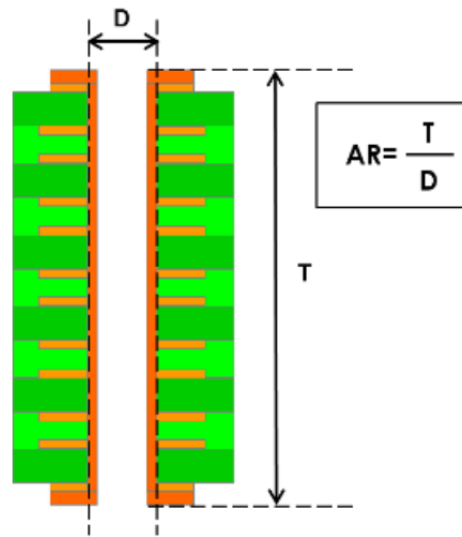


FIGURE 1.5 – Ratio entre épaisseur de l’empilement et diamètre du trou percé.

de la figure, les distances entre pastilles sont spécifiées et différenciées entre le micro-via en surface et le micro-via enterré. Enfin, à droite est illustré le calcul du AR (Aspect Ratio) qui doit être compris entre deux valeurs, ce qui contraint également le diamètre et l’épaisseur du via.

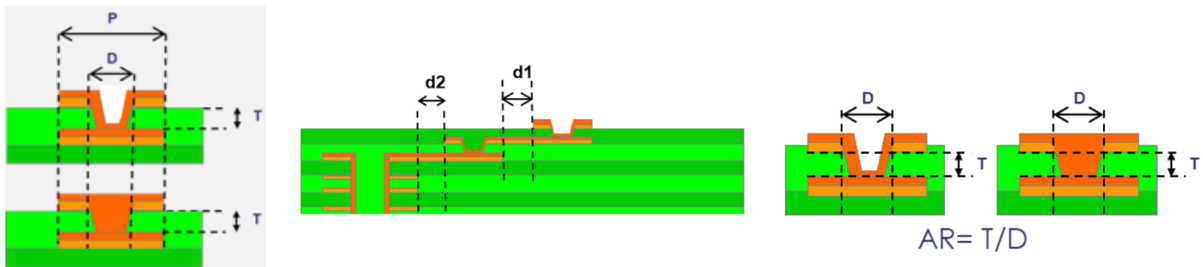


FIGURE 1.6 – Différentes grandeurs des micro-vias.

Afin d’assurer la fabricabilité du circuit, l’aval d’un technologie est obligatoire une fois le type d’empilement choisi. Tous ces critères de conception influent sur le comportement électromagnétique du circuit imprimé. Les contraintes géométriques spécifiées dans le guide de routage sont imposées au concepteur et à l’expert CEM, ce qui limite les possibilités de modification ou d’optimisation CEM du PCB. Il est assez difficile d’affirmer si toutes les contraintes géométriques énoncées dans le guide sont trop strictes, adaptées ou même insuffisantes pour assurer la conformité CEM de l’équipement intégrant le PCB

considéré.

En plus de ce guide de routage, un document Thales recense l'ensemble des matériaux conducteurs et diélectriques pour définir un empilage, validés par le groupe. L'ensemble des propriétés intrinsèques à chacun y est présenté et est consultable, pour un choix de conception adapté au besoin fonctionnel.

1.1.4 Processus de conception d'une carte électronique

Flot de conception

Le développement de cartes électroniques au sein de Thales suit le modèle du cycle en V. Le cycle en V est une méthode de développement de produit qui se caractérise par une phase descendante qui détaille le produit jusqu'à sa réalisation et une phase montante qui regroupe l'ensemble des activités de validation de sa conformité au besoin du client.

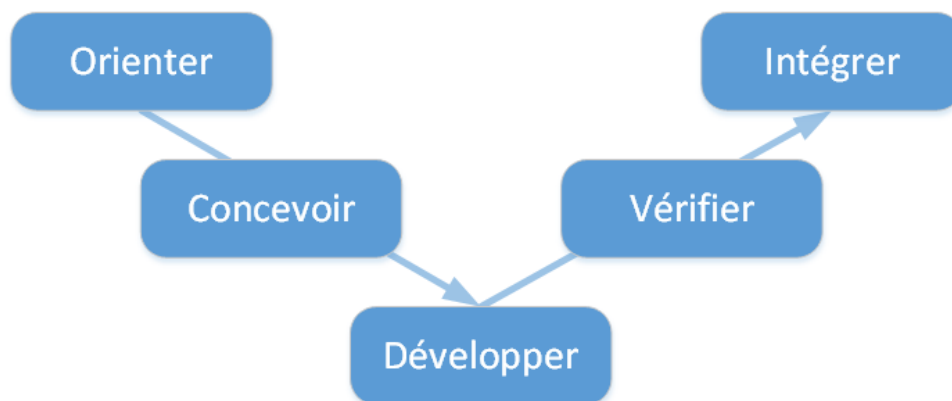


FIGURE 1.7 – Cycle en V du développement de cartes.

La première phase d'orientation vise à atteindre une compréhension claire des contextes et des besoins, et à fournir les éléments clés concernant l'architecture et la stratégie de développement de la solution. La carte passe d'abord par la phase de conception pour ensuite être vérifiée en fonctionnement en suivant un plan de test prédéfini. Ensuite, elle est intégrée à l'équipement et les tests normatifs sont effectués. Les conséquences d'un défaut de qualification CEM impliquent alors de lancer un nouveau cycle (conception, développement, vérification et intégration).

La conception d'une carte électronique suit un certain nombre d'étapes et de jalons regroupés sous le terme "flot de conception" illustrés en figure 1.8. Avec le besoin client

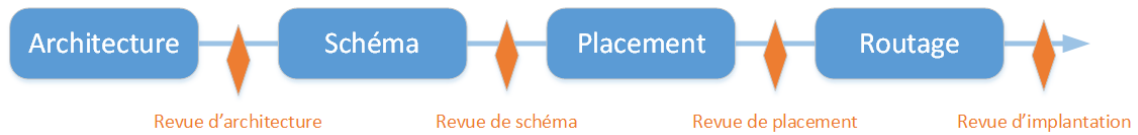


FIGURE 1.8 – Phases de développement d'une carte.

comme donnée d'entrée de conception, le flot commence par la définition de l'architecture fonctionnelle à savoir, le choix des composants et technologies les plus structurants en réponse au besoin, l'estimation de la consommation, la pré-définition de l'empilage, l'estimation des contraintes d'intégrité du signal et de CEM, etc. Cette phase est clôturée par une revue d'architecture qui permet de vérifier que tous les critères sont atteints pour passer à la phase suivante. La phase de schéma est assurée par le concepteur schéma qui a pour mission de décliner dans le détail l'architecture préalablement établie. Cela consiste au choix précis des composants et leur interconnexion entre-eux. Cette phase est validée lors d'une revue de schéma. Le placement des composants est ensuite effectué pour assurer une mise en place optimale des blocs fonctionnels entre-eux, c'est-à-dire, minimiser la génération de phénomènes parasites. Après la revue de placement, le routage est réalisé par le dessinateur de circuits imprimés, puis validé lors d'une revue d'implantation. La carte peut ensuite être envoyée en fabrication.

Les composants électroniques sont à la fois les sources et les victimes des perturbations électromagnétiques. Ces derniers sont choisis dans un catalogue, le concepteur de cartes ne peut donc agir sur la conception des composants. Les activités de l'expert se focalisent donc principalement sur la conception du PCB, qui est le support de transmission des données et qui peut propager les perturbations électromagnétiques générées par les composants.

L'expert CEM intervient en support transverse de toutes ces phases dans l'objectif d'assurer la bonne gestion de la CEM tout au long du développement.

Problématiques adressées par l'expert CEM

L'expert travaille donc de concert avec tous les acteurs du flot de conception (architecte, concepteur et dessinateur de circuits imprimés) afin d'optimiser au mieux la conception. L'expert s'intéresse à quatre champs d'investigation permettant d'évaluer la qualité de la conception, à savoir l'intégrité de signal, de puissance, la CEM proprement dite et l'anti-compromission électromagnétique :

- L'intégrité du signal (IS) consiste à s'assurer qu'un signal transmis à l'entrée d'un composant soit suffisamment intègre pour être correctement interprété par celui-ci. Les dégradations de l'IS sont principalement dues à des discontinuités d'impédance au niveau des interconnexions, à l'origine d'ondes stationnaires et de l'altération du signal transmis. Une autre possible altération de l'IS est la diaphonie qui se caractérise par les couplages entre interconnexions proches. Il y a deux types de couplage : capacitif et inductif. L'intégrité du signal est une problématique particulière de la CEM, où sont traités les phénomènes de perturbations conduites.
- L'intégrité de puissance (IP) étudie la stabilité des réseaux d'alimentation. Il s'agit de garantir que les niveaux de tension aux broches d'alimentation des composants respectent bien les spécifications du fabricant. Les dégradations de l'intégrité de puissance sont majoritairement dues aux appels de courant importants lors des changements d'états des transistors au sein des composants numériques.
- La compatibilité électromagnétique au niveau de la carte vise à minimiser la propagation des perturbations électromagnétiques générées par la carte vers l'équipement. Cet aspect est plus difficile à traiter car il n'existe pas de déclinaison des normes CEM au niveau de la carte ; les seuils à atteindre ne sont donc pas connus. Les tests normatifs sont réalisés au niveau de l'équipement et non au niveau de la carte. C'est donc une fois la conception et l'intégration terminées que les défauts CEM sont mis au jour et peuvent être traités.
- Le TEMPEST ou anti-compromission concerne les émissions d'informations sensibles. Ces études visent à s'assurer que les informations sensibles circulant au sein de l'équipement ne soient pas transmises et interprétables à l'extérieur de l'équipement.

Activités de l'expert

L'expert intervient sur les différentes phases de conception de la carte, de l'architecture au routage.

Dans une phase dite d'étude amont, qui intervient avant le placement et le routage, l'expert a pour rôle d'identifier les interfaces critiques, telles que les signaux sensibles aux désadaptations et aux couplages (exemple : horloge), ou fonctionnant avec des technologies rapides telles que les mémoires DDR. Il définit alors les préconisations et les simulations à mettre en œuvre. Le dimensionnement des filtres CEM est défini durant cette phase et occupe une part importante des activités de l'expert. Ce filtrage concerne

les alimentations, les signaux externes ou les interfaces inter-cartes. Toujours dans cette phase, l'expert définit l'empilage de la carte en tenant compte des contraintes d'entrée mécaniques, thermiques (par exemple : épaisseur des couches d'alimentation) ainsi que de fabrication. La définition de l'empilage est une étape cruciale d'un point de vue CEM car elle permet de répondre aux différentes contraintes d'impédances imposées par les technologies utilisées (PCI, USB, RS232, etc.), d'assurer une bonne gestion des courants de retour et de séparer les classes de signaux (horloge, données et adresses) pour minimiser les couplages. Toujours dans cette phase en amont, les modèles comportementaux des composants numériques (processeur, FPGA, etc), issus des données du fabricant, sont sauvegardés dans une bibliothèque de modèles, préparant ainsi certaines simulations. Enfin, les contraintes électriques (marge de bruit, niveau de diaphonie maximum), géométriques (dimensions des pistes et des paires différentielles) ainsi que d'espacement (isolement des signaux agresseurs et sensibles) sont définies.

Après l'étude en amont, vient une phase d'analyse de pré-routage dont le but est de dimensionner dans le détail les réseaux de découplage et de filtrage, simuler les interfaces critiques avec des lignes de transmission représentatives de l'empilement, définir les topologies de routage permettant de minimiser les risques de désadaptation et enfin assigner les contraintes de placement/routage liées à la gestion des bruits d'intégrité du signal (réflexion et diaphonie) au sein de l'outil de gestion des contraintes.

Durant le placement et le routage, l'expert veille à ce que ces contraintes de routage IS soient respectées et travaille en parallèle à minimiser les dégradations de CEM selon les bonnes pratiques usuelles habituelles (veiller à la qualité des chemins de retour de courant, minimiser les boucles de courant, etc.).

Enfin, dans la phase d'analyse post-routage, plusieurs simulations sont réalisées afin de valider le routage. Des simulations d'IS en réflexion et en diaphonie des interfaces numériques sont réalisées pour définir les actions à mettre en œuvre sur le placement/routage pour résoudre les éventuels défauts détectés. Des simulations au niveau IP sont également effectuées pour vérifier le dimensionnement des réseaux de découplage et des plans d'alimentation. Pour aider à la gestion de ces bruits (en réflexion et en diaphonie), des simulations des paramètres S, de taux de distorsion total, du diagramme de l'œil et du jitter sont réalisées sur les signaux rapides afin de :

- Localiser les éventuelles désadaptations d'impédance.
- Quantifier les conversions de mode différentiel à mode commun.
- Visualiser la qualité globale de la transmission (respect du masque de conformité

du diagramme de l'œil).

- Vérifier les niveaux de diaphonie.

Ces différentes simulations permettent de vérifier si le routage satisfait les contraintes d'IS et d'IP et d'agir le cas échéant pour éliminer les défauts.

Cette méthodologie permet de s'assurer que les phénomènes d'IS et d'IP ne nuisent pas au bon fonctionnement de la carte. Les phénomènes d'IS et d'IP sont étudiés dans un premier temps car ce sont des problématiques plus faciles à traiter que la CEM. Bien qu'une bonne gestion de l'IS et de l'IP permet généralement un comportement CEM plus sain de la carte, cela n'est pas toujours suffisant pour garantir le succès aux qualifications CEM finales de l'équipement.

Constat sur la gestion de la CEM

La CEM (Compatibilité Électromagnétique) est une problématique globale liée aux différents éléments constituant l'équipement (composants, cartes, connectique et châssis).

La gestion de la CEM peut se faire de deux façons. La première, dite de crise, est une approche dans laquelle les contraintes de conception CEM, c'est-à-dire toutes les contraintes permettant d'atteindre une bonne CEM, n'entrent en ligne de compte que lors de la phase de vérification, et non pendant la phase de développement. Les solutions correctives possibles à cette étape du développement sont généralement coûteuses. Cette approche est de moins en moins utilisée car les nouvelles technologies incluses dans les équipements font que la CEM ne peut plus être ignorée pendant la phase de conception. Elle est donc abandonnée au profit de l'approche suivante.

La deuxième approche, dite système, consiste à anticiper la CEM dès le début du développement afin d'être en mesure d'appliquer des solutions préventives limitant finalement les risques de CEM. Cette approche implique de faire collaborer différents corps de métier tels que les concepteurs de schémas, les dessinateurs de circuits imprimés, les concepteurs de mécaniques et, dans certains cas, les développeurs logiciels. Contrairement à l'approche de crise, les solutions de prévention sont généralement moins coûteuses et plus simples à mettre en œuvre.

La gestion de la CEM lors de la conception (de l'équipement et des cartes) repose sur l'application de règles de bonnes pratiques usuelles et celles accumulées grâce à l'expérience tirée de projets passés. Les solutions ainsi appliquées concernent généralement :

- La conception du châssis. Ce dernier ne doit par exemple pas présenter d'ouvertures vers l'extérieur (ou bien des ouvertures compatibles avec la plus haute fréquence

du produit).

- L'agencement des cartes dans l'équipement. Les cartes d'alimentation doivent par exemple être séparées et cloisonnées des autres cartes pour éviter la pollution par les fonctions d'alimentation.
- Le câblage. L'utilisation de connectiques adaptées en impédance et blindées est par exemple préconisée.
- Le filtrage.

Toutes ces préconisations concernent globalement l'architecture de l'équipement, mais elles ne donnent pas d'indications sur la conception du PCB en tant que telle. Or, ce dernier possède un impact non négligeable sur les performances globales de l'équipement. En effet, un PCB mal conçu aura davantage tendance à propager les perturbations électromagnétiques générées par les composants et jouera le rôle d'antenne. Des éléments tels que le placement des composants, le routage des pistes, le nombre de couches, l'agencement des couches de signaux et d'alimentation, ainsi que la gestion des courants de retour, peuvent tous être critiques du point de vue des performances CEM.

Pour illustrer l'importance des choix de conception du PCB, prenons l'exemple des discontinuités dans le chemin de retour du courant. La compréhension du chemin emprunté par le courant de retour est un point clé de la conception du circuit imprimé. Le schéma, déterminé par le concepteur, ne présente que les chemins empruntés par les signaux, tandis que le chemin du courant de retour est implicite. Il est donc important, lors de la phase de placement/routage, de réfléchir au trajet emprunté par le courant de retour pour rejoindre l'émetteur. Dans le domaine haute fréquence, le courant de retour suit le chemin de moindre inductance. Ce trajet se situe dans un plan directement en dessous de la ligne transportant le signal. Le courant de retour s'établit dans l'ombre du courant aller. La figure 1.9 illustre le chemin emprunté par le courant retour dans un PCB à deux couches.

La majorité des problèmes de CEM proviennent de discontinuités dans le chemin de retour du courant. Ces discontinuités ont pour conséquence de dévier le courant et de créer des boucles qui augmentent l'inductance du plan de référence, le niveau de rayonnement ainsi que le couplage avec les pistes voisines. L'impédance caractéristique de la ligne sera également altérée, ce qui peut entraîner des réflexions partielles du signal transmis susceptibles d'engendrer des problèmes d'IS.

Ces discontinuités, illustrées à la figure 1.10, sont souvent dues à :

- La présence de fentes dans les plans de référence ou d'alimentation.

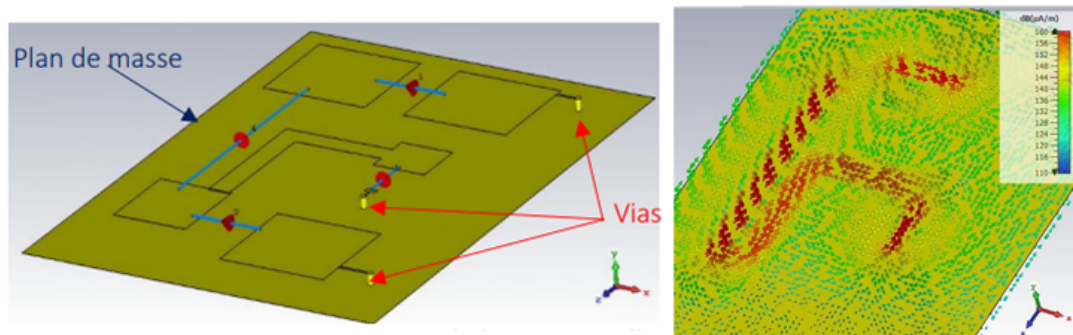


FIGURE 1.9 – Illustration de l'établissement du courant retour dans le plan de référence.

- Le changement de couche des signaux qui impliquent que le courant retour change de plan de référence (schéma du milieu sur la figure 1.10).
- La présence d'ouvertures dans le plan de référence sous des composants ou connecteurs (schéma à gauche sur la figure 1.10).
- Une surface de plan de référence trop faible due à un routage en bord de carte (schéma à droite sur la figure 1.10).

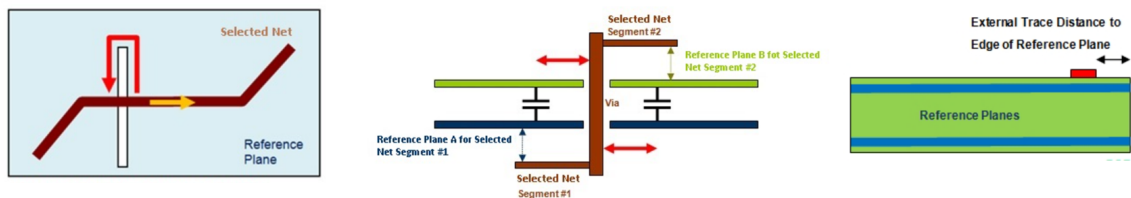


FIGURE 1.10 – Discontinuités d'impédance du plan de référence.

Un autre élément clé de conception de PCB est l'empilement en tant que tel (ordre d'agencement des couches). En particulier, le nombre de couches, le nombre de plans et leur type (plan de masse ou plan d'alimentation), le séquençage des couches et l'espace entre elles sont autant de facteurs qui influent les performances CEM. Comme évoqué précédemment, ces paramètres sont aussi contraints par des critères de coût et de faisabilité, ce qui réduit la marge de conception.

L'isolation entre pistes doit également être maîtrisée afin de limiter le niveau de diaphonie. Ce cas est illustré en figure 1.11.

Lors de la conception de la carte, un certain nombre de règles de bonnes pratiques sont appliquées. Il s'agit de recommandations concernant la conception, le placement et le rou-

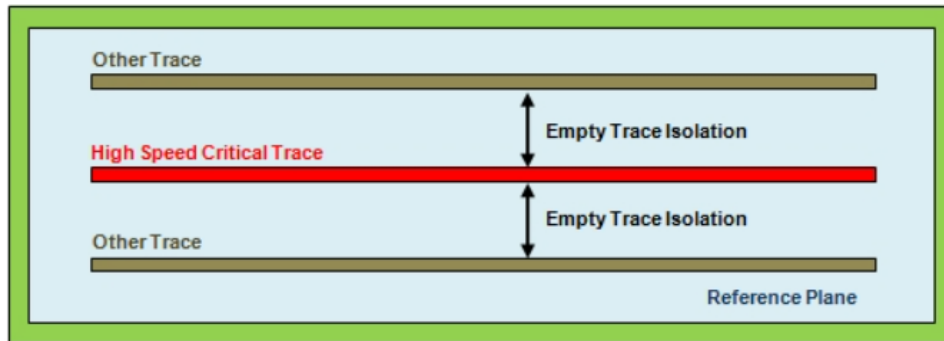


FIGURE 1.11 – Isolation entre pistes.

tage de la carte. Cependant, ces recommandations ne sont pas toujours suivies, car elles imposent des contraintes de conception supplémentaires qui ne sont pas toujours compatibles avec d'autres critères tels que l'encombrement ou les performances. Des situations de surdimensionnement ou de conception excessive, connues en anglais sous le terme "over-design", peuvent se produire si toutes les règles sont simultanément et systématiquement appliquées. Ce problème se manifeste lors de certains développements critiques où trop de contraintes de routage sont appliquées. Il est impératif d'éviter ces situations de surdimensionnement. L'expert CEM doit alors faire un choix en relâchant certaines contraintes au détriment des performances CEM et avec le risque d'échec aux qualifications finales. À ce jour, il est difficile de quantifier et de hiérarchiser les effets de ces contraintes sur la CEM, ce qui soulève la question suivante : existe-t-il des recommandations de routage prioritaires ?

Pour illustrer ce phénomène de surdimensionnement, prenons l'exemple de la règle d'isolation entre signaux. Pour limiter le niveau de diaphonie entre deux lignes, une isolation minimale, dépendante de la largeur de la ligne et de la hauteur de diélectrique, est adoptée. Cette règle représente une contrainte de routage significative qui, de plus, entre en conflit avec les critères de densification des PCB. Cependant, l'isolation n'est pas le seul paramètre influant sur le niveau de diaphonie. En effet, la fréquence, les temps de montée, les longueurs des deux lignes sont également des paramètres dimensionnant qui font que dans certains cas, la règle d'isolation initiale peut être relâchée ou, au contraire, renforcée.

Importance de la simulation dans la conception

La simulation physique est devenue incontournable dans les différentes phases de conception de carte.

Lorsque le développement d'une carte arrive à sa fin, c'est-à-dire lorsque le routage est effectué et validé en revue de placement et routage, la carte est fabriquée et des mesures sont ensuite effectuées afin de vérifier son bon fonctionnement en suivant un plan de test prédéfini par le concepteur. Les faits techniques, c'est à dire, les dysfonctionnements ou non-conformités, soulevés lors de cette phase sont examinés et, selon leur importance, entraînent ou non un nouveau cycle de développement. Ces étapes sont répétées jusqu'à ce que le fonctionnement de la carte soit validé. Les activités de simulation exercées par l'expert CEM jouent un rôle crucial lors du développement. Elles permettent de s'assurer, sous l'hypothèse de validité de la simulation, que les performances fonctionnelles et normatives sont atteintes sans même réaliser de prototypes. Le nombre de cycles de développement est alors diminué ainsi que le nombre de prototypes ce qui améliore, in fine, le temps de mise sur le marché du produit.

L'utilisation de la simulation comme moyen de vérification permet de supprimer certains tests, initialement réalisés par mesure sur prototypes. La conséquence est la suppression d'un certain nombre de points d'accès sur la carte qui contribue ainsi à la densification.

Enfin, la simulation permet d'explorer les possibilités de conception de la carte (design exploration en anglais). Ceci permet de réaliser des prédimensionnements ou bien des optimisations.

Cependant, l'utilisation de la simulation peut être très coûteuse en termes de temps de calcul et de ressources matérielles. Cela dépend, premièrement, de la complexité de la conception devant être analysée, deuxièmement du modèle physique utilisé et aussi de la façon dont celui-ci est calculé. De manière générale, plus la conception est à un stade avancée, plus le modèle géométrique est complexe et plus il est nécessaire de faire appel à des simulations coûteuses. Par exemple, dans les premières phases de développement, des calculs analytiques peuvent suffire à dimensionner certains éléments comme les filtres CEM. En revanche, lorsque la conception du PCB est terminée, il est nécessaire de faire appel à des simulations dites "full wave" afin de calculer les champs électrique ou magnétique rayonnés par la carte. Ces dernières sont coûteuses en temps de calcul car elles reposent sur des méthodes de résolution des équations de Maxwell en 3 dimensions. Il est alors difficile d'effectuer des études paramétriques, d'optimisation ou d'analyse de risque en utilisant ces méthodes, car pour ce type d'étude, plusieurs réalisations de la

simulation correspondant à différentes configurations de la conception sont nécessaires. La réalisation d'étude paramétrique de carte est néanmoins indispensable si l'on souhaite définir des règles de conception des cartes. D'autres méthodes de calcul doivent donc être utilisées afin de résoudre cette limitation.

1.1.5 Positionnement de la thèse

Les travaux de thèse décrits dans ce manuscrit ont pour ambition de proposer une méthode, s'insérant dans le flot de conception de carte, permettant d'améliorer la prise de décision au plus tôt dans la conception. Plus particulièrement, il s'agit de disposer de règles de routage fiables et non empiriques permettant de garantir une conception saine du circuit imprimé, c'est à dire, d'améliorer le comportement CEM des cartes pour garantir, in fine, le passage de la qualification. De plus, l'application de ces règles permettra de contraindre au juste niveau la conception du PCB (conception, schéma, placement et routage) vis-à-vis des contraintes de miniaturisation et de densification.

Pour établir une règle de conception, il est nécessaire de réaliser une étude par mesure ou simulation qui consiste à faire varier certains paramètres de dimensionnement de la carte et d'observer l'effet sur une observable de sortie. Il est ensuite possible de se prononcer sur les paramètres sur lesquels agir pour respecter des seuils fixés sur la ou les sorties observées. Dans cette thèse, le choix est fait d'utiliser l'approche par simulation du fait de la facilité à modifier la conception. Comme évoqué dans la partie précédente, le temps de simulation peut être un facteur limitant dans l'optique de réaliser des études paramétriques. L'utilisation de méthodes accélératrices devient donc indispensable et fait l'objet de ces travaux de thèse.

1.2 Etat de l'art des méthodes de calcul pour traiter la CEM

Cette partie a pour objectif de dresser un état des lieux des méthodes utilisées pour résoudre les problèmes de CEM au niveau de la conception des cartes électroniques principalement.

Pour définir des règles de conception, il est nécessaire de réaliser des études paramétriques, c'est-à-dire d'explorer les différentes possibilités de conception. À l'échelle du circuit imprimé, ces analyses paramétriques consistent à observer les variations d'une ob-

servable de sortie en fonction des variations des paramètres géométriques et électriques de la carte. De plus, il est possible de réaliser des études statistiques dans lesquelles les distributions de l'observable de sortie ou de certains paramètres d'entrée pour des valeurs extrêmes peuvent être observées. Ce type d'analyses permet ainsi d'identifier les configurations géométriques de la carte à éviter. Cependant, ce type d'étude requiert un grand nombre d'itérations du code de calcul, ce qui est le plus souvent incompatible des délais de conception en raison du temps de calcul nécessaire à l'évaluation d'une configuration.

Dans cette partie, nous dressons un état de l'art des méthodes pour traiter la CEM d'un point de vue purement calculatoire. Après un examen des méthodes analytiques, nous examinerons les méthodes numériques de résolution des équations de Maxwell qui sont devenues un outil indispensable dans le domaine de l'expertise CEM. Enfin, les méthodes accélératrices utilisées dans ces travaux seront présentées.

1.2.1 Méthodes analytiques

Les solutions analytiques rigoureuses n'existent que dans des configurations canoniques très limitées. La théorie des lignes, de faible complexité pour des lignes de transmission uniformes, permet également de décrire la propagation dans les interconnexions dans l'hypothèse d'un mode TEM. Cependant, s'agissant de la modélisation des couplages par rayonnement électromagnétique, seules certaines approches topologiques permettent d'éviter, au moins partiellement, une modélisation numérique complète. Parmi celles-ci l'approche de Kron développée par Olivier Maurice peut être envisagée. Il s'agit d'une approche topologique dans laquelle les interactions entre éléments sont représentées sous forme de graphe. Chaque graphe est traduit sous forme d'équations constitutives traduisant la physique des couplages. Le problème global est ensuite résolu dans le domaine temporel et procure les grandeurs physiques recherchées (tensions, courants, champs, etc.). Ces méthodes ont d'emblée été écartées des travaux de thèse du fait de la difficulté de s'assurer d'une bonne représentation topologique sans recourir à une référence et donc à la simulation numérique brute en lieu et place de représentations analytiques.

1.2.2 Méthodes numériques

Les méthodes de résolution numérique deviennent rapidement indispensables dès lors que la complexité du problème à étudier ne permet pas d'envisager une solution analytique ou l'utilisation d'une méthode de calcul approximative, qu'elle soit de type topologique ou

non. C'est particulièrement le cas lorsque le rayonnement électromagnétique intervient. Ces calculs peuvent concerner des grandes surfaces ou volumes non négligeables au regard de la longueur d'onde et/ou des géométries complexes possédant, tout au contraire, des détails de grande finesse par rapport à la longueur d'onde. Les méthodes dites "full wave" ou "full 3d" permettent de résoudre directement les équations de Maxwell sans hypothèse simplificatrice. Plusieurs outils mathématiques discrétisant ces équations existent.

Les méthodes dites "volumiques" sont basées sur la discrétisation de l'espace et du temps dans le volume considéré. Parmi ces méthodes volumiques, on trouve :

- La méthode des différences finies, Finite Difference Time Domain (FDTD) [5] dans le domaine temporel et FDFD dans le domaine fréquentiel consiste à résoudre directement les dérivées partielles. La méthode d'intégration finie (FIT) est un formalisme qui généralise la méthode FDTD à partir de la forme intégrale de contour des équations de Maxwell. Cette dernière sera utilisée dans le cadre de ces travaux de thèse.
- La méthode de la matrice de lignes de transmission (Transmission-Line Matrix - TLM) repose sur une analogie entre le champ électromagnétique et un maillage de lignes de transmission. Le champ électromagnétique discrétisé est représenté par une matrice d'état, évoluant dans le temps, qui résume l'état de toutes les cellules TLM. Cette méthode se base également sur une résolution des équations sous forme différentielle. Elle est en fait très voisine de la précédente, les calculs de champs électriques et magnétiques étant toutefois centrés au milieu des cellules élémentaires.
- La méthode des volumes finis (Finite Volume Method - FVM) consiste à résoudre les équations de Maxwell sous leur forme intégrale [6].
- La méthode des éléments finis (Finite Elements Method - FEM) [7] s'exprime à partir des équations sous forme différentielle qui sont multipliées par une famille de fonctions de l'espace avant d'être intégrées suivant les dimensions de l'espace. La résolution numérique est souvent plus rapide notamment par rapport à une résolution d'équations intégrales (méthode des moments par exemple).

Ces méthodes volumiques sont adaptées pour des milieux hétérogènes (plusieurs matériaux à géométrie complexe).

Les méthodes surfaciques utilisent la répartition des courants sur les surfaces des conducteurs pour évaluer le champs EM en tout point de l'espace via un calcul d'intégrale. A la différence des méthodes volumiques, seules les surfaces sont maillées. Des méthodes

de résolution propres existent comme la méthode des moments (MoM) qui permet de calculer la propagation du champ en utilisant la fonction de Green. Il en résulte un système matriciel pour lesquels tous les éléments de la matrice d’interaction intégrant la fonction de rayonnement de Green sont non nuls. La méthode MultiLevel Fast Multipole Method (MLFMM) est une variante qui permet d’accélérer les calculs lorsque les mailles sont en champ lointain.

Le choix d’une méthode temporelle ou fréquentielle se pose alors. La méthode choisie dépend du domaine d’application. Le domaine temporel est plutôt adapté aux phénomènes transitoires et non-linéaires alors que le domaine fréquentiel est lui adapté aux basses fréquences et à l’étude des systèmes en résonance. Malgré tout, la résolution des équations intégrales reste compliquée en basses fréquences car la résolution de la fonction de Green, solution de l’équation d’onde associée à une source de courant sur une maille pose un problème de convergence spécifique à la MoM. Il est possible de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel en utilisant la transformée de Fourier, sous hypothèse de linéarité.

Des méthodes simplifiées de type 2,5D existent. Elles consistent à considérer des plans parallèles entre eux reliés par des courants verticaux, ce qui les rend adaptées à l’analyse de circuits imprimés.

Les logiciels du commerce intègrent plusieurs de ces méthodes. Le choix s’effectue en fonction du problème à résoudre. Il est en revanche difficile de prévoir les performances (temps de calcul et précision) car chaque éditeur optimise les méthodes de manière différente. Ces méthodes peuvent être utilisées pour calculer des observables telles que des puissances rayonnées, des paramètres S, des tensions ou des courants. La simulation numérique est un outil utilisé dans toutes les phases de conception de la carte mais aussi de l’équipement. Cependant, le temps de calcul associé à ces méthodes est souvent rédhibitoire dans l’optique de réaliser des études statistiques et paramétriques. L’utilisation de méthodes accélératrices devient donc indispensable pour réaliser ce genre d’analyse.

1.2.3 Méthodes d’apprentissage

Une solution face au problème du temps de calcul est l’utilisation de modèles de remplacement, dont le nombre de degrés de liberté est très largement inférieur à celui des modèles numériques qu’ils remplacent. L’idée est de considérer que l’observable de sortie Y que l’on souhaite quantifier est calculée à l’aide d’un modèle boîte noire coûteux M exprimé en fonction d’entrées X tel que $Y = M(X)$. Ce modèle est parfois une fonc-

tion analytique mais le plus souvent un code de calcul numérique tel que ceux présentés dans le paragraphe précédent. L'approche consiste à définir un modèle de remplacement $\hat{M}(X)$ donnant une approximation du modèle initial tout en possédant un coût de calcul plus faible. Ce type de modèle se nomme métamodèle (ou surrogate model en anglais). L'utilisation de métamodèles est devenue très courante dans le domaine des sciences de l'ingénieur [8]. Cela est dû à leur capacité de réaliser des calculs coûteux tels que des optimisations [9] [10], des analyses de sensibilités des paramètres [11] [12] ou des analyses de valeurs extrêmes [13]. On trouve des applications dans divers domaines d'ingénierie tels qu'en aérodynamique [14] [15] [16], en conception d'antennes [17] [18] [19], en thermique [20] [21] ou en mécanique [22] [23].

Le terme de métamodèle est en fait très générique, il fait référence à un certain nombre de techniques capables de créer des relations entre des sorties et des entrées à partir d'observations. Parmi le vaste éventail de techniques possibles, on trouve par exemple la régression linéaire ou polynomiale, les processus gaussiens (ou Krigeage), le chaos polynomial, les arbres de décision ou les réseaux de neurones, pour n'en citer qu'une petite partie. La construction d'un métamodèle passe par une phase d'apprentissage qui consiste à estimer les paramètres intrinsèques du métamodèle (on parle alors d'hyperparamètres) à partir d'exemples du modèle boîte noire.

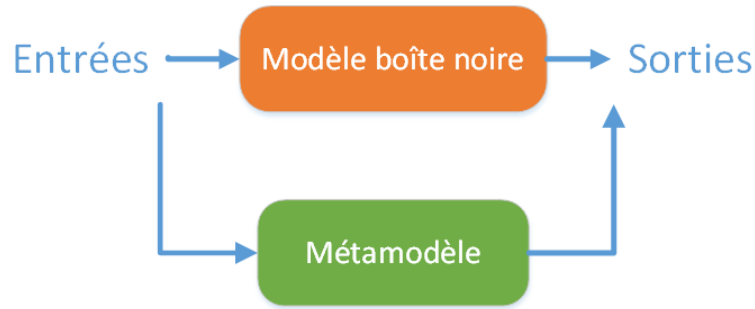


FIGURE 1.12 – Principe du métamodèle.

L'utilisation de métamodèles pose la problématique du choix de la méthode à utiliser. Dans la littérature, plusieurs techniques ont été appliquées avec succès à des problématiques de CEM comme le Krigeage [25] [26] [27] [28] [29] [30], le Support Vector Machine (SVM) [31] [32] [33], le Chaos Polynomial (CP) [34] [35] [36] [37] ainsi que des techniques de machine learning [38] [39] [40] [41].

Dans cette partie est présenté le formalisme de quelques techniques employées durant

ces travaux de thèse. La construction du plan d’expérience est décrite dans un premier temps.

Construction d’un plan d’expérience

La construction du plan d’expérience (DOE en anglais pour Design of Experiment) est une étape importante lors de la construction d’un métamodèle. En effet, celui-ci conditionne la qualité du modèle entraîné. La définition d’un plan d’expérience passe par l’échantillonnage d’un certain nombre de points (N points) dans l’espace des paramètres d’entrées. Chaque point est ensuite calculé avec la fonction de coût M ce qui constitue au final un jeu de données. Différentes stratégies d’échantillonnage sont possibles. Une première consiste à choisir des valeurs à intervalles réguliers, ce qui n’est pas toujours adapté aux méthodes d’apprentissage stochastiques.

Une autre méthode consiste à prendre des valeurs à l’aide d’un tirage de Monte Carlo pour lequel chacune des variables fait l’objet d’un tirage indépendant sur tout l’espace d’entrée suivant la loi de distribution attribuée à chacune d’entre elles. Cette dernière n’est pas adaptée lorsque la taille de l’échantillon est faible car elle n’assure pas une homogénéité dans la répartition des points.

La méthode par hypercube latin (LHS) corrige ce problème. Pour un échantillon de taille N , elle consiste à diviser chaque dimension en N parties de même taille. Des tirages aléatoires sont effectués, comme illustré sur la figure 1.13, de telle sorte à assurer qu’une réalisation se trouve dans chaque partie (hyperplan) de chaque dimension. Il est à noter qu’un tirage de type Monte-Carlo converge vers un tirage LHS pour une taille d’échantillon N élevée.

Cette méthode permet de s’assurer d’une bonne répartition et couverture de l’espace des paramètres.

Régression linéaire

La régression linéaire est sans doute la méthode de métamodélisation la plus élémentaire qui suppose que la sortie puisse être approximée au moyen d’une combinaison linéaire des entrées. La sortie \hat{y} est prédite comme suit :

$$\hat{y}(w, x) = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p$$

Les coefficients $w = (w_1, \dots, w_p)$ sont optimisés dans le but de minimiser une fonction.

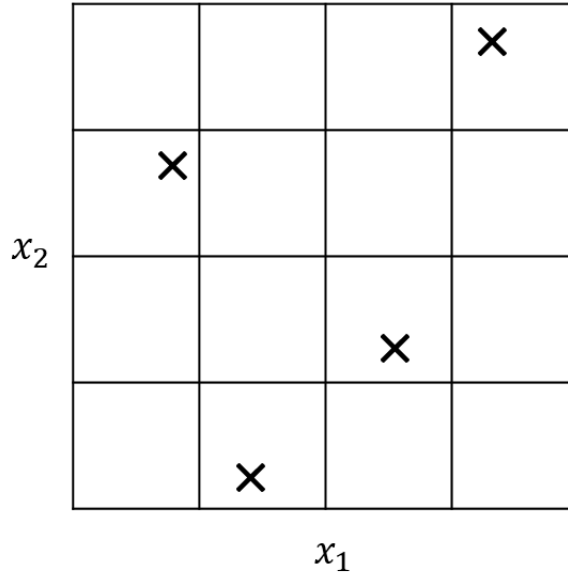


FIGURE 1.13 – Plan d’expérience LHS en dimension deux.

La plus connue d’entre elles est la méthode des moindres carrés qui minimise la somme résiduelle des carrés des différences entre les cibles observées dans l’ensemble de données, et les cibles prédites par l’approximation linéaire :

$$\min_w \|Xw - y\|_2^2$$

D’autres fonctions de minimisation existent.

La régression Ridge [42] ajoute un terme de pénalisation qui réduit la norme des coefficients :

$$\min_w \|Xw - y\|_2^2 + \alpha \|w\|_2^2$$

Le paramètre de complexité α contrôle le niveau de pénalisation. L’ajout de ce terme rend les coefficients plus robustes à la colinéarité.

Une autre formulation, appelée Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) [43], permet d’estimer des coefficients dits clairsemés. Dans les faits, seuls quelques coefficients non nuls ont un effet significatif sur la prédiction et contribuent de manière importante à expliquer les variations de la sortie. La régression de type Lasso est une méthode qui ajoute une pénalité, cette fois sous la forme d’une contrainte linéaire, aux coefficients lors de l’estimation du modèle. Cette pénalité pousse certains coefficients à

zéro, ce qui conduit à un modèle avec moins de variables significatives. La fonction objectif s’écrit alors comme suit :

$$\min_w \|Xw - y\|_2^2 + \alpha\|w\|_1$$

La méthode Lasso résout la minimisation de la pénalité des moindres carrés avec l’ajout de $\alpha\|w\|_1$, où α est une constante et $\|w\|_1$ est la norme l_1 du vecteur de coefficients.

Un autre exemple de modèle linéaire est le modèle ElasticNet [44] qui repose sur la régularisation des coefficients avec les normes l_1 et l_2 . Cette combinaison permet d’obtenir un modèle où peu de coefficients sont non nuls, à l’instar du Lasso, tout en maintenant les propriétés de régularisation du Ridge. La régression type ElasticNet est utile lorsqu’il y a plusieurs caractéristiques qui sont corrélées entre elles. La fonction objectif s’écrit alors

$$\min_w \|Xw - y\|_2^2 + \alpha\rho\|w\|_1 + \frac{\alpha(1 - \rho)}{2}\|w\|_2^2$$

Régression polynomiale

La régression polynomiale permet d’exprimer la sortie à partir de polynômes des variables d’entrées. Dans le cas particulier d’un problème à deux variables d’entrée x_1 et x_2 , la régression polynomiale à l’ordre 2 s’écrit :

$$\hat{y}(w, x) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_1x_2 + w_4x_1^2 + w_5x_2^2$$

Polynomial Chaos Expansion

Le Polynomial Chaos Expansion (PCE), introduit par Wiener, est une méthode qui repose sur une approximation du modèle par une somme de polynômes connus, pondérés par des coefficients inconnus.

Les entrées sont supposées être des variables aléatoires indépendantes (X_1, \dots, X_M) , regroupées dans un vecteur aléatoire \mathbf{X} qui est caractérisé par sa densité jointe $f_X(x)$. La réponse aléatoire s’écrit alors :

$$Y = \sum_{\lambda \in \mathbb{N}^M} a_\lambda \Psi_\lambda(\mathbf{X})$$

Les Ψ_λ représentent une base de polynômes orthonormaux de variables aléatoires. $\boldsymbol{\lambda} = \{\lambda_1, \dots, \lambda_M\}$ correspond au vecteur des degrés des polynômes et les a_λ sont des coefficients

inconnus.

Pour construire les polynômes, il faut d'abord former une base de polynômes orthogonaux $\{P_k^i, k \in \mathbb{N}\}$ de degré k . L'orthonormalité par rapport à la densité $f_X(x_i)$ est définie comme suit :

$$\langle P_j^i, P_k^i \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} P_j^i(x) P_k^i(x) f_{X_i}(x) dx = \delta_{jk}$$

avec $\delta_{jk} = 1$ si $j = k$ et 0 sinon. En fonction des distributions des variables d'entrée, des familles de polynômes orthogonaux sont sélectionnées. Pour une distribution uniforme, les polynômes de Legendre seront choisis.

Les polynômes multivariés $\{\Psi_\lambda, \lambda \in \mathbb{N}^M\}$ peuvent ensuite être construits en multipliant les polynômes univariés entre eux :

$$\Psi_\lambda(x) = \prod_{i=1}^M P_{\lambda_i}^i(x_i)$$

Une troncature est effectuée dans l'objectif de ne conserver que les polynômes de la base Ψ_λ dont le degré $|\lambda| = \sum_{j=1}^M \lambda_j$ ne dépasse pas h :

$$Y^{\text{CP}} = \sum_{\lambda \in \mathbb{N}^M, 0 \leq |\lambda| \leq h} a_\lambda \Psi_\lambda(X)$$

où $\lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_M\}$ sont les degrés des polynômes. Dans le cas de D variables aléatoires, le nombre de polynômes H de degré inférieur ou égal à h se calcule comme suit :

$$H = \frac{(D+h)!}{D!h!}$$

Une fois que l'estimateur est déterminé, les coefficients peuvent être calculés. Deux méthodes existent. La méthode par projection utilise un calcul d'espérance :

$$a_\lambda = E[M(X)\Psi_\lambda(X)]$$

La résolution de l'équation des moindres carrés consiste à résoudre :

$$\min_{a \in \mathbb{R}^H} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\lambda^t \Psi(x_i) - f(x_i))^2 \right)$$

$$\tilde{a} = (\Phi^t \Phi)^{-1} \Phi^t \underline{Y}$$

La base de polynôme évolue en factoriel de M et devient rapidement trop importante pour des dimensions M dépassant ne serait ce que la dizaine. Il est possible de limiter le nombre maximum de variables en interactions combinées (sparse chaos polynomial). Pour cela la troncature hyperbolique peut être utilisée ou bien un processus itératif appelé least angle regression.

Krigeage

Le Krigeage a été inventé par Daniel Gerhardus Krige et formalisé par George Matheron [45]. Cette méthode, aussi connue sous le nom de processus gaussien, a d’abord été utilisée dans le domaine de la géologie, puis a été étendue en tant que technique de méta-modélisation. La méthode du Krigeage consiste à considérer la sortie $\hat{y}(\mathbf{x})$ comme une réalisation d’un processus stochastique $Y(\mathbf{x})$ pour tous les $\mathbf{x} \in B$, où $B \subset \mathbb{R}^D$, est un hypercube exprimé comme le produit des intervalles de chaque direction de l’espace. Pour le modèle de Krigeage universel, la réponse est formulée comme suit :

$$\mathcal{M}^{\text{KRG}}(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) \quad (1.1)$$

avec $\mu(\mathbf{x})$ la moyenne du modèle et Z une variable aléatoire définie par $Z(\mathbf{x}) \sim \mathcal{N}(0, C)$ où $\mathcal{N}(0, C)$ est une loi normale centrée multivariée de variance C

Selon la nature de μ on distingue trois types de Krigeage :

- Le Krigeage simple pour lequel μ est connue
- Le Krigeage ordinaire pour lequel μ est une constante inconnue
- Le Krigeage universel où $\mu(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^m \beta_j g_j(\mathbf{x})$ est inconnue. L’ensemble g_j ($j = 1, \dots, m$) est une base de fonctions indépendantes. Pour $j = 1, \dots, m$, g_j est une base de fonctions indépendantes connues et $\beta_j \in \mathbb{R}$ sont les coefficients correspondants.

Ici, C fait référence à une fonction de covariance stationnaire, également appelée noyau de covariance. L’expression de la fonction de noyau C peut être formulée comme suit :

$$C(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma^2 r(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma^2 r_{\mathbf{xx}'} \forall \mathbf{x}, \mathbf{x}' \in B, \quad (1.2)$$

Dans cette équation, σ^2 représente la variance du processus et $r_{\mathbf{xx}'}$ est la fonction de corrélation entre \mathbf{x} et \mathbf{x}' qui dépend de certains hyperparamètres θ considérés comme connus.

Le Krigeage permet de trouver le meilleur prédicteur linéaire non biaisé pour $y(\mathbf{x})$,

étant données les observations \mathbf{y} . Minimiser la variance de $\hat{y}(\mathbf{x}) - y(\mathbf{x})$ conduit à la solution :

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{g}(\mathbf{x})^t \hat{\beta} + \mathbf{r}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}^t \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{G}\hat{\beta}), \quad (1.3)$$

où $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = [g_1(\mathbf{x}), \dots, g_m(\mathbf{x})]^t$ est le vecteur des fonctions de base, $\mathbf{G} = [\mathbf{g}(\mathbf{x}^{(1)}), \dots, \mathbf{g}(\mathbf{x}^{(n)})]^t$ est une matrice de taille $n \times m$, où n est le nombre de points d'observation du modèle et $\hat{\beta}$ est le vecteur des moindres carrés de $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_m]^t$, qui est donné par

$$\hat{\beta} = (\mathbf{G}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} \quad (1.4)$$

$r_{\mathbf{x}\mathbf{x}}$ est le vecteur de corrélation au point d'estimation avec l'ensemble des points d'observation. \mathbf{R} est le vecteur de corrélation entre toutes paires de points d'observation.

De plus, le modèle de substitution par Krigeage fournit une estimation de la variance de la prédiction, qui est donnée par :

$$s^2(\mathbf{x}) = \hat{\sigma}^2 \left(1 - \mathbf{r}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}\right) \quad (1.5)$$

avec

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} (\mathbf{y} - \mathbf{G}\hat{\beta})^t \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{G}\hat{\beta}) \quad (1.6)$$

En pratique, la fonction de corrélation n'est pas connue, donc les hyperparamètres sont optimisés en fonction des données. Par conséquent, une fonction de corrélation doit être choisie parmi une famille paramétrique de noyaux. Quelques noyaux, qui seront testés dans ce manuscrit, sont répertoriés dans le tableau 1.2.

Noyaux	Expression	hyperparamètres
Exponentielle généralisée	$\sigma^2 \prod_{i=1}^d \exp(-\theta_i \mathbf{m}_i^{p_i})$	$(\theta_1, \dots, \theta_d, p_1, \dots, p_d)$
Exponentielle gaussienne	$\sigma^2 \prod_{i=1}^d \exp(-\theta_i \mathbf{m}_i^2)$	$(\theta_1, \dots, \theta_d)$
Matérn $\frac{5}{2}$	$\sigma^2 \prod_{i=1}^d \left(1 + \sqrt{5}\theta_i \mathbf{m}_i + \frac{5}{3}\theta_i^2 \mathbf{m}_i^2\right) \exp(-\sqrt{5}\theta_i \mathbf{m}_i)$	$(\theta_1, \dots, \theta_d)$

TABLE 1.2 – Exemples de noyaux de Krigeage.

Une difficulté majeure dans la construction du Krigeage est l'estimation des hyperparamètres pour la fonction de corrélation. Deux techniques existent pour estimer les hyperparamètres : la validation croisée (cv) et le maximum de vraisemblance (ML). Le

ML est utilisé dans le cadre de ces travaux. Nous utilisons le log –ML qui dépend uniquement des hyperparamètres θ :

$$\begin{aligned} \log - \text{ML}(\theta) &= -\frac{1}{2} \left[n \ln \hat{\sigma}^2 + \ln \det \mathbf{R}(\theta) \right] \\ &= -\frac{1}{2} \left[n \ln \left(\frac{1}{n} \left(\mathbf{y} - \mathbf{G} \left(\mathbf{G}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{G} \right)^{-1} \mathbf{G}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} \right)^t \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \times \mathbf{R}^{-1} \left(\mathbf{y} - \mathbf{G} \left(\mathbf{G}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{G} \right)^{-1} \mathbf{G}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} \right) \right) \right. \\ &\quad \left. + \ln \det \mathbf{R} \right]. \end{aligned}$$

Un algorithme d’optimisation doit être utilisé afin de résoudre ce problème de maximisation. Dans ces travaux, la librairie python SMT (Surrogate Modelling Tools) a été utilisée car elle implémente les principales fonctions de corrélation ainsi qu’un algorithme de type log-ML.

Krigeage combiné au Partial Least Square (K-PLS)

Maximiser la fonction de vraisemblance du Krigeage peut être long lorsque la dimension de la matrice de covariance est grande. Ce problème peut être résolu en combinant la méthode PLS et le modèle de Krigeage [46].

La PLS est une solution largement utilisée pour les problèmes de grande dimension. Il s’agit d’une méthode statistique qui identifie les combinaisons linéaires des variables d’entrée \mathbf{X} et des variables de sortie \mathbf{y} qui maximisent leur corrélation. Cela est réalisé en projetant les entrées initiales dans un nouvel espace de paramètres défini par h composantes principales, également appelées variables latentes, où $h \ll D$. En d’autres termes, la PLS vise à trouver les meilleures directions de l’espace \mathbf{X} qui expliquent la sortie \mathbf{y} .

Soit B un hypercube inclus dans \mathbb{R}^d . Le vecteur $\mathbf{w}_*^{(1)}$, représentant la meilleure direction qui maximise la covariance entre $\mathbf{t}^{(1)} = \mathbf{X} \mathbf{w}_*^{(1)}$ et \mathbf{y} , est utilisé pour construire la première composante principale.

Les scalaires $\mathbf{w}_{*1}^{(1)}, \dots, \mathbf{w}_{*d}^{(1)}$ peuvent ensuite être interprétés comme mesurant l’importance respective des variables $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_d$ dans la construction de la première composante principale, où sa corrélation avec la sortie y est maximisée. Cependant, nous savons que les hyper-paramètres $\theta_1, \dots, \theta_d$ peuvent être interprétés comme une mesure de l’effet des variables $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_d$ sur la sortie y . Ainsi, nous définissons un nouveau noyau $k_{kpls1} : B \times B \rightarrow \mathbb{R}$ donné par $k_1(F_1(\cdot), F_1(\cdot))$, avec $k_1 : B \times B \rightarrow \mathbb{R}$ étant un noyau stationnaire isotrope et

$$F_1 : B \longrightarrow B$$

$$\mathbf{x} \longmapsto \left[\mathbf{w}_{*1}^{(1)} \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{w}_{*d}^{(1)} \mathbf{x}_d \right]$$

F_1 va de B à B car il ne fonctionne que dans le nouveau système de coordonnées obtenu en faisant tourner les axes de coordonnées d'origine, $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_d$. À travers la première composante $\mathbf{t}^{(1)}$, les éléments du vecteur $\mathbf{w}_*^{(1)}$ reflètent comment \mathbf{x} dépend de y . Cependant, de telles informations sont généralement insuffisantes, donc les éléments du vecteur $\mathbf{w}_*^{(1)}$ sont complétés par les informations données par les autres composantes principales $\mathbf{t}^{(2)}, \dots, \mathbf{t}^{(h)}$. Ainsi, nous construisons un nouveau noyau $k_{kpls1:h}$ séquentiellement en utilisant le produit tensoriel de tous les noyaux k_{kplsl} , ce qui prend en compte toutes ces informations dans un seul noyau de covariance :

$$k_{kpls1:h}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \prod_{l=1}^h k_l(F_l(\mathbf{x}), F_l(\mathbf{x}')),$$

avec $k_l : B \times B \rightarrow \mathbb{R}$ and

$$F_l : B \longrightarrow B$$

$$\mathbf{x} \longmapsto \left[\mathbf{w}_{*1}^{(l)} \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{w}_{*d}^{(l)} \mathbf{x}_d \right].$$

Cette approche peut être appliquée aux noyaux définis précédemment. Les noyaux K-PLS sont donnés dans le tableau 1.3.

Noyaux	Expression	Hyparamètres
Exponentielle généralisée	$\sigma^2 \prod_{i=1}^h \prod_{i=1}^d \exp(-\theta_i (\mathbf{m}_i^l)^{p_i})$	$(\theta_1, \dots, \theta_h, p_1, \dots, p_h)$
Exponentielle gaussienne	$\sigma^2 \prod_{i=1}^h \prod_{i=1}^d (\exp(-\theta_i \mathbf{m}_i^l)^{p_i})$	$(\theta_1, \dots, \theta_h)$
Matérn $\frac{5}{2}$	$\sigma^2 \prod_{i=1}^h \prod_{i=1}^d \left(1 + \sqrt{5}\theta_i \mathbf{m}_i^l + \frac{5}{3}\theta_i^2 (\mathbf{m}_i^l)^2\right) \exp(-\sqrt{5}\theta_i \mathbf{m}_i^l)$	$(\theta_1, \dots, \theta_h)$

TABLE 1.3 – Exemples de noyaux K-PLS.

Support Vector Machine

La Machine à Vecteurs de Support (SVM) est une méthode capable d'identifier un hyperplan optimal qui peut séparer efficacement différentes catégories d'observations. Initialement développée pour les tâches de classification, la SVM peut également être étendue pour résoudre des problèmes de régression, ce qui conduit à son nom alternatif, Régression par Machine à Vecteurs de Support (SVR). La réponse de la SVR est décrite par une relation linéaire qui peut être exprimée comme suit :

$$\mathcal{M}^{\text{SVM}}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \tag{1.7}$$

$\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_D)$ est un vecteur de coefficients de la combinaison linéaire et b est le terme de biais.

La figure 1.14 représente un exemple à une dimension. Le principe est de trouver une droite qui minimise la distance de chaque point par rapport à la droite. La SVM ne s'intéresse qu'aux points qui sont en dehors d'une zone appelée "tube". Dans l'exemple illustré, cette zone correspond à l'espace entre les deux droites distantes de $\pm\epsilon$ de la droite de régression. Une pénalité est appliquée aux points x_i et x_j .

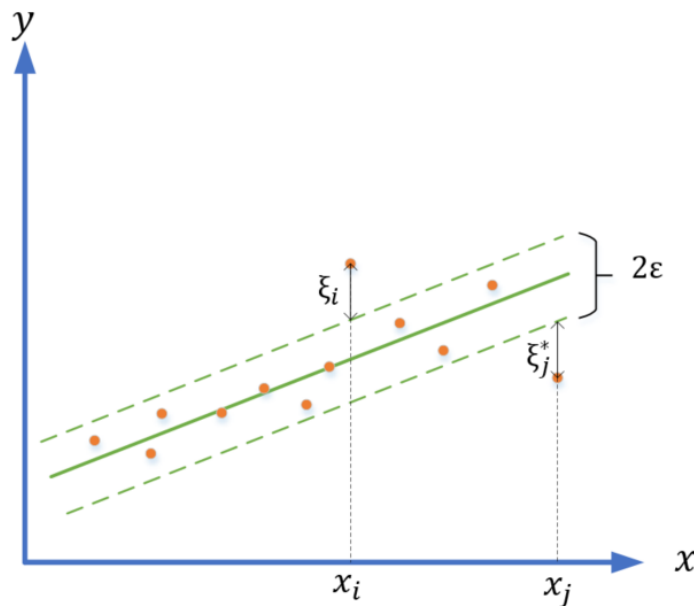


FIGURE 1.14 – Exemple de régression SVM.

Dans la plupart des cas où le modèle initial n'est pas linéaire, un simple hyperplan n'est pas suffisant. On utilise alors une fonction de corrélation type pour transformer l'espace des variables initiales. L'estimation des paramètres de la régression SVM consiste à trouver w et b qui minimise :

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \xi_i^*$$

sous la contrainte :

$$\begin{cases} y_i - wx_i - b \leq \epsilon + \xi_i \\ wx_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

Les paramètres à optimiser sont ϵ , C et les hyperparamètres de la fonction de corrélation choisie (σ). Pour les travaux, l'implantation de la librairie Sklearn a été utilisée.

1.3 Contexte de la thèse

Dans ce mémoire, plusieurs scénarios CEM seront examinés. Ces scénarios sont établis à partir d'un inventaire qui recense, sous la forme d'une carte mentale, les situations critiques de CEM [47] récurrentes identifiées sur les cartes électroniques. Cette carte mentale débute par le cas de routage le plus simple, à savoir la ligne micro-ruban. Ensuite, des scénarios présentant des dégradations du point de vue de la CEM sont ajoutés. Il peut s'agir, par exemple, de discontinuités d'impédance dans le plan de référence ou de la présence de pistes voisines. Chaque cas ou branche de la carte mentale est décrit par plusieurs paramètres géométriques. Les plages de variation de ces paramètres sont sélectionnées en fonction des valeurs spécifiées par le guide de routage évoqué dans le paragraphe 1.1.3 [4]. Le substrat choisi est de type FR4 avec une constante diélectrique de 4,3. Pour chaque scénario, une ou plusieurs observables sont modélisées. Le choix de ces observables dépend de la nature de l'investigation menée (rayonnée, conduite, etc.). Les travaux réalisés dans la thèse [47] se concentrent principalement sur l'étude de la puissance totale rayonnée. Cette observable sera également examinée dans le cadre de cette thèse, ainsi que d'autres, telles que les paramètres S ou encore des différences de potentiel.

1.4 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis de détailler les différentes problématiques CEM rencontrées lors du développement d'un produit Thales et plus particulièrement d'une carte électronique. Les normes CEM appliquées à l'équipement constituent une contrainte forte pour l'industriel, d'autant plus dans le contexte actuel qui tend à accroître la complexité des technologies embarquées dans l'équipement. L'intervention d'un expert CEM lors du processus de développement de carte, et de l'équipement plus généralement, est primordial pour s'assurer que les meilleurs choix de conception sont faits. Cela inclut le choix des

composants, la construction de l'empilement, le placement et routage, l'agencement des cartes dans l'équipement et la construction du châssis mécanique.

Cette thèse se concentre principalement sur la conception du circuit imprimé. Plus particulièrement, l'objectif est de développer une méthodologie d'étude CEM de carte électronique permettant de définir des règles de conception des cartes pour, *in fine*, améliorer les performances CEM de celle-ci et de l'équipement. Cette méthodologie pourra ensuite être exploitée par les experts CEM durant les différents développements afin de contraindre efficacement au juste niveau la conception de la carte et d'éviter ainsi le surdimensionnement.

Ce chapitre a également montré l'importance des activités de simulation dans l'expertise CEM. Ces dernières permettent de réduire le nombre de prototypes réalisés et ainsi le nombre de cycles de développement. En revanche, la complexité des simulations électromagnétiques mise en jeu lors du développement des circuits imprimés est souvent rédhibitoire, spécifiquement lorsque l'on souhaite réaliser des analyses paramétriques de la conception. La deuxième partie du chapitre a permis de dresser un état de l'art des méthodes de calcul utilisées dans le domaine des calculs électromagnétiques. Les méthodes analytiques ont été rapidement écartées. Quelques méthodes de résolution des équations de Maxwell ont été évoquées mais leur application pour des études paramétriques n'est pas envisageable. Enfin, quelques méthodes accélératrices permettant de construire un modèle de substitution, aussi appelé métamodèle, ont été décrites. Ces méthodes sont de plus en plus employées dans le domaine de la CEM, et la littérature contient un certain nombre d'applications. Chacune de ces méthodes a ses performances propres dépendant du problème à traiter. Il est nécessaire d'évaluer ces performances afin de faire un choix sur la méthode la plus adaptée. Le chapitre suivant est dédié à l'examen des performances de ces méthodes sur deux scénarios donnés.

COMPARAISON DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE MÉTAMODÉLISATION

Ce chapitre a pour vocation la comparaison des performances de plusieurs méthodes de métamodélisation sur deux scénarios d'étude. Le premier scénario est une fonction académique appelée fonction de Griewank qui est souvent utilisée pour des problèmes d'optimisation [48]. L'avantage d'une telle fonction est le faible temps de calcul requis pour calculer la sortie. Cela permet ainsi de réaliser diverses expériences d'apprentissage de métamodèles pour plusieurs tailles d'échantillon et pour différentes bornes des paramètres d'entrée. La possibilité de faire varier le nombre de variables en entrée est également un avantage d'une telle fonction. Le second scénario est un cas d'étude CEM constitué d'une ligne microruban ainsi que d'une ouverture dans son plan de référence. Ce scénario a notamment été étudié dans [24]. La fonction à approcher est donc un modèle physique calculé à l'aide d'un solveur électromagnétique 3D. Outre, la différence de nature par rapport au premier scénario, la principale différence est le temps d'exécution du modèle à approcher qui est de l'ordre de plusieurs minutes. Cela limite les expériences d'apprentissage possibles.

L'objectif de ce chapitre est d'observer l'influence de critères tels que la taille de l'échantillon et le nombre de variables d'entrée sur les performances de métamodélisation. Le premier scénario sera utilisé afin de réaliser des expériences sur ces critères. L'étude du scénario de type CEM a pour but d'examiner la transposition possible des conclusions établies à partir du premier scénario.

La performance de métamodélisation est définie comme la capacité d'un métamodèle à représenter de manière précise et efficace le modèle initial. Pour évaluer les performances, nous choisissons d'étudier la précision du métamodèle ainsi que le temps nécessaire à son apprentissage. Ces deux critères seront détaillés dans la première sous-partie. Dans une seconde sous-partie, les deux scénarios cités plus haut seront détaillés. Les différentes méthodes de métamodélisation, présentées dans le chapitre 1 seront comparées selon les

critères d'erreur et de temps d'apprentissage. Le paramétrage de chacune de ces méthodes sera également examiné.

2.1 Critères de comparaison

2.1.1 Erreur relative

Pour quantifier la qualité d'un métamodèle, il est nécessaire de calculer une erreur qui caractérise une différence au point d'observation i entre l'estimation du métamodèle \hat{y}_i et la valeur de référence y_i . Différentes définitions d'erreur ou métriques existent selon les usages. Dans le domaine de la métamodélisation, les types d'erreurs rencontrées sont souvent définis comme une différence rapportée à la variance des données disponibles. Pour des estimations de grandeurs CEM, il est plus facile d'interpréter l'écart absolu ε_i^{dB} entre la valeur de référence et la valeur estimée, toutes deux exprimées en décibels, dont l'expression est donnée dans l'équation 2.1.

$$\varepsilon_i^{dB} = |y_i^{dB} - \hat{y}_i^{dB}| \quad (2.1)$$

L'écart ε_i^{dB} peut aussi s'exprimer en fonction de valeurs linéaires positives de la sortie :

$$\varepsilon_i^{dB} = 10 \log(1 + \eta_i)$$

Où η_i est l'erreur relative donnée par l'équation 2.2.

$$\eta_i = \left| \frac{\max(y_i, \hat{y}_i) - \min(y_i, \hat{y}_i)}{\min(y_i, \hat{y}_i)} \right| \quad (2.2)$$

Cette définition d'erreur sera utilisée dans l'ensemble des travaux de thèse pour quantifier la précision du métamodèle. Le calcul de cette erreur repose sur l'établissement d'un échantillon de test indépendant de l'échantillon d'apprentissage. Il existe deux stratégies de validation possibles.

La stratégie de "hold-out" consiste à séparer l'échantillon en deux parties : l'une pour l'apprentissage et l'autre pour la validation. Le métamodèle est entraîné et l'erreur de prédiction est calculé sur toutes les observations de l'échantillon de test. La stratégie "hold-out", du fait qu'elle n'entraîne qu'un seul métamodèle, est moins coûteuse en temps de calcul. Cependant, lorsque l'échantillon initial est de taille faible, l'estimation de l'erreur est alors une statistique limitée à la seule taille de l'échantillon de test.

Pour contrecarrer ce défaut, la stratégie de validation croisée peut être employée. Elle consiste à diviser l'échantillon initial en k blocs disjoints de taille égale. Le métamodèle est entraîné en utilisant $k-1$ blocs qui représentent l'ensemble d'entraînement. Le métamodèle est ensuite testé sur le bloc restant pour calculer l'erreur de prédiction. La procédure est répétée jusqu'à ce que les k blocs aient servi pour le test. Le principe est illustré en figure 2.1. Au total, k itérations sont nécessaires ce qui représente k entraînements de métamodèle. La stratégie de validation croisée (en anglais k -fold cross validation) est préconisée pour des échantillons de faibles tailles car la statistique de l'erreur est observée sur l'ensemble de l'échantillon d'apprentissage et de test, c'est-à-dire sur un plus grand nombre de points. On aboutit à une meilleure représentation de la statistique de l'erreur.

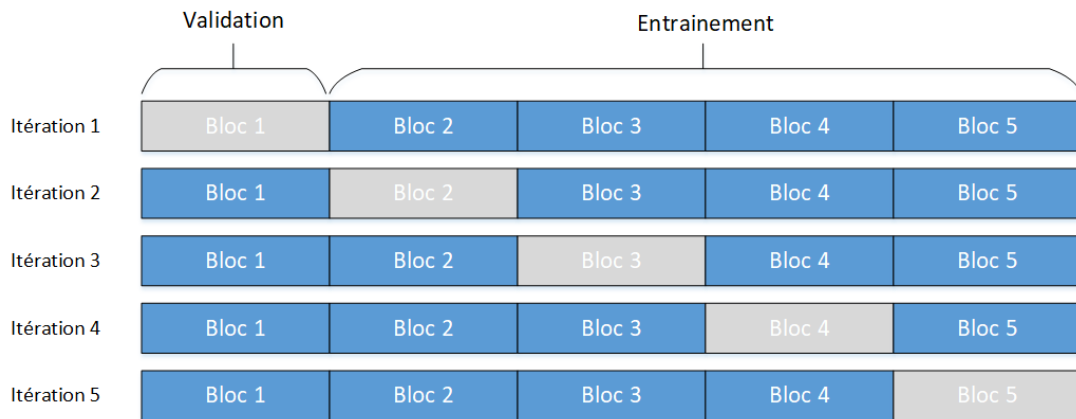


FIGURE 2.1 – Principe de la validation croisée.

Le nombre de blocs est souvent choisi à 5 ce qui permet une répartition en 80% de données d'apprentissage et 20% de données de test.

A chaque itération de la validation croisée un métamodèle nommé MM_k est entraîné sur tous les blocs sauf le $k^{\text{ième}}$. La valeur $\hat{y}_i = M(x_i)$ est la valeur estimée du point x_i appartenant au $k^{\text{ième}}$ bloc. Ainsi l'équation 2.2 est utilisée pour calculer l'erreur de prédiction de chacun des points du $k^{\text{ième}}$ bloc. L'opération est répétée k fois en choisissant un autre bloc de test à chaque fois. Par exemple, si $N = 100$ et $k = 5$, le premier métamodèle est entraîné à partir de 80 réalisations et testé sur les 20 restantes qui constituent le premier bloc de validation et permet de former un ensemble statistique de 20 erreurs. Puis un deuxième métamodèle est entraîné et testé sur 20 réalisations différentes des premières, ce qui permet de constituer un deuxième ensemble statistique d'erreurs. L'opération est, en tout, répétée 5 fois. La concaténation des différents ensembles d'erreurs permet d'obtenir

un ensemble statistique de l'erreur de taille $5 \times 20 = 100$ qui peut ensuite être examiné. Dans la suite de la thèse, le choix de $k = 5$ est adopté.

2.1.2 Temps d'apprentissage

Le second critère de comparaison observé est le temps d'apprentissage du métamodèle. Ce temps est calculé comme le temps nécessaire à la réalisation du processus de validation croisée. Cette durée représente la somme du temps d'apprentissage des k métamodèles ainsi que du temps de prédiction et de calcul de l'erreur des échantillons de test.

2.2 Étude de cas

2.2.1 Fonction analytique

Présentation

La fonction analytique étudiée est la fonction de Griewank. Cette fonction s'écrit :

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^d \frac{\mathbf{x}_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{\mathbf{x}_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (2.3)$$

$$\text{avec } x_{min} \leq \mathbf{x}_i \leq x_{max}, \text{ pour } i = 1, \dots, d$$

Une représentation de la fonction de Griewank en dimension deux est donnée en figure 2.2 pour $x_{min} = -600$ et $x_{max} = 600$ en figure 2.2a et $x_{min} = -5$ et $x_{max} = 5$ en figure 2.2b. Ces deux cas présentent deux comportements assez différents de la fonction. L'un est de type quadratique et l'autre présente des oscillations. Ces deux cas seront étudiés par la suite.

L'avantage de ce type de fonction est son faible temps d'exécution qui permet de générer des plans d'expériences très rapidement. Le nombre de dimensions ainsi que les bornes des paramètres peuvent ainsi être modifiés pour en observer l'influence. Tous les calculs qui suivent ont été réalisés sur un PC équipé d'un intel core i7 cadencé à 2,7 GHz et possédant 32 Go de mémoire vive.

Influence de l'échantillon de test

La première expérience a pour objectif de mettre en évidence l'influence de l'échantillonnage du plan d'expérience sur l'erreur de métamodélisation obtenue. Pour cela, la

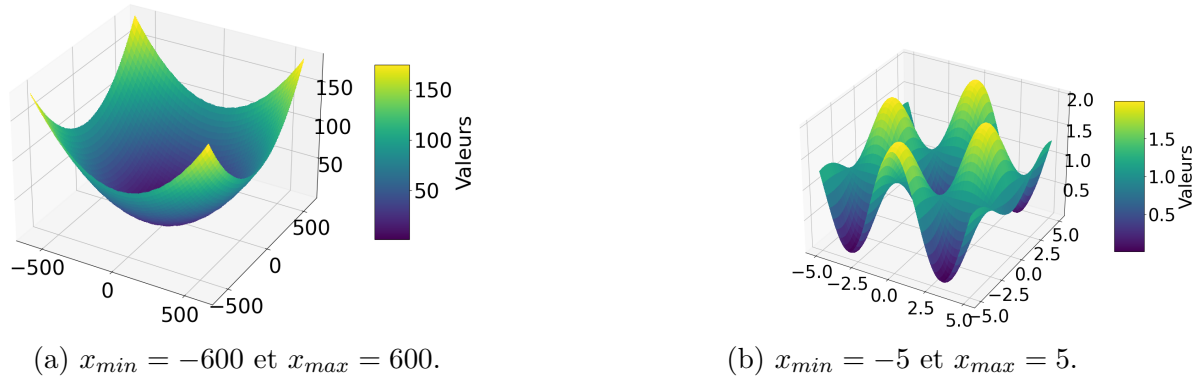


FIGURE 2.2 – Fonction de Griewank en dimension deux.

procédure de validation croisée est appliquée et l'ensemble statistique des erreurs de chaque sous échantillon de test est représenté sous forme de boîte à moustaches, décrite dans l'annexe 1. Cette représentation permet de visualiser sur un même graphique la médiane, la moyenne, l'écart inter-quartile ainsi que des quantiles extrêmes. La fonction de Griewank est paramétrée avec $D = 10$, $x_{min} = -10$ et $x_{max} = 10$. Le nombre de points de l'échantillon prend les valeurs 50, 100, 300, 500. Le modèle utilisé ici est un Krigeage avec une fonction de tendance linéaire et une fonction de corrélation Matérn $\frac{5}{2}$. L'échantillon initial est à chaque fois divisé en $k = 5$ blocs. La dispersion de l'erreur de chacun des blocs de test, et ce, pour différentes tailles de l'échantillon initial, est affichée en figure 2.3.

La première constatation est que d'un bloc à l'autre l'erreur varie sensiblement. Sur la figure 2.3a par exemple, l'erreur médiane (représentée par le trait orange) est de 0,95% au bloc 1 contre 4,91% au bloc 2. La dispersion est aussi assez fluctuante d'un bloc à l'autre. Pour le bloc 1, l'écart inter-quartile est de 5% contre 2% pour le bloc 4. En l'absence de validation croisée, le bloc 1 de la figure 2.3a donne l'illusion d'un métamodèle dont l'erreur médiane est modérée, tandis que les autres blocs renseignent différemment sur la dispersion de l'erreur ou sur sa moyenne ou médiane.

Pour un nombre de points plus élevé (exemple $N = 500$ en figure 2.3d), l'erreur moyenne ainsi que l'écart inter-quartile sont beaucoup plus stables d'un bloc à l'autre. L'erreur médiane, par exemple, varie entre 1,32% et 1,55% du bloc 1 à 2. Ceci s'explique par la taille de l'échantillon qui permet une estimation plus précise de la statistique de l'erreur. En plus de la stabilité de l'erreur, celle-ci est globalement plus faible et moins dispersée, les quartiles à 75% sont tous en dessous de 3% d'erreur, alors que sur la figure 2.3a, celui-ci dépasse les 6%. Cette évolution se constate également entre le cas $N = 100$,

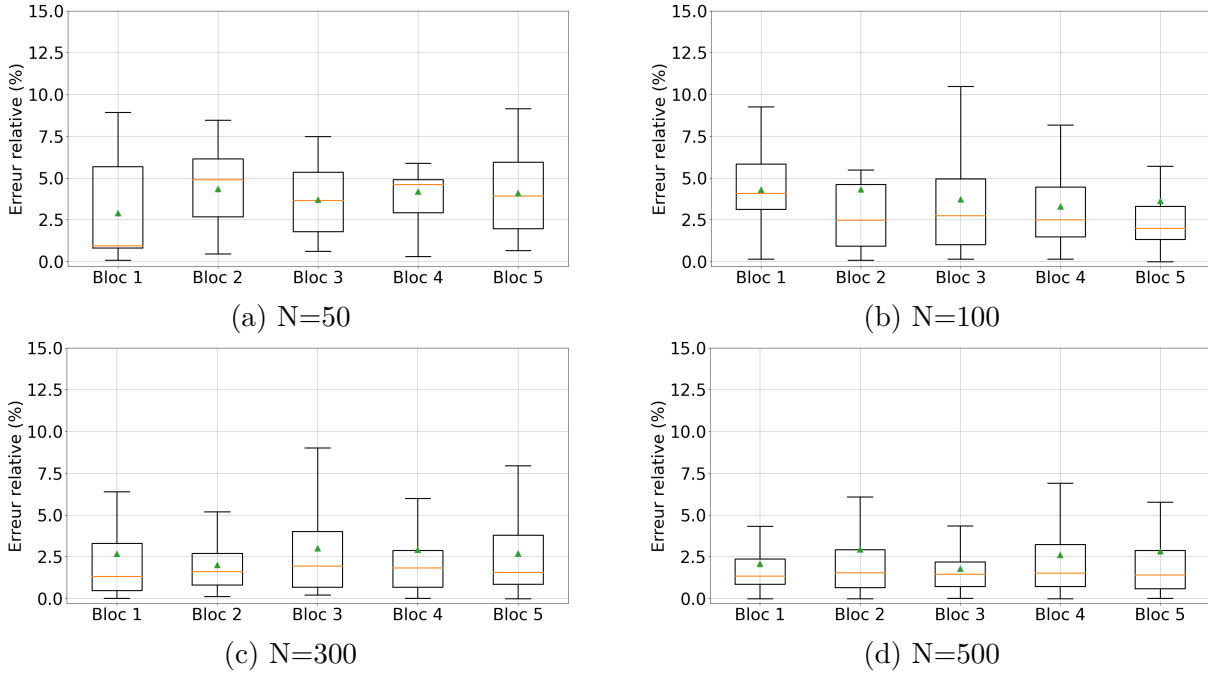


FIGURE 2.3 – Dispersion de l’erreur pour différents blocs et différentes tailles d’échantillon. Apprentissage d’un Krigeage sur la fonction de Griewank en dimension 10 avec $x_{min} = -10$ et $x_{max} = 10$.

en figure 2.3b et $N = 300$ en figure 2.3c. L’augmentation de la taille de l’échantillon a donc pour effet de diminuer l’erreur.

Cette expérience montre qu’avec un faible nombre de points de validation, la statistique empirique de l’erreur du métamodèle dépend grandement de l’échantillon utilisé pour l’apprentissage. Par conséquent, il est préconisé d’entraîner plusieurs métamodèles avec à chaque fois un découpage (entraînement/test) différent afin d’obtenir une erreur davantage représentative. Cette expérience confirme donc l’utilité de la validation croisée. Celle-ci sera systématiquement exploitée tout au long de cette thèse.

Dans la suite, les erreurs de chaque bloc sont concaténées pour ne former qu’un seul échantillon d’erreurs de taille plus importante, donc sur l’ensemble des N points de l’échantillon de calcul du modèle. La statistique de l’erreur retenue est la médiane car cet indicateur à l’inverse de la moyenne, est moins sujette aux valeurs extrêmes d’erreurs.

Influence de la dimension

Cette expérience vise à montrer l’influence de la dimension sur les performances des métamodèles présentés au chapitre 1. La procédure consiste à entraîner plusieurs variantes

de métamodèles pour différentes dimensions du problème, tout en maintenant un nombre de points d'apprentissage fixe. Les variantes des métamodèles correspondent aux différents paramétrages possibles de chaque méthode de métamodélisation comme par exemple le choix d'une fonction de corrélation pour le Krigeage ou bien le degré du polynôme pour la régression polynomiale. Il est à noter que nous considérons ici les principales configurations possibles. Les paramètres liés à l'algorithme d'optimisation, par exemple, sont laissés par défaut.

Le nombre de variables D est augmenté progressivement de 2 à 20 pour une taille d'échantillon d'apprentissage fixe $N = 100$.

L'erreur médiane de la validation croisée ainsi que le temps d'apprentissage, pour chaque méthode de métamodélisation et ses variantes, sont relevées au sein du tableau comparatif 2.1. Les erreurs en bleu correspondent aux erreurs les plus faibles obtenues et donc aux métamodèles les plus précis. Commençons par la régression linéaire. L'erreur médiane diminue avec l'augmentation de la dimension, et ce, quelle que soit la variante qui d'ailleurs n'a pas d'influence sur les valeurs d'erreurs pour $D < 10$. L'erreur médiane passe ainsi de 96% à 12% de $D = 2$ à 20 pour le modèle 'ElasticNet'. Ce résultat est en contradiction avec le principe de malédiction de la dimension. Cela s'explique par la nature de la fonction dont les caractéristiques varient avec la dimension. La fonction est composée de 2 termes, l'un est une somme de polynômes de degré 2 sur chaque dimension et l'autre un produit de cosinus, faisant ainsi apparaître deux comportements différents de la fonction, l'un quadratique et l'autre oscillant. Ces comportements peuvent aussi être observés en faisant varier les bornes des paramètres comme observé sur la figure 2.2. La diminution, avec l'augmentation de la dimension, de l'erreur médiane de la régression linéaire est donc causée par ce changement de comportement de la fonction de Griewank.

Concernant la régression polynomiale, la précision semble très dépendante du degré de polynôme choisi. Par exemple en dimension 10, l'erreur passe de 0,021% pour le degré 2 à 23% pour le degré 3. Globalement, l'augmentation de la dimension a pour conséquence d'augmenter l'erreur. Cela se voit d'autant plus entre $D = 10$ et $D = 20$ pour lesquelles l'erreur du polynôme de degré 2 passe de 0,021% à 7,4%. Le temps d'apprentissage ne semble pas être influencé par la dimension, ce qui est le cas également pour la régression linéaire.

L'erreur du Krigeage, croît également avec la dimension à l'exception de la variante 'quadratique' qui diminue de $D = 2$ à $D = 10$. Cette dernière semble plus performante que le reste des variantes ce qui s'explique par la tendance quadratique du Krigeage qui

semble particulièrement adaptée à la fonction de Griewank (pour le paramétrage étudié), comme nous avons pu le constater avec le polynôme de degré 2. La variante correspondant à la tendance quadratique n'a pas été entraînée pour $D = 20$ à cause d'un nombre de points d'apprentissage trop faible pour optimiser les coefficients du polynôme. Le temps d'apprentissage augmente significativement passant de 1,18 secondes pour $D = 2$ à 10,7 secondes pour $D = 21$.

Concernant la SVM, l'erreur décroît avec l'augmentation de la dimension quel que soit le noyau. Une exception apparaît pour $D = 20$ où une légère augmentation de l'erreur médiane est observée par rapport à $D = 10$.

Enfin, pour le Chaos polynomial, les degrés 2 et 3 sont particulièrement performants avec des erreurs médianes en dessous de 1%. L'influence de la dimension ne semble pas avoir d'effet significatif. Pour $D = 20$, l'apprentissage n'a pas été réalisé à cause de limitation de mémoire vive.

Parmi toutes les variantes, la régression polynomiale d'ordre 2 est la meilleure approximation. Les temps d'apprentissage sont globalement très faibles et ne constituent pas un critère de sélection dans ce cas.

A faible dimension $D < 10$, un échantillon de faible taille suffit et l'erreur du métamodèle peut être très faible en se basant sur une simple régression polynomiale de degré 2. Les modèles de type Krigeage à tendance quadratique ou Chaos polynomial de degré 2 sont des candidats tout à fait acceptables au vue de leurs erreurs. Dans le cas présent, l'augmentation de D n'implique pas forcément une augmentation de l'erreur médiane. Cela est dû aux caractéristiques de la fonction qui évoluent avec la dimension. Pour $D = 20$, l'erreur médiane est significativement plus élevée, quel que soit le modèle.

Pour diminuer l'erreur à $D = 20$, un levier d'action possible est d'augmenter la taille de l'échantillon. Un nouvel échantillon de taille $N = 500$ est donc constitué et les performances de quelques métamodèles sélectionnés sont ainsi affichées dans le tableau 2.2. On voit alors que quelle que soit la dimension, la régression polynomiale d'ordre 2 l'emporte.

L'augmentation de la dimension diminue l'erreur médiane du polynôme d'ordre 2, passant ainsi de 0,581% à $9.10^{-5}\%$. Ceci est encore une fois explicable par l'évolution du comportement de la fonction qui tend à devenir quadratique avec l'augmentation de la dimension.

Le Krigeage a un temps d'apprentissage significativement plus long qui croît rapidement avec l'augmentation de la dimension. Il passe ainsi de 14 secondes pour $D = 2$ à 1306 secondes pour $D = 20$. Ici le Krigeage à tendance quadratique est aussi bon que le

N=100		D=2		D=5		D=10		D=20	
Métamodèle	Variante	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)
Régression linéaire	"Least square"	95.81	0.009	45.28	0.010	34.22	0.009	19.86	0.013
	"Ridge"	95.83	0.009	45.12	0.009	34.57	0.010	19.40	0.015
	"Lasso"	95.31	0.009	44.25	0.011	34.63	0.010	17.88	0.010
	"Elastic Net"	96.06	0.010	45.26	0.009	30.88	0.010	12.56	0.010
Régression polynomiale	degré = 2	0.42	0.006	0.04	0.006	0.021	0.022	7.40	0.054
	degré = 3	0.44	0.006	0.19	0.021	23.79	0.059	128.09	0.142
	degré = 4	0.49	0.006	7.62	0.031	15.58	0.110	60.28	0.393
Krigage	Tendance constante	0.82	1.15	0.45	3.05	2.59	7.21	15.58	19.16
	Tendance linéaire	0.86	1.20	0.34	3.20	2.63	7.32	18.84	21.93
	Tendance quadratique	0.92	1.18	0.09	3.56	0.025	10.78	N/A	N/A
	Noyau exponentiel	1.43	1.14	5.57	2.95	3.71	6.45	7.74	14.29
	Noyau Gaussien	0.89	1.20	0.06	2.94	3.02	6.54	26.42	14.33
	Noyau Matérn $\frac{5}{2}$	0.86	1.22	0.34	3.26	2.63	7.32	18.84	21.92
SVM	Noyau linéaire	92.92	0.03	25.37	0.02	17.81	0.03	15.26	0.01
	Noyau polynomial (degré 1)	92.17	0.03	21.25	0.03	13.86	0.03	16.32	0.01
	Noyau polynomial (degré 2)	54.97	0.05	25.03	0.02	14.58	0.03	16.13	0.01
	Noyau polynomial (degré 3)	89.54	0.05	22.55	0.04	13.78	0.03	16.26	0.01
	Noyau RBF	83.66	0.07	23.00	0.04	13.96	0.03	16.15	0.02
CP	degré = 1	48.93	0.04	18.41	0.05	28.49	0.08	N/A	N/A
	degré = 2	0.78	0.08	0.09	0.15	0.12	0.46	N/A	N/A
	degré = 3	0.78	0.09	0.09	0.42	0.14	3.17	N/A	N/A

TABLE 2.1 – Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs dimensions de la fonction de Griewank pour $N = 100$.

polynôme de degré 2 ce qui est totalement cohérent. Le processus Gaussien n'apporte en fait rien de plus par rapport à la tendance utilisée.

M=500		D=2		D=5		D=10		D=20	
Métamodèle	Variante	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)
Régression linéaire	"Elastic Net"	58.957	0.015	37.356	0.017	26.841	0.017	16.302	0.025
Régression polynomiale	degré = 2	0.581	0.011	0.041	0.015	0.004	0.068	0.00009	0.297
Krigage	Tendance quadratique	0.718	14.742	0.044	45.201	0.004	220.203	0.00009	1306.260
SVM	Noyau polynomial (degré 1)	64.201	0.071	38.589	0.067	26.197	0.072	14.138	0.085
CP	degré = 2	0.703	0.112	0.367	0.388	0.174	0.527	N/A	N/A

TABLE 2.2 – Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs dimensions de la fonction de Griewank pour $N = 500$.

Les tableaux étudiés permettent d'identifier rapidement les configurations de métamodèles plus performantes selon la dimension du problème. En l'occurrence, ici, c'est la régression polynomiale de degré 2 qui est la méthode la plus adaptée au problème et ce, quelle que soit la dimension.

Pour observer l'évolution de l'erreur en fonction de la dimension, il est possible d'adopter une représentation en boîte à moustaches qui permet de visualiser la dispersion de l'erreur avec les indicateurs de médiane, la moyenne, ainsi que les quantiles extrêmes de l'erreur. L'évolution de l'erreur des modèles Poly2 ainsi que KRG _Matérn $\frac{5}{2}$ est alors

représentée en figure 2.4 pour $N = 100$, où il apparaît clairement que l’erreur croît avec la dimension du problème. Pour la figure 2.4a, c’est à partir de la dimension 15 que l’augmentation de l’erreur est notable. Pour pallier cette augmentation, il faut donc augmenter la taille de l’échantillon. Cette aspect sera étudié dans la partie suivante.

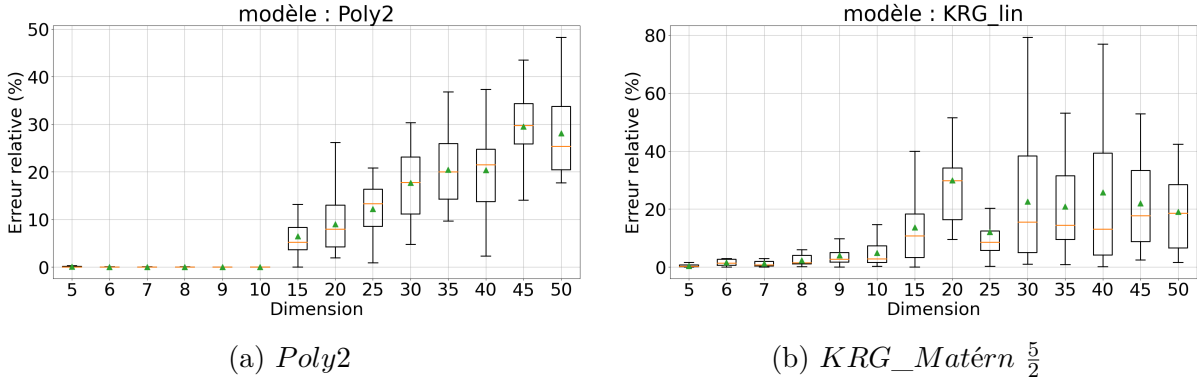


FIGURE 2.4 – Dispersion de l’erreur en fonction de la dimension avec une taille d’échantillon fixe ($M = 100$).

Influence de la taille de l’échantillon

Le paragraphe précédent a permis de montrer l’influence de la dimension et la nécessité d’adapter la taille de l’échantillon d’apprentissage. Ce paragraphe s’intéresse donc à cet aspect.

L’expérience menée ici consiste à fixer la dimension à $D = 10$ et à faire varier la taille de l’échantillon $N \in (50, 100, 200, 500, 1000)$. Comme pour le paragraphe précédent, un tableau récapitulatif est construit afin de comparer les erreurs des métamodèles ainsi que leur temps d’apprentissage. Le tableau 2.3 donne ainsi les résultats.

Il apparaît que pour les modèles de régression linéaire et SVM, l’augmentation de la taille de l’échantillon n’améliore pas les résultats. A l’inverse, pour le Krigeage l’erreur est largement diminuée (elle passe de 57% pour $M=50$ à 0,008% pour $M=1000$). En revanche le temps d’apprentissage est largement augmenté (284 secondes pour $M=1000$). Les modèles *Poly2* et *CP2* ou *CP3* sont de bien meilleures options quel que soit le nombre de données d’apprentissage car l’erreur est très faible et le temps d’apprentissage très court. Le Krigeage à tendance quadratique possède une erreur similaire à la régression polynomiale d’ordre 2, au prix d’un temps d’apprentissage beaucoup plus long (590 secondes contre 0,09 secondes) à $N = 1000$.

Les différences de temps d'apprentissage s'expliquent par le nombre d'opérations effectuées durant l'apprentissage. Pour une simple régression, il s'agit de minimiser une fonction dont l'expression est peu coûteuse à calculer. Pour le Krigeage, le calcul du maximum de vraisemblance implique d'inverser une matrice dont la taille est proportionnelle à la dimension et à la taille de l'échantillon, ce qui est beaucoup plus coûteux en temps de calcul et ressources mémoires.

D=10		N=50		N=100		N=200		N=500		N=1000	
Métamodèle	Variante	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)
Régression linéaire	*Least square*	24.04	0.02	23.16	0.01	22.62	0.01	24.16	0.02	23.29	0.02
	Ridge	23.03	0.02	23.26	0.01	22.68	0.01	24.16	0.02	23.28	0.03
	Lasso	18.77	0.01	23.28	0.01	24.06	0.01	24.61	0.02	22.25	0.02
	Elastic Net	17.00	0.01	21.98	0.01	23.13	0.01	24.56	0.02	22.48	0.03
Régression polynomiale	degré = 1	26.689	0.005	22.378	0.006	19.888	0.008	20.412	0.012	23.529	0.021
	degré = 2	4.894	0.012	0.017	0.024	0.008	0.029	0.003	0.068	0.003	0.089
	degré = 3	44.963	0.021	15.077	0.057	9.057	0.181	0.011	0.384	0.006	0.496
	degré = 4	41.943	0.045	20.695	0.114	19.107	0.322	9.533	1.014	6.655	2.750
Krigeage	Tendance constante	17.647	4.440	3.983	6.574	0.844	29.595	0.129	134.830	0.017	545.517
	Tendance linéaire	32.326	4.420	4.154	7.183	0.879	27.730	0.083	133.547	0.019	493.477
	Tendance quadratique	N/A	N/A	0.020	10.753	0.009	49.228	0.005	208.024	0.003	590.288
	Noyau exponentiel	34.910	4.238	7.393	6.429	2.157	13.830	0.383	82.329	0.182	277.171
	Noyau Gaussien	57.456	4.267	8.693	6.377	0.754	13.877	0.069	82.463	0.008	284.726
	Noyau Matérn $\frac{5}{2}$	32.326	4.544	4.154	7.254	0.879	26.776	0.083	129.029	0.019	603.059
	Noyau linéaire	12.895	0.010	19.861	0.012	26.527	0.026	25.354	0.098	20.676	0.354
SVM	Noyau polynomial (degré 1)	15.044	0.009	18.622	0.012	25.842	0.027	23.926	0.084	20.981	0.316
	Noyau polynomial (degré 2)	15.333	0.009	18.482	0.013	24.322	0.023	24.001	0.086	19.780	0.306
	Noyau polynomial (degré 3)	15.480	0.009	17.866	0.012	24.927	0.024	24.085	0.087	21.052	0.297
	Noyau RBF	15.326	0.010	17.935	0.013	24.663	0.029	23.160	0.149	19.478	0.486
	degré = 1	27.365	0.114	22.402	0.104	22.588	0.097	22.909	0.133	20.578	0.181
CP	degré = 2	0.202	0.709	0.175	0.563	0.171	0.529	0.200	0.601	0.198	0.715
	degré = 3	5.768	3.554	0.185	3.464	0.171	3.608	0.200	3.753	0.198	4.308

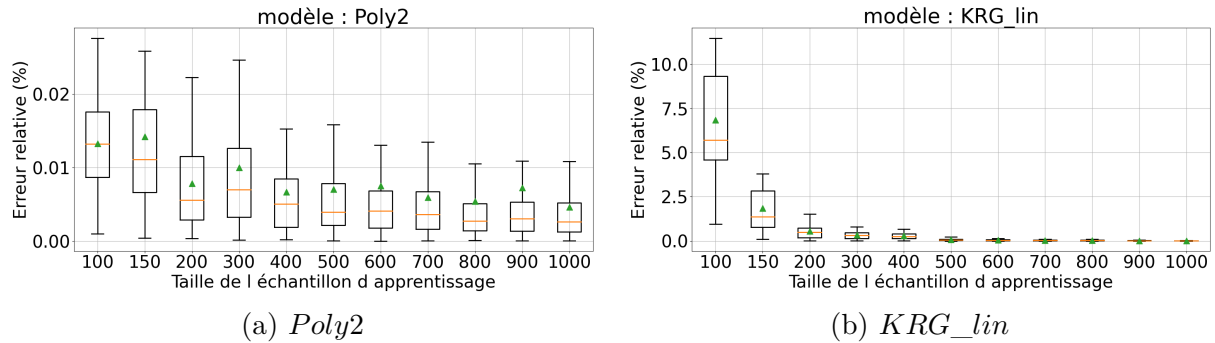
TABLE 2.3 – Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs tailles d'échantillon.

L'évolution de l'erreur des métamodèles *KRG_lin* et *Poly2* est représentée en figure 2.5 sous forme de boîte à moustaches. L'erreur du modèle *Poly2* est faible quel que soit le nombre de points et décroît légèrement avec l'augmentation du nombre de points, passant ainsi de 0,013% à 0,0025%. En revanche pour le Krigeage, l'erreur décroît fortement et passe de 5,7% pour 100 points à 0,011% pour 1000 points.

L'augmentation de la taille de l'échantillon ne semble pas avoir le même effet sur l'erreur selon les modèles. L'erreur médiane de la régression linéaire, de la SVM ainsi que du CP ne décroît pas. En revanche, les métamodèles Krigeage et polynomiaux d'ordre 2, 3 et 4 voient leur erreur diminuer.

Visualisation des prédictions du métamodèle

Les deux sous-parties précédentes ont permis de montrer l'influence de la dimension et du choix de l'échantillon d'apprentissage sur l'erreur de métamodélisation ainsi que le temps d'entraînement. Ce paragraphe a pour but de présenter d'autres représentations


 FIGURE 2.5 – Dispersion de l’erreur en fonction de la taille de l’échantillon ($D = 10$).

possibles permettant de juger de la qualité des métamodèles. Nous choisissons une situation où la dimension du problème est fixé à 10 et où l’échantillon disponible est de taille 100.

Avec les tableaux, précédemment enregistrés, nous connaissons les configurations appropriées pour chaque méthode. Trois métamodèles sont retenus :

- Régression polynomiale de degré 2
- Krigeage à tendance quadratique et noyau Matérn $\frac{5}{2}$
- Chaos Polynomial avec polynôme de degré 2

La dispersion de l’erreur de ces 3 modèles est représentée en figure 2.6. Ce type de représentation permet d’avoir une comparaison plus poussée des méthodes sélectionnées. On peut ainsi comparer la dispersion des erreurs. Par exemple, ici, le modèle Poly2 a non seulement l’erreur médiane la plus faible mais également l’écart inter-quartile le plus faible. Le modèle CP2 a, quant à lui, une moyenne plus élevée que la médiane ce qui traduit la présence de valeurs extrêmes d’erreur plus importantes.

Enfin, la représentation Y/Y peut être adoptée. Elle consiste à visualiser sur un graphe les prédictions par rapport aux valeurs vraies. Cela suppose de générer un échantillon de test de grande taille et de calculer, par le métamodèle et par la fonction initiale, les sorties associées et de représenter l’une en fonction de l’autre. L’utilisation d’un échantillon supplémentaire ne pose pas de problème dans ce cas car le temps de calcul de la fonction de Griewank est faible. La figure 2.7 illustre ce résultat pour un échantillon de test de taille 1000 et pour 4 modèles différents. Cette représentation est assez intéressante car elle permet de juger visuellement la précision du métamodèle et d’y associer une valeur d’erreur. Par exemple, on voit que le modèle ElasticNet, qui a une erreur médiane de 22%, a tendance à favoriser des valeurs centrales (autour de 300). Celui-ci n’est donc pas

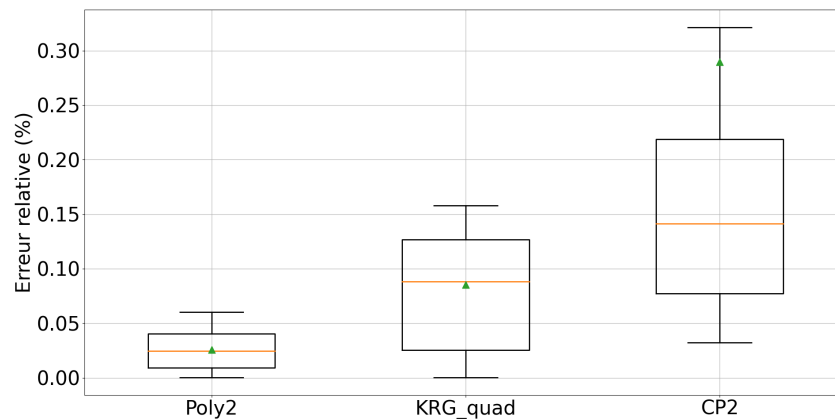


FIGURE 2.6 – Dispersion des erreurs de chaque métamodèle en dimension 10.

approprié. Les autres métamodèles semblent tous corrects et il est difficile d'effectuer une comparaison entre-eux.

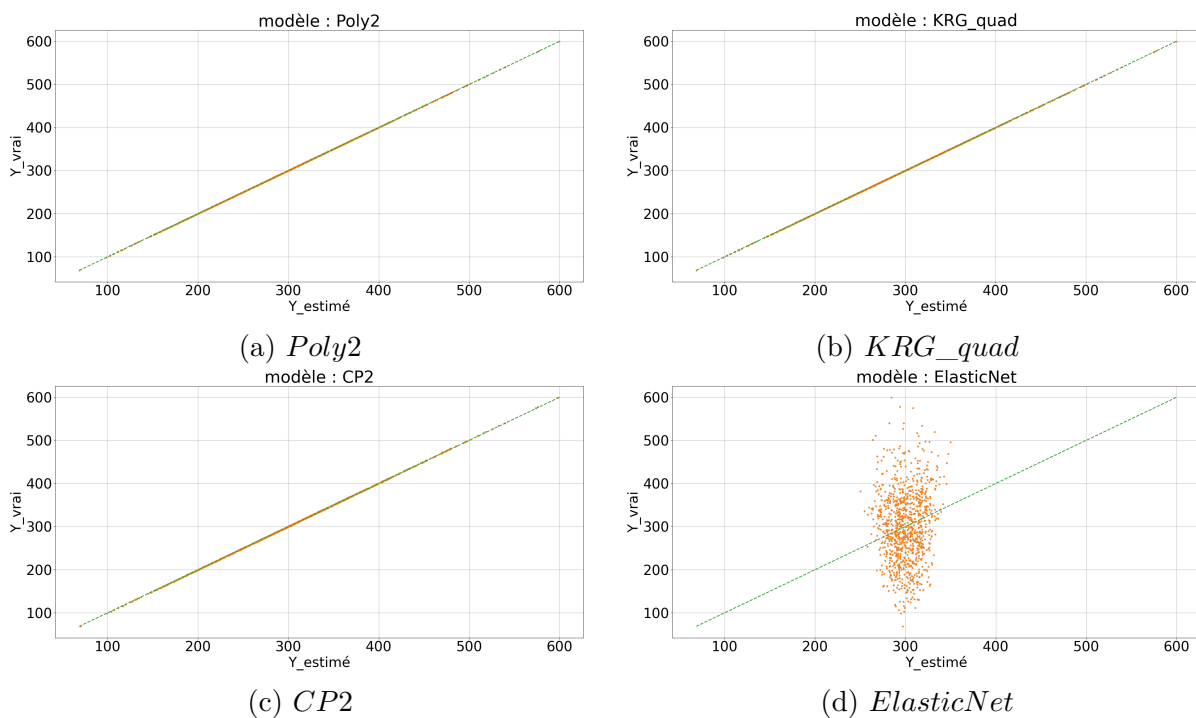


FIGURE 2.7 – Estimations des métamodèles (abscisse) comparées aux valeurs calculées par la fonction de Griewank (ordonnée) en dimension 10 et avec 100 points d'apprentissage.

In fine, le métamodèle qui peut être sélectionné dans ce cas comme modèle de substitution est la régression polynomiale d'ordre 2 car celui-ci a une erreur faible (moins d'un pourcent) et un temps d'apprentissage court (moins d'une seconde).

Étude de la fonction de Griewank sur $x_i \in [-5, 5]$

L'étude décrite ici consiste à observer l'influence de la dimension sur l'erreur de prédiction mais cette fois-ci sur un intervalle plus restreint des variables d'entrée. En l'occurrence nous choisissons $[-5, 5]$ comme intervalle. Ce choix doit normalement mettre en évidence le caractère oscillant de la fonction plutôt que le caractère quadratique. En effet, d'après l'équation 2.3, les faibles variations de x_i devraient atténuer les effets du premier terme de la fonction. Le second terme devrait donc prédominer (au moins pour les dimensions faibles).

Le tableau 2.4 résume ainsi les erreurs médianes obtenues de chaque modèle et chaque variante. Commençons l'examen de ce tableau par la régression linéaire. On observe que, quelle que soit la variante, l'erreur tend à diminuer passant ainsi de 30% pour $D = 2$ à 0,4% pour $D = 10$ en prenant l'exemple de la variante "Least square". Cette diminution est à mettre au regard de la variance de l'échantillon d'apprentissage qui diminue également avec la dimension. L'amplitude des oscillations de la fonctions devient très faible, d'où les bonnes performances de la régression linéaire en grande dimension.

Le polynôme de degré 2 semble suivre la même tendance et donne une erreur également très faible de 0,65% à $D = 10$. Concernant les degrés supérieurs, il est assez difficile de dégager une tendance, l'erreur médiane est supérieure à 13% quelle que soit la dimension et la variante.

Concernant le Krigeage, celui-ci donne de très bons résultats à faible dimension. Pour $D = 2$ et 3, les krigeages à noyau Gaussien et à tendance quadratique l'emportent sur le reste des métamodèles. L'augmentation de la dimension ne permet pas de dégager de tendance. L'erreur médiane est même plutôt faible à $D = 10$ (0,256% pour la tendance linéaire). Ceci s'explique encore un fois par l'atténuation des oscillations de la fonctions de Griewank lorsque la dimension augmente. La fonction est donc "plus facile" à prédire.

A $D = 4$ et $D = 5$, le Chaos polynomial possède l'erreur médiane la plus faible et est donc un bon candidat pour remplacer la fonction de Griewank.

Enfin, l'erreur de la SVM tend à diminuer avec l'augmentation de la dimension, et ce, quelle que soit la variante. Pour $D = 10$, l'erreur de la SVM est de 0,366%, en faisant un bon candidat de remplacement du Krigeage compte tenu de son faible temps d'apprentissage comparé à ce dernier (10 ms contre 5 s).

Cette étude de la fonction de Griewank sur un intervalle différent permet de mettre en évidence la non universalité des méthodes de métamodélisation. Dans le cas précédent, la régression polynomiale a été sélectionnée pour ses bonnes performances, toute dimension

confondue. Dans le cas présent, le Krigeage est adapté pour les dimensions 2,3 et 10. Le Chaos polynomial est lui adapté aux dimensions 4 et 5. Bien sur, ces résultats sont susceptibles de varier pour d'autres tailles d'échantillon. Les comparatifs menés doivent donc être répétés pour chaque scénario rencontré.

M=100		D=2		D=3		D=4		D=5		D=10	
Métamodèle	Variante	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)	Erreur (%)	Temps (s)
Régression linéaire	'Least square'	30.752	0.053	21.132	0.000	6.996	0.016	3.343	0.000	0.412	0.000
	'Ridge'	30.700	0.016	20.892	0.016	6.991	0.000	3.318	0.016	0.410	0.016
	'Lasso'	54.174	0.016	14.170	0.000	3.827	0.016	1.887	0.016	0.475	0.000
	'Elastic Net'	54.174	0.016	14.170	0.016	3.827	0.000	1.887	0.000	0.475	0.016
Régression polynomiale	degré = 2	25.404	0.016	17.014	0.000	11.996	0.000	6.482	0.000	0.649	0.016
	degré = 3	55.651	0.000	14.876	0.016	14.087	0.016	20.049	0.022	23.872	0.016
	degré = 4	60.042	0.016	15.549	0.016	50.780	0.016	13.567	0.017	42.455	0.100
Krigeage	Tendance constante	1.116	0.932	10.456	1.313	4.195	1.763	4.064	2.314	0.293	4.923
	Tendance linéaire	1.011	0.935	9.160	1.502	5.096	1.895	6.005	2.344	0.256	5.214
	Tendance quadratique	1.009	0.938	8.682	1.345	9.581	1.831	5.667	2.444	1.304	8.035
	Noyau exponentiel	10.801	0.912	16.142	1.259	6.344	1.726	3.793	1.861	0.280	4.348
	Noyau Gaussien	0.035	0.885	10.118	1.239	6.129	1.589	6.001	2.009	0.302	4.118
	Noyau Matérn $\frac{3}{2}$	1.011	0.880	9.160	1.449	5.096	1.802	3.262	2.361	0.256	5.233
	Noyau linéaire	30.739	0.015	20.125	0.020	7.619	0.012	2.225	0.012	0.366	0.010
SVM	Noyau polynomial (degré 1)	30.748	0.010	19.399	0.010	7.638	0.010	2.016	0.020	0.366	0.010
	Noyau polynomial (degré 2)	41.471	0.010	9.349	0.010	6.683	0.018	6.881	0.010	0.366	0.010
	Noyau polynomial (degré 3)	44.953	0.013	20.421	0.020	10.233	0.012	5.968	0.020	0.366	0.010
	Noyau RBF	48.708	0.010	18.624	0.018	9.776	0.020	9.335	0.010	0.366	0.010
CP	degré = 1	49.545	0.037	14.148	0.042	3.827	0.030	1.887	0.050	0.475	0.081
	degré = 2	46.295	0.050	14.148	0.080	3.827	0.080	1.887	0.131	0.475	0.474
	degré = 3	46.295	0.088	14.148	0.162	3.827	0.292	1.887	0.382	0.475	3.574

TABLE 2.4 – Comparaison des différents métamodèles pour plusieurs dimensions de la fonction de Griewank pour $N = 100$ et $x_i \in [-5, 5]$.

Bilan

L'étude des performances des différents métamodèles sur la fonction de Griewank a permis de tirer différentes conclusions :

- Le comportement de la fonction est grandement influencé par les intervalles choisis pour les paramètres ainsi que la dimension.
- Les performances des métamodèles varient grandement selon le paramétrage et donc le comportement de la fonction de Griewank (quadratique ou oscillante).
- Pour chaque paramétrage différent de fonction de Griewank, c'est à dire du nombre de variables et de leur intervalle, une comparaison systématique des méthodes doit être effectuée afin de sélectionner la plus performante.

2.2.2 Scénario Fente à 17 paramètres

La partie précédente a permis de tester différentes techniques de métamodélisation afin d’approcher une fonction analytique simple à calculer. Cette partie s’intéresse à la modélisation d’un scénario CEM à l’aide de métamodèles et plus particulièrement l’observation des performances de métamodélisation.

Présentation

Le scénario, représenté en figure 2.8 se compose de 3 lignes micro-ruban au dessus d’un plan de référence commun comportant trois fentes rectangulaires placées sous chaque ligne dans ce plan. Le scénario est paramétré avec 17 variables caractérisant les longueurs et largeurs de lignes, les distances entre lignes, les longueurs et largeurs des fentes, les hauteurs de diélectrique 1 et 2 ainsi que la largeur du plan de référence. Le diélectrique 2 a été ajouté au dessus de la piste pour représenter une piste micro-ruban enterrée. Ce scénario a pour vocation d’étudier le couplage entre différentes pistes de PCB ainsi que l’effet des ouvertures pratiquées dans le plan de masse. Ce cas, qui peut sembler artificiel, est en fait assez représentatif de problématiques de routage de cartes. Les ouvertures dans le plan de référence représentent des discontinuités d’impédance qui peuvent être causées par la présence de connecteurs par exemple.

Les intervalles de chaque paramètre sont choisis afin de couvrir l’ensemble des cas de cartes rencontrés et selon les valeurs possibles imposées par le guide routage. Ils sont indiqués dans le tableau 2.5. Toutes les pistes sont chargées sur 50Ω à leurs extrémités.

TABLE 2.5 – Définition des paramètres.

Paramètres	Description	Intervalle (mm)
L_1, L_2, L_3	Longueurs des lignes	20 - 200
W_1, W_2, W_3	Largeurs des lignes	0.1 - 0.6
L_{f1}, L_{f2}, L_{f3}	Longueurs des ouvertures	0.1 - 20
W_{f1}, W_{f2}, W_{f3}	Largeurs des ouvertures	0.1 - 20
h	Hauteur de diélectriques	0.08 - 0.8
h_2	Hauteur de diélectrique 2	0.04 - 0.4
d_{w1}, d_{w2}	Distances entre les lignes	0.5 - 15
W_p	Largeur du plan de masse	20 - 40

Différentes grandeurs de sortie peuvent être étudiées selon les phénomènes électromagnétiques que l’on souhaite observer. Dans ce cas précis, on s’intéresse aux phénomènes de diaphonies inter-pistes. Le choix est fait d’étudier le paramètre S_{61} qui caractérise la

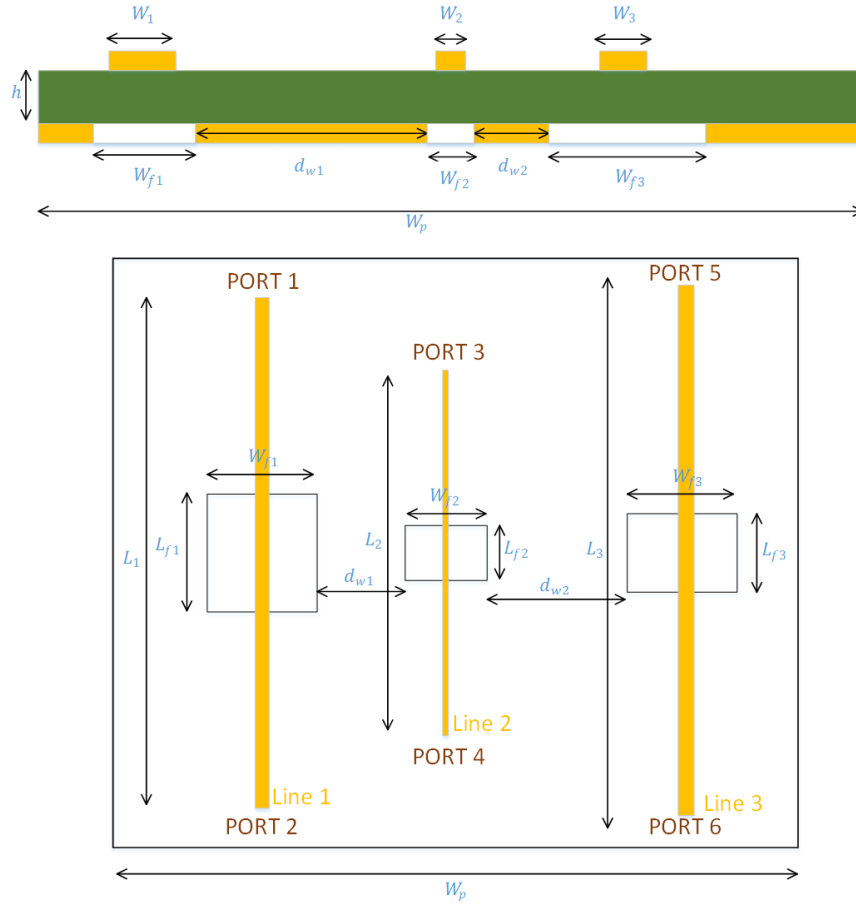


FIGURE 2.8 – Représentation du scénario paramétrique à 17 paramètres.

diaphonie entre les lignes 1 et 3. Aucune interprétation physique particulière ne sera effectuée dans cette partie, car l'analyse qui suit a uniquement pour but de comparer les performances de différents métamodèles.

La situation est modélisée sous CST Studio en utilisant le solveur temporel avec la méthode FIT. La simulation est réalisée sur une bande de fréquence allant de 400 MHz à 2000 MHz qui est échantillonnée avec 401 points. La sortie n'est donc plus une valeur scalaire mais un vecteur de toutes les sorties correspondant aux différents échantillons fréquentiels. Il est donc nécessaire d'entraîner un métamodèle par point de fréquence. On obtient ainsi un ensemble de 401 métamodèles qui sont chacun testé avec le procédé de validation croisée.

Chaque erreur élémentaire $\eta_i^k(f_j)$, avec $i \in [1, N/5]$ et $k \in [1, 5]$ (selon une décomposition 80/20 de l'échantillon initial), dépend alors également de la fréquence f_j avec

$j \in [1, 401]$. L'échantillon contenant toutes les erreurs élémentaires de tous les blocs forme un ensemble statistique dépendant de la fréquence qu'il est possible d'examiner. Une autre possibilité est de mélanger toutes les fréquences pour n'avoir qu'un seul ensemble statistique mesurant la qualité globale du métamodèle.

Il est à noter que, si l'apprentissage du métamodèles se fait sur des valeurs en dB, le calcul de l'erreur lui, est effectué à partir de valeurs linéaires.

Influence de l'échantillon de test

Nous examinons, dans un premier temps, l'influence de l'échantillonnage du plan d'expérience sur l'erreur du métamodèle. Pour cela, le nombre de points d'apprentissage est augmenté de 100 à 700. La dispersion de l'erreur de chaque bloc est observée. Il s'agit plus précisément de la dispersion de toutes les erreurs du bloc en question mais également sur l'ensemble des points de fréquence. Un métamodèle de type Krigeage avec une tendance linéaire et un noyau matern $\frac{5}{2}$ est entraîné pour chaque taille d'échantillon.

Le résultat de cette expérience est donné en figure 2.9. On constate que, d'un bloc à l'autre, la statistique de l'erreur est très fluctuante. L'erreur moyenne varie significativement d'un bloc à l'autre. Pour $N = 100$, en figure 2.9a, l'erreur moyenne passe de 155% au bloc 1 à 345% au bloc 4. L'augmentation de la taille de l'échantillon permet de diminuer les valeurs d'erreurs comme le montre la figure 2.9b pour $N = 700$. En revanche, on constate encore une fois que la moyenne est très fluctuante. Celle-ci passe de 77% au bloc 1 à 170% au bloc 5. L'erreur médiane est beaucoup plus stable et varie entre 34% et 44%.

La fluctuation de la moyenne s'explique par la présence de valeurs élevées de l'erreur dans l'ensemble statistique du à des réalisations particulières qui ne sont pas correctement estimées par le métamodèle. Le choix d'un critère dépend de l'utilisation du métamodèle. Pour des problèmes d'optimisation, il est préférable d'examiner la valeur maximale ou bien un quantile élevé de l'erreur (par exemple 95%). Pour des cas d'utilisation tels que l'exploration de l'espace des paramètres, ou bien d'analyse de sensibilité des paramètres, la médiane est un indicateur à privilégier car celle-ci est plus stable.

Comparaison des performances de métamodèles

Ce paragraphe a pour objectif de comparer les performances de quelques métamodèles sur le scénario étudié. Pour cela, un échantillon de taille 700 est établi par simulation

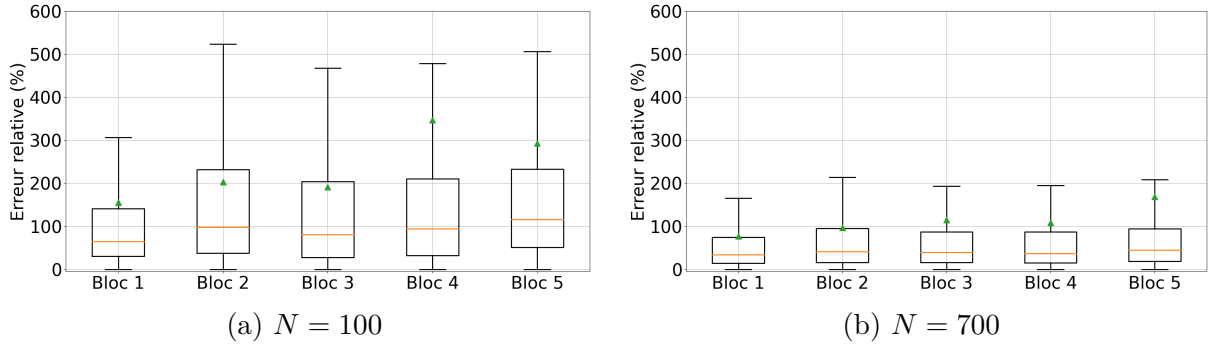


FIGURE 2.9 – Dispersion de l’erreur pour différents blocs et différentes tailles d’échantillon.

pour réaliser l’apprentissage des différents métamodèles. Cette taille limitée de l’échantillon permet d’éviter un temps d’apprentissage trop long de certains modèles. Une fois l’entraînement terminé, il est possible de représenter l’erreur médiane en fonction de la fréquence.

Pour éviter de surcharger la représentation des résultats seulement 3 modèles sont comparés ici parmi toutes les autres configurations de modèles possibles. Les méthodes confrontées sont :

- Régression linéaire
- Krigeage paramétré avec une fonction de tendance linéaire et un noyau matern $\frac{5}{2}$
- SVM paramétré avec un noyau linéaire.

L’erreur médiane des trois métamodèles est donnée en figure 2.10. Les temps d’apprentissage sont donnés dans le tableau 2.6. L’erreur la plus faible est obtenue avec le Krigeage dont l’erreur varie entre 30 et 73%. Entre 400 MHz et 1400 MHz, la médiane de l’erreur varie autour de 40%. Pour des fréquences supérieures, l’erreur augmente et passe au dessus de 60% à 1800 MHz. Concernant les autres modèles, les erreurs médianes sont beaucoup moins stables et également plus importantes (autour de 80%). On constate également des oscillations autour de 700 MHz et de 1400 MHz pour la régression linéaire qui suggèrent que le métamodèle ne reproduit pas correctement les oscillations de la sortie S_{61} .

Si l’erreur médiane du Krigeage est plus faible, son temps d’apprentissage est en revanche largement supérieur. En effet, celui-ci est 240 fois supérieur à celui de la régression linéaire et 16 fois supérieur à celui de la SVM. Cette différence de temps d’apprentissage a été constatée, dans une moindre mesure, dans la partie précédente. Ici, le temps d’apprentissage important du Krigeage est dû à la grande dimension du problème ainsi qu’à la

grande taille de l'échantillon qui rend l'opération d'inversion de la matrice de covariance beaucoup plus coûteux. On atteint donc ici une limite liée à la méthode Krigeage. Pour des dimensions supérieures, le choix de modèles moins coûteux en temps de calcul sera donc nécessaire.

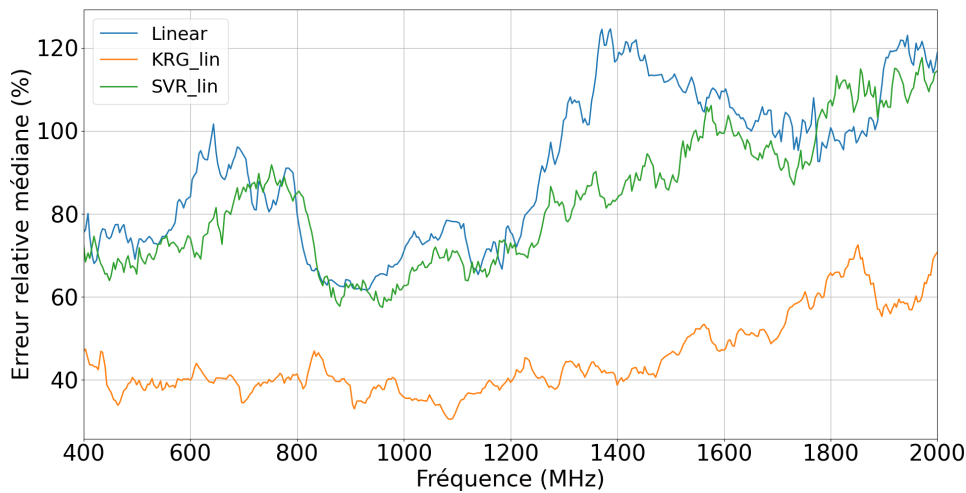


FIGURE 2.10 – Erreur relative médiane de trois métamodèles.

Métamodèle	Temps d'apprentissage (s)
Régression linéaire	4.32
Krigeage	1038
SVM	62.6

TABLE 2.6 – Comparaison des temps d'apprentissage sur le scénario 17p.

Le modèle Krigeage à tendance linéaire est donc un bon candidat pour approximer le modèle physique issu du simulateur électromagnétique.

Il est aussi possible d'examiner visuellement les prédictions du métamodèle. Pour cela, un échantillon de test est utilisé et les sorties sont estimées par les trois métamodèles pour être comparées à la sortie simulée. Six exemples de réalisations sont présentés en figure 2.11. Pour certaines réalisations (exemple : 1,5,6), le Krigeage approche beaucoup mieux la simulation que les autres modèles. En revanche pour la réalisation 4, les 3 modèles sont assez loin de la simulation (environ 10 dB d'écart absolu). On constate également, pour certaines réalisations, la présence d'oscillations liées à des phénomènes de résonance. C'est le cas de la réalisation 5 en figure 2.11e pour laquelle le Krigeage reproduit particulièrement

bien ces oscillations comparé aux autres métamodèles. Cette représentation permet de s'assurer visuellement que le métamodèle estime correctement l'observable en question.



FIGURE 2.11 – Comparaison de prédictions faites par trois métamodèles différents avec un échantillon d'apprentissage de taille 700.

Pour terminer, la représentation Y/Y représentant les valeurs vraies en fonction des valeurs estimées par le métamodèle est affichée. Pour cela, un échantillon indépendant de taille 1000 est à la fois calculé par simulation et estimé par les 3 métamodèles pour une fréquence choisie arbitrairement à 1000 MHz. Le résultat est fourni en figure 2.12. On constate que les graphes 2.12a et 2.12c des modèles linéaire et SVM respectivement, sont très similaires. Les points sont globalement plus écartés de la droite $y = x$ par rapport au Krigeage pour lequel les points sont davantage concentrés autour de cette droite. Cette

observation est conforme aux conclusions tirées lors de l'examen de l'erreur médiane en fonction de la fréquence, ce qui prouve la pertinence de cet indicateur. A partir de cette représentation, il est aussi possible d'examiner les valeurs extrêmes de l'erreur. Prenons l'exemple du Krigeage en figure 2.12b. Le point $Y_{vrai} = -96,6 \text{ dB}$ et $Y_{estimé} = -83,9 \text{ dB}$ semble être la réalisation pour laquelle la différence entre l'estimation et la simulation est la plus grande ($12,7 \text{ dB}$ d'écart absolu). Il est alors possible de calculer l'erreur relative grâce à l'équation 2.2. L'application numérique donne :

$$\eta = \left| \frac{\max(10^{\frac{-96,6}{10}}, 10^{\frac{-83,9}{10}}) - \min(10^{\frac{-96,6}{10}}, 10^{\frac{-83,9}{10}})}{\min(10^{\frac{-96,6}{10}}, 10^{\frac{-83,9}{10}})} \right| = 1761\%$$

Cette erreur est largement supérieure à l'erreur médiane d'environ 38% constatée à cette fréquence en figure 2.10. Elle correspond à un cas extrême. Le même calcul pour des points plus proches de la droite $y = x$ donne des valeurs d'erreur proches de la médiane.

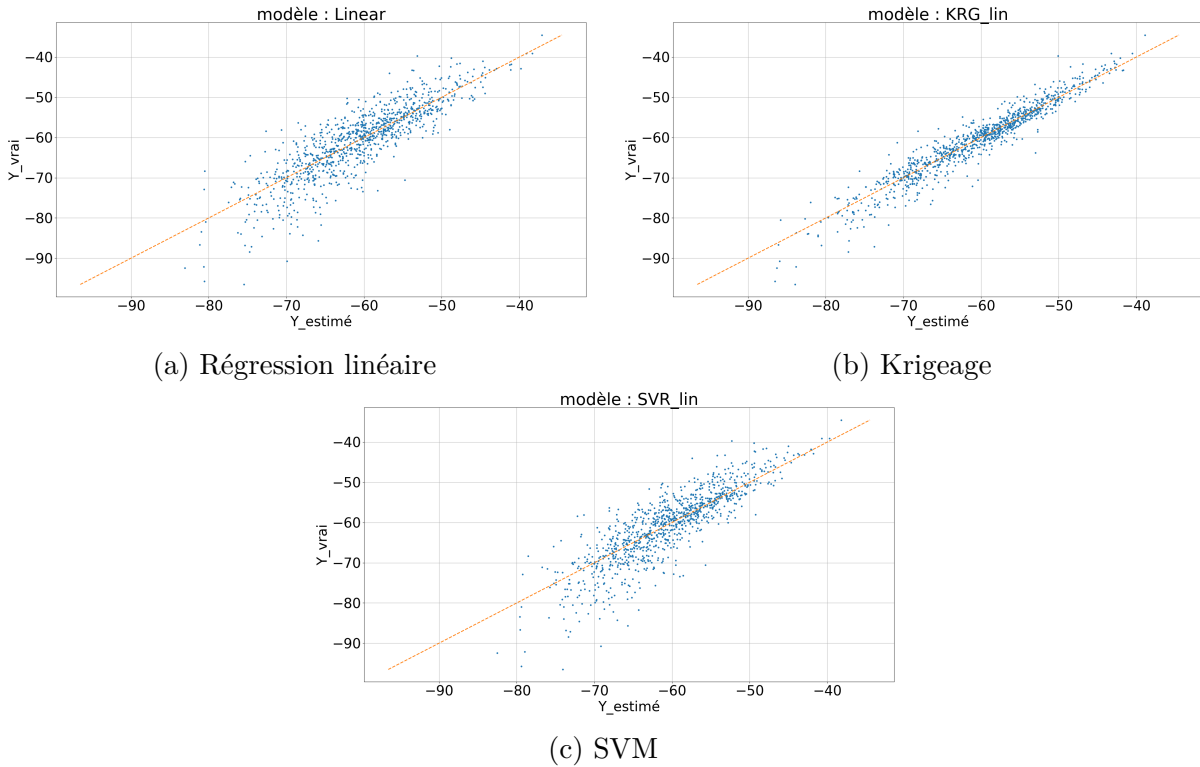


FIGURE 2.12 – Représentation des valeurs de sorties calculées par le simulateur en fonction des valeurs estimées par le métamodèle à la fréquence de 1000 MHz.

Influence de la taille de l'échantillon

Ce paragraphe s'intéresse à l'influence de la taille de l'échantillon d'apprentissage sur l'erreur de métamodélisation. Le principe est de réaliser deux apprentissages avec deux tailles d'échantillon différentes et de comparer l'erreur ainsi que les estimations faites.

Les deux métamodèles entraînés sont de type Krigage avec une fonction de corrélation Matérn $\frac{5}{2}$. Ils sont entraînés avec 100, puis 2000 réalisations. L'erreur médiane ainsi que l'écart interquartile des erreurs de ces deux apprentissages est affichée en figure 2.13. L'augmentation de la taille de l'échantillon permet de réduire de façon drastique l'erreur médiane, celle-ci passant en dessous de 50%. De plus, l'erreur médiane pour $N = 2000$ est beaucoup plus stable puisqu'elle varie entre 22 et 40% tandis que pour $N = 100$, celle-ci varie entre 52 et 250%. Concernant l'écart interquartile, celui-ci est plus important et surtout plus fluctuant dans le cas $N = 100$. On constate notamment la présence de pics du quantile à 75% pour 824, 1032, 1266 et 1984 MHz qui ne sont d'ailleurs pas reproduits par la médiane. Cela indique une augmentation des valeurs extrêmes de l'erreur explicables par les oscillations de la sortie S_{61} qui sont beaucoup moins bien reproduites par le Krigage entraînés avec 100 points.

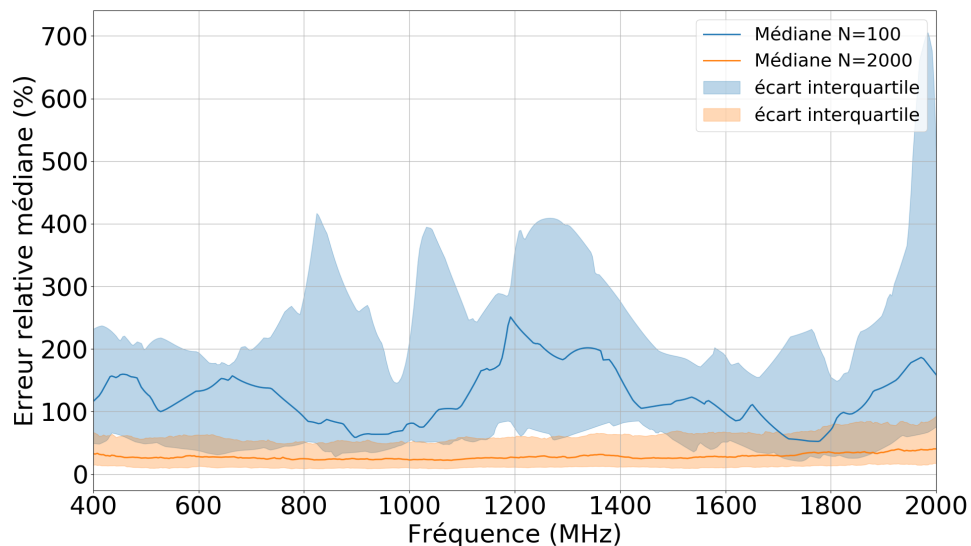


FIGURE 2.13 – Médiane et écart interquartile de l'erreur en fonction de la fréquence pour 100 et 2000 points d'apprentissage.

Sur la figure 2.14, sont affichées 6 exemples de réalisations ainsi que les estimations des métamodèles entraînés avec respectivement $N = 100$ et $N = 2000$ points. Pour les réali-

sations 4, 5 et 6 l'augmentation du nombre de points améliore clairement la prédiction. En revanche pour les autres réalisations il est difficile de se prononcer. Pour la réalisation 3, il semble même que l'augmentation éloigne la prédiction de la simulation. Ces exemples sont des cas particuliers et ne sont pas vraiment représentatifs de l'amélioration des prédictions. L'erreur observée en figure 2.13 est un bien meilleur indicateur.

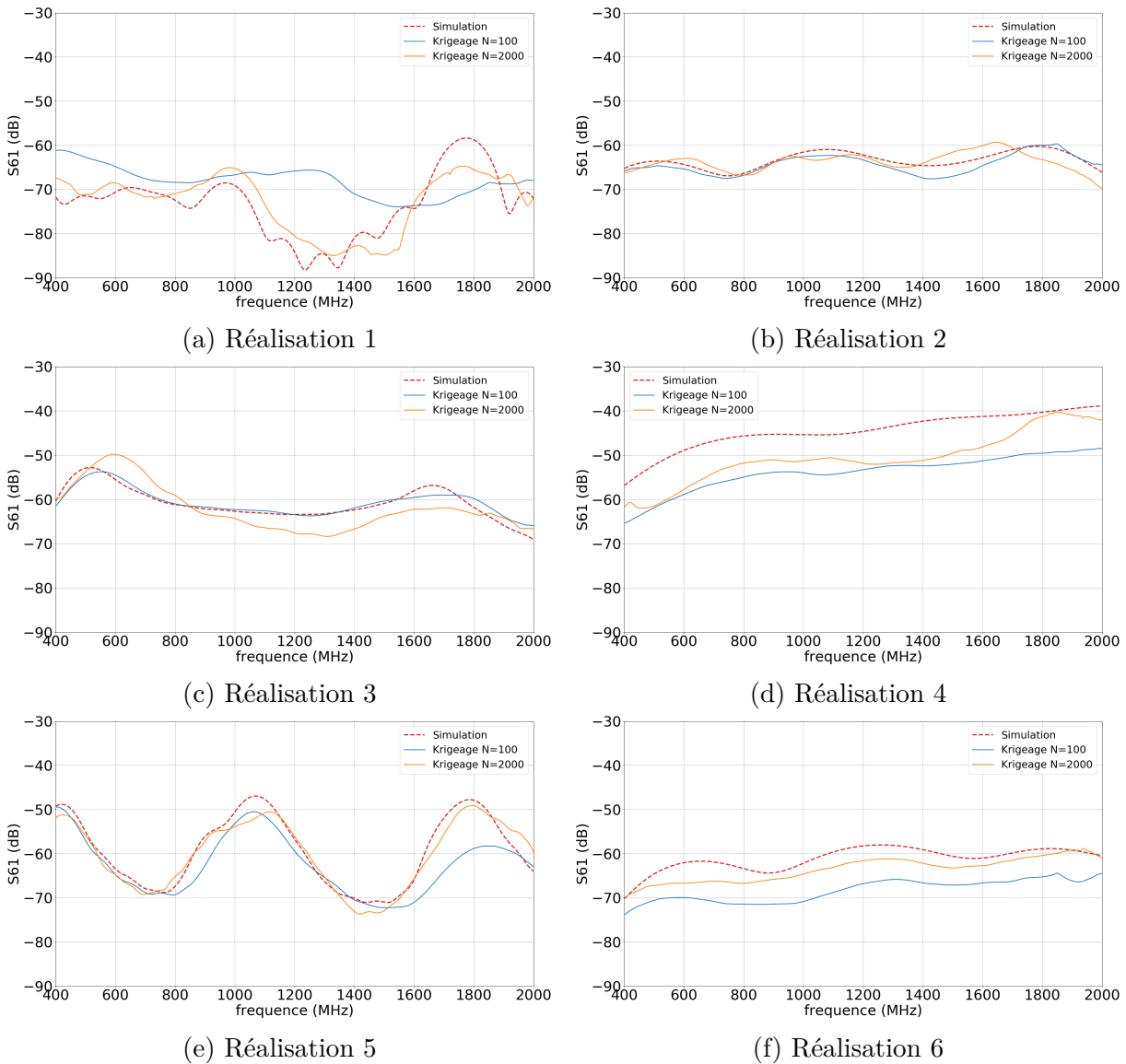


FIGURE 2.14 – Comparaison de prédictions faites par le Krigage avec $N = 100$ puis $N = 2000$.

Bilan

L'étude des performances des différents métamodèles sur le scénario CEM à 17 paramètres a permis de tirer différentes conclusions :

- L'examen de la statistique de l'erreur sur différents blocs de la validation croisée montre que la médiane est un indicateur plus stable de la qualité du métamodèle qui n'est pas influencé par les valeurs extrêmes de l'erreur.
- Le Krigeage ressort comme la méthode la plus précise quelle que soit la taille de l'échantillon mais possède un temps d'apprentissage beaucoup plus long que les autres méthodes étudiées.
- L'augmentation de la taille de l'échantillon diminue largement l'erreur ainsi que sa dispersion sur toute la bande de fréquence.

2.3 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis de tester différentes méthodes de métamodélisation sur deux scénarios distincts. Le premier est une fonction académique peu coûteuse à calculer et le second un scénario CEM de diaphonie. Les objectifs de ce chapitre étaient, dans un premier temps, de tenter d'identifier des méthodes de métamodélisation pour traiter des problèmes de CEM mais également, d'introduire les critères de performances des métamodèles (erreur et temps) ainsi que les représentations possibles. Pour le premier scénario, le choix d'un métamodèle dépend du domaine sur lequel est étudiée la fonction. Le modèle de régression polynomiale d'ordre 2 a été identifié dans un cas. Dans le deuxième cas, pour lequel la fonction a un comportement oscillant, le Krigeage et le Chaos polynomial ont été choisis. L'étude du scénario CEM à 17 paramètres a montré que le modèle Krigeage à tendance linéaire était le plus performant malgré un temps d'apprentissage élevé.

La première conclusion est qu'il n'existe pas de méthode universelle et que chaque scénario doit être étudié au cas par cas. Cela signifie qu'il est nécessaire de tester l'ensemble des configurations possibles des métamodèles et de les confronter entre elles. Ceci permet ensuite d'effectuer un choix sur la méthode la plus appropriée au scénario traité. Cette étape peut s'avérer assez coûteuse à la vue du nombre de méthodes de métamodélisation existantes ainsi que de leur paramétrage intrinsèque. Pour limiter la complexité du choix de méthode, nous ne nous intéressons dans ce manuscrit qu'à certaines d'entre elles.

Cependant, il est important de rappeler que les méthodes étudiées dans ce manuscrit ne forment qu'un petit échantillon des méthodes présentes dans la littérature et que, par conséquent, des performances différentes pourraient être atteintes avec d'autres méthodes.

La seconde conclusion porte sur la dimension du problème. En effet, ce chapitre a montré que l'augmentation du nombre de variables a pour effet d'augmenter l'erreur de métamodélisation. Cette observation n'était pas toujours vérifiée concernant la fonction de Griewank mais cela est dû à la nature de la fonction qui varie avec la dimension. Pour contrecarrer cela, il est ainsi nécessaire de disposer d'un échantillon d'apprentissage de taille adaptée. Pour le scénario de diaphonie étudié (avec 17 paramètres) un échantillon de taille 2000 a été utilisé ce qui représente autant de simulations à effectuer. Le temps d'apprentissage est lui aussi augmenté (en particulier pour le Krigeage). Il sera donc nécessaire d'utiliser des méthodes palliatives afin de réduire le coût en temps de calcul de la métamodélisation.

Enfin, nous avons vu que l'augmentation de la taille de l'échantillon avait pour effet de diminuer l'erreur de prédiction du métamodèle. Dans ce chapitre le choix de la taille de l'échantillon s'est fait de façon arbitraire afin d'étudier son influence. Cependant, celui-ci n'est pas connu d'avance et le choix d'un nombre de points d'apprentissage adapté au scénario demeure une question à part entière.

Le chapitre suivant portera sur l'établissement d'une méthodologie globale d'apprentissage pour tenter de répondre à ces trois challenges que représentent le choix du modèle de substitution, la gestion de la dimension du problème et la détermination de la taille de l'échantillon d'apprentissage.

PROPOSITION D'UNE MÉTHODOLOGIE SYSTÉMATIQUE DE MÉTAMODÉLISATION POUR LA CONCEPTION CEM DE CARTES ÉLECTRONIQUES.

Ce chapitre est consacré à l'établissement d'une méthodologie d'apprentissage systématique permettant de répondre aux principales problématiques liées à la métamodélisation mises au jour dans le chapitre précédent. Ces problématiques sont les suivantes :

- L'absence de méthode universelle capable de traiter tous les cas de CEM. Chaque méthode possède ses performances propres au cas étudié qu'il est nécessaire d'évaluer systématiquement lorsqu'un nouveau scénario de simulation est étudié.
- La nécessité de disposer d'un échantillon d'apprentissage de taille adaptée au problème étudié. En l'occurrence, il n'existe pas de règle précise concernant ce sujet. La taille de l'échantillon est donc une question en soi.
- La malédiction de la dimensionnalité entraîne une dégradation des performances de métamodélisation dès lors que la dimension du problème augmente. Lorsque la dimension augmente, l'exploration de l'espace d'entrée requiert un échantillon de très grande taille (typiquement $\propto m^D$ où D est la dimension, m une constante réelle et positive). La quantité de données nécessaire croît donc exponentiellement avec la dimensionnalité. Ce phénomène a été identifié par Richard Bellman sur des problèmes d'optimisation dynamique [49] [50].

Le principe de la méthode sera expliqué dans une première partie. Son efficacité sera ensuite démontrée sur deux cas d'études CEM.

3.1 Principe de la méthode

La méthode d'apprentissage proposée se décompose en 3 phases illustrées par la figure 3.1.

La première phase, représentée par le bloc "Analyse de Morris" sur la figure, est une phase d'analyse de l'espace d'entrée. Cette phase a pour objectif de réduire la dimension du problème avant même de construire le métamodèle permettant ainsi de répondre à la problématique de la dimensionalité. Elle repose sur une analyse de sensibilité des paramètres d'entrée. Cette analyse permet de connaître la sensibilité des paramètres et ainsi, de distinguer, parmi toutes les variables, celles qui influent significativement sur la sortie. A l'issue de cette analyse, deux choix sont possibles : soit toutes les variables sont influentes et dans ce cas elles sont toutes conservées pour la suite de l'étude ; soit seules quelques variables sont influentes et sont donc sélectionnées (les autres étant considérées comme des constantes). Bien sur, un critère de sélection doit être fixé et sera discuté dans une sous-partie dédiée. Les analyses de sensibilité requièrent un nombre souvent élevé d'exécutions du modèle. Ici, nous utilisons l'analyse de Morris qui permet d'obtenir la sensibilité globale des paramètres à partir d'un nombre limité d'exécutions du modèle (N_{MORRIS}). Celle-ci sera détaillée dans une première sous-partie.

La deuxième phase est une pré-sélection des configurations des métamodèles. Elle correspond au second bloc bleu sur la figure 3.1. Le meilleur paramétrage de chaque méthode de métamodélisation n'est pas connu à l'avance. Cette phase consiste donc à effectuer des comparaisons de performances (erreurs et temps d'apprentissage) des différents métamodèles en utilisant un échantillon d'entraînement de taille limitée (N_{SEL}). Les performances associées aux différents paramétrages des méthodes sont confrontées et le meilleur paramétrage est sélectionné pour chacune d'entre elle. L'échantillon utilisé pour effectuer ces tests représente autant d'exécutions du modèle initial, celui-ci sera réutilisé dans la phase suivante qui est l'apprentissage itératif.

Enfin, la dernière phase, représentée par le bloc "Apprentissage itératif" de cette même figure 3.1, consiste à entraîner itérativement les métamodèles sélectionnés. Elle sera détaillée dans une sous-partie dédiée. L'approche itérative permet de répondre à la problématique de la taille de l'échantillon qui n'est pas connue à l'avance.

La méthode a pour objectif de construire un modèle de substitution du modèle initial de manière efficace, c'est à dire en limitant le plus possible le nombre d'itérations du modèle initial. Chaque étape de la méthode devra donc limiter le plus possible les appels

au modèle initial.

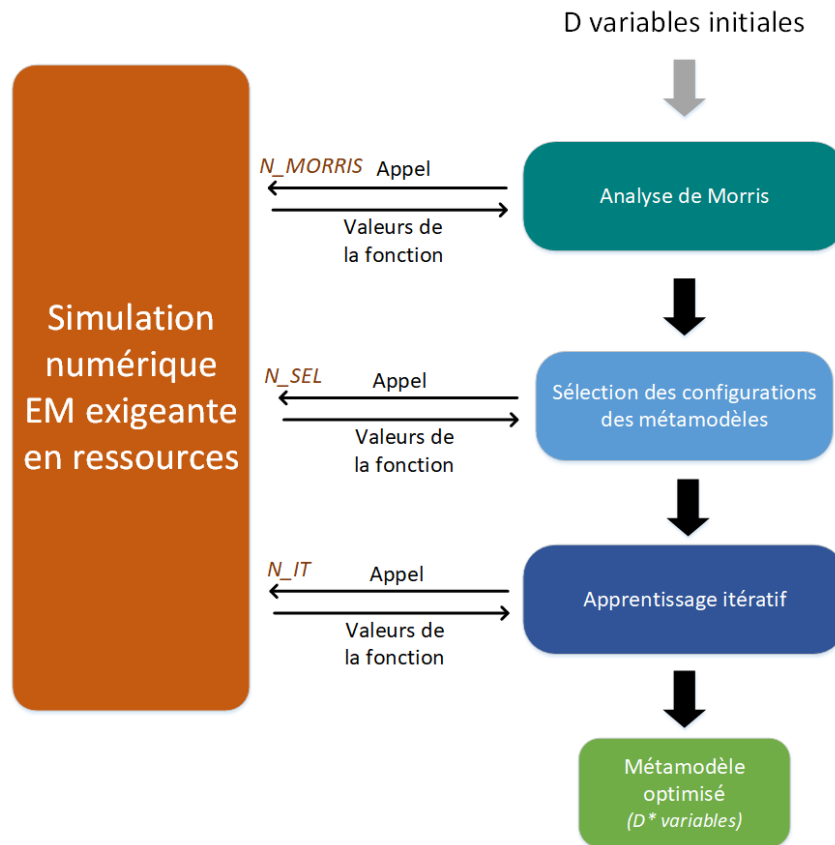


FIGURE 3.1 – Schéma général illustrant le principe de la méthode de métamodélisation.

3.1.1 Analyse de l'espace d'entrée : Approche de MORRIS

La phase d'analyse de l'espace d'entrée est réalisée par analyse de sensibilité des variables. Cette analyse doit permettre d'identifier clairement les variables influentes du scénario considéré tout en limitant le nombre d'appels au modèle initial. Il existe un nombre important de méthodes pour effectuer des analyses de sensibilité. Certaines de ces méthodes se basent sur l'examen de la corrélation entre des échantillons des paramètres d'entrée et des échantillons de la sortie (mesures basées sur la corrélation), d'autres examinent les valeurs des dérivées partielles du modèle à un point donné (méthodes de linéarisation), certaines examinent directement la distribution de la sortie du modèle. Plus précisément, l'analyse de sensibilité globale vise à décomposer la variance de la sortie du modèle en termes de contributions de chaque paramètre d'entrée individuel, ou de com-

binaisons de ceux-ci. Parmi les analyses de sensibilité globale, on peut citer l'analyse de Sobol [51], de Borgonovo [52], ANCOVA [53], de Kucherenko [54] et de Morris [55]. La méthode de Morris est choisie et sera décrite dans les paragraphes suivants. La méthode de Sobol, beaucoup plus coûteuse, sera utilisée a posteriori dans la phase d'exploitation du métamodèle. Elle sera décrite dans le paragraphe 3.2.

Les étapes nécessaires à l'analyse de l'espace d'entrée sont représentés sur le schéma en figure 3.2. L'espace des D variables est échantillonné avec N_{MORRIS} points selon la méthode de Morris qui sera décrite dans le paragraphe suivant. Ces points sont ensuite évalués avec le modèle initial (le plus souvent un modèle numérique à grand nombre de degrés de liberté et coûteux à calculer) ce qui représente N_{MORRIS} appels à la fonction. Il est important de noter que le choix de ce nombre repose sur un compromis entre la précision de l'analyse de Morris et le temps de simulation des réalisations de l'échantillon. Il sera discuté par la suite. L'analyse de sensibilité Morris est effectuée et permet ensuite d'identifier et de sélectionner les paramètres d'intérêt.

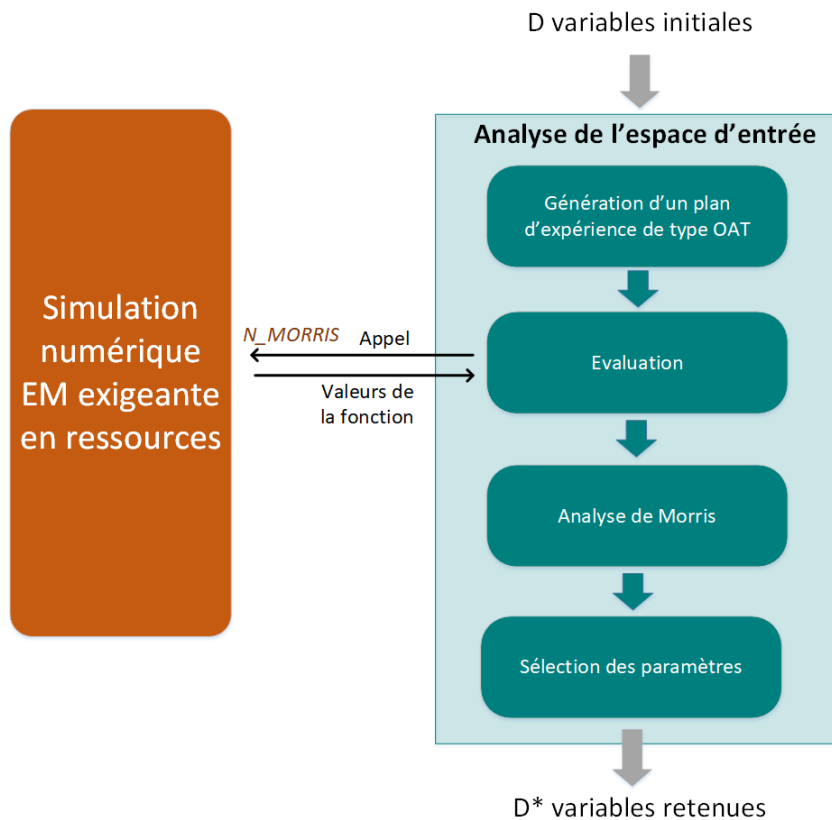


FIGURE 3.2 – Étapes de l'analyse de l'espace d'entrée.

Description de l'analyse de Morris

La méthode de Morris [55] est une méthode d'analyse de sensibilité globale basée sur la mesure des variations de la sortie correspondant à la variation d'un paramètre à la fois. Dans la littérature, cette méthode a été appliquée à différents cas d'analyse d'importance des variables. Dans [56], celle-ci est appliquée pour examiner l'importance des variables utilisées dans l'estimation du rendement des systèmes d'approvisionnement en eau urbaine. L'article [57] propose une utilisation similaire à celle développée dans cette thèse, mais appliquée à un cas de centrale nucléaire marine. L'auteur utilise la méthode pour sélectionner les paramètres importants du système. Il parvient à sélectionner 4 variables sur les 24 initiales. La méthode de Morris est particulièrement efficace lorsque le nombre de paramètres est élevé, car elle ne nécessite qu'un petit nombre de réalisations du modèle.

Le principe de la méthode repose sur l'observation de la variation de la sortie liée à une perturbation d'une entrée à la fois (One at a time OAT). Une grille de multiples perturbations des entrées est définie. La mesure de sensibilité est ensuite construite en se basant sur la moyenne et l'écart type de cet ensemble de perturbations.

Supposons que les paramètres d'entrée \mathbf{X} varient dans un hypercube de dimension D , c'est à dire $X_i \in [0, 1], i = 1, \dots, D$ (les entrées sont ici normalisées).

Une grille de p valeurs est créée pour chaque paramètre et est décrite par l'ensemble :

$$\mathcal{G}_i = \left\{ 0, \frac{1}{p-1}, \frac{2}{p-1}, \dots, 1 \right\}.$$

L'ensemble total des entrées est défini par :

$$\mathcal{G} = \mathcal{G}_1 \times \dots \times \mathcal{G}_D$$

La perturbation est définie par Δ qui est un multiple de $\frac{1}{p-1}$,

$$\Delta = \frac{\bar{c}}{p-1}, \text{ pour } \bar{c} \in \{1, \dots, p-1\}$$

Pour une entrée donnée $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_D\}^\top \in \mathcal{G}$, telle que $x_i + \Delta \leq 1$, l'effet élémentaire E_i de la variable x_i est défini par :

$$E_i(\mathbf{x}) = \frac{\mathcal{M}(x_1, \dots, x_i + \Delta, \dots, x_D) - \mathcal{M}(\mathbf{x})}{\Delta}$$

L'approche de Morris consiste à estimer la distribution des effets élémentaires en échan-

tillonnant aléatoirement r valeurs dans \mathcal{G} en calculant les effets élémentaires associés. Il est alors possible de calculer une moyenne et un écart type de ces valeurs :

- Moyenne μ_i : une valeur élevée de la moyenne indique que la variable d'entrée X_i est importante, ce qui signifie que ses valeurs d'entrée provoquent de la variabilité dans les résultats du modèle. Une faible moyenne indiquerait une variable d'entrée non importante.

$$\mu_i = \frac{1}{r} \sum_{t=1}^r |E_i^t|$$

- Écart-type σ_i : une valeur élevée de l'écart-type indique que l'effet de la variable X_i est significatif, soit en raison d'un comportement non linéaire par rapport à cette variable, soit en raison d'interactions avec d'autres variables d'entrée.

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{r} \sum_{t=1}^r \left(E_i^t - \frac{1}{r} \sum_{t=1}^r (E_i^t) \right)^2}$$

Cette méthode requiert un total de $2Dr$ exécutions du modèle initial ($2r$ exécutions par effet élémentaire). Il est cependant possible de réduire le nombre de réalisations du modèle à $(D + 1)r$. Étant donné que deux réalisations du modèle sont nécessaires pour calculer l'effet élémentaire de chaque variable, l'une d'entre elles peut être partagée entre deux effets élémentaires différents. Cela signifie qu'une seule nouvelle évaluation du modèle est nécessaire pour chaque variable après le point de départ, ce qui conduit à un total de $D + 1$ exécutions du modèle.

Dans ces travaux de thèse nous utilisons une version modifiée de l'analyse de Morris introduite par [58] qui introduit la valeur absolue dans le calcul des effets élémentaires. Ceci permet de s'affranchir des problèmes de signes qui peuvent annuler les effets de certaines variables.

Les facteurs principaux affectant la précision de l'analyse sont r et p . D'après [59], $p = 4$ et $r = 10$ est un choix commun qui a montré de bons résultats. Il sera conservé dans ces travaux de thèse.

Sélection des paramètres : critères

L'analyse de Morris permet d'obtenir un classement des paramètres influents. Dès lors, il est nécessaire d'effectuer une sélection des variables d'entrée à conserver pour l'apprentissage du métamodèle. Avant toute chose, les "indices" de Morris μ_i and σ_i sont

normalisés par rapport à la somme de toutes les contributions des paramètres.

$$\mu_i^{norm} = \frac{\mu_i}{\mu_{total}}, \quad \sigma_i^{norm} = \frac{\sigma_i}{\sigma_{total}}, \quad i \in [1, D]$$

où μ_{total} et σ_{total} correspondent aux totaux des moyennes et des écarts-types de tous les entrées.

La représentation typique de l'approche de Morris, qui consiste à afficher σ_i^{norm} en fonction de μ_i^{norm} , permet d'obtenir un classement des paramètres. L'indice μ_i^{norm} est ici retenu comme critère pour effectuer ce classement. A partir de là, il est possible de faire une sélection de D^* premiers paramètres. La contribution cumulée $\mu_{cumulé}$ de cette sélection est ensuite calculée comme suit :

$$\mu_{cumulé} = \sum_{j \in B} \mu_j$$

où B est l'ensemble des indices des paramètres sélectionnés. $\mu_{cumulé}$ est donné en % et correspond à un taux d'explication de la sortie par les variables. Un critère de 80% est fixé. Si la contribution cumulée est plus grande que ce critère, le groupe de variables sélectionnées est considéré comme suffisant pour prédire avec une approximation suffisante les variations de la sortie. Les variables non incluses dans la sélection sont donc non influentes et seront considérées comme des constantes. Ce critère est assez arbitraire. Il s'agit d'une hypothèse forte de la méthodologie qui conditionne la précision du métamodèle. Par exemple, si une variable influente n'est pas identifiée par l'analyse de Morris et donc fixée comme constante, le métamodèle ainsi entraîné ne sera pas en mesure de prédire correctement la sortie. Il est important que toutes les variables sélectionnées soient des variables explicatives. L'hypothèse du critère de 80% devra donc être vérifiée et peut être ajustée lors de la phase de validation de la méthode. Par ailleurs, d'un point de vue de l'application CEM, ce seuil permet de se concentrer sur les paramètres prépondérants.

3.1.2 Sélection des métamodèles

Après avoir identifié les paramètres d'intérêt, l'étape suivante consiste à identifier les méthodes de métamodélisation, ainsi que leur paramétrage, les plus adaptés au scénario étudié afin de limiter le nombre de modèles à entraîner durant le processus itératif. Les étapes sont illustrées sur le schéma de la figure 3.3. Premièrement, un échantillon de type LHS et de taille N_{SEL} est généré. Dans le deuxième bloc bleu, l'échantillon est évalué

par le modèle représenté par le bloc orange. Le jeu de données obtenu à l’issue de cette étape permet d’entraîner plusieurs métamodèles dont les erreurs sont calculées par un processus de validation croisée. Les métamodèles considérés ont été définis au chapitre 1. Les variantes possibles pour chaque métamodèle ont été énumérées dans le chapitre 2 lors de l’étude de la fonction de Griewank et du scénario à 17 paramètres. Toutes ces variantes sont reprises dans ce chapitre. Bien sur, l’application de cette phase à d’autres types de métamodèles que ceux étudiés dans cette thèse est tout à fait possible. La comparaison des erreurs de chaque modèle permet ensuite d’effectuer un choix. L’indicateur choisi pour sélectionner les variantes de métamodèle est la médiane de l’erreur sur l’ensemble des points de validation.

Le nombre de simulations nécessaires est de N_{SEL} . Afin de limiter le budget de simulations, cet échantillon sera ré-utilisé lors de l’étape d’apprentissage itératif.

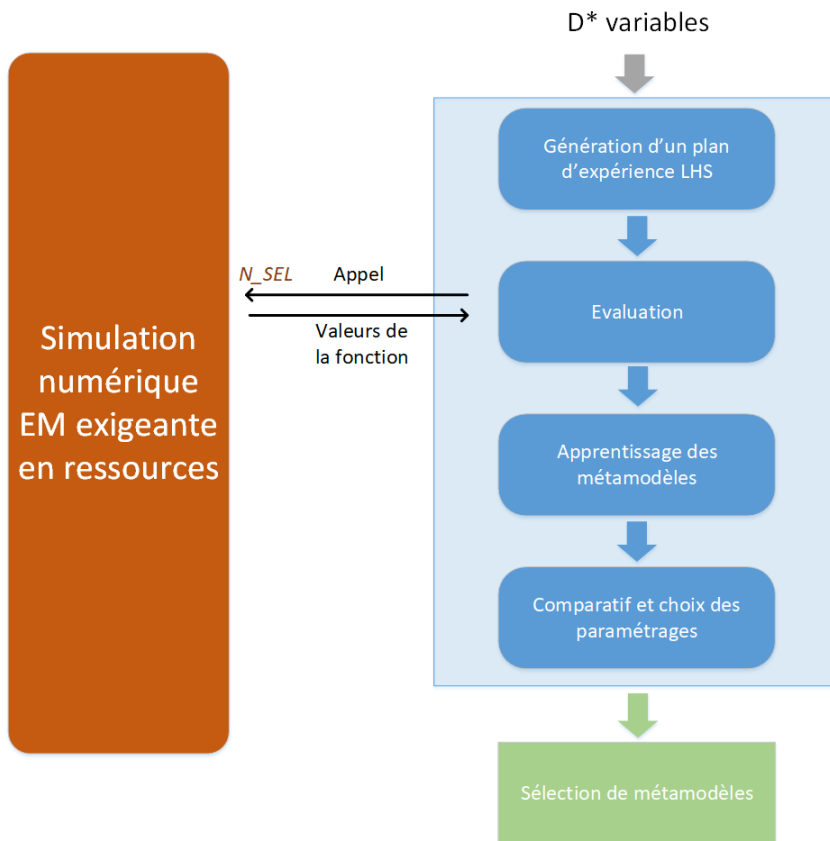


FIGURE 3.3 – Étapes de sélection des métamodèles.

3.1.3 Apprentissage itératif des métamodèles

Nous avons constaté dans le chapitre 2 que l'augmentation de la taille de l'échantillon avait pour effet de diminuer l'erreur du métamodèle. Cette phase de la méthodologie exploite donc cette propriété des métamodèles en mettant en oeuvre un apprentissage itératif. Ce concept apparaît pour la première fois dans littérature sous le terme d'échantillonnage séquentiel [60]. Le principe repose sur l'enrichissement du plan d'expérience initial à l'aide de nouveaux points échantillonnés dans l'espace des paramètres. Dans le domaine du machine learning, le terme d'apprentissage actif est souvent employé pour décrire ce processus [61]. Deux approches d'enrichissement sont possibles. La première, dite de remplissage de l'espace, vise à répartir uniformément les points de manière itérative de façon à en maximiser la dispersion. La seconde, dite adaptative, optimise le placement des nouveaux échantillons en fonction des informations extraites lors des itérations précédentes. Dans [62], une comparaison exhaustive des méthodes d'échantillonnage adaptatif pour le krigeage est proposée.

La stratégie d'échantillonnage initial retenue est la méthode LHS. Pour augmenter la taille N_{ini} d'un échantillon de type LHS, la première méthode la plus intuitive serait de générer un nouveau plan d'expérience LHS de taille N_{it} et d'effectuer une concaténation. Le résultat forme ainsi un nouveau plan d'expérience de taille $N_f = N_{ini} + N_{it}$. Cependant, l'échantillon résultant ne conserve pas les propriétés LHS. Dans [63], est décrit une méthode permettant de contrer ce problème. Elle est décrite dans le paragraphe suivant.

Principe de la méthode LHS itérative

Cette méthode se base sur le principe d'héritage de points, c'est à dire que le nouvel échantillon hérite des points de l'échantillon précédent. La méthode définit un nouvel espace LHS divisé en N_f intervalles (N_f étant le nombre final de points dans l'échantillon après enrichissement). Les points de l'échantillon initial sont placés dans ce nouvel espace. La méthode identifie ensuite les intervalles de chaque variable pour lesquels aucun point n'est placé. Puis, un nouvel échantillon LHS est généré pour ensuite remplir les intervalles non échantillonnés.

Pour une meilleure compréhension, un exemple en dimension 2 est décrit. On considère un plan d'expérience de type LHS et de taille $N_{ini} = 3$. On souhaite ajouter $N_{it} = 3$ nouveaux points au plan d'expérience tout en maintenant les propriétés LHS de celui-ci. La taille de l'échantillon final sera donc de $N_f = 6$. Le nouvel échantillon est donc

subdivisé en 6 intervalles dans lequel sont placés les points de l'échantillon initial comme le montre la figure 3.4.

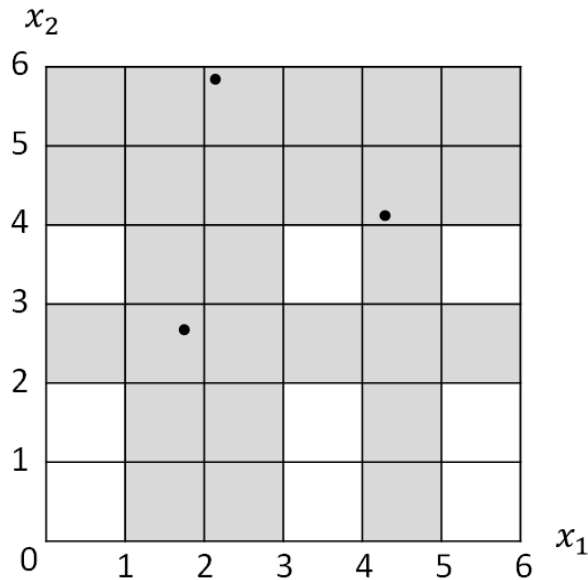


FIGURE 3.4 – Représentation de l'échantillon.

Les zones en blanc forment un nouvel espace qu'il est nécessaire de remplir. Pour cela, 3 points LHS sont générés comme l'illustre la figure 3.5.

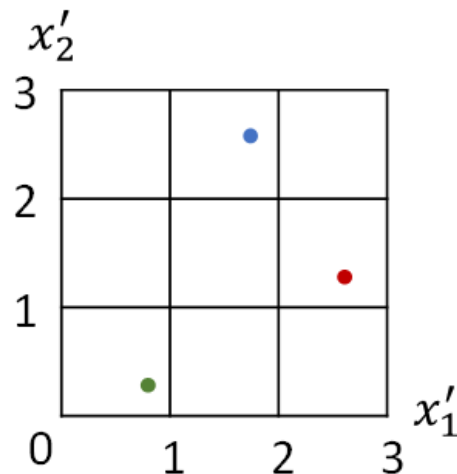


FIGURE 3.5 – Nouvel échantillon LHS.

Dans la figure 3.6, les points P , Q et R sont les 3 points ainsi générés. La position de

P se situe dans le troisième intervalle de x'_1 et dans le deuxième intervalle de x'_2 . Dans l'espace initial, le troisième et le deuxième intervalle non-échantillonné de, respectivement x_1 et x_2 , sont identifiés pour placer le point P . Enfin, le point P_m est placé en fonction de la position relative de P dans son intervalle.

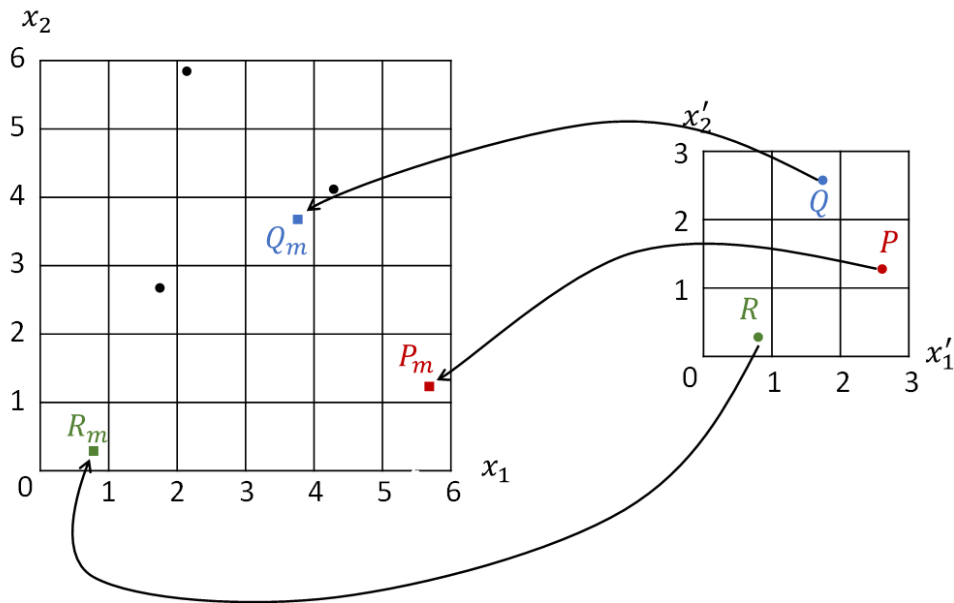


FIGURE 3.6 – Transformation des points dans le nouvel échantillon.

L'espace initial a donc été enrichi de 3 nouveaux points et l'espace final est donc échantillonné avec 6 points. Cette technique sera donc utilisée dès lors que nous souhaiterons ajouter des points à un échantillon de type LHS.

Processus d'apprentissage itératif

Le processus mis en oeuvre est illustré en figure 3.7. Les données d'entrées sont les D^* variables sélectionnées issues de l'analyse de Morris ainsi que les méthodes pré-sélectionnées. Dans un premier temps un échantillon LHS initial de faible taille est construit et évalué avec la fonction coût. Dans la pratique il est possible d'utiliser l'échantillon et les sorties associées utilisés à l'étape de sélection des méthodes. La génération du plan d'expérience initial est représentée par le premier bloc bleu sur cette figure 3.7. L'apprentissage des métamodèles est ensuite effectué et leurs erreurs calculées avec la méthode de validation croisée. Si le ou les critères d'erreurs ne sont pas satisfaits, l'échantillon d'apprentissage est enrichi en utilisant la technique LHS itérative décrite plus haut. Les

nouveaux points sont évalués avec la fonction, puis, les métamodèles sont de nouveau entraînés en utilisant ainsi l’échantillon enrichi. Ce processus est répété tant que l’un des métamodèles ne respecte pas les critères fixés. Pour sortir de la boucle itérative, il suffit donc que l’un des métamodèles respecte le critère d’arrêt. Ce processus permet d’obtenir, in fine, un métamodèle optimisé avec une erreur respectant le critère fixé.

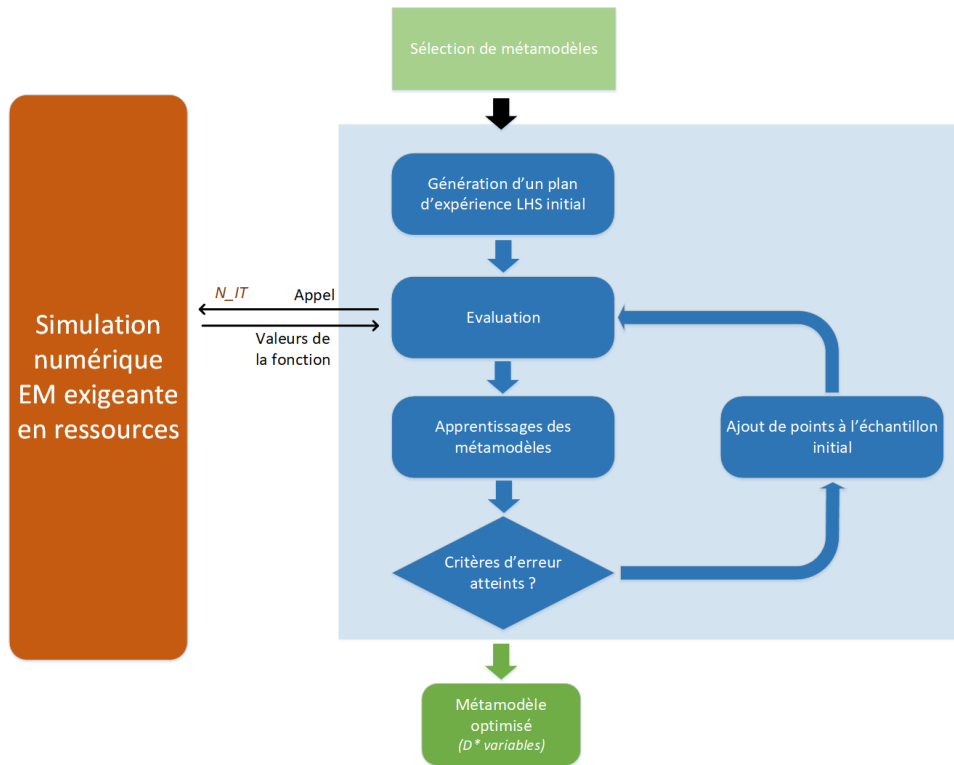


FIGURE 3.7 – Schéma du processus d’apprentissage itératif.

Paramètres

Dans le processus proposé en figure 3.7, un certain nombre de paramètres doivent être ajustés.

Le premier paramètre est la taille de l’échantillon initial, qui constitue le point de départ du processus. Il n’existe pas de règle formelle sur le choix de cette taille. En revanche une règle empirique semble être communément adoptée dans la littérature. Elle consiste à choisir une taille d’échantillon initial $N_{ini} = 10 \times D$ où D est la dimension. Ce choix est notamment discuté et appliqué dans [64], [65] et [66] dans le cadre de processus adaptatifs. Ce choix sera retenu pour la suite.

Le deuxième paramètre est le nombre de points à ajouter lors de l'enrichissement. Ce paramètre est appelé le pas du processus itératif. Il doit être choisi de façon à limiter le nombre d'itérations du processus. Si celui-ci est choisi trop grand, il y a un risque de surdimensionnement de l'échantillon par rapport aux critères d'erreurs souhaités. C'est-à-dire que l'échantillon d'apprentissage final, obtenu à la fin de l'exécution de l'algorithme, aurait une taille trop importante et le métamodèle résultant serait trop précis par rapport au critère demandé. En conséquence, un nombre trop important de simulations seraient effectuées. Si celui-ci est choisi trop petit, un nombre d'itérations trop important serait nécessaire afin d'atteindre les critères d'arrêt, ce qui augmenterait largement le temps d'apprentissage total car à chaque itération, tous les métamodèles doivent être réentraînés. Dans la pratique on choisira un pas évolutif égal à un pourcentage de la taille de l'échantillon de l'itération précédente.

Le dernier paramètre à régler est le critère d'arrêt de l'algorithme. Il peut s'agir d'un critère simple ou multiple. Le premier aspect du critère porte sur l'erreur de métamodélisation. Selon le type d'utilisation souhaitée du métamodèle, l'indicateur d'erreur retenu sera différent. Pour des applications telles que des analyses de sensibilité paramétrique ou de valeurs extrêmes, pour lesquelles les tendances de la sortie doivent être correctement reproduites, l'erreur médiane ou moyenne est adoptée. En revanche pour des applications telles que des optimisations, pour lesquelles il est important que le métamodèle estime très précisément chaque réalisation, un critère sur l'erreur maximale ou bien un quantile élevé de l'erreur (95% par exemple) est préférable. Le premier critère porte donc sur l'erreur cible. Cependant, si cette erreur cible est trop faible, l'algorithme peut ne jamais converger ou seulement au bout d'un nombre d'itérations trop important. Pour cela, un autre critère d'arrêt doit être ajouté. Il peut s'agir d'un critère portant sur un nombre d'itération maximal ou bien sur un temps de calcul maximal. Une autre option consiste à fixer un critère sur la dérivée de l'erreur en fonction de l'itération, c'est-à-dire que lorsque la diminution de l'erreur entre l'itération précédente et l'itération actuelle est inférieure à un seuil, l'algorithme s'arrête.

Dans le cadre de l'étude de cas qui va suivre, nous adoptons un critère multiple portant sur l'erreur médiane relative et sur un nombre d'itération maximal.

3.2 Outils d’analyse paramétrique

Analyse de SOBOL

L’analyse de Sobol est une analyse de sensibilité globale basée sur la décomposition de la variance qui permet de quantifier la sensibilité de chacune des variables en calculant les contributions des variables individuelles ou en interactions à la variance totale.

Considérons le métamodèle \hat{M} avec D variables d’entrée décrites par $X = (X_1, X_2, \dots, X_D)$ la sortie $\hat{Y} = \hat{M}(X)$. D’après Sobol, la variance de la sortie \hat{Y} peut se décomposer en contributions de chacune des variables :

$$\text{Var}(Y) = \sum_{i=1}^D V_i + \sum_{i<j}^D V_{ij} + \dots + V_{1,2,\dots,D}$$

où V_i est la variance de la sortie résultant de la variation du paramètre X_i seul. V_{ij} est la variance de la sortie résultant de l’interaction des paramètres X_i and X_j . Les indices de Sobol sont définis comme suit :

À l’ordre 1 :

$$S_i = \frac{V_i}{\text{Var}(Y)} = \frac{\text{Var}(E(Y|X_i))}{\text{Var}(Y)}$$

mesure la contribution de l’entrée X_i seule sur la variance de la sortie.

À l’ordre 2 :

$$S_{ij} = \frac{V_{ij}}{\text{Var}(Y)}$$

mesure la contribution de l’interaction des paramètres X_i et X_j à la variance de la sortie.

À l’ordre total :

$$S_{T_i} = \sum_{i \in \{1, \dots, D\}} S_p$$

mesure la contribution à la variance de sortie d’une variable d’entrée à l’ordre 1 mais aussi à tous les ordres d’interaction supérieurs.

Il y a en tout $2^D - 1$ coefficients de Sobol à calculer. Ces derniers peuvent être calculés en utilisant un échantillon de taille N qui donne un total de $N \times 2^D$ appels au métamodèle. Le faible temps de calcul de ce dernier permet de réaliser cette opération dans un temps très court.

Les indices de Sobol renseignent donc sur l’influence de chaque paramètre sur la sortie ainsi que sur l’importance des effets mutuels entre plusieurs paramètres. Ce résultat permet de cibler les paramètres sur lesquels l’utilisateur peut agir afin de modifier la dis-

tribution de l'observable de sortie. Cependant, ces indices n'informent pas sur le sens de variation de l'observable. Cette analyse doit donc être complétée par la suivante.

Analyse de valeurs extrêmes

L'analyse de valeurs extrêmes s'intéresse à l'étude de la distribution des valeurs extrêmes prises par une observable de sortie, estimée par le métamodèle. Le principe est le suivant. Un échantillon de grande taille de type Monte Carlo est construit par échantillonnage aléatoire uniforme sur chacune des variables d'entrée. L'échantillon X_t , ainsi construit, est estimé par le métamodèle donnant ainsi la variable aléatoire Y_t . Un critère Y_c est ensuite fixé afin de sélectionner les valeurs critique de l'observable. Ainsi, les réalisations menant aux valeurs critiques $Y_{ext} \geq Y_c$ sont notées X_{ext} .

Les distributions des variables d'entrée influentes, repérées au préalable grâce à l'analyse de Sobol, sont ensuite observées pour, d'une part l'échantillon X_t , et d'autre part l'échantillon X_{ext} . L'examen de ces deux distributions permet de déduire les probabilités $P(x_i)$ et $P(x_i|Y \geq Y_c)$, x_i étant une des variables d'entrée telle que $x_i \in (x_1, \dots, x_D)$. D'après le théorème de Bayes, la probabilité pour l'observable de dépasser le critère Y_c sachant x_i s'écrit :

$$P(Y \geq Y_c|x_i) = \frac{P(x_i|Y \geq Y_c) \times P(Y \geq Y_c)}{P(x_i)}$$

Les probabilités $P(x_i|Y \geq Y_c)$ et $P(x_i)$ peuvent être déduites par observation des distributions des échantillons X_t et X_{ext} , respectivement. Le ratio du nombre de tirage $\frac{X_{ext}}{X_t}$ nous donne également la probabilité $P(Y \geq Y_c)$.

3.3 Étude de cas numéro 1 : scénario à fente à 7 paramètres

La méthodologie précédemment décrite va maintenant être appliquée à un scénario de CEM. Le scénario étudié sera décrit dans une première sous-partie. Les différents aspects de la méthode seront ensuite appliqués. Afin de valider la méthodologie d'apprentissage décrite dans ce chapitre, une approche comparative est adoptée. Celle-ci permettra de valider que le métamodèle entraîné avec la méthode possède une précision semblable à un certain métamodèle de référence dont la nature sera définie. De plus, le résultat d'analyse

de sensibilité de Sobol et de valeurs extrêmes obtenus d'une part avec la référence et d'autre part avec le métamodèle issu de la méthode seront comparés.

3.3.1 Description du scénario

Le scénario étudié, représenté en figure 3.8, est constitué d'une simple ligne microruban avec une fente insérée dans le plan de référence. La sortie observée est la puissance totale rayonnée par cette ligne microruban. La ligne est alimentée par un générateur de tension sur la gamme de fréquences 200 MHz - 2 GHz par pas de 2 MHz ce qui permet de collecter en une seule simulation un échantillon de puissance totale rayonnée calculée en 901 fréquences discrètes. La fréquence n'étant pas incluse comme variable aléatoire, un métamodèle est construit pour chacune des fréquences. La puissance rayonnée totale est analysée en fonction des variations des 7 entrées différentes ($D = 7$) dont les plages de variation considérées sont listées dans le tableau 3.1. Ces variables se voient attribuer une distribution uniforme sur leur intervalle respectif défini selon les valeurs imposées par les règles de routage liées aux procédés de fabrication. Le solveur utilisé pour réaliser les simulations est le solveur temporel de CST Studio utilisant la méthode résolution FIT.

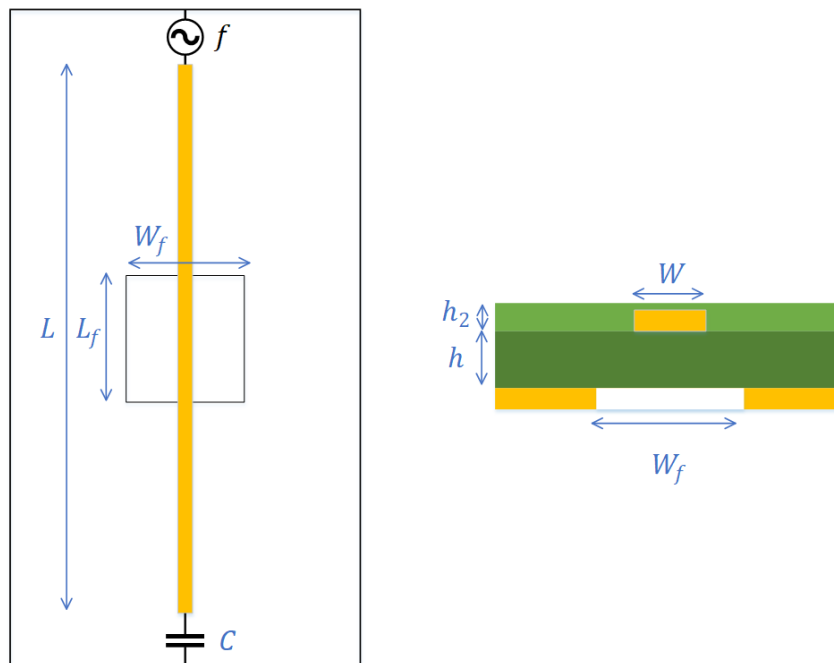


FIGURE 3.8 – Représentation du scénario "fente".

Paramètres	Description	Intervalle
L	Longueur de la ligne	[20 - 200] mm
W	Largeur de la ligne	[100 - 600] μm
h	Hauteur de diélectrique 1	[80 - 800] μm
h_2	Hauteur de diélectrique 2	[40 - 400] μm
L_f	Longueur de l'ouverture	[0.01 - 20] mm
W_f	Largeur de l'ouverture	[0.01 - 20] mm
C	Capacité de la charge	[1 - 20] pF

TABLE 3.1 – Définition des paramètres du scénario "fente".

3.3.2 Analyse de l'espace d'entrée

La première étape de la méthode, consistant à analyser la sensibilité des paramètres par analyse de Morris, est tout d'abord réalisée. Le scénario comporte $D = 7$ variables. Il est donc nécessaire de constituer un échantillon de taille $N_{MORRIS} = 80$ et de l'évaluer par le simulateur électromagnétique. L'analyse de Morris est effectuée indépendamment pour chacune des 901 fréquences. Le résultat de cette analyse est donné en figure 3.9 sous forme de boîte à moustaches des indices μ , permettant ainsi de visualiser la dispersion en fréquence des indices. Plus l'indice μ associé au paramètre correspondant est important, plus le paramètre est contributeur des variations de la sortie. La largeur de l'ouverture W_{fente} est clairement le paramètre prépondérant. Ceci était intuitivement attendu compte tenu de l'impact de la largeur de la fente sur le cheminement du courant de retour dévié de sa trajectoire initiale. Ainsi dévié, la compensation du rayonnement de la piste est dégradée. Ce paramètre est suivi par la hauteur de diélectrique, la longueur de la ligne, la longueur de la fente et la charge de terminaison. Les paramètres h_2 et w ont une contribution plus faible de l'ordre de 0,05%.

Il est alors possible de sélectionner certains paramètres. Par exemple, ici les paramètres C , L , L_{fente} , h , et W_{fente} sont sélectionnés et la contribution cumulée de cet ensemble est calculée :

$$\mu_{cumulé}(f) = \mu_C(f) + \mu_L(f) + \mu_h(f) + \mu_{L_{fente}}(f) + \mu_h(f) + \mu_{W_{fente}}(f)$$

Cette quantité est tracée en fonction de la fréquence en figure 3.10. La courbe est au dessus du critère de 80%, ce qui signifie que ce groupe de paramètres suffit à expliquer une part importante des variations de la sortie. Des creux sont observés pour certaines fréquences comme par exemple autour de 250 et 750 MHz.

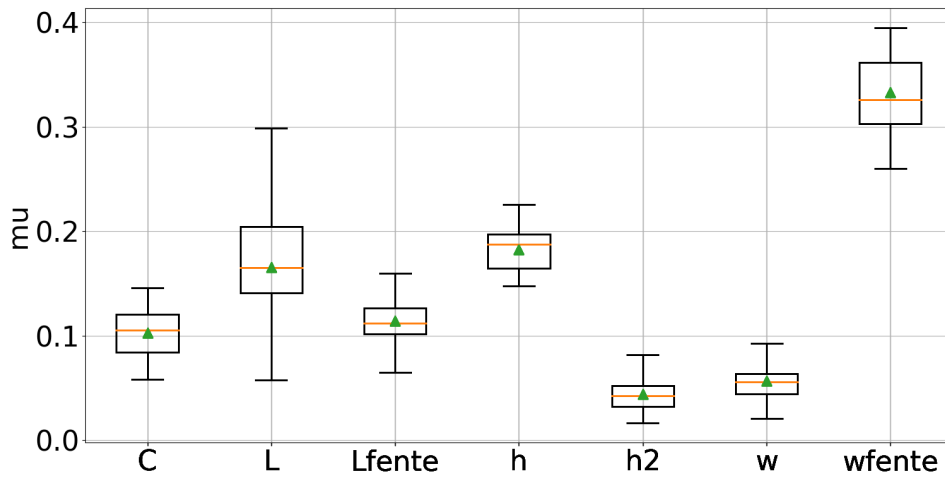


FIGURE 3.9 – Représentation en boîte à moustache des indices μ de l’analyse de Morris pour chaque paramètre.

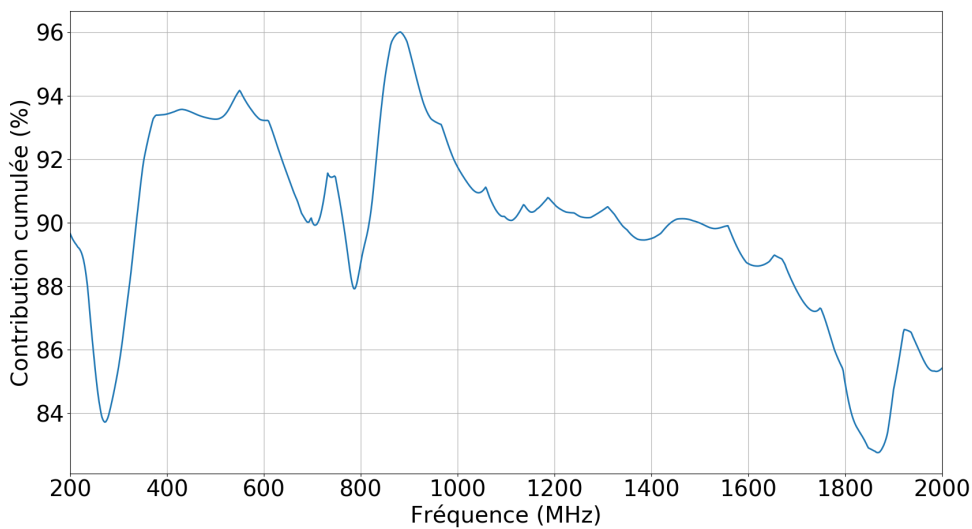


FIGURE 3.10 – Contribution cumulée des paramètres C , L , L_{fente} , h et W_{fente} .

Cette sélection est donc validée et les paramètres éliminés de l’espace des variables d’entrée. Elles sont alors fixées à leurs valeurs nominales :

$$W = 0,35mm ; h_2 = 0,22mm$$

3.3.3 Sélection des métamodèles

Cette étape est dédiée au choix du paramétrage des différentes méthodes de métamodélisation. Les méthodes de métamodélisation retenues sont :

- La régression linéaire
- La régression polynomiale
- Le krigeage
- La K-PLS
- La SVM
- Le chaos polynomial

Un échantillon de type LHS et de taille $N = 10 \times D = 50$ est constitué et évalué par le simulateur. Cet échantillon sera réutilisé comme échantillon de départ de l'algorithme itératif. Le choix des configurations des méthodes se fera par comparaison des erreurs relatives d'apprentissage effectué avec cet échantillon. Dans la suite, ce choix est étudié indépendamment pour chaque méthode.

Régression linéaire

Pour la régression linéaire, le paramétrage concerne la fonction de minimisation. Les erreurs résultantes sont affichées en figure 3.11. L'erreur médiane la plus importante est obtenue par la fonction ElasticNet avec 113%. La fonction linéaire et Ridge ont une erreur médiane très proche. La fonction linéaire est la plus performante ici avec 93% d'erreur médiane. Cette configuration est donc sélectionnée.

Régression polynomiale

Concernant la régression polynomiale, le choix du degré du polynôme est étudié. Seuls les degrés 2 et 3 sont représentés en figure 3.12 car les degrés supérieurs engendrent des erreurs trop importantes. La configuration "Poly3" donne une erreur médiane de 634%. L'erreur moyenne est, elle, encore plus élevée ce qui correspond à des valeurs importantes des extrêmes de l'erreur qui ne sont pas représentées ici. Ces erreurs élevées sont dues à un nombre de points d'apprentissage insuffisant vis-à-vis des coefficients du polynôme à optimiser. Une erreur médiane de 105% est observée pour la configuration "Poly2". Cette configuration sera retenue.

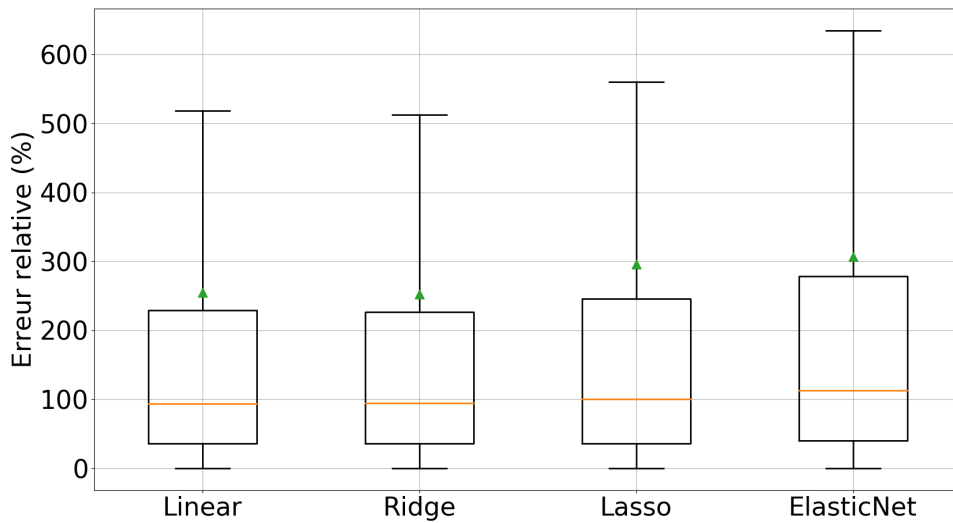


FIGURE 3.11 – Comparaison des erreurs relatives de régressions linéaires paramétrées avec les fonctions de minimisation linéaire, Ridge, Lasso et ElasticNet.

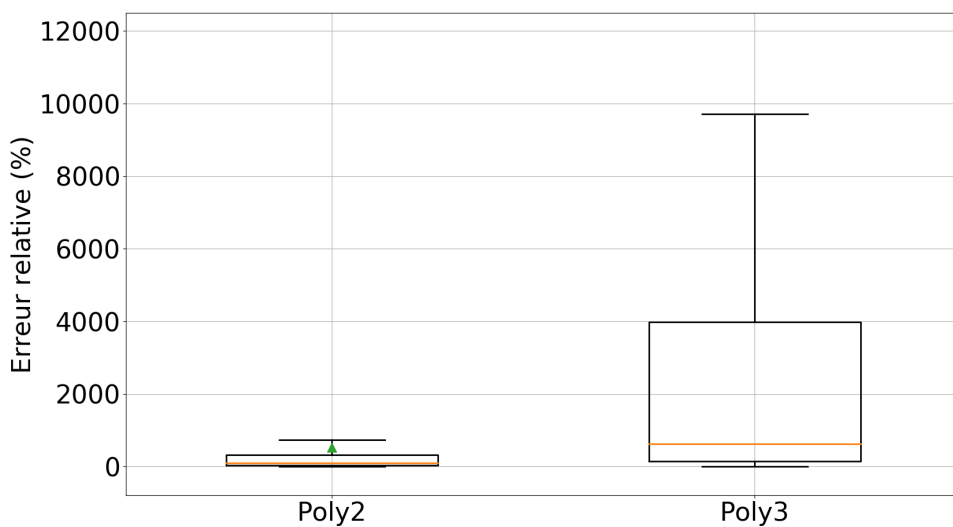


FIGURE 3.12 – Comparaison des erreurs relatives de régressions polynomiales de degré 2 et 3.

Krigeage

Le krigeage est paramétré par sa fonction de tendance et la fonction de corrélation. Le choix de la fonction de tendance est examiné dans un premier temps. Les tendances constante, linéaire et quadratique sont testées dans un premier temps avec un noyau Matérn $\frac{5}{2}$. D’après la figure 3.13, le Krigeage avec les tendances constante et linéaire ont

une erreur médiane très proche. La variante la plus précise est le Krigeage à tendance linéaire avec une erreur médiane de 67,6% contre 67,8% et 148% pour les tendances constante et quadratique. Celle-ci sera donc retenue.

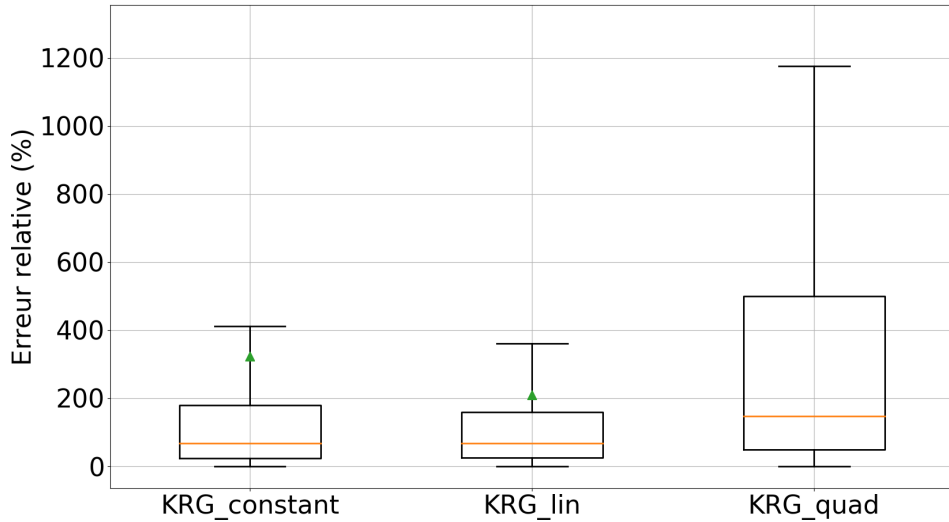


FIGURE 3.13 – Comparaison des erreurs relatives du Krigeage pour les fonctions de tendance constante, linéaire et quadratique.

Les trois fonctions de corrélation disponibles sont testées en figure 3.14. L'erreur médiane la plus faible est obtenue par le Krigeage avec un noyau Matérn $\frac{5}{2}$ avec une erreur de 67,7%. Les erreurs des autres noyaux sont de 69% pour le noyau Gaussien (suar_exp) et de 72% pour le noyau exponentiel (abs_exp).

K-PLS

Un paramètre important de K-PLS est le nombre de composantes principales h qui définit la dimension de l'espace latent dans lequel sont projetés les variables initiales. La K-PLS est paramétrée avec une tendance linéaire et un noyau Matérn $\frac{5}{2}$ compte tenu de l'analyse précédente des résultats du Krigeage. D'après la figure 3.15, l'augmentation de h de 1 à 3 permet de réduire l'erreur à 76% à 68%. En revanche, l'augmentation de 3 à 5 a tendance à faire augmenter l'erreur. La configuration $h = 3$ est donc retenue.

SVM

La SVM peut être paramétrée par différentes fonctions de corrélation. La figure 3.16 permet d'identifier le noyau linéaire comme le plus précis avec une erreur médiane de

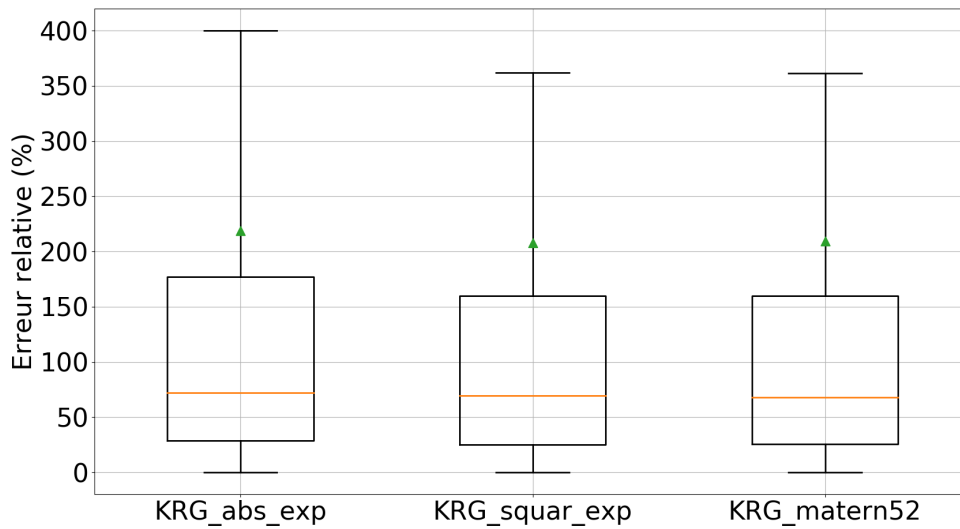


FIGURE 3.14 – Comparaison des erreurs relatives du Krigeage pour les fonctions de corrélation exponentielle, Gaussienne et Matérn $\frac{5}{2}$.

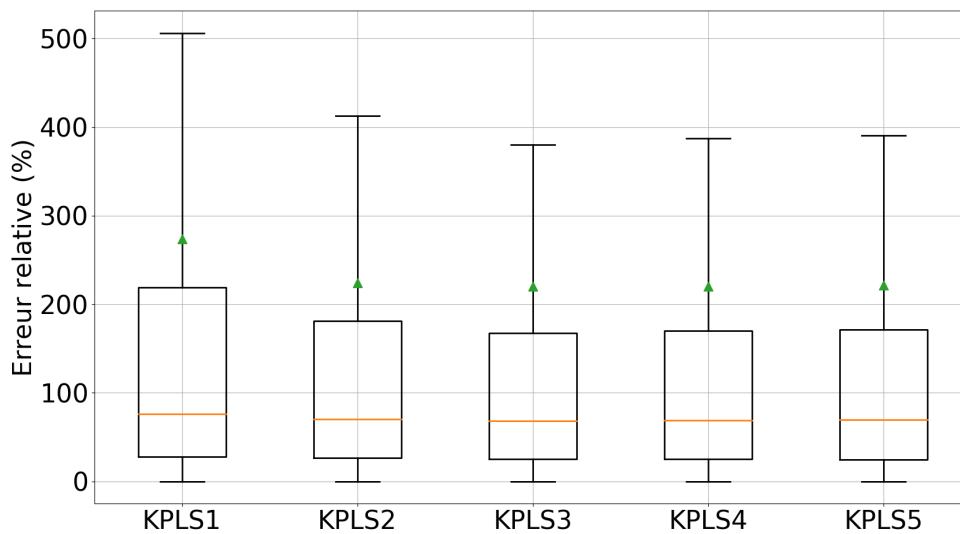


FIGURE 3.15 – Comparaison des erreurs relatives de la K-PLS pour 1, 2, 3, 4 et 5 composantes principales.

88%. L’erreur moyenne est également la plus faible ce qui permet de sélectionner cette configuration.

CP

Enfin, concernant le chaos polynomial le choix du degré de la base de polynômes se pose. La figure 3.17 compare les résultats obtenus pour des polynômes de degré 1,

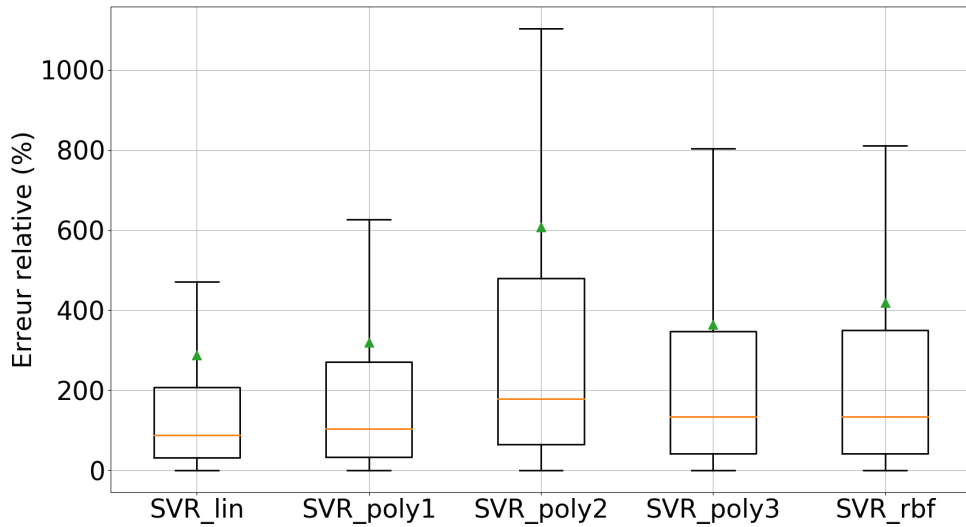


FIGURE 3.16 – Comparaison des erreurs relatives de la SVM pour différentes fonctions de corrélation.

2 et 3. Les ordres supérieurs ne sont pas étudiés car leurs temps d'apprentissage sont beaucoup plus élevés. Les configurations "CP1" et "CP2" sont très proches bien que l'ordre 1 l'emporte avec une erreur de 93% contre 94% pour le "CP2".

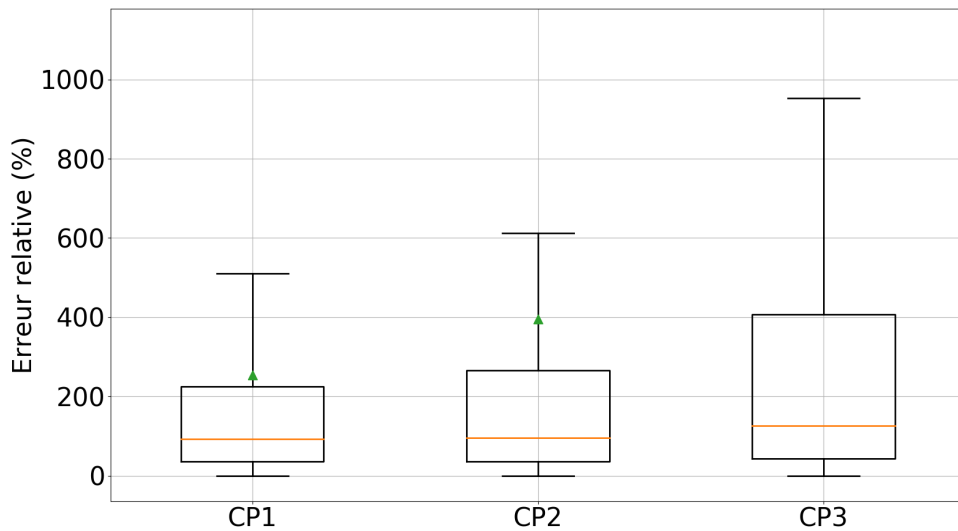


FIGURE 3.17 – Comparaison des erreurs relatives du chaos polynomial pour différents degrés de polynôme.

Résumé des méthodes sélectionnées

La comparaison des performances des différents métamodèles a permis de sélectionner les variantes avec l’erreur médiane la plus faible. Le tableau 3.2 récapitule le paramétrage retenu pour chaque méthode.

Méthode	Paramétrage sélectionné
Régression linéaire	Régularisation avec fonction moindre carré
Régression polynomiale	Polynôme d’ordre 2
Krigeage	Fonction de tendance linéaire et noyau Matérn $\frac{5}{2}$
SVM	Noyau linéaire
CP	Polynôme d’ordre 2
K-PLS	Fonction de tendance linéaire, noyau Matérn $\frac{5}{2}$ et 3 composantes principales

TABLE 3.2 – Paramétrage des méthodes pour le scénario "fente".

3.3.4 Apprentissage itératif des métamodèles

L’étape précédente a permis de choisir le paramétrage des différentes méthodes de métamodélisation. Le processus d’apprentissage itératif est maintenant effectué. Le paramétrage de celui-ci sera décrit dans un premier temps avant de montrer les résultats.

Paramétrage du processus itératif

Pour rappel, le nombre de points d’apprentissage initial a été fixé à $N_{ini} = 10 \times D = 50$. Les simulations effectuées lors de l’étape précédente sont réutilisées afin de ne pas générer de simulations supplémentaires.

Le pas d’enrichissement de l’échantillon est fixé à 20%. Le critère d’arrêt porte à la fois sur l’erreur médiane de métamodélisation ainsi que sur le nombre maximal de simulations effectuées sous CST. L’erreur médiane cible est fixé à 30% et le nombre maximal de simulations à 500.

Résultats du processus itératif

Le processus itératif est effectué avec le paramétrage défini auparavant. Un total de 9 itérations sont nécessaires pour que l’algorithme converge vers l’erreur ciblée. Le critère est atteint par le Krigeage avec un total de 215 simulations. La figure 3.18 montre l’évolution de l’erreur médiane de chaque modèle. L’erreur du modèle "Linear" ne semble pas diminuer

avec l'augmentation de la taille de l'échantillon et reste autour de 80%. Les modèles "SVR-lin", "Poly2" et "CP2" ont une évolution similaire : l'erreur médiane décroît fortement sur les 4 premières itérations passant ainsi de 110% à 70% pour la régression polynomiale comme exemple. A partir de l'itération 7, l'erreur médiane se stabilise autour de 65% pour "Poly2" et "CP2" tandis que l'erreur associée à "SVR-lin" est stable à 75% environ dès l'itération 4. Seuls les métamodèles Krigeage et KPLS ont une erreur médiane qui décroît tout au long du processus. Le Krigeage est plus performant que la K-PLS avec une erreur médiane qui passe de 67% à 28% de l'itération 1 à 9, tandis que l'erreur de la K-PLS passe de 68% à 35%.

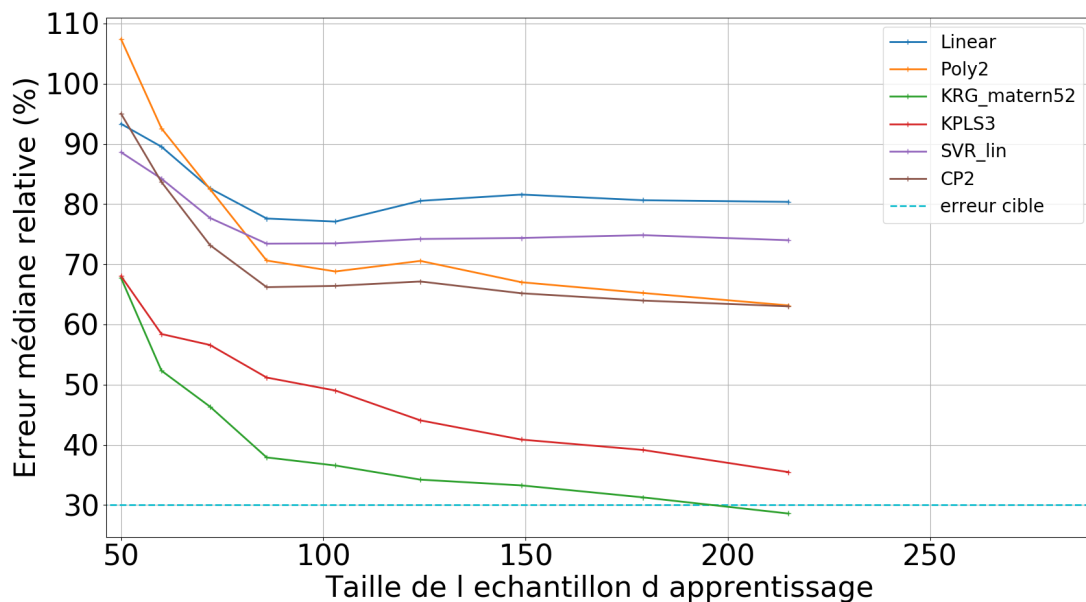


FIGURE 3.18 – Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus d'apprentissage itératif.

Le tableau 3.3 résume les temps de calcul du processus d'apprentissage. La durée totale comprend le temps de simulations des 215 réalisations ainsi que le temps d'apprentissage des métamodèles. Les simulations sont réalisées sur un serveur de calcul équipé d'un processeur de 28 coeurs cadencé à 2,7 GHz et de deux cartes graphiques ayant chacune 32 Go de mémoire dédiée. Les apprentissages sont réalisés sur un PC dont le processeur est cadencé à 2.7 GHz et dont la mémoire vive est de 32 Go. Le nombre de simulations réalisées est le contributeur majeur à la durée totale du processus de calcul.

Le métamodèle final du processus itératif, nommé MM^{5p} , doit maintenant être validé. La section suivante y sera consacrée.

Etapes	Temps (min)
Simulation des réalisations d’apprentissage	3870
Apprentissage des métamodèles	11
Total	3881 (65 heures)

TABLE 3.3 – Bilan des temps de calcul du processus itératif d’apprentissage avec 5 paramètres.

3.3.5 Comparaison à une référence

Le métamodèle MM^{5p} , résultant de l’application de la méthode appliquée dans la partie précédente, doit être comparé à une référence afin de valider l’approche proposée pour ce scénario en particulier.

Pour construire une référence, le processus d’apprentissage itératif est effectué sur le scénario comportant les 7 variables initiales. Les paramètres de l’algorithme itératif sont les suivants :

- Nombre de points initial : $10 * D = 70$
- Pas itératif : 20% de la taille de l’échantillon de l’itération précédente
- Critère d’arrêt : 30% d’erreur médiane relative.

Le paramétrage des différentes méthodes de métamodélisation a été sélectionné au préalable mais n’est pas présenté ici. En l’occurrence le même paramétrage est adopté. L’algorithme itératif est exécuté et le résultat est donné en figure 3.19. L’algorithme atteint le critère au bout de 10 itérations ce qui correspond à un total de 361 simulations. Les modèles "Lasso", "Poly2", "SVR_lin" et "CP2" ont globalement des erreurs plus élevées autour de 80% qui diminuent lentement. A l’inverse les erreurs médianes des modèles Krigeage et K-PLS3 décroissent beaucoup plus vite passant de 58% à 27% de l’itération 1 à 10 pour le Krigeage. L’erreur de la K-PLS 3 est assez proche et passe de 72% à 33%.

Une différence notable observée est le nombre de simulations requis pour que l’algorithme converge. La courbe d’évolution de l’erreur du Krigeage du cas à 5 paramètres (3.19) est reprise pour être comparée à celle du cas à 7 paramètres. Les deux courbes sont affichées simultanément sur la figure 3.20. Cette représentation permet de se rendre compte de la différence de vitesse de convergence entre le cas à 5 paramètres et le cas à 7 paramètres. En l’occurrence dans ce cas, une différence de 146 réalisations est observée.

Il est également possible de comparer le coût en termes de temps de calcul des deux approches. Le bilan est réalisé dans le tableau 3.4. Dans le cas à 7 paramètres, le temps

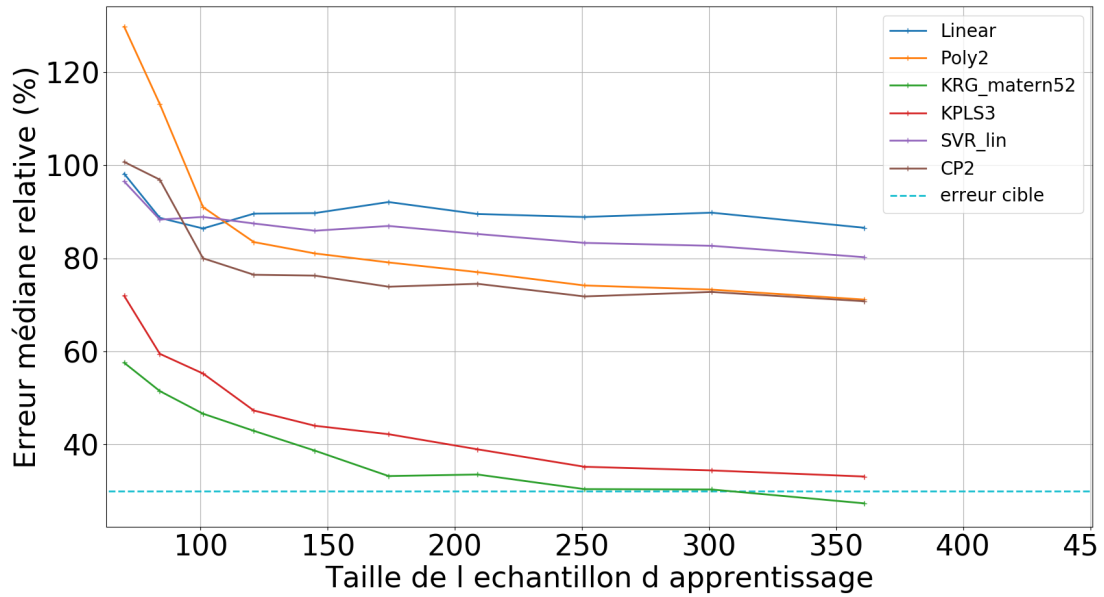


FIGURE 3.19 – Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus d'apprentissage itératif sur le scénario "fente" à 7 paramètres.

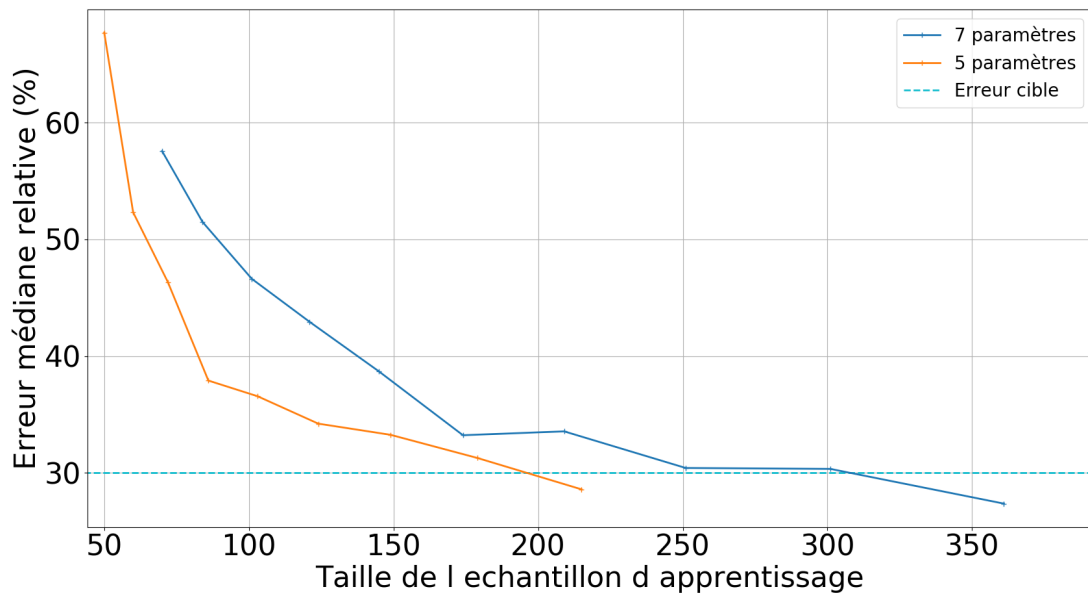


FIGURE 3.20 – Évolution comparée des erreurs médianes du Krigeage dans les cas 7 et 5 paramètres.

total se décompose en temps de simulation des réalisations d'apprentissage et en temps d'exécution de l'algorithme ce qui fait un total de 109 heures. Dans le cas à 5 paramètres, il faut prendre en compte le temps de simulation de l'échantillon utilisé pour l'analyse de

Morris ainsi que son temps de réalisation, ce qui fait un total de 89 heures. La différence des temps représente un gain d’environ 18%.

Etapes	Temps (minutes)	
	Approche "7 paramètres"	Approche "5 paramètres"
Simulation de l’échantillon Morris	N/A	1440
Analyse de Morris	N/A	0,04
Simulation des réalisations d’apprentissage	6498	3870
Apprentissage des métamodèles	22	11
Total	6520	5321

TABLE 3.4 – Comparaison des temps de calcul entre l’approche 7 et 5 paramètres.

Les métamodèles résultant des deux approches itératives, 7 et 5 paramètres, sont sauvegardés et intitulés MM_{it}^{7p} et MM_{it}^{5p} respectivement.

Dans un premier temps, nous nous concentrons sur la validation du processus itératif seul. Pour cela, le métamodèle MM_{it}^{7p} , entraîné avec 361 réalisations itératives, va être comparé à un métamodèle de référence MM_{ref}^{7p} construit à partir d’un échantillon LHS non-itératif de même taille. Un nouvel échantillon de taille 361 sur 7 paramètres est donc construit par échantillonnage LHS et calculé par simulation. Un Krigeage est entraîné avec cet échantillon avec le même paramétrage que MM_{it}^{7p} , c’est à dire une tendance linéaire et un noyau Matérn $\frac{5}{2}$. Les erreurs médianes des métamodèles MM_{it}^{7p} et MM_{ref}^{7p} sont affichées en fonction de la fréquence en figure 3.21. Entre 200 et 400 MHz, l’erreur est plus élevée que sur le reste de la bande. Le fait que les métamodèles entraînés soient moins performants sur cette partie de la bande s’explique par une variation plus importante des valeurs de PTR qui augmente la variance et donc la précision des métamodèles. Entre 400 et 2000 MHz l’erreur est comprise entre 15 et 60% que ce soit pour le cas itératif ou pour la référence. Des différences sont observables entre les deux métamodèles mais elles sont davantage attribuables à l’échantillonnage aléatoire des réalisations qu’à l’échantillonnage itératif. Cette analyse permet de valider l’approche itérative.

Il est maintenant nécessaire de valider l’approche de réduction du nombre de paramètres. Plus précisément, la précision des métamodèles MM_{it}^{5p} et MM_{it}^{7p} doit être comparée. Pour cela, les analyses de Sobol et de valeurs extrêmes, obtenues par les deux métamodèles, vont être comparées. Commençons par l’analyse de Sobol. Celle-ci est réalisée à partir d’un échantillon de taille 10 000. La figure 3.22 compare ainsi les deux analyses de Sobol à l’ordre 1. La dispersion des indices en fréquence est affichée en figure 3.22a et 3.22b pour chaque paramètre sous forme de boîtes à moustaches. Les figures 3.22c et 3.22d permettent d’observer les indices en fonction de la fréquence. Cette représentation

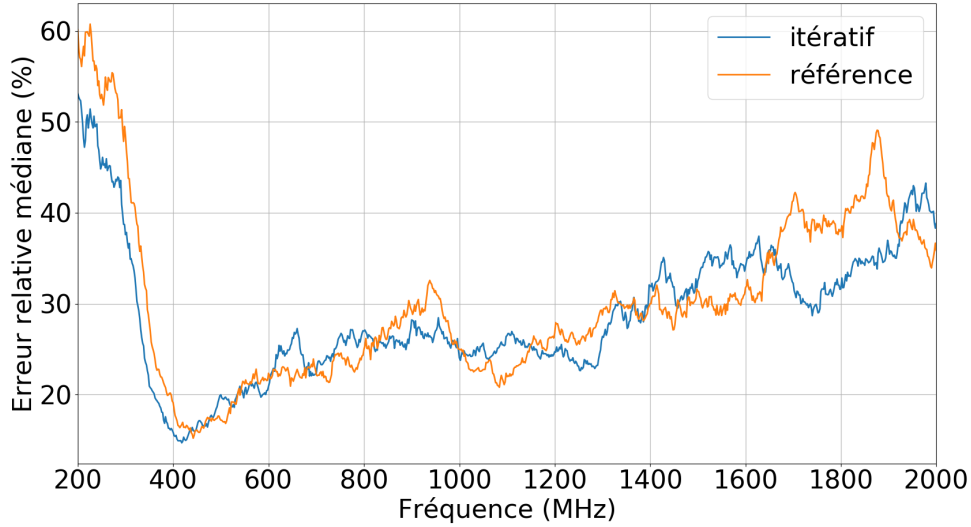


FIGURE 3.21 – Erreurs médianes comparées des métamodèles MM_{it}^{7p} et MM_{ref}^{7p} .

permet d'évaluer la variation de l'importance de chaque paramètre d'entrée sur la puissance totale rayonnée en fonction de la fréquence. Les deux analyses sont similaires. Les courbes des indices en fonction de la fréquence ont la même allure et les mêmes niveaux que ce soit pour le cas à 5 ou à 7 paramètres. Au vu de la figure dans son ensemble, il peut être conclu qu'en termes d'analyse de sensibilité, les deux métamodèles produisent des résultats semblables. On note également que sur la figure 3.22a, les paramètres h_2 et w ont des indices de sensibilité inférieurs à 2%, ce qui les rend négligeables. Cette observation permet, en outre, de valider la sélection des 5 autres paramètres faite à l'étape d'analyse de l'espace d'entrée.

Outre la comparaison, cette analyse de sensibilité nous renseigne sur les paramètres prépondérants de la carte étudiée sur lesquels il est possible d'agir afin de limiter les risques CEM. Dans le cas présent, la largeur de fente est en première position suivie de la longueur de ligne. Viennent ensuite la longueur de fente, la hauteur de diélectrique et la capacité de charge. D'un point de vue physique ce résultat peut s'expliquer. Pour le paramètre W_{fente} par exemple, l'augmentation de la largeur de l'ouverture aura pour effet d'augmenter la boucle de courant ainsi formée et par conséquent le champ magnétique local et donc, in fine, la puissance rayonnée par la carte. L'effet de la largeur de fente sur la puissance rayonnée augmente donc avec la fréquence. Le paramètre de longueur de piste est sans doute à l'origine de phénomènes de résonance de la ligne ce qui explique le niveau de sensibilité observé. L'indice de sensibilité de la longueur d'ouverture varie très peu avec la fréquence.

L’analyse fréquentielle des indices de Sobol, en figures 3.22c et 3.22d, permet de dire qu’en basse fréquence ($f < 300 \text{ MHz}$), c’est la longueur de la piste et la hauteur du substrat qui prédominent vis-à-vis de la largeur de la fente tandis que les rôles sont renversés en haute fréquence. La largeur de la fente (au maximum 20 mm) joue un rôle modeste en basse fréquence car celle-ci est faible devant la longueur d’onde. La puissance totale rayonnée résiduelle est liée à sa longueur et à la hauteur du substrat. Au contraire en plus haute fréquence, la déviation des chemins de courant dûs à la présence de l’ouverture est significative. le courant de retour s’éloignant significativement du courant aller au regard de la longueur d’onde.

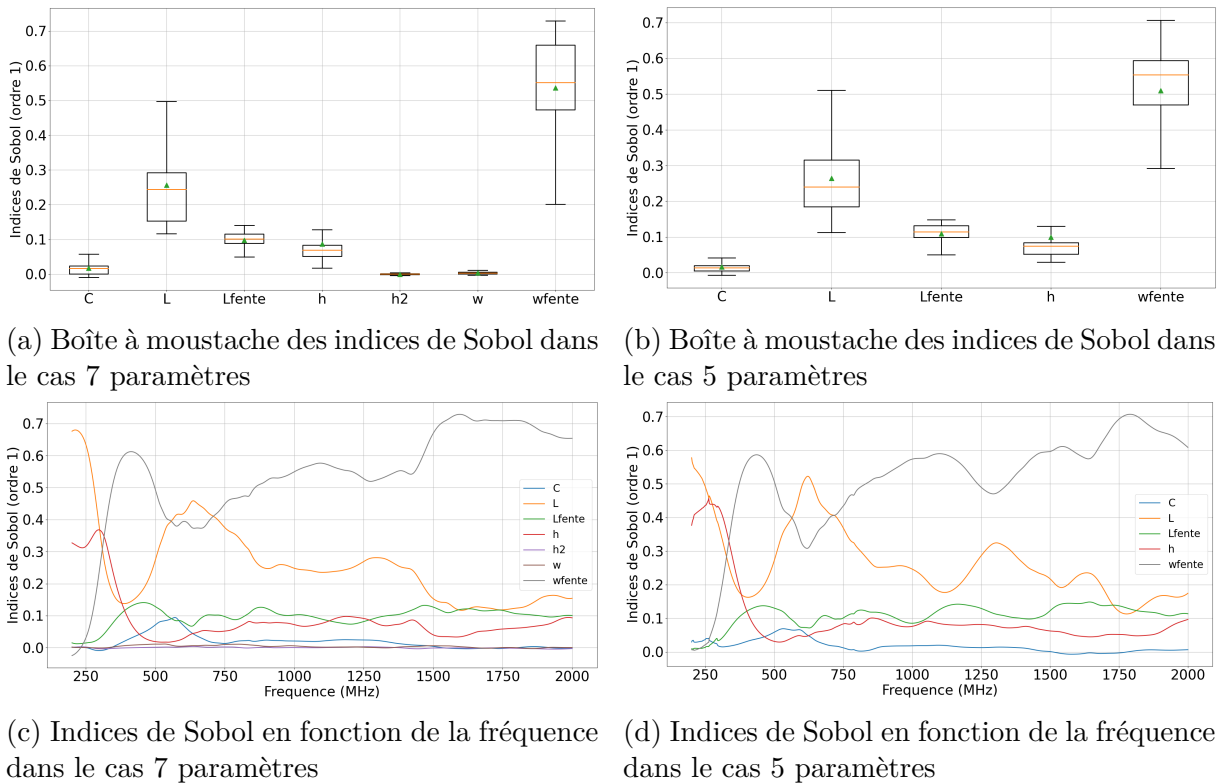


FIGURE 3.22 – Comparaison des analyses de Sobol.

Passons maintenant à l’analyse de valeurs extrêmes. Celle-ci est réalisée à partir d’un échantillon LHS de taille 200000 évalué par les deux métamodèles MM_{it}^{7p} et MM_{it}^{5p} . Les réalisations extrêmes, qui correspondent à 5% des sorties les plus élevées (à la fréquence du maximum de la sortie) sont isolées ainsi que les configurations de paramètres correspondants. Il est alors possible d’examiner les densités de probabilité des paramètres pour ces valeurs extrêmes. L’approche comparative entre le cas à 7 paramètres et 5 paramètres

est poursuivie. Les figures 3.23a et 3.23b comparent, sous forme de boîtes à moustaches, la localisation des valeurs extrêmes pour chaque paramètre. La comparaison montre qu'il n'y pas de différences majeures entre les 2 métamodèles, c'est à dire que les valeurs extrêmes sont localisées de la même manière. Le paramètre le plus localisé est la largeur de fente W_{fente} ce qui est cohérent avec d'une part l'analyse de Sobol qui a montré que ce paramètre est prépondérant et d'autre part avec les conséquences sur l'augmentation du rayonnement de l'accroissement de celle-ci. Le paramètre L_{fente} est légèrement distribué vers le haut de la plage de valeurs avec une médiane à 0,75. Les distributions de valeurs extrêmes des autres paramètres semblent globalement réparties sur toute la gamme de valeurs de ces paramètres. Il est ensuite possible d'observer la distribution des valeurs extrêmes pour chacun de ces paramètres. Pour chaque graphique, les distributions en bleu, marron et vert représentent respectivement l'ensemble des données, les valeurs extrêmes calculées avec MM_{it}^{7p} et celles calculées avec MM_{it}^{5p} . D'après la figure 3.23c, qui montre la distribution de W_{fente} , des différences très minimes sont observables entre le cas à 7 et à 5 paramètres. En prenant comme référence la distribution marron on observe qu'en dessous de 10 mm de largeur de fente, aucune valeur extrême n'existe. Cette valeur peut donc constituer une règle de routage. Si la distribution verte était prise comme référence, cette règle serait fixée à 10,75 mm ce qui ne constitue par une différence majeure.

La distribution de la longueur de piste L , en figure 3.23d, permet d'identifier deux maxima à environ 80 mm et 160 mm qui sont des multiples. Cela est dû à des phénomènes de résonance de la ligne micro ruban qui produisent des valeurs extrêmes de puissance rayonnée pour ces deux longueurs. Quelques différences sont observées entre les distributions marron et verte. Au niveau du premier maximum local, la distribution verte semble plus étalée. S'agissant du second, cette même distribution est décalée d'environ 10 mm sur la gauche.

Pour L_{fente} , représentée en figure 3.23e, on observe qu'en dessous de 3,5 mm, aucune valeur extrême n'est observable, en prenant la distribution marron comme référence (la limite serait à 2,5 mm avec la distribution verte). Cette valeur peut donc constituer une seconde règle de routage. Les distributions sont assez semblables. La distribution marron est davantage localisée vers la partie haute de la plage de valeurs.

Enfin, concernant la hauteur de substrat h et la capacité de charge C , représentés en figure 3.23f et 3.23g, quelques différences sont observables entre les distributions 5 paramètres et 7 paramètres mais cela n'est pas significatif.

En conclusion la comparaison des analyses de valeurs extrêmes montre que d'un point

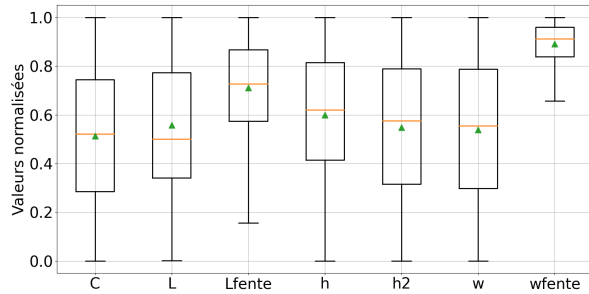
de vue des distributions des paramètres, quelques différences sont observables mais cela n'a pas vraiment de conséquences sur l'interprétation physique qu'il est possible d'effectuer avec ce type d'analyse. Ces différences sont la conséquence des approximations de chaque modèle. Les règles de routage, obtenues sur L_{fente} et W_{fente} , par le métamodèle à 5 paramètres et 7 paramètres sont assez proches (moins d'1 mm d'écart).

La dernière analyse consiste à examiner la distribution de la sortie, pour un échantillon LHS de taille 100 000 évalué d'une part avec MM_{it}^{7p} et d'autre part MM_{it}^{5p} . La contrainte de routage suivante est appliquée :

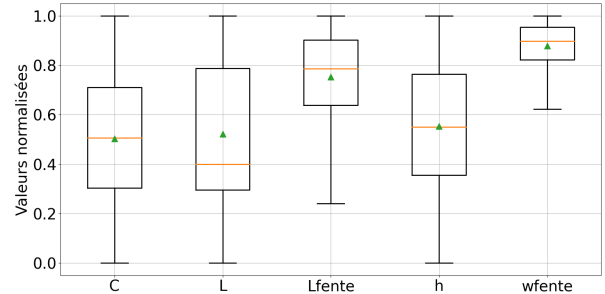
$$W_{fente} < 10mm$$

La figure 3.24 montre ainsi la distribution des valeurs de puissance rayonnée dans le cas non restreint (en bleu) et dans le cas restreint qui est distingué en deux couleurs. La distribution marron représente les valeurs évaluées par le métamodèle à 5 paramètres et celle en vert, le métamodèle à 7 paramètres. Elles sont similaires ce qui permet de conclure à la validité du métamodèle à 5 paramètres. La restriction de la largeur de fente à 10 mm permet de diminuer significativement les valeurs hautes de puissance totale rayonnée, le quantile à 95% passe ainsi de -25 dBW à -33 dBW.

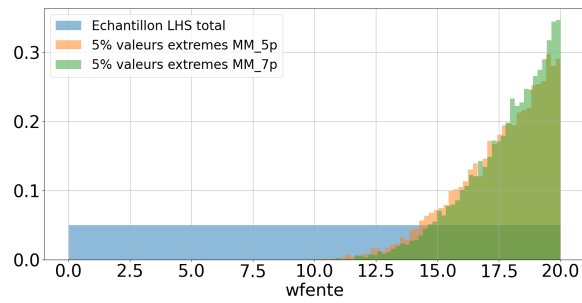
Il peut être conclu que le métamodèle construit itérativement avec les 5 paramètres identifiés est suffisamment précis pour effectuer des analyses de sensibilité et de valeurs extrêmes et peut donc être exploité pour définir des règles de routage. De plus, ces résultats confirment que l'hypothèse du seuil à 80%, utilisé lors de l'analyse de l'espace des paramètres pour la sélection de ces 5 variables, est acceptable.



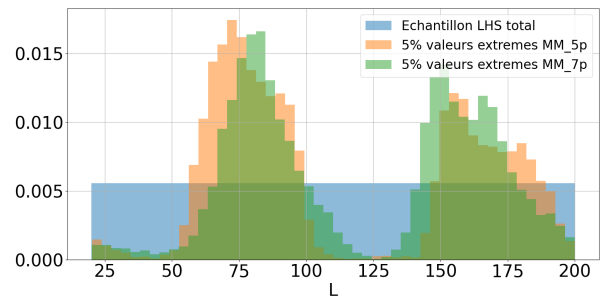
(a) Répartition des valeurs extrêmes dans le cas à 7 paramètres



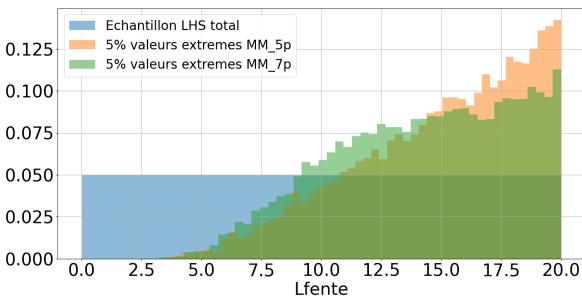
(b) Répartition des valeurs extrêmes dans le cas à 5 paramètres



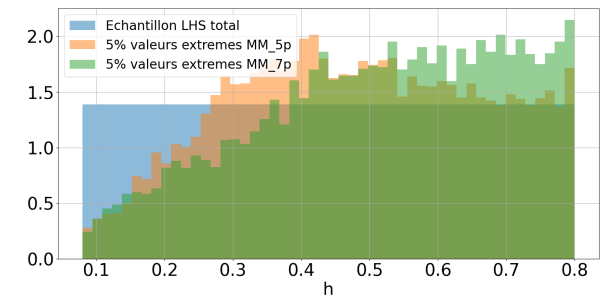
(c) W_{fente}



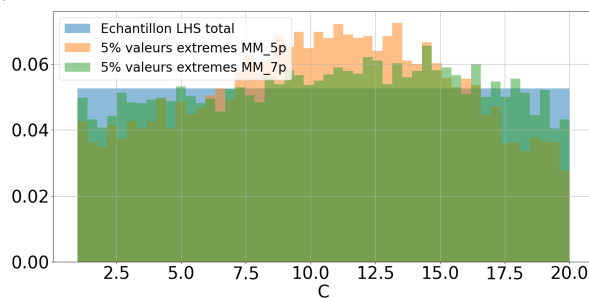
(d) L



(e) L_{fente}



(f) h



(g) C

FIGURE 3.23 – Analyse de valeurs extrêmes comparées du scénario "Fente".

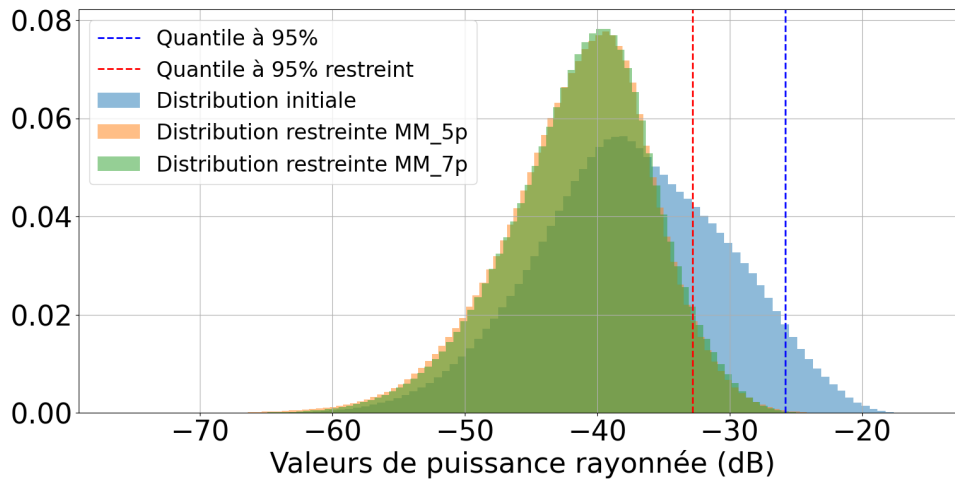


FIGURE 3.24 – Histogramme des valeurs de puissance totale rayonnée avec et sans contrainte.

Bilan

L'application de la méthodologie d'apprentissage sur le scénario fente a permis d'optimiser l'entraînement d'un métamodèle pouvant être utilisé comme modèle de substitution. Les bénéfices apportés par la méthode, démontrés par comparaison des performances avec un métamodèle de référence, sont :

- Une réduction du nombre de paramètres de 7 à 5. Les paramètres h_2 et w sont ainsi éliminés de l'espace des variables d'entrée.
- La sélection des paramétrages intrinsèques à chaque méthode.
- Une réduction de 18% de la durée totale d'exécution de l'apprentissage itératif. Cela représente une réduction de 146 simulations électromagnétiques nécessaires à l'apprentissage.
- Des différences minimales sont observées dans les résultats des analyses de Sobol et de valeurs extrêmes ce qui indique que le métamodèle entraîné par la méthode peut tout à fait être utilisé comme modèle de substitution sans perte de précision.

3.4 Étude de cas numéro 2 : scénario de diaphonie à 17 paramètres

La partie précédente a montré la pertinence de la méthodologie sur un scénario à 7 paramètres. Il s'agit maintenant de montrer son applicabilité à un cas d'étude plus complexe comportant un plus grand nombre de paramètres. Le scénario de diaphonie à 17 paramètres, étudié dans le chapitre 2, est repris dans cette partie. Son schéma et les intervalles de ses paramètres sont rappelés en figure 3.25 et dans le tableau 3.5. Pour rappel, les observables étudiés ici sont les paramètres S.

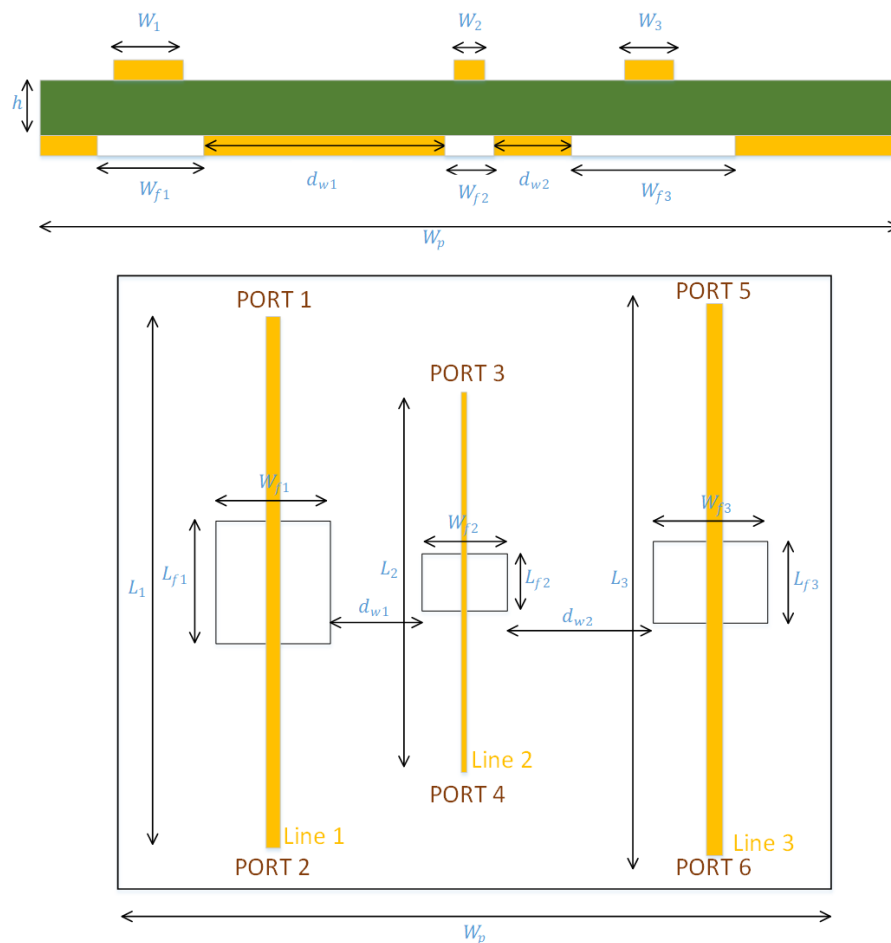


FIGURE 3.25 – Représentation du scénario paramétrique à 17 paramètres.

Paramètres	Description	Intervalle (mm)
L_1, L_2, L_3	Longueurs des lignes	20 - 200
W_1, W_2, W_3	Largeurs des lignes	0.1 - 0.6
L_{f1}, L_{f2}, L_{f3}	Longueurs des ouvertures	0.1 - 20
W_{f1}, W_{f2}, W_{f3}	Largeurs des ouvertures	0.1 - 20
h	Hauteur de diélectriques	0.08 - 0.8
h_2	Hauteur de diélectrique 2	0.04 - 0.4
d_{w1}, d_{w2}	Distances entre les lignes	0.5 - 15
W_p	Largeur du plan de masse	20 - 40

TABLE 3.5 – Définition des paramètres.

3.4.1 Analyse de l’espace d’entrée

La première phase de la méthode est appliquée. L’analyse de Morris est réalisée indépendamment pour les 3 sorties S_{21} , S_{41} et S_{61} . Le scénario comporte $D = 17$ paramètres, $N_{MORRIS} = (D + 1) \times r = 180$ réalisations du modèle sont nécessaires. Les 401 fréquences, comprises entre 400 et 2000 MHz, sont traitées indépendamment, ce qui signifie qu’une analyse de Morris est réalisée pour chaque fréquence.

Les résultats, affichés en figure 3.26, représentent la dispersion des indices de sensibilités (μ) de chaque paramètre sous forme de boîte à moustache pour les 3 sorties considérées.

Pour S_{21} , seulement 4 paramètres sont influents. Il s’agit de L_1 , L_{f1} , W_{f1} et h , ce qui n’est pas étonnant car ce sont les paramètres propres de la ligne 1 et de l’ouverture associée. La fonction de transfert entre les deux extrémités de la ligne 1 ne dépend quasiment pas de la contre-réaction des lignes voisines.

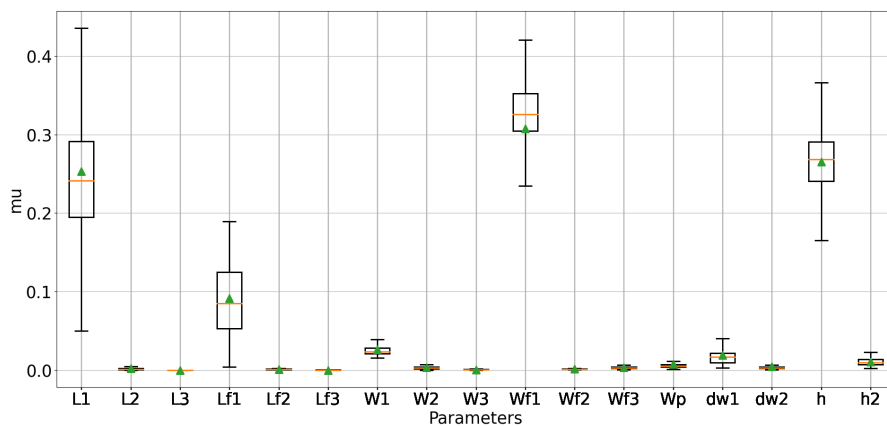
Pour le paramètre de diaphonie S_{41} entre les lignes voisines, 8 variables sont explicatives ($L_1, L_2, L_{f1}, L_{f2}, W_{f1}, W_{f2}, dw1$ et h). Le paramètre $dw1$ est le plus important, ce qui est attendu car celui-ci caractérise la distance entre les lignes et donc influence directement le niveau de diaphonie. Les dimensions des ouvertures 1 et 2 sont également influentes car celles-ci augmentent l’impédance du plan de référence et forcent le courant retour à les contourner ce qui crée des boucles de courant et un couplage magnétique plus important. Enfin, h est aussi influent car quand celui-ci augmente, la surface de la boucle de courant formée par la piste et son plan de référence et donc le champ magnétique augmente et se couple avec la ligne voisine.

Enfin, pour le paramètre S_{61} , qui caractérise la diaphonie entre les lignes opposées (1 et 3), ce sont les paramètres $L_1, L_3, L_{f1}, L_{f3}, W_{f1}, W_{f2}, W_{f3}, dw1, dw2$ et h qui sont influents. Ces paramètres sont à l’origine des mêmes phénomènes que ceux décrits pour

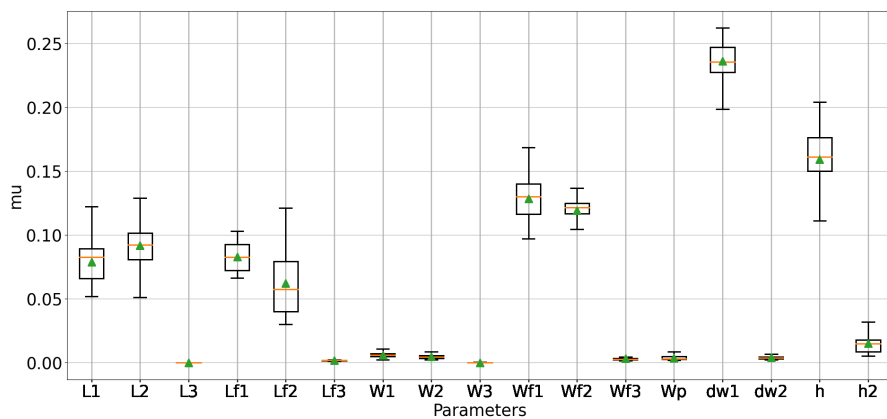
S_{41} . A noter ici que l'indice de W_{f2} est important car celui-ci est une des composantes de la distance totale entre les lignes. En effet, la distance totale entre les lignes 1 et 3 est égale à :

$$d_{totale} = \frac{W_{f1}}{2} + dw1 + W_{f1} + dw2 + \frac{W_{f3}}{2}$$

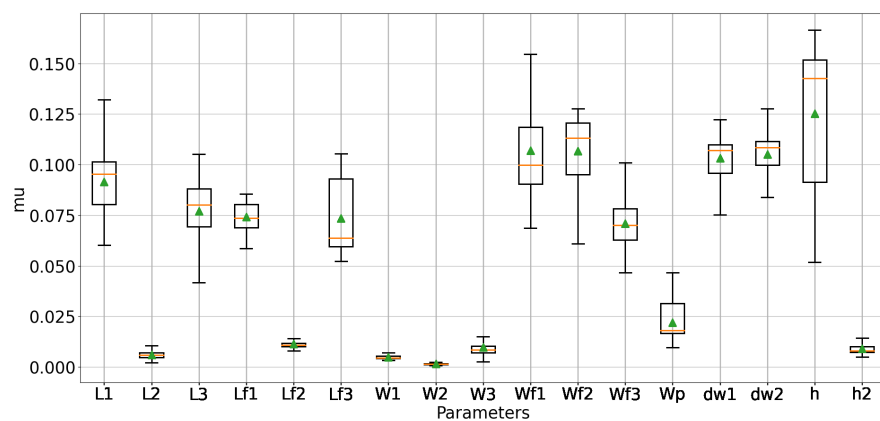
Il n'est donc pas du tout étonnant que ce paramètre ait une influence sur le niveau de diaphonie.



(a) S_{21}



(b) S_{41}



(c) S_{61}

FIGURE 3.26 – Résultats de l’analyse de Morris. Représentation en boîte à moustaches (dispersion en fréquence) des μ de chaque paramètre.

Les paramètres W_1 , W_2 , W_3 , W_p et h_2 ont en commun de ne présenter qu'une faible influence quelle que soit la sortie considérée (S_{21} , S_{21} ou S_{31}). Les largeurs de lignes ont une influence sur l'adaptation d'impédance mais pas tant sur le couplage entre lignes. Seul le paramètre W_1 agit sur la transmission sur la ligne 1 comme il se doit mais la contribution de la fente et de la hauteur prédominent quant à l'effet de désadaptation. Quant à h_2 , la couche protectrice ne modifie pas significativement les lignes de champ.

A partir de ce constat, la sélection de paramètres suivants est effectuée : L_1 , L_2 , L_3 , L_{f1} , L_{f2} , L_{f3} , W_{f1} , W_{f2} , W_{f3} , d_{w1} , d_{w2} et h .

Pour ce groupe de paramètres, la contribution cumulée est calculée :

$$\mu_{cumulated}(f) = \mu_{L_1}(f) + \mu_{L_2}(f) + \dots + \mu_h(f)$$

Pour les 3 sorties observées, celle-ci est tracée en fonction de la fréquence comme l'illustre la figure 3.27. On observe que, quelle que soit la sortie, plus de 90 % des variations peuvent être expliquées par ce groupe de paramètres. Des variations de la contribution cumulée peuvent être observées pour la sortie S_{41} entre 1,2 GHz et 1,6 GHz. Elles sont dues à des valeurs extrêmes des indices μ des paramètres éliminés.

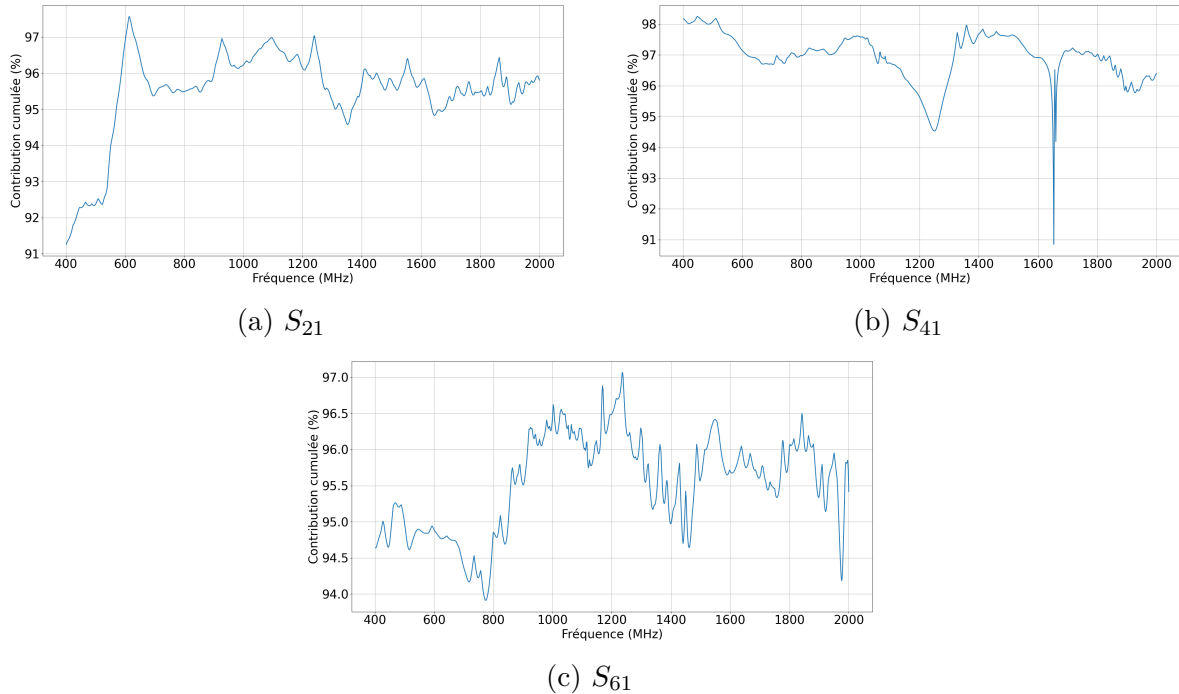


FIGURE 3.27 – Contributions cumulées des paramètres L_1 , L_2 , L_3 , L_{f1} , L_{f2} , L_{f3} , W_{f1} , W_{f2} , W_{f3} , d_{w1} , d_{w2} et h .

Pour les 3 sorties, le critère de 80 % fixé est respecté pour ce groupe de 12 paramètres. Il s'agit bien d'une sélection commune pour les 3 sorties car, en effet, il serait possible de sélectionner un plus petit groupe de paramètres si seules les sorties S_{21} ou S_{41} étaient considérées.

En conclusion, cette étape a permis de sélectionner $D^* = 12$ paramètres parmi les 17 initiaux. Les variables écartées sont dorénavant considérées comme des constantes fixées au milieu de leur intervalle respectif :

$$W_1 = W_2 = W_3 = 0,35 \text{ mm} ; W_p = 30 \text{ mm} ; h_2 = 0,22 \text{ mm}$$

3.4.2 Sélection des métamodèles

L'étape suivante a pour objectif d'identifier les configurations des méthodes de métamodélisation qui seront retenues pour l'apprentissage itératif. Pour cela un échantillon de taille $N_{ini} = 120$ et de type LHS sur l'espace des variables sélectionnées est construit et évalué par le simulateur électromagnétique. On obtient ainsi trois jeux de données correspondant aux trois sorties S_{61} , S_{41} et S_{21} .

Par la suite, l'étude du paramétrage de chaque méthode est traitée indépendamment. Seule la sortie S_{61} sera illustrée pour ne pas surcharger la présentation des résultats. En revanche, le même processus est appliqué aux sorties S_{41} et S_{21} .

Régression linéaire

Les différentes fonctions de minimisation de la régression linéaire sont ici étudiées. Il s'agit des fonctions "Linear" (moindre carré), "Ridge", "Lasso" et "ElasticNet". L'apprentissage est réalisé pour ces quatre cas et les résultats sont affichés en figure 3.28. Les fonctions de minimisation linéaire, Lasso et ElasticNet possèdent des erreurs médianes plus élevées (94% et 110% et 113% respectivement). La fonction Ridge quant à elle, donne une erreur médiane de 93%. La fonction de minimisation Ridge est donc sélectionnée.

Régression polynomiale

Concernant la régression polynomiale, le degré du polynôme doit être choisi. Pour cela, deux polynômes de degré 2 et 3 sont entraînés et leurs erreurs affichées en figure 3.29. L'erreur est très élevée que ce soit pour le modèle Poly1 ou Poly2. Ceci est dû à un nombre de points d'apprentissage trop faible. Le modèle Poly2 est néanmoins retenu

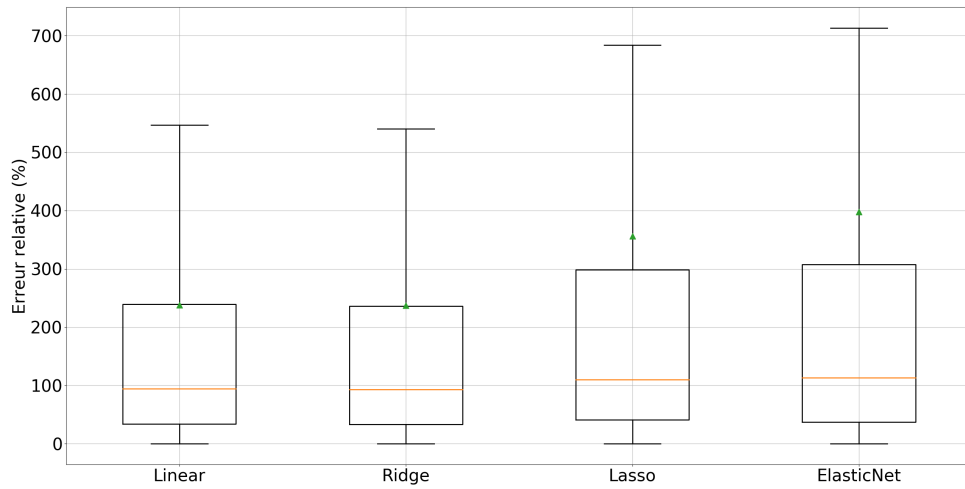


FIGURE 3.28 – Comparaison des erreurs relatives de régressions linéaires paramétrées avec les fonctions de minimisation linéaire, Ridge, Lasso et ElasticNet.

pour l'apprentissage itératif. Les polynômes d'ordre supérieur à 3 ne sont pas affichés ici car ils possèdent une erreur très élevée.

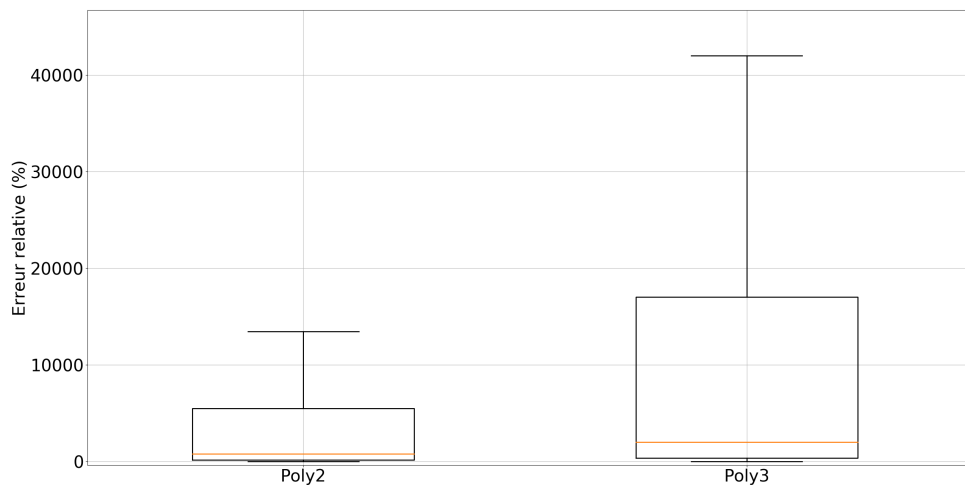


FIGURE 3.29 – Comparaison des erreurs relatives de régressions polynomiales de degré 2 et 3.

Krigeage

Le krigeage est paramétré par sa fonction de tendance et la fonction de corrélation. Le choix de la fonction de tendance est examiné dans un premier temps. Les tendances constante et linéaire sont testées dans un premier temps avec un noyau Matérn $\frac{5}{2}$. La tendance quadratique n’est pas considérée ici à cause du temps d’apprentissage trop important.

La figure 3.30 montre la comparaison des performances entre un noyau constant et linéaire. Du point de vue de l’erreur médiane, c’est la tendance constante qui l’emporte car celle-ci permet d’atteindre une erreur de 71,5% contre 73,8% pour la fonction de tendance linéaire. La tendance constante est donc sélectionnée.

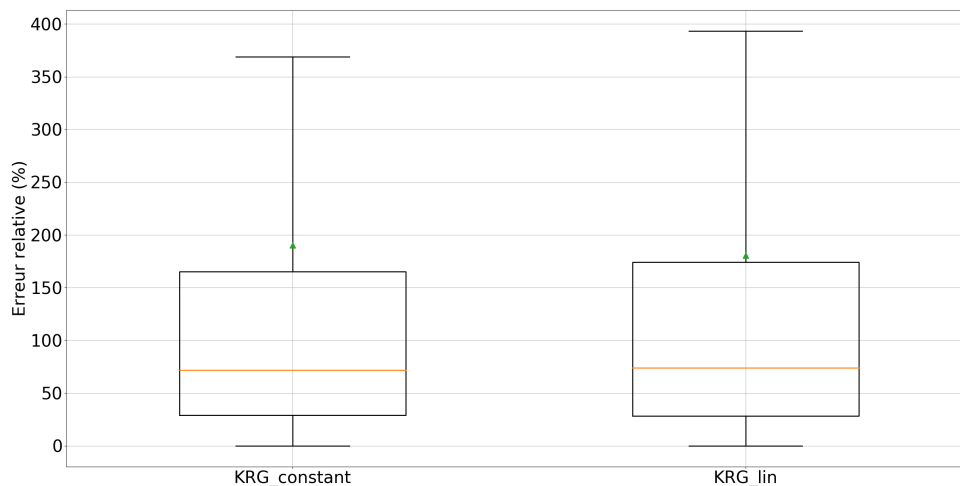


FIGURE 3.30 – Comparaison des erreurs relatives du Krigeage entraîné pour deux fonctions de tendance (constante et linéaire).

Les différentes fonctions de corrélation sont maintenant comparées. Les noyaux exponentiel, Gaussien et Matérn $\frac{5}{2}$ sont examinés et les résultats sont donnés en figure 3.31. La figure permet d’identifier le noyau Matérn $\frac{5}{2}$ comme meilleur candidat. En effet l’erreur médiane de celui-ci est de 71,5% contre 79,1% et 80% pour les noyaux Gaussien et exponentiel, respectivement. Le noyau de type Matérn est donc sélectionné.

La configuration sélectionnée pour le krigeage est donc une fonction de tendance constante avec une fonction de corrélation de type Matérn $\frac{5}{2}$.

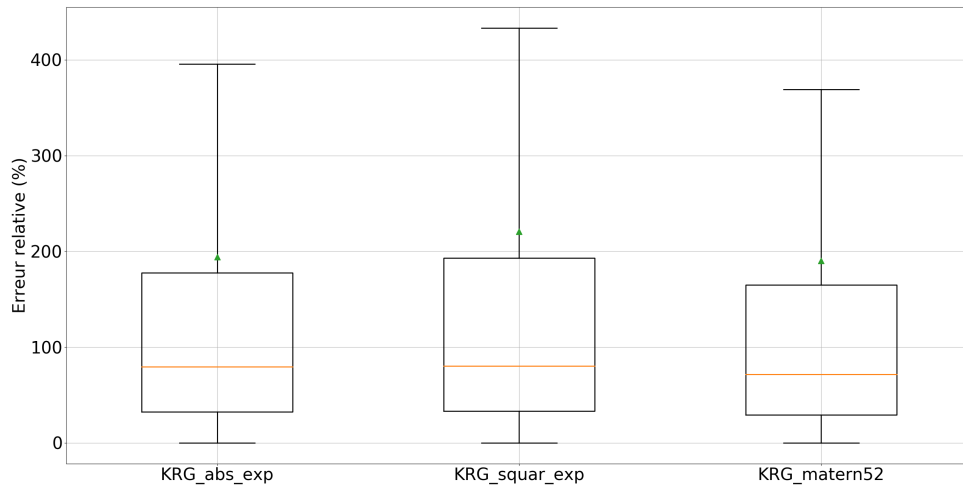


FIGURE 3.31 – Comparaison des erreurs relatives du Krigeage entraîné pour trois fonctions de corrélation.

K-PLS

Le paramètre le plus important de la K-PLS est le choix du nombre de composantes principales h . La K-PLS est ici utilisée avec une tendance constante et un noyau exponentiel (le noyau Matérn n'étant pas implémenté dans la librairie python `smt` que nous avons utilisé à ce stade dans la thèse).

Les résultats des apprentissages pour h allant de 1 à 5 sont donnés en figure 3.32. Les erreurs médianes sont très proches (comprises entre 82 et 85%), il est donc assez difficile de sélectionner une variante selon ce critère. En revanche, l'examen de la moyenne de l'erreur montre qu'en passant de 1 à 4 composantes principales l'erreur moyenne passe de 330% à 225%. La K-PLS à 5 composantes ne semble pas apporter d'amélioration significative de l'erreur. La K-PLS à 4 composantes principales est donc retenue.

SVM

Le paramétrage de la SVM concerne le choix du noyau. Les résultats de la figure 3.33 montrent que la SVM avec un noyau linéaire est la configuration qui donne l'erreur la plus faible (92%). Les noyaux de type polynomiaux donnent une erreur plus élevée (en particulier l'erreur moyenne). Ceci est sans doute dû à un nombre de points d'apprentissage trop faible. Le noyau linéaire est sélectionné pour la suite.

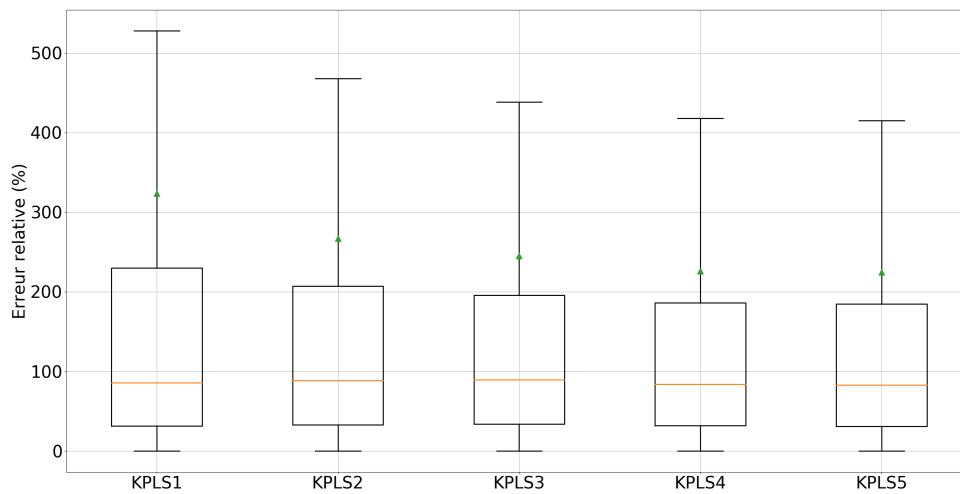


FIGURE 3.32 – Comparaison des erreurs relatives de la K-PLS pour différents nombres de composantes principales.

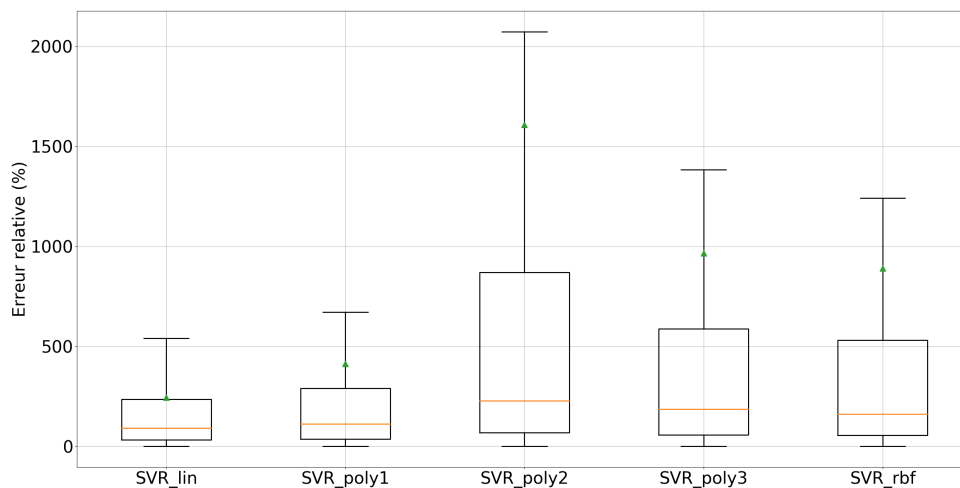


FIGURE 3.33 – Comparaison des erreurs relatives obtenues avec la SVM pour différents noyaux.

Chaos Polynomial

Le paramétrage du chaos polynomial est étudié en faisant varier le degré du polynôme. On se concentrera sur les degrés 1 et 2 car les degrés supérieurs ont des temps d'apprentissage trop importants. D'après la figure 3.34, les performances des deux métamodèles sont très proches avec néanmoins une erreur médiane légèrement plus faible pour le degré 1 (94,1% contre 95,2% pour le degré 2) qui est donc sélectionné.

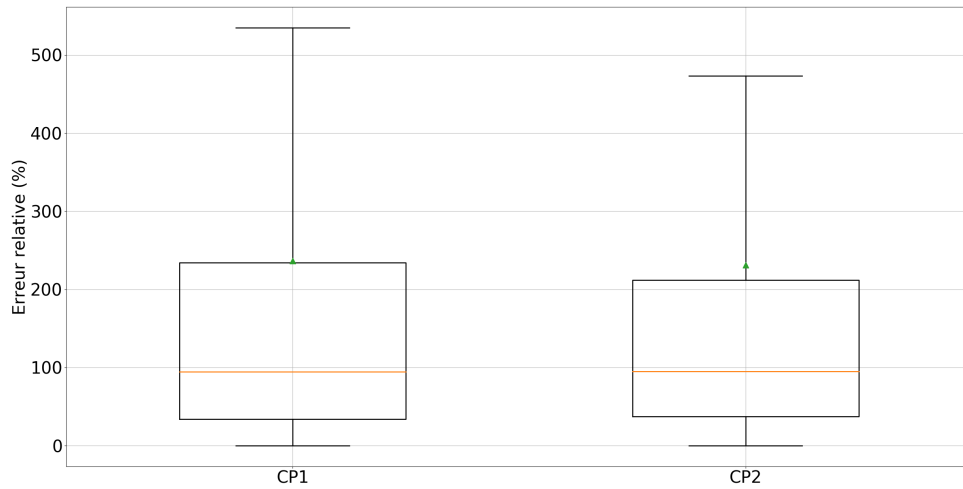


FIGURE 3.34 – Comparaison des erreurs relatives obtenues avec la SVM pour différents noyaux.

Résumé des méthodes sélectionnées

La comparaison des performances des différents métamodèles a permis de sélectionner les variantes avec l'erreur médiane la plus faible. Le tableau 3.6 récapitule le paramétrage retenu pour chaque méthode.

Méthode	Paramétrage sélectionné
Régression linéaire	Régularisation avec fonction "Ridge"
Régression polynomiale	Polynôme d'ordre 2
Krigeage	Fonction de tendance constante et noyau Matérn $\frac{5}{2}$
SVM	Noyau linéaire
CP	Polynôme d'ordre 1
K-PLS	Fonction de tendance constante, noyau exponentiel et 4 composantes principales

TABLE 3.6 – Paramétrage des méthodes pour le scénario "diaphonie".

3.4.3 Apprentissage itératif des métamodèles

L'apprentissage itératif des métamodèles sélectionnés à l'étape précédente est maintenant réalisé. Nous considérons dans un premier temps la sortie S_{61} .

Paramétrage du processus itératif

Le nombre initial de points de l'algorithme est choisi à $N_{ini} = 10 \times D = 120$. Les simulations de l'étape précédente peuvent donc être réutilisées et serviront de point de

départ de l'algorithme.

Le pas d'enrichissement est fixé à 20%, ce qui permet d'avoir un incrément suffisamment important quand le nombre de points d'apprentissage est grand et ainsi limiter le nombre d'itérations.

Le critère d'arrêt est fixée à 30% d'erreur médiane relative.

Résultats

Le processus d'apprentissage itératif est à présent appliqué. Un total de 15 itérations auront été nécessaires pour que l'algorithme converge. La figure 3.35 montre l'évolution de l'erreur des différents métamodèles entraînés avec le processus itératif. Ces 15 itérations représentent un total de 1547 simulations électromagnétiques. C'est le Krigeage qui atteint le critère d'arrêt. Le modèle "Poly2" a une erreur très importante sur les premières itérations, ce qui avait déjà été observé à l'étape précédente. En revanche, à partir de l'itération 4 (qui représente 208 points d'apprentissage), son erreur médiane passe en dessous de 100% et est de 54% à la dernière itération. La régression linéaire, la SVM et le chaos polynomial ont un comportement assez similaire, l'augmentation de la taille de l'échantillon n'a que peu d'effet sur l'évolution de l'erreur. Pour le modèle "Ridge" par exemple, l'erreur passe de 94% à 89% de la première itération à la quinzième. Ces métamodèles ne sont donc pas de bons candidats. Le Krigeage et la K-PLS se démarquent des autres modèles car leur erreur médiane est d'une part globalement plus faible et d'autre part décroît plus vite. Ainsi pour la K-PLS par exemple, le processus itératif permet de faire passer l'erreur médiane de 83% à 39%. Le Krigeage reste néanmoins le métamodèle le plus performant puisque c'est lui qui atteint le critère d'arrêt le premier.

Le bilan des temps de calcul est réalisé dans le tableau 3.7. Le temps total d'exécution de l'algorithme est de 324 heures. Cette durée inclut le temps de simulation des 1547 réalisations ainsi que le temps total d'apprentissage des métamodèles pour chaque itération. On note que le temps de calcul total est majoritairement le temps de simulation, le temps d'apprentissage ne représentant qu'à peine 0,6% du temps de calcul total.

Étapes	Temps (min)
Simulation des réalisations d'apprentissage	19337
Apprentissage des métamodèles	113
Total	19450 (324 heures)

TABLE 3.7 – Bilan des temps de calcul du processus itératif d'apprentissage du paramètre S_{61} .

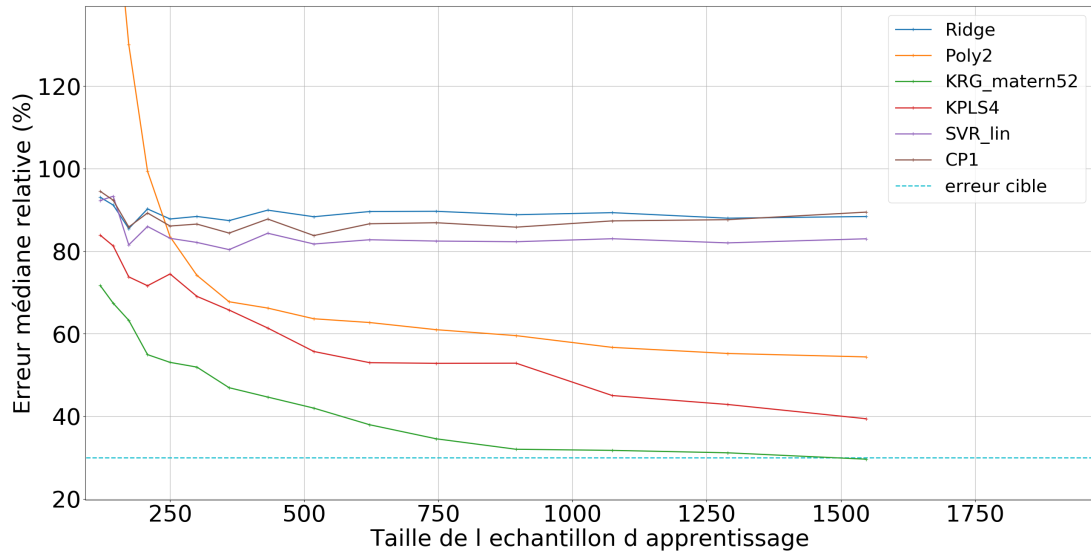


FIGURE 3.35 – Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus itératif. Apprentissage sur le paramètre S_{61} avec les 12 paramètres d'entrée sélectionnés.

A la suite de l'apprentissage, le métamodèle final est sauvegardé. En l'occurrence il s'agit du Krigeage entraîné avec 1547 points. Ce métamodèle sera ensuite comparé à un métamodèle de référence.

Comparaison à une référence

Pour valider la méthode proposée ici, et plus particulièrement la sélection des paramètres effectuée lors de l'analyse de Morris, une référence doit être établie. Pour cela l'approche itérative est appliquée au scénario, mais cette fois ci, en conservant les 17 paramètres initiaux.

L'algorithme est paramétré avec un pas de 20%, un nombre de points initiaux égal à 170 et un critère d'arrêt de 30% d'erreur médiane ce qui permettra de faire une comparaison avec le métamodèle à 12 paramètres.

Le résultat de cet apprentissage itératif est illustré en figure 3.36. L'erreur cible est atteinte par le Krigeage au bout de 15 itérations ce qui représente 2189 simulations. L'évolution des erreurs suit la même tendance que ce qui a pu être observé sur le cas à 12 paramètres. On note tout de même que les erreurs sont globalement plus élevées et qu'un nombre plus important de simulations est nécessaire pour que l'algorithme converge (642 réalisations de plus).

Pour comparer la vitesse de convergence de l'algorithme entre le cas 17 et 12 para-

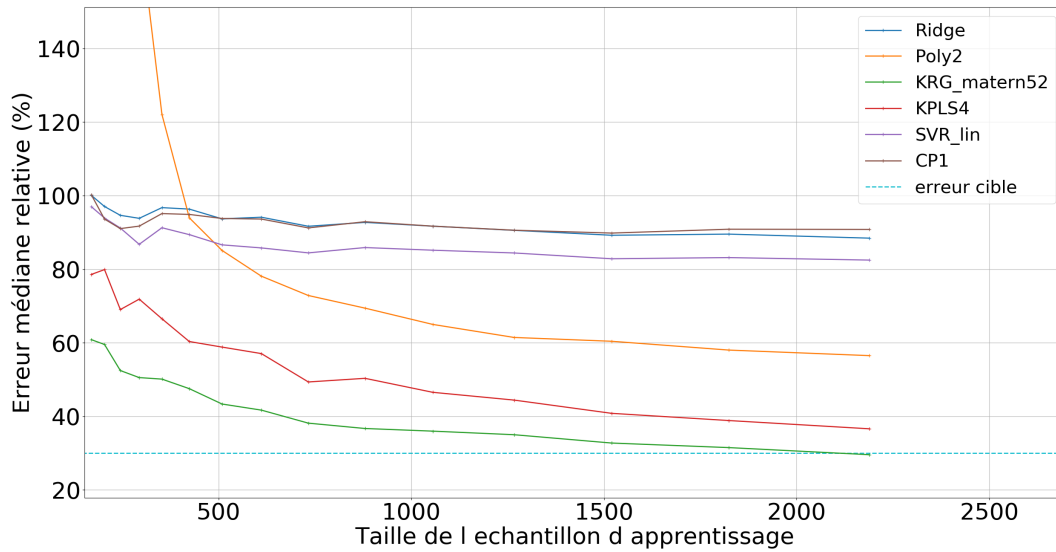


FIGURE 3.36 – Évolution des erreurs médianes de chaque métamodèle lors du processus itératif. Apprentissage sur le paramètre S_{61} avec les 17 paramètres d’entrée initiaux.

mètres, les courbes d’évolution de l’erreur médiane du Krigeage sont affichées sur une même figure 3.37. Cette représentation montre de façon évidente la différence entre les vitesses de convergence des deux algorithmes. On constate notamment que sur les premières itérations (jusqu’à 300 points d’apprentissage), les deux métamodèles ont une erreur médiane similaire. L’écart se creuse à partir de 300 points et l’erreur du métamodèle à 12 paramètres décroît plus vite.

Cette courbe montre que la réduction du nombre de paramètres d’entrée de 17 à 12 permet de faire converger plus rapidement l’algorithme vers l’erreur cible. Cela représente donc un gain en termes de nombre d’appels au modèle CST et donc une réduction du temps de calcul. Le bilan des temps de calcul pour les deux approches (17 et 12 paramètres) est récapitulé dans le tableau 3.8. Dans l’approche 17 paramètres, l’analyse de Morris n’est pas réalisée, le temps de calcul total est donc composé du temps de simulation des 2189 réalisations et du temps d’apprentissage des métamodèles sur 15 itérations. Pour l’approche 12 paramètres, il faut compter le temps de simulation des 180 réalisations utilisées pour l’analyse de Morris. Le temps de l’analyse de Morris est très inférieur à la minute et est donc insignifiant.

L’approche 12 paramètres mène à un temps de calcul total de 362 heures contre 464 heures pour l’approche 17 paramètres, ce qui représente une diminution d’environ 22% du temps de calcul.

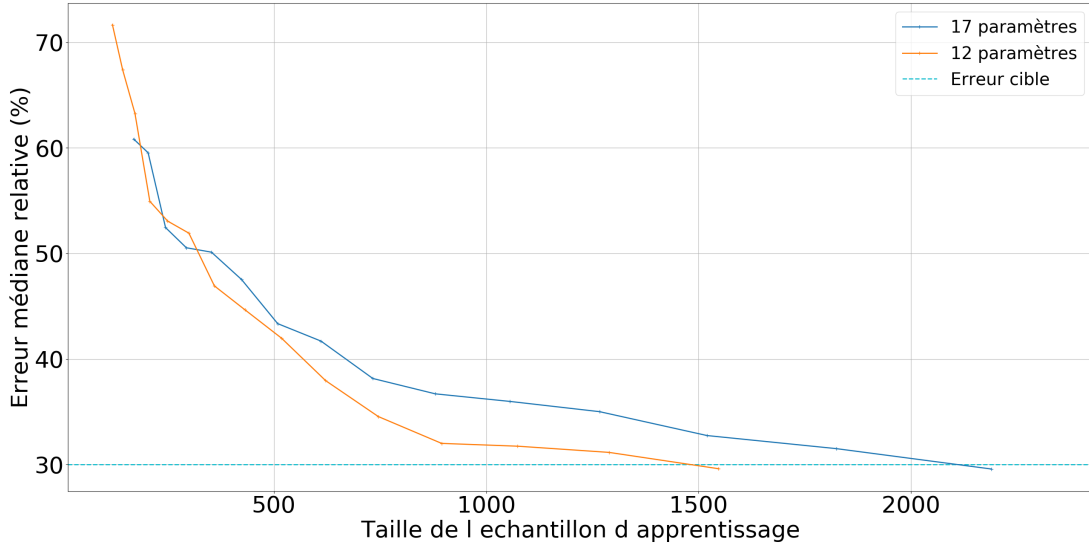


FIGURE 3.37 – Comparaison de l'évolution de l'erreur entre le cas 17 paramètres et 12 paramètres.

Étapes	Temps (minutes)	
	Approche 17 paramètres	Approche 12 paramètres
Simulation de l'échantillon Morris	N/A	2268
Analyse de Morris	N/A	0.066
Simulation des réalisations d'apprentissage	27363	19337
Apprentissage des métamodèles	465	113
Total	28828 (464 heures)	21718 (362 heures)

TABLE 3.8 – Comparaison des temps de calcul entre l'approche 17 paramètres et 12 paramètres sur la sortie S_{61} .

Il est maintenant nécessaire de comparer les métamodèles obtenus par les deux approches pour s'assurer qu'aucune perte de précision n'est observée. Les deux métamodèles comparés sont les métamodèles résultant de l'approche itérative à 17 paramètres et 12 paramètres. Leur dénomination et caractéristiques sont données dans le tableau 3.9.

Métamodèles	Description
$MM_{S_{61}}^{17p}$	Krigeage entraîné avec 2189 points sur 17 paramètres
$MM_{S_{61}}^{12p}$	Krigeage entraîné avec 1547 points sur 12 paramètres

TABLE 3.9 – Dénomination des métamodèles.

Il faut s'assurer que le métamodèle $MM_{S_{61}}^{12p}$ soit capable de prédire correctement la sortie S_{61} . Pour cela, un échantillon indépendant est évalué par le simulateur électromagnétique. Cet échantillon est constitué par tirage aléatoire sur chacune des 12 variables.

Cet échantillon est ensuite confronté aux résultats obtenus en sortie d’une part du métamodèle $MM_{S_{61}}^{12p}$ et d’autre part du métamodèle $MM_{S_{61}}^{17p}$ pour lequel les variables h_2 , W_1 , W_2 , W_3 et W_p sont fixées à leurs valeurs nominales. Le résultat de cette comparaison est donné en figure 3.38 pour 6 exemples de réalisations. Globalement, les réalisations sont plutôt bien reproduites par les métamodèles. Les différences de prédictions entre les deux métamodèles sont faibles.

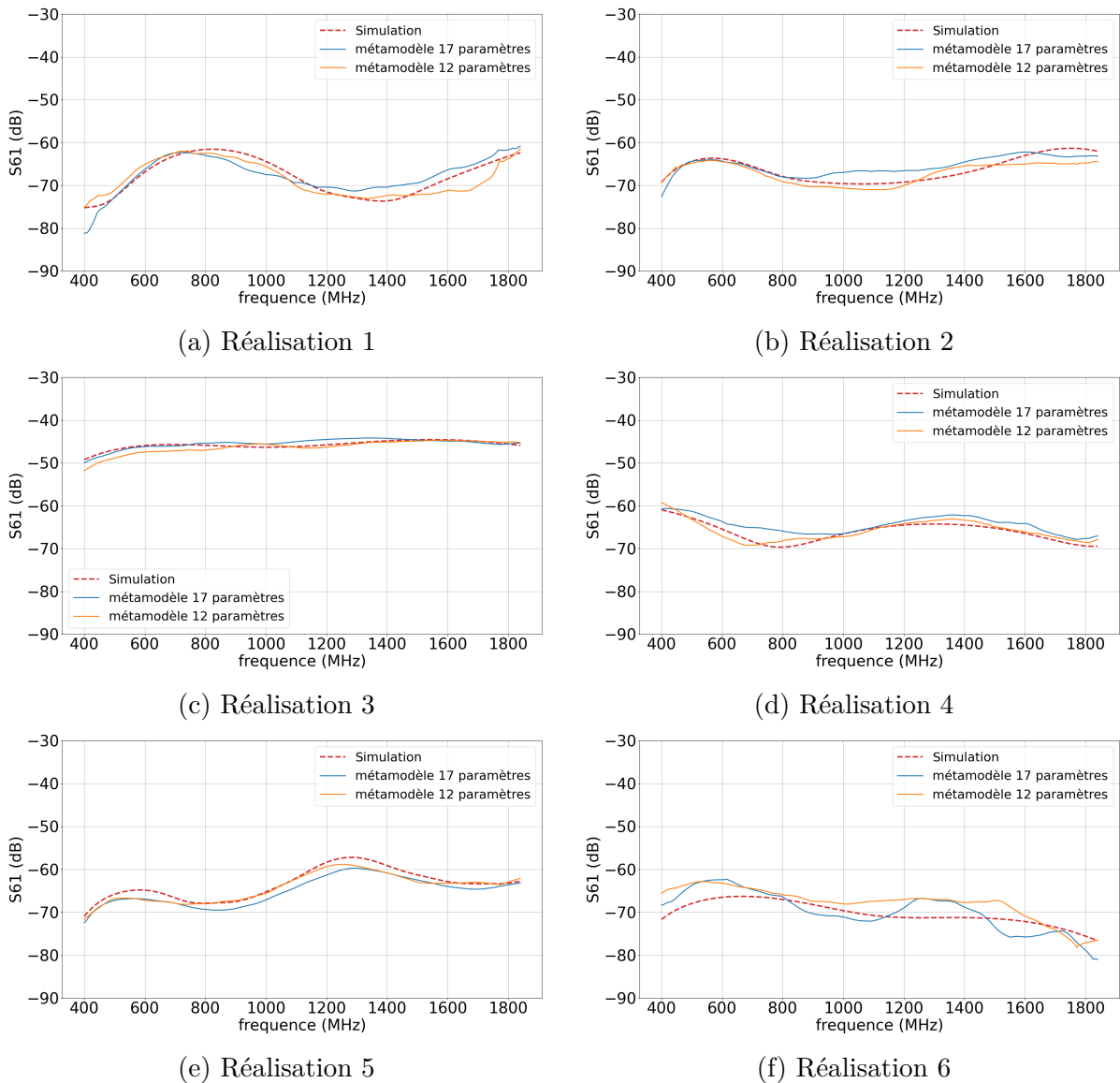
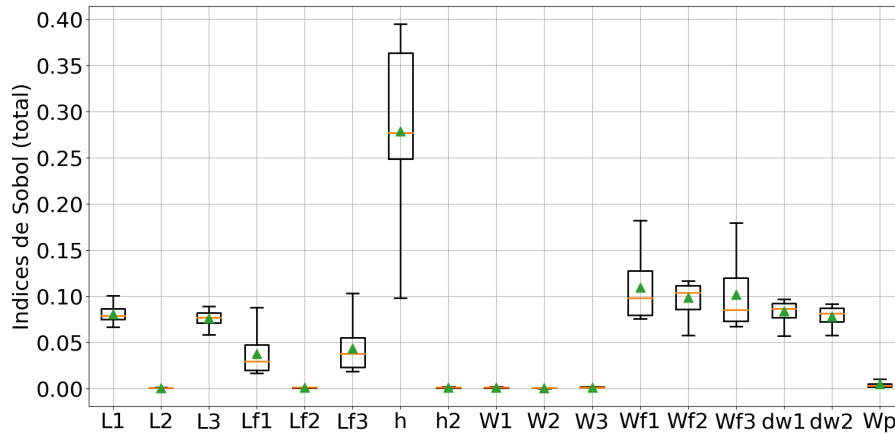
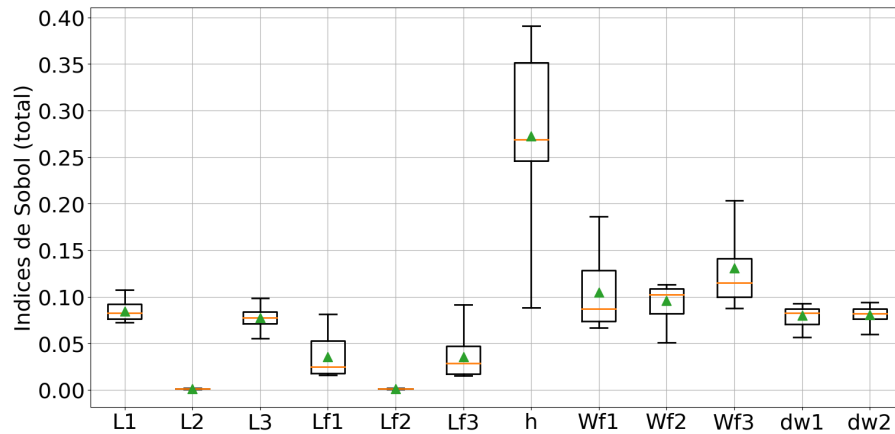


FIGURE 3.38 – Comparaison des prédictions faites par les métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$.

L'analyse de Sobol est maintenant effectuée. Pour poursuivre la validation de la méthode proposée, il faut vérifier que l'analyse de Sobol effectuée avec l'échantillon évalué par le métamodèle $MM_{S_{61}}^{12p}$ est similaire à celle résultant de $MM_{S_{61}}^{17p}$. Deux analyses de Sobol sont donc effectuées avec un échantillon de taille 10 000 évalué par ces deux métamodèles. La comparaison est illustrée en figure 3.39. On affiche ici la dispersion sur les fréquences des indices de Sobol. En effet, une analyse de Sobol doit être réalisée par échantillon fréquentiel (401 au total). Sur la figure 3.39a, il apparaît que les indices des paramètres L_2 , Lf_2 , h_2 , W_1 , W_2 , W_3 et W_p sont très faibles ce qui signifie qu'ils ne contribuent pas à la variance de la sortie. Certains de ces paramètres sont ceux éliminés à l'étape d'analyse de l'espace d'entrée et ne sont donc pas affichés sur la figure 3.39b. Les deux analyses produisent des résultats similaires. Le paramètre h semble être le contributeur le plus important. Viennent ensuite les paramètres Wf_1 , Wf_2 , Wf_3 , dw_1 , dw_2 , L_1 et L_2 qui ont une contribution d'ordre similaire avec des indices médians autour de 10%. Enfin, les paramètres Lf_1 et Lf_2 , correspondant au longueur des ouvertures, ont des indices médians inférieurs à 5%. Ce résultat montre que le métamodèle $MM_{S_{61}}^{12p}$ peut tout à fait être exploité dans le cadre d'une analyse de sensibilité sans perdre de précision.



(a) 17 paramètres



(b) 12 paramètres

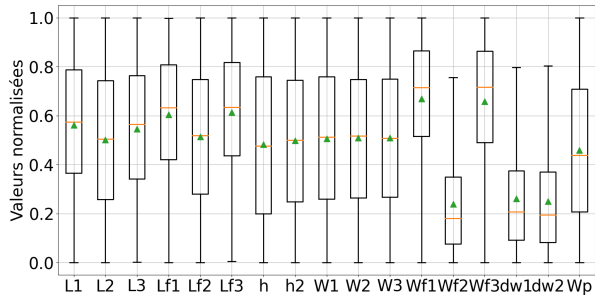
FIGURE 3.39 – Comparaison des analyses de Sobol des métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$.

Pour terminer ce processus de validation, il est possible d’effectuer une analyse de valeurs extrêmes comparée. Cette analyse consiste à estimer un échantillon de type Monte Carlo de grande taille par le métamodèle, puis d’isoler les réalisations menant à des valeurs extrêmes. L’histogramme associé à ces réalisations extrêmes pour chaque paramètre peut alors être constitué. Un échantillon de taille 50000 est construit et évalué par les deux métamodèles. La taille de cet échantillon est limitée pour des soucis de ressources de calcul disponibles. 5% des configurations menant à des valeurs extrêmes sont isolées, soit 2500 réalisations. Les figures 3.40a et 3.40b montrent la répartition des valeurs extrêmes pour le cas 17 et 12 paramètres. Concernant les paramètres W_{f1} et W_{f3} , les valeurs sont localisées sur la partie haute de la plage de valeurs. Pour W_{f2} , c’est l’inverse, ce qui peut paraître surprenant mais ce paramètre est une composante de la distance totale entre les

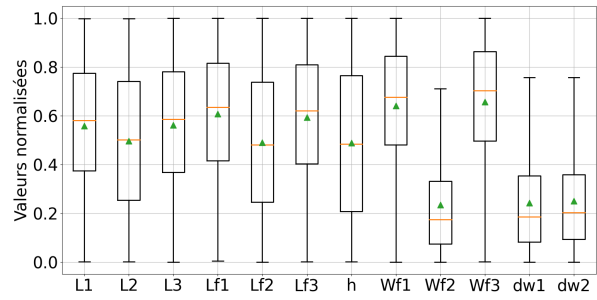
lignes 1 et 3, des valeurs faibles de ce paramètres favorisent donc les valeurs extrêmes de diaphonie.

On examine ensuite la distribution des paramètres par rapport à l'échantillon des valeurs extrêmes, toujours dans une approche comparative. L'analyse de la distribution de h en figure 3.40c montre que les valeurs extrêmes sont plutôt localisées dans les parties basse et haute de l'intervalle. Concernant les paramètres W_{f1} et W_{f3} , en figure 3.40d et 3.40f, les valeurs extrêmes sont localisées sur la partie haute de l'intervalle et les distributions entre le cas à 17 paramètres et 12 paramètres sont similaires. D'un point de vue physique cela est totalement cohérent car l'augmentation de la largeur des fentes sous chaque ligne augmente la surface de la boucle de courant et donc le couplage inductif. Concernant W_{f2} , illustré en figure 3.40e, les valeurs extrêmes sont à l'inverse localisées sur la partie basse de l'intervalle. La même constatation est faite pour les paramètres d_{w1} et d_{w2} . Ces 3 paramètres sont des variables de distance entre les lignes 1 et 3, y compris pour W_{f2} , il n'est donc pas étonnant de constater que des faibles valeurs augmentent la probabilité de valeurs extrêmes de la sortie.

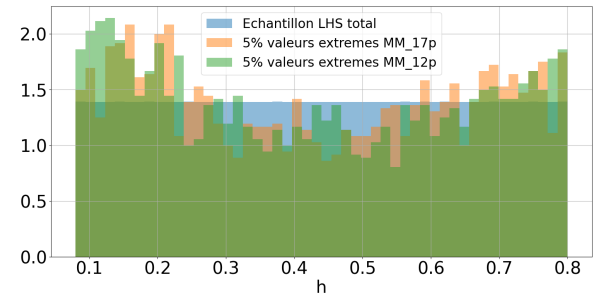
On constate que, quel que soit le paramètre examiné, des différences minimales sont observées entre les distributions calculées avec les métamodèles à 17 et 12 paramètres. Cela prouve que $MM_{S_{61}}^{12p}$ peut tout à fait être utilisé pour une analyse de valeurs extrêmes.



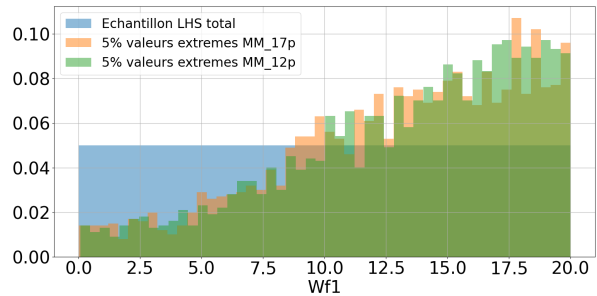
(a) Répartition des valeurs extrêmes dans le cas à 17 paramètres



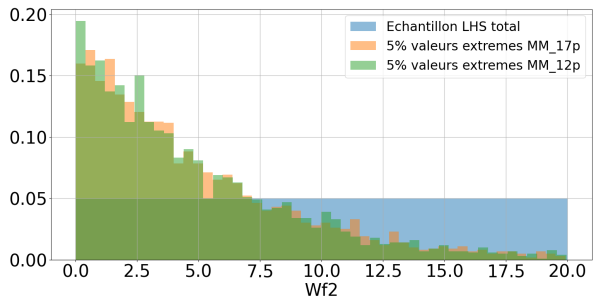
(b) Répartition des valeurs extrêmes dans le cas à 12 paramètres



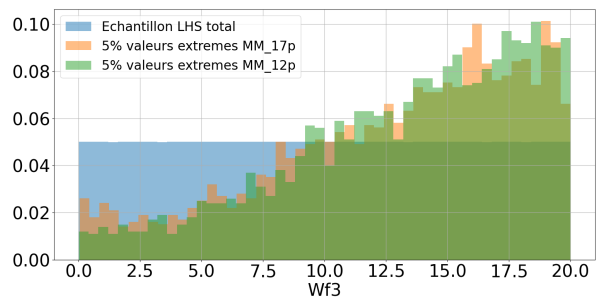
(c) h



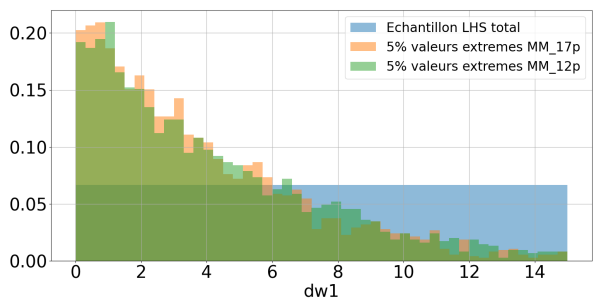
(d) W_{f1}



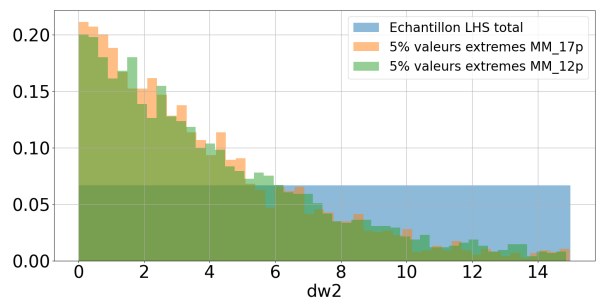
(e) W_{f2}



(f) W_{f3}



(g) d_{w1}



(h) d_{w2}

FIGURE 3.40 – Comparaison des analyses de valeurs extrêmes des métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$.

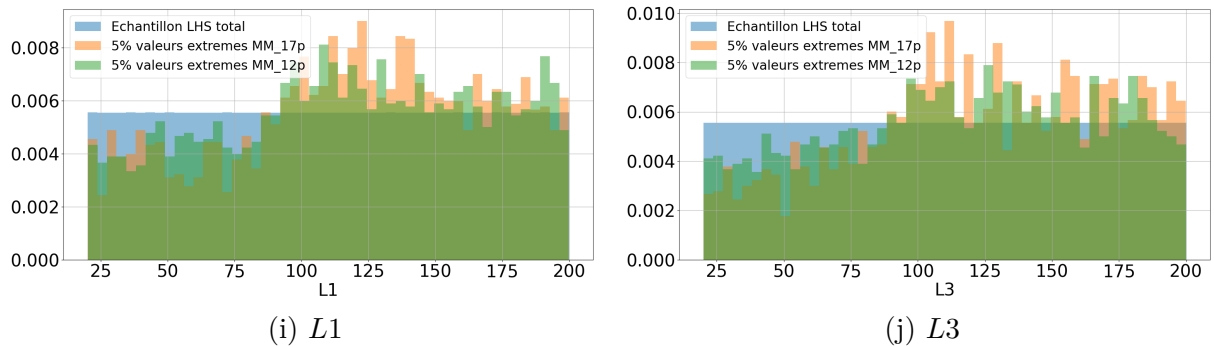


FIGURE 3.40 – Comparaison des analyses de valeurs extrêmes des métamodèles $MM_{S_{61}}^{17p}$ et $MM_{S_{61}}^{12p}$.

Bilan

La méthodologie d'apprentissage a été appliquée à un scénario comportant 17 paramètres pour lequel 3 sorties doivent être estimées. Le processus doit donc être répété indépendamment pour les 3 sorties, excepté pour l'analyse de l'espace d'entrée dont l'examen des résultats doit être réalisé en commun afin de sélectionner les variables d'entrée communes aux 3 sorties. La méthodologie a ainsi permis :

- Une réduction du nombre de paramètres de 17 à 12. Les largeurs de pistes W_1 , W_2 et W_2 , la largeur du plan W_p , ainsi que la hauteur du diélectrique 2 h_2 sont les paramètres éliminés de l'espace des variables d'entrée.
- La sélection des paramétrages intrinsèques à chaque méthode.
- Une réduction de 22% de la durée totale d'exécution de l'apprentissage itératif.

Des différences minimales sont observées dans les résultats des analyses de Sobol et de valeurs extrêmes ce qui indique que le métamodèle entraîné par la méthode peut tout à fait être utilisé comme modèle de substitution sans perte de précision. Il a été possible d'amorcer une hiérarchie des paramètres d'entrée influents sur la dégradation EM de l'observable de sortie et la détermination des combinaisons de paramètres menant à des valeurs extrêmes de la sortie.

3.5 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis de proposer une nouvelle méthodologie d'apprentissage de méta-modèle ayant pour objectif de répondre aux problématiques liées à la métamodélisation, démontrées dans le chapitre 2.

La première problématique concerne le nombre de variables d'entrée dont l'augmentation tend à faire croître l'erreur de métamodélisation. Pour réduire le nombre de paramètres, la première phase de la méthodologie permet, en se basant sur une analyse de sensibilité, d'identifier les variables influentes du problème. Selon un certain critère de taux d'explication de la sortie, il est possible d'éliminer les variables d'entrée non influentes et donc de réduire ainsi le nombre total de variables.

La deuxième problématique traitée par la méthode est la non universalité des méthodes de métamodélisation, c'est-à-dire que, pour chaque cas d'étude rencontré, il est nécessaire d'évaluer les performances de chaque méthode afin de sélectionner la meilleure. Cet aspect est adressé par la méthodologie avec une phase de pré-sélection du paramétrage de chaque méta-modèle. Elle consiste à entraîner les différentes variantes de chaque méta-modèle avec un échantillon de taille faible puis de comparer les erreurs relatives médianes afin d'être en mesure de sélectionner le modèle le plus précis.

Enfin, la dernière problématique adressée par la méthode est l'échantillon d'apprentissage dont la taille, qui influe considérablement les performances de métamodélisation, n'est pas connue à l'avance. Pour répondre à cette problématique, un processus d'apprentissage itératif a été proposée dont le principe est d'augmenter progressivement la taille de l'échantillon jusqu'à ce que l'un des méta-modèles entraînés satisfasse le critère d'arrêt.

La méthode a été appliquée à deux cas d'étude. L'application au premier cas, constitué d'une ligne micro-ruban au dessus d'une ouverture et décrit par 7 variables géométriques, a permis de réduire de 7 à 5 le nombre de paramètres. L'apprentissage itératif sur 5 paramètres a montré que le Krigeage était la méthode la plus performante et atteignait le critère de 30% d'erreur médiane avec 215 points d'apprentissage. La comparaison des performances avec un Krigeage entraîné impérativement sur les 7 paramètres initiaux a permis de montrer un gain de 18% sur le temps total d'exécution de l'algorithme. De plus, l'examen des analyses de Sobol et de valeurs extrêmes a montré très peu de différences.

Le second cas étudié est un cas de diaphonie à 3 sorties et décrit par 17 paramètres. L'objectif était de montrer que la méthode était tout aussi efficace sur un scénario à grande dimension. L'application de la méthode a permis de réduire de 17 à 12 le nombre

de paramètres explicatifs des trois observables considérées. Un gain de 22% de temps de calcul a été constaté entre l'apprentissage itératif sur 12 et 17 paramètres tout en conservant la précision de l'analyse de Sobol et de valeurs extrêmes.

Par ailleurs, l'étude par métamodélisation des deux scénarios a permis la hiérarchisation de la criticité des paramètres d'entrée et la détermination des combinaisons de paramètres menant à des valeurs extrêmes de la sortie.

Nous considérons, dès lors, que la méthodologie proposée est valide et peut être employée pour l'apprentissage de métamodèles. Le chapitre suivant proposera une méthode de conception CEM de cartes électroniques basée sur l'exploitation de métamodèles, générés à partir du processus d'apprentissage présenté dans ce chapitre.

DÉFINITION D'UNE MÉTHODOLOGIE DE CONCEPTION CEM

Le chapitre précédent a présenté une nouvelle méthodologie d'apprentissage optimisé de métamodèles permettant de répondre aux défis mis au jour dans le chapitre 2. Cette méthodologie permet, in fine, d'obtenir un modèle de substitution au modèle physique électromagnétique initial. Ce métamodèle possède un temps de calcul très faible permettant d'obtenir, dans un temps limité et donc acceptable, des études paramétrique et statistique du scénario. Il est alors bien plus aisé car moins bien moins coûteux en ressources de calcul, d'établir une hiérarchisation des paramètres géométriques influents ainsi que de déterminer les combinaisons de paramètres menant à des valeurs extrêmes de la sortie. Ainsi, des règles de conception peuvent être proposées afin de réduire les probabilités d'occurrence de ces valeurs extrêmes. Ces règles peuvent ensuite servir de guide lors des phases de schéma et de routage de la carte pour permettre à l'expert CEM d'identifier les paramètres d'entrée à prioritairement privilégier, dans des contextes complexes de SWAP-C ou plusieurs choix possibles d'orientation coexistent et qu'il faut en éliminer certains. Ce chapitre a pour vocation de proposer une méthode d'aide à la conception de carte électronique à l'aide de métamodèles. Dans un premier paragraphe, cette méthode sera décrite en détails. Dans les sous-parties suivantes, deux études de cas seront proposées afin de l'éprouver. Enfin la formalisation de cette méthode sous forme d'un outil de visualisation sera présentée.

4.1 Principes

La méthode d'aide à la conception proposée est illustrée en figure 4.1. Elle tend, in fine, à être insérée dans le flot de conception de cartes, plus particulièrement durant la phase de placement des composants et du routage de la carte. Cette méthodologie se doit d'être complémentaire de l'outil de vérification de règles de routage (Design rules checking

ou DRC) déjà implémenté au sein des outils de conception assistée par ordinateur (CAO) Thales. Cet outil de DRC repose sur un ensemble de règles vérifiées automatiquement lors du routage de la carte, qui permettent d'assurer la fabricabilité des cartes et le respect des valeurs de contraintes d'IS et d'IP mises en place par l'expert CEM. Dès qu'une règle est violée, l'outil remonte un indicateur ce qui permet au concepteur d'appliquer une correction en conséquence. Une règle est une propriété définie par l'utilisateur et s'applique à un objet physique tel qu'un composant (distance entre deux broches du composant, classe de routage possible, etc.), une piste (largeur, épaisseur, isolation possibles, etc.) ou un trou métallisé (diamètre, métallisation, etc.). Cependant, l'utilisation de ce type d'outil n'est pas répandue pour gérer les contraintes intrinsèques à la CEM au niveau carte, les contraintes liées aux procédés de fabrication ou à l'IS étant prépondérantes. Les logiciels de simulation électromagnétique 3D tels que CST ou HFSS offrent une fonction de validation du routage basée sur divers scénarios de CEM, paramétrés par l'utilisateur selon des règles spécifiques. Le scénario "fente" y est par exemple décrit, scénario pour lequel l'utilisateur doit définir la diversion maximale du courant retour ainsi que la distance maximale de placement des capacités dites de stitching (capacités qui permettent de réduire les boucles de courant lorsqu'un plan de référence est fendu). Des règles sont également fixées quant aux pistes s'approchant du bord de PCB ou du plan de référence. Un autre cas, qui sera étudié en détail dans ce chapitre, concerne les règles d'isolation des signaux. Cependant, il est important de noter que cette fonction de validation est uniquement intégrée dans les outils de simulation utilisés par les experts en CEM, et non dans l'outil de CAO utilisé par le dessinateur de cartes. Ainsi, l'application systématique des règles de conception CEM n'est pas garantie. Les scénarios répertoriés dans les logiciels de simulation peuvent néanmoins faire l'objet d'étude par métamodélisation, via la méthodologie proposée dans ce chapitre, afin d'établir des règles de routage fiables.

Outre l'utilisation des outils de DRC, le rôle de l'expert CEM est aussi d'accompagner le développement de la carte. Plus particulièrement, son rôle est d'identifier les situations de routage potentiellement critiques et d'émettre des recommandations en conséquence afin de minimiser les risques de problèmes de CEM. Ces recommandations reposent sur des règles de bonnes pratiques, lesquelles, une fois de plus, peuvent aller à l'encontre des objectifs SWAP-C. De plus, en l'absence de connaissances précises des paramètres d'entrée critiques de la carte, il est difficile pour l'expert CEM d'orienter efficacement le développement et de justifier ces recommandations de conception. Chacune de ces situations de routage considérées comme critiques, peut tout à fait être déclinée en scénario

d'étude paramétrique pour lequel un métamodèle peut être entraîné. Ce dernier peut ensuite faire l'objet d'analyses paramétriques permettant d'extraire des règles de routage fiables. Comme présenté au chapitre 1, les travaux de thèse [47] ont proposé une manière d'inventorier les situations CEM critiques sous forme de carte mentale. Cette carte commence par le cas de routage le plus simple qu'il soit, c'est-à-dire la ligne micro-ruban. Puis des scénarios, dits dégradés du point de vue de la CEM, sont ajoutés.

Dans la figure 4.1, le bloc "Base de règles de bonne pratique" répertorie l'ensemble des connaissances et règles de bonne pratique CEM. Les règles composant cette base peuvent tout à fait être réfutées. La suite de la méthode va donc permettre de questionner et mettre à jour ces règles de bonne pratique, via une étude paramétrique de métamodèle, et ainsi obtenir une nouvelle base de règles de routage fiables.

Une fois la situation physique identifiée, un scénario paramétrique doit être créé. Cette phase consiste à décrire la géométrie 3D du scénario dans le logiciel de simulation électromagnétique, définir les différents paramètres géométriques ou caractéristiques d'entrée ainsi que leurs intervalles respectifs. L'outil d'apprentissage est ensuite utilisé. Il désigne l'ensemble des étapes du processus d'apprentissage, décrit au chapitre 3, permettant d'obtenir un métamodèle représentatif de la situation étudiée. L'analyse de Morris est tout d'abord réalisée. L'utilisateur a alors le choix de sélectionner seulement certains paramètres parmi ceux définis initialement. L'apprentissage itératif est ensuite effectué sur les paramètres sélectionnés et le métamodèle le plus performant et respectant les critères d'arrêt de l'algorithme est enregistré. Il est à noter que l'outil d'apprentissage communique directement avec le simulateur électromagnétique ce qui permet d'effectuer automatiquement les simulations nécessaires à l'apprentissage. Le métamodèle est ensuite archivé dans une bibliothèque de métamodèles qui contient tous les métamodèles associés aux scénarios déjà étudiés. Cet aspect d'archivage est important car il permet de capitaliser les scénarios déjà étudiés.

Vient ensuite l'outil d'analyse paramétrique. Ce dernier permet de réaliser l'exploitation paramétrique du métamodèle en tant que telle. Un premier volet permet de charger le métamodèle, associé à la situation physique que l'utilisateur souhaite étudier, parmi les métamodèles présents dans la bibliothèque. L'outil propose ensuite diverses options telles que

- La visualisation en temps réel de la réponse de sortie en fonction des paramètres d'entrée.
- La visualisation de la sensibilité des paramètres.

- La visualisation des distributions statistiques des paramètres en fonction de contraintes sur l'observable de sortie.
- La visualisation de la distribution des valeurs de sorties lorsque des règles sont appliquées sur les paramètres d'entrée.

Toutes ces visualisations ont pour but d'aider l'utilisateur à fixer des règles de conception. Les règles ainsi obtenues permettent ensuite une éventuelle mise à jour de la base de règles de routage. Cette base pourrait tout à fait alimenter un outil de vérification CEM de routage, en plus de celui existant pour gérer l'IS, l'IP et la fabricabilité des cartes. Le processus d'apprentissage est destiné à être exécuté par l'expert CEM qui a les compétences requises. L'outil d'analyse paramétrique peut lui, être utilisé par le concepteur de carte directement.

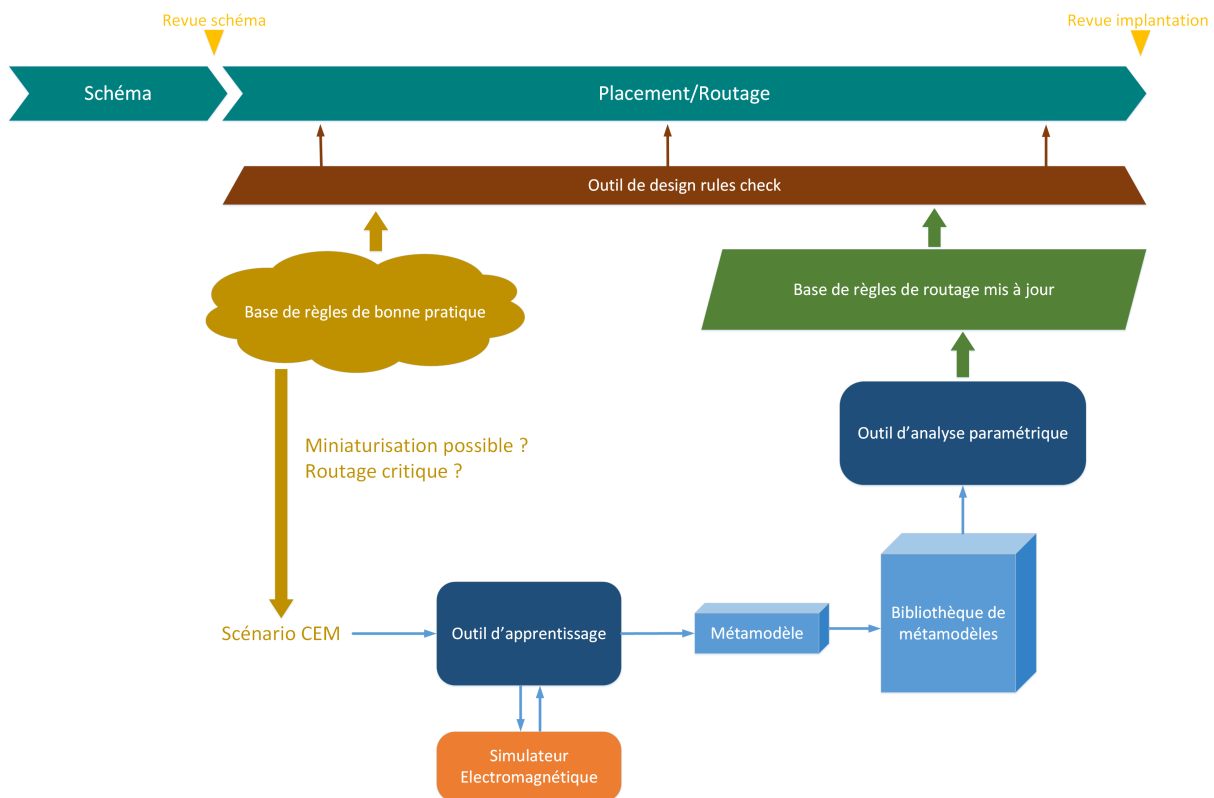


FIGURE 4.1 – Schéma du processus d'étude de scénario par métamodélisation.

4.2 Étude de cas numéro 1 : Scénario paires différentielles

Le premier cas étudié est une situation de routage de paires différentielles et d'une piste avec un changement de couche. Dans un premier temps, l'identification de la situation critique sera décrite. La situation physique sera transformée en scénario d'étude qui sera ensuite présenté. Après la présentation du scénario, la méthode d'apprentissage optimisée, décrite au chapitre 3, sera appliquée afin d'obtenir un métamodèle de la situation. Enfin, la phase d'exploitation sera dédiée à la réalisation des analyses de Sobol et de valeurs extrêmes, ce qui permettra de déduire les paramètres prépondérant ainsi que définir des règles de routage.

4.2.1 Identification de la situation critique

La situation identifiée est une situation de routage de paire différentielles sur 2 couches de l'empilement. Un extrait du routage est donné en figure 4.2. Dans cet exemple, des paires différentielles sont utilisées pour transmettre des signaux Ethernet d'un connecteur à un composant. L'une de ces paires différentielles en question est repérée par la flèche bleu claire sur la figure. Celle-ci est tout d'abord routée en couche inférieure (représentée par la couleur bleu claire) en partant du connecteur. La paire différentielle change ensuite de couche, à l'aide de vias traversants (indiqués par l'encadré orange), pour passer en couche supérieure (représentée en rouge) pour finalement être connectée aux broches d'un composant (non représenté ici). Le changement de couche de la paire différentielle est accompagné de vias de masse repérés en bleu foncé. On constate également la présence d'une piste single-ended (repérée par la flèche verte) qui change également de couche. Lors d'un changement de couche, la règle de bonne pratique préconise que des vias de masse soient placés au plus proche des vias de signaux afin de diminuer la surface de boucle de courant. En revanche, on ne sait pas dire avec certitude quel est l'impact du placement de ces vias de masses dans un contexte où coexistent plusieurs paires différentielles ainsi que des pistes seules. En d'autres termes, quelle importance doit on accorder au placement des vias de masse lors de changement de couches ?

Afin de pouvoir répondre à cette question, nous allons décliner la situation illustrée en scénario d'étude de complexité moindre afin réduire le temps de simulation nécessaire. Ce scénario reprend les différents éléments physiques repérés sur la carte comme les

paires différentielles et la piste single-ended qui toutes changent de couche. Il s’agit d’un scénario représentatif de cas critiques récurrents sur les cartes du fait de contraintes de densification. Il sera décrit dans le paragraphe suivant.

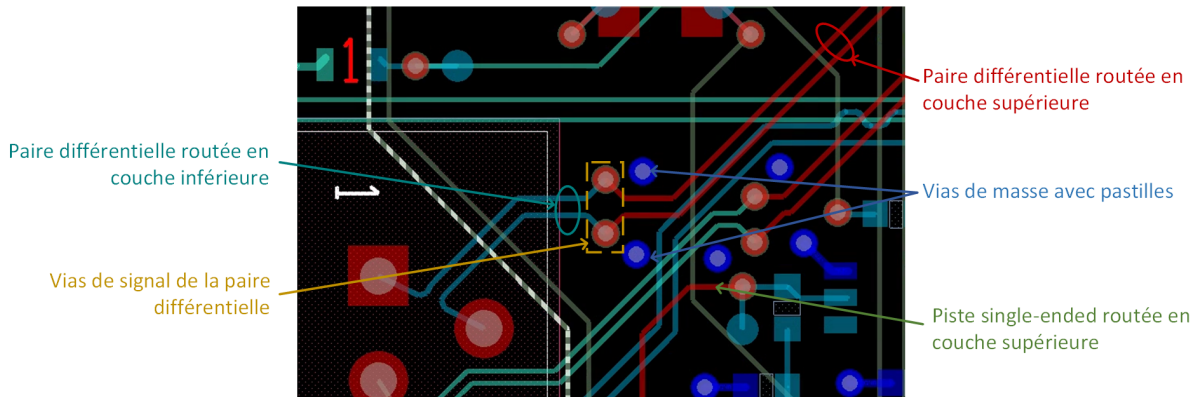


FIGURE 4.2 – Exemple de routage de paires différentielles.

4.2.2 Présentation

Le scénario, extrait de la situation décrite plus haut, est représenté en figure 4.3. La partie haute de la figure montre le scénario tel qu’il est construit sous CST Studio. La partie basse du schéma est une vue du dessus qui identifie les paramètres géométriques de placement des vias. Le scénario est composé de deux paires différentielles et d’une piste single-ended routées sur un empilage de 4 couches. Les couches supérieures et inférieures sont des couches de signaux et les couches intermédiaires sont des plans de masse. Les brins des paires différentielles passent de la couche supérieure à la couche inférieure au milieu de la carte, et constituent deux tronçons de longueur égale à 20 mm, sur les deux faces externes. A chaque via de signal est associé un via de masse dont le diamètre et la distance sont variables. Les diamètres des vias sont notés $Diam_{An}$, $Diam_{Ap}$, $Diam_{Bn}$, $Diam_{Bp}$ et leur distance aux pistes auxquelles ils sont associés sont désignés par D_{An} , D_{Ap} , D_{Bn} , D_{Bp} . Les dénominations An , Ap , Bn et Bp permettent d’identifier à quel brin (n ou p) et quelle paire différentielle (A ou B) le paramètre est rattaché. De plus un paramètre de distance D_{AB} est fixé entre les deux paires différentielles afin d’étudier l’impact du rapprochement des deux paires différentielles. A noter que la valeur minimale de ce paramètre doit être choisie de telle sorte que les vias Ap et Bn ne se chevauchent pas.

Viennent ensuite les paramètres de piste C . La distance du via de masse, accompagnant le changement de couche, ainsi que son diamètre sont notés D_C et $Diam_C$, respective-

ment. Un paramètre de distance entre la piste C et la paire différentielle B, noté D_{BC} est également fixé. La particularité de la piste C est que la distance, notée L , où se produit le changement de couche sur l'axe y est variable. Cette distance est un paramètre supplémentaire qui permet d'étudier l'effet du changement de ratio de longueur entre les pistes supérieure et inférieure, sachant que la longueur totale de la piste est identique à celle des paires différentielles (40 mm). Enfin, l'impédance présentée au bout de la piste C est une charge résistive variable. Les paires différentielles sont quant à elles terminées par une impédance différentielle réelle fixe de 100 Ω . La hauteur de diélectrique, les largeurs de pistes ainsi que l'espacement des brins des paires différentielles sont choisis de telle sorte à assurer une impédance de ligne à 50 Ω et une impédance différentielle de 100 Ω avec un diélectrique FR4 de constante $\epsilon_r = 4,3$.

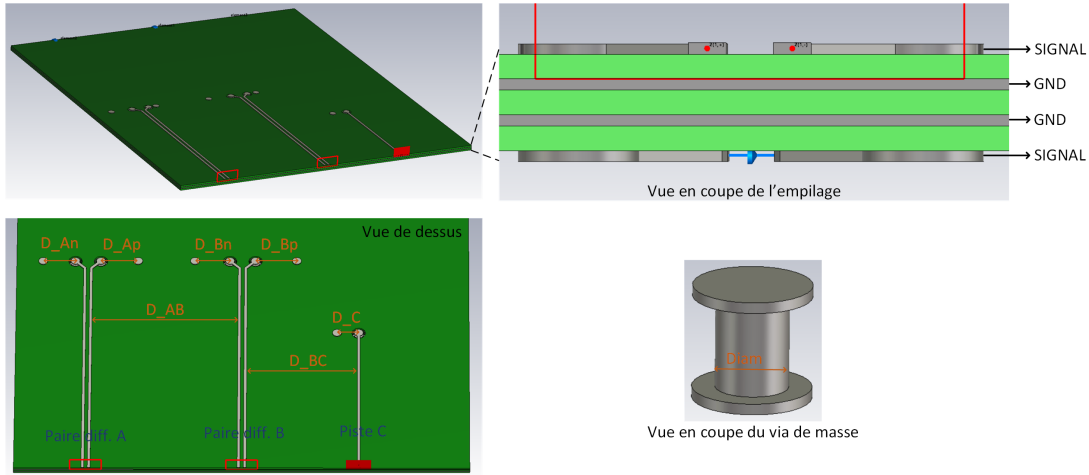


FIGURE 4.3 – Schéma du scénario "paire différentielle".

Le scénario est paramétré par un total de 14 paramètres géométriques dont les intervalles sont donnés dans le tableau 4.1

Paramètre	Description	Intervalle
$Diam_{An}, Diam_{Ap}, Diam_{Bn}, Diam_{Bp}, Diam_C$	Diamètres des vias de masse	$[0.075, 0.325]$ mm
$D_{An}, D_{Ap}, D_{Bn}, D_{Bp}, D_C$	Distances des vias de masse	$[0.75, 3]$ mm
D_{BC}, D_{AB}	Distances entre les pistes	$[8.26, 12]$ mm
L	Distance du changement de couche (singled-ended)	$[5, 35]$ mm
R	Résistance de terminaison (singled-ended)	$[35, 65]$ Ω

TABLE 4.1 – Définition des paramètres du scénario "paires différentielles".

Les intervalles des paramètres sont choisis de telle sorte à couvrir l'ensemble des cas possibles rencontrés sur la carte de la figure 4.3.

Le simulateur est paramétré avec le solveur temporel de la suite logicielle CST utilisant la méthode FIT. L'observable de sortie est la puissance totale rayonnée qui est calculée entre 200 MHz et 10 GHz avec 401 points de fréquences. Trois excitations temporelles indépendantes sont mises en place sur les deux paires différentielles et la piste. Le simulateur calcule donc indépendamment la puissance totale rayonnée associée à chaque excitation. Nous faisons l'hypothèse que la puissance totale rayonnée est la somme des puissances rayonnées individuelles. Dans les faits, cela correspond au pire cas possible. La suite est consacrée à l'application de la méthodologie d'apprentissage afin d'obtenir un métamodèle.

4.2.3 Apprentissage

La méthode d'apprentissage est maintenant appliquée au scénario. Elle commence par l'analyse de l'espace d'entrée qui permet de sélectionner les paramètres influents. Puis, le paramétrage des différentes méthodes d'apprentissage sera étudié à l'aide d'un échantillon de faible taille. Enfin, l'apprentissage itératif sera appliqué.

Analyse de l'espace d'entrée

L'analyse de Morris est tout d'abord effectuée. Pour cela un échantillon de taille $N_{MORRIS} = 10 \times D = 140$ est constitué puis les sorties correspondantes du modèle sont calculées par le simulateur électromagnétique. Le résultat de l'analyse, affiché en figure 4.4, donne la dispersion en fréquence de l'indice μ pour chaque paramètre. Pour rappel, cette indice mesure la moyenne des effets élémentaires lorsque le paramètre en question varie. Le paramètre L est identifié comme le paramètre le plus influent avec un indice médian à 26%. La dispersion est également plus importante ce qui signifie que l'influence de ce paramètre dépend grandement de la fréquence. Cela n'est pas surprenant car la piste seule est à l'origine d'un phénomène de résonance créé par la désadaptation d'impédance due au changement de couche par le via de signal. Viennent ensuite les paramètres de distance D_{AB} et D_{BC} qui ont un indice médian assez similaires entre 12 et 14%. Le paramètre D_{An} a un indice médian de 11% ce qui est bien plus difficile à expliquer car les autres distances de vias, D_{Ap} , D_{Bp} et D_{Bn} ont une influence très faible (indices médians inférieur à 2%). Vient ensuite le paramètres D_C avec un indice médian de 10,5%. Les diamètres des vias de masse ($Diam_{An}$, $Diam_{Ap}$, $Diam_{Bn}$, $Diam_{Bp}$), associés à chaque brin des paires différentielles, ont un indice médian inférieur à 2% et sont donc beaucoup

moins influents. Le diamètre du via masse de la piste C $Diam_C$, est un peu plus influent.

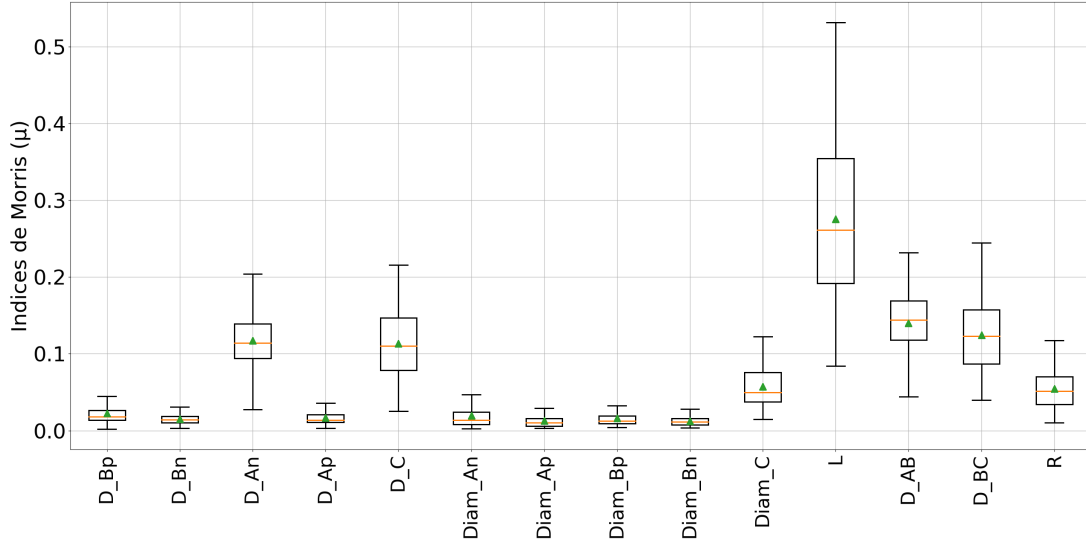


FIGURE 4.4 – Dispersion sur la bande de fréquence des indices de Morris (μ) pour chaque paramètres.

A partir de ces résultats, nous décidons d'éliminer les paramètres $Diam_{An}$, $Diam_{Ap}$, $Diam_{Bn}$, $Diam_{Bp}$ du problème. Les paramètres de distances de vias de masse des paires différentielles D_{Ap} , D_{Bp} et D_{Bn} sont conservés malgré leur influence faible. Au total, 10 paramètres parmi les 14 sont sélectionnés et la contribution cumulée de l'ensemble est calculée :

$$\begin{aligned} \mu_{cumulé}(f) = & \mu_{D_{An}}(f) + \mu_{D_{Ap}}(f) + \mu_{D_{Bn}}(f) + \mu_{D_{Bp}}(f) + \mu_{D_C}(f) + \mu_{Diam_C}(f) \\ & + \mu_{D_{AB}}(f) + \mu_{D_{BC}}(f) + \mu_R(f) + \mu_L(f) \quad (4.1) \end{aligned}$$

La contribution cumulée est ensuite tracée en figure 4.5. On constate que cette sélection de paramètres permet d'expliquer plus de 80% des variations de la sortie, ce qui respecte le critère fixé au chapitre 3. Il est constaté la présence de minima locaux dans la courbe aux fréquences de 5,4 GHz et 5,9 GHz pour lesquelles la contribution cumulée descend en dessous de 82,5%. Cela signifie que pour ces fréquences, certains paramètres éliminés sont davantage influents. En l'occurrence, il s'agit des diamètres des vias. Cette observation est en revanche à relativiser compte tenu de la précision approximative de l'analyse de Morris qui rend difficile toute interprétation. De plus, ces minima de la contribution

cumulée restent au dessus de 80%, ce qui signifie que les 10 paramètres sélectionnés sont les paramètres explicatifs du problème et l'apprentissage du métamodèle peut se faire sur ce groupe de paramètres uniquement.

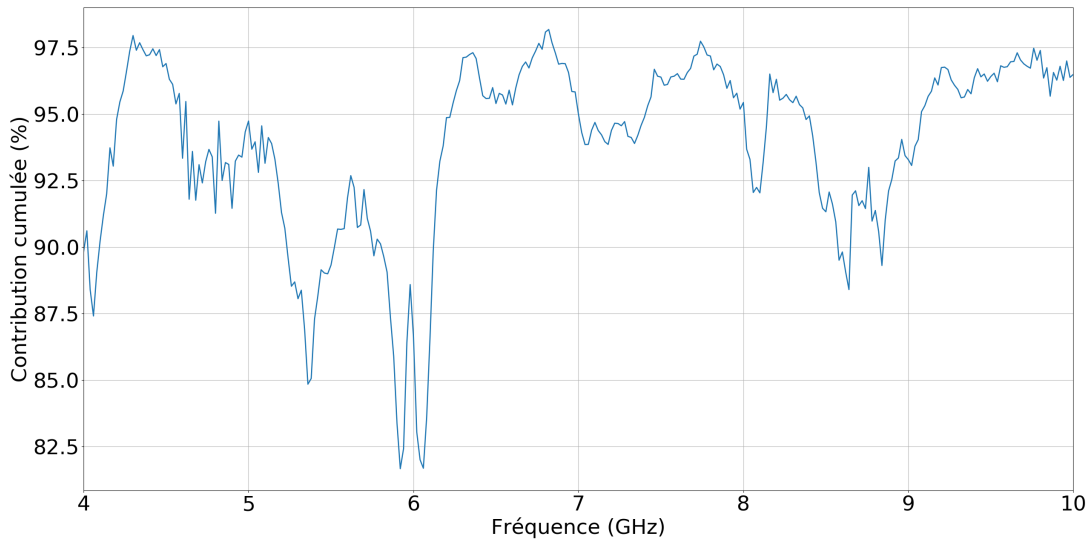


FIGURE 4.5 – Contribution cumulée des paramètres.

Dans la suite, les paramètres éliminés du problème, à savoir les quatre diamètres de via, sont fixés à leurs valeurs nominales correspondant au milieu de l'intervalle, c'est-à-dire $0,2 \text{ mm}$.

Paramétrage des méthodes

L'étape suivante de la méthode consiste au paramétrage des différentes méthodes de métamodélisation. Un échantillon LHS de taille 100 est constitué par tirage aléatoire uniforme sur chacune des 10 variables sélectionnées. La puissance totale rayonnée de chaque configuration de la carte est ensuite calculée par simulation. Cet échantillon, de taille limitée, permet d'évaluer et de comparer rapidement les performances de plusieurs métamodèles. Dans le cadre de cette étude de cas, seul le choix des fonctions de corrélation du Krigage est illustré. Le résultat est fourni en figure 4.6 sous forme de boîtes à moustaches des erreurs relatives. On constate que c'est la fonction de corrélation Matérn $\frac{5}{2}$ qui l'emporte avec une erreur médiane de 7,10%. De plus, les erreurs sont globalement très faibles et largement en dessous du critère de 30% utilisé comme critère d'arrêt lors des apprentissages itératifs effectués dans le chapitre 3. Cela signifie que ce métamodèle pourrait tout à fait être exploité afin de réaliser des analyses paramétriques et que l'apprentissage itératif

n'est pas systématiquement nécessaire. Nous décidons de l'exécuter tout de même afin de vérifier si le budget d'erreur peut être réduit au prix d'un enrichissement raisonnable de l'échantillon d'apprentissage.

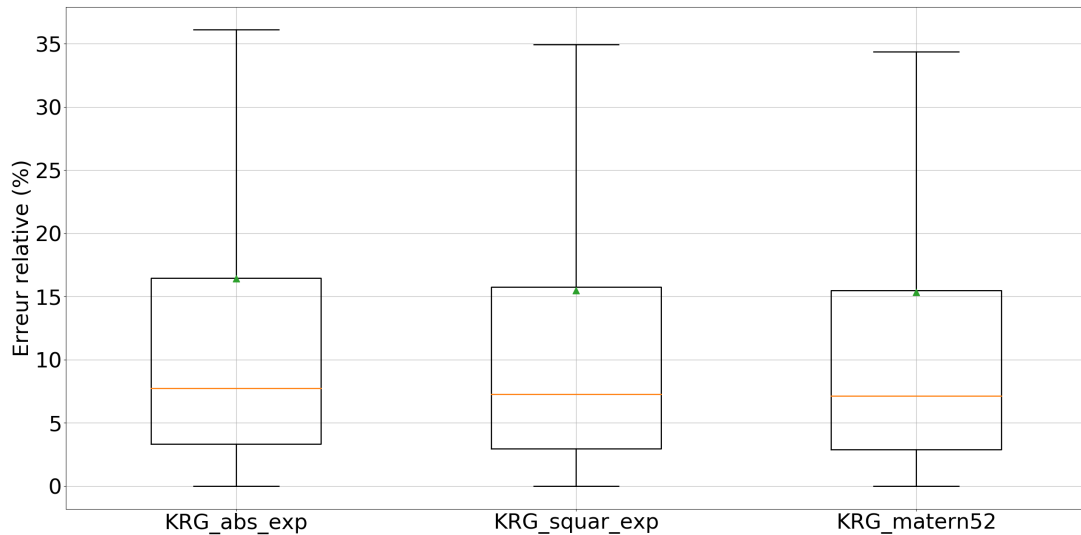


FIGURE 4.6 – Comparaison des statistiques d'erreur pour 3 fonctions de corrélations du Krigeage.

Le paramétrage retenu pour chacune des méthodes est donné dans le tableau 4.2.

Méthode	Paramétrage sélectionné
Régression linéaire	Régularisation avec fonction moindre carré
Régression polynomiale	Polynôme d'ordre 2
Krigeage	Fonction de tendance linéaire et noyau Matérn $\frac{5}{2}$
SVM	Noyau linéaire
CP	Polynôme d'ordre 2
K-PLS	Fonction de tendance linéaire, noyau Matérn $\frac{5}{2}$ et 3 composantes principales

TABLE 4.2 – Paramétrage des méthodes pour le scénario "paires différentielles".

Apprentissage itératif

L'apprentissage itératif est donc exécuté en choisissant un critère d'arrêt légèrement modifié par rapport à celui utilisé dans le chapitre 3. Ainsi, un critère double est utilisé. Premièrement l'erreur cible est fixée à 5% ce qui laisse une marge de diminution possible de l'erreur médiane. La deuxième partie du critère est un nombre maximal de simulations réalisées durant le processus itératif qui permet d'éviter le problème de boucle infinie. Ce

critère pourrait tout à fait être adopté dans un contexte de conception de carte réelle pour lequel des contraintes temporelles et de disponibilité des ressources de calcul existent. Le temps nécessaire à la simulation d'une seule configuration de la carte, constaté à l'étape précédente, est de 34 minutes. En admettant que le temps imparti pour réaliser les simulations soit de 5 jours, cela fait un total de 212 simulations. Ce critère est adopté comme critère d'arrêt. Le pas itératif est fixé à 20% du nombre de points d'apprentissage de l'itération précédente. Les 100 simulations réalisées à l'étape précédente, sont utilisées comme point de départ de l'algorithme itératif.

L'évolution de l'erreur médiane de chaque métamodèle est affichée en figure 4.7. A la vue de cette figure, il peut être aisément constaté qu'aucun métamodèle ne converge vers l'erreur cible. L'algorithme est arrêté automatiquement par le second critère d'arrêt qui concerne le nombre maximal d'exécutions du simulateur électromagnétique. On constate que, quel que soit le métamodèle (à part le polynôme d'ordre 2), l'augmentation de la taille de l'échantillon d'apprentissage n'entraîne qu'une faible décroissance de l'erreur. Ainsi pour le Krigeage par exemple, l'erreur médiane passe de 7,2% pour 100 points à 5,8% pour 208 points. Concernant la régression polynomiale d'ordre 2, l'erreur décroît fortement passant ainsi de 37% à 16%. L'erreur médiane de la régression linéaire, de la SVM et du chaos polynomial ne diminue que très peu. La K-PLS à 3 composantes principales suit la même tendance que le Krigeage mais possède une erreur plus élevée.

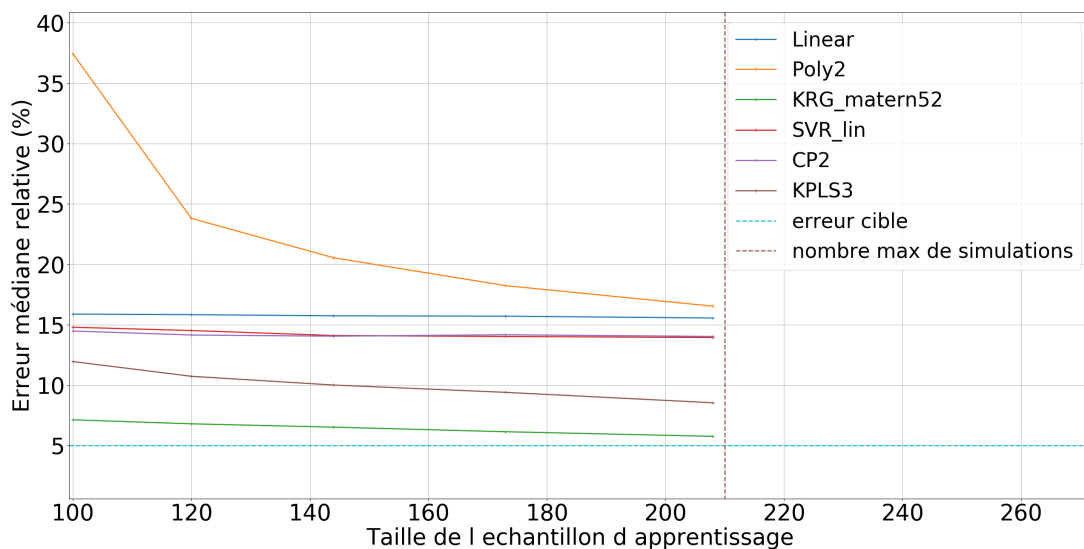


FIGURE 4.7 – Évolution de l'erreur médiane lors du processus itératif d'apprentissage du scénario "paires différentielles".

Le Krigeage possède l'erreur médiane finale la plus faible (5,8%) et est donc sélectionné bien que celui-ci n'atteigne pas l'erreur cible. En effet, l'erreur médiane obtenue est très proche de l'erreur cible mais celle-ci ne décroît que très peu. Pour atteindre le critère, il faudrait poursuivre le processus itératif ce qui engendrerait un coût de calcul supplémentaire qui n'est pas nécessairement requis dans le cas présent. Le métamodèle est donc retenu pour la phase d'exploitation qui va suivre.

4.2.4 Exploitation

La première étape de la phase d'exploitation du métamodèle consiste à réaliser une analyse de sensibilité paramétrique. Pour cela, la méthode de Sobol, basée sur l'analyse de la variance, est réalisée sur un échantillon de taille 10^4 , estimé par le métamodèle. Le résultat est donné en figure 4.8 sous forme de boîtes à moustaches des indices de Sobol sur la bande de fréquence étudiée. Le paramètre prépondérant identifié est la distance L de changement de couche de la piste seule dont l'indice médian est de 66%. Il n'est pas étonnant que ce paramètre soit prépondérant étant donné que celui-ci contrôle le positionnement du via signal et donc la position de la désadaptation d'impédance engendrée. Apparaît alors un phénomène de résonance déterminé par L et la fréquence. Le paramètre D_C , avec un indice médian de 6,6%, joue sur le chemin emprunté par le courant retour de la piste C et donc sur cette désadaptation d'impédance. Les paramètres de distances D_{AB} et D_{BC} ont une influence similaire de l'ordre de 6% ce qui signifie que le rapprochement des pistes entre elles tend à augmenter le rayonnement de la carte. Enfin l'influence de D_{An} semble minime et très inférieure à ce qui a été observé par l'analyse de Morris. Les autres paramètres ont des indices médians inférieur à 2% et sont donc non influent.

Dans cette étude de cas, la piste seule semble être le contributeur le plus important au rayonnement total de la carte. Pour confirmer cette observation, la puissance totale rayonnée est calculée par simulation individuellement pour chaque piste (paires différentielle A et B et piste single-ended) dans la configuration où les paramètres sont à leurs valeurs nominales. La figure 4.9 illustre ainsi la réponse en fréquence obtenue. Les courbes orange et bleue correspondent à la puissance totale rayonnée par les paires différentielles A et B respectivement. Il apparaît que le rayonnement de chacune des pistes tend à croître avec la fréquence, avec une pente plus importante pour les paires différentielles, comme attendu. Le niveau de rayonnement des paires différentielles est globalement faible comparé à la celui de la piste single-ended tracé en vert (environ 20 dB d'écart sur toute la bande). La somme des 3 puissances totales rayonnées est calculée, en passant au préalable les valeurs

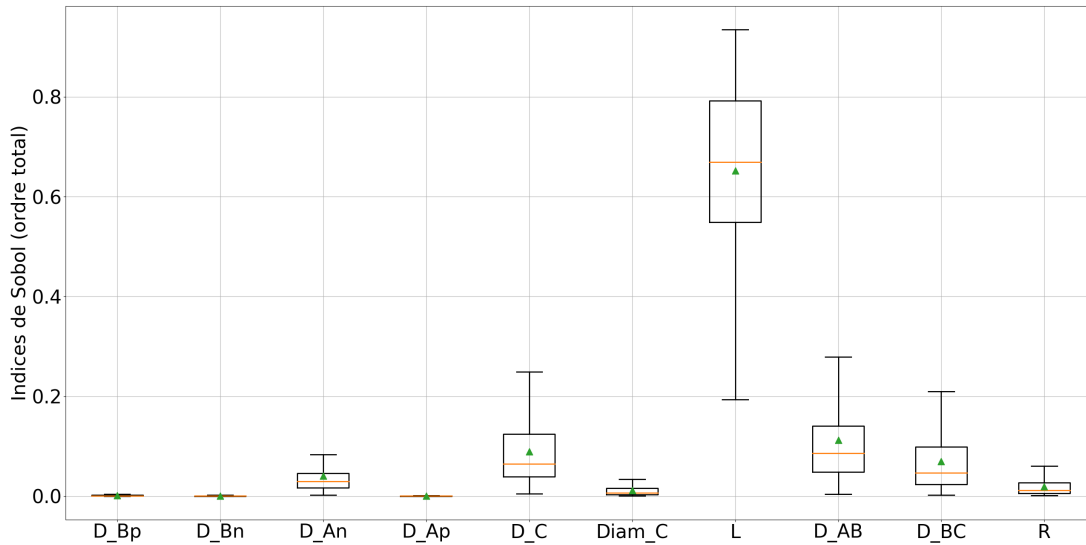


FIGURE 4.8 – Analyse de Sobol du scénario "paires différentielles".

en échelle linéaire. La réponse totale est ainsi tracée en rouge. On constate que celle-ci est très proche de la réponse de la piste single-ended seule, même si l'écart semble se creuser légèrement à partir de 6 GHz. Cela corrobore l'observation précédente et montre que la piste single-ended seule est le contributeur majeur du rayonnement total de la carte.

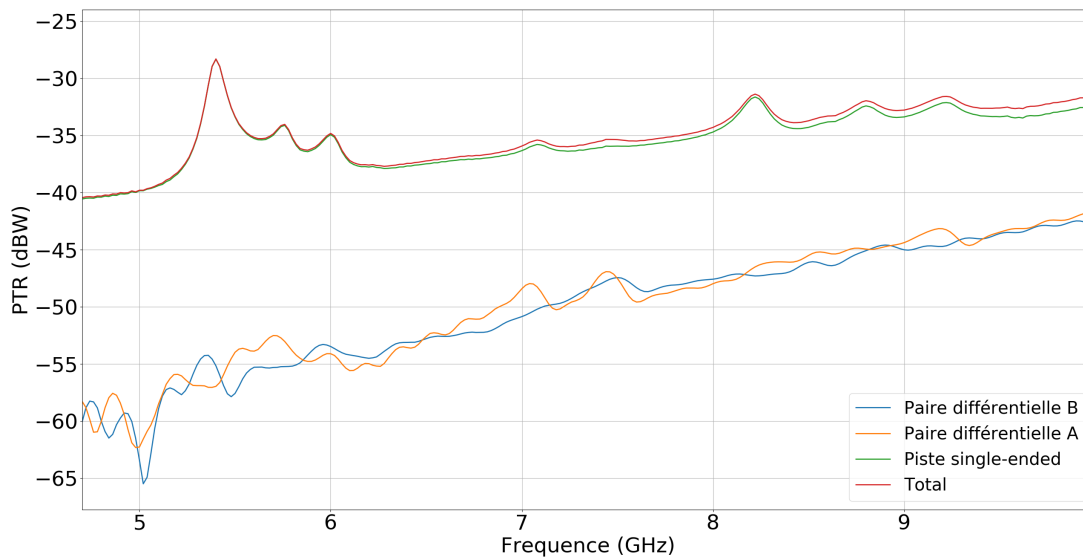


FIGURE 4.9 – Puissance totale rayonnée calculée individuellement pour les paires différentielles A et B, et pour la piste single-ended.

L'analyse de Sobol montre que le choix des paramètres L et D_C est important afin de

limiter la puissance totale rayonnée. Le placement des vias de paires différentielles, compte tenu de la prépondérance du rayonnement de la piste seule n'ont pas d'effet significatif sur le rayonnement global.

L'analyse de valeurs extrêmes est alors réalisée en estimant, par le métamodèle, un échantillon aléatoire de taille 2×10^5 et en isolant 5% des réalisations extrêmes soit 10000. La sélection des réalisations extrêmes se fait sur le maximum de la puissance totale rayonnée pour la configuration paramétrique étudiée, tel que calculé sur toute la bande de fréquence considérée. L'analyse de la densité de probabilité des paramètres, d'une part sur l'échantillon total (en bleu) et d'autre part sur l'échantillon extrême (en orange) est illustrée en figure 4.10. Sur la figure 4.10a on identifie deux pics de valeurs extrêmes à $L_1 = 24 \text{ mm}$ et $L_2 = 32 \text{ mm}$ ce qui montre l'existence de résonances créées par la désadaptation d'impédance. Pour tenter d'expliquer ces résonances, les réponses du métamodèles pour différentes longueurs de ligne seront examinées ci-après. La plage de valeurs $[5 - 20] \text{ mm}$ contient très peu de valeurs extrêmes et est donc à préconiser. Concernant le paramètre D_C , dont la distribution est illustrée en figure 4.10b, on constate que des valeurs élevées de la distance du via de masse augmente les probabilités d'apparition de valeurs extrêmes ce qui est cohérent puisque le via de masse détourne le courant retour de son "chemin" idéal, proportionnellement à la distance. Il est donc préférable de placer le via de masse au plus proche du via de piste. La distribution du paramètre D_{AB} est beaucoup plus uniforme. Par conséquent, rien ne permet de dégager une tendance significative. De fait, ceci montre que le rapprochement des paires différentielles a peu d'effet sur le rayonnement total de la carte. On note cependant que la plage de valeurs $[11 - 12] \text{ mm}$ contient moins de valeurs extrêmes. A l'inverse, le paramètre D_{BC} a une distribution beaucoup plus marquée qui montre que le rapprochement de la piste seule avec la paire différentielle B augmente la probabilité de valeurs extrêmes.

Les deux pics de valeurs extrêmes, identifiés pour L_1 et L_2 sur la figure 4.10a sont liés à des phénomènes de résonances de la piste C. Ces valeurs particulières sont à mettre au regard de la fréquence. Pour cela, l'examen de l'histogramme des fréquences pour lesquelles la puissance totale est maximale est effectué. Cette analyse est réalisée sur l'échantillon de valeurs extrêmes de taille 10^4 , isolé à l'étape précédente. L'histogramme ainsi obtenu, illustré en figure 4.11, s'analyse comme suit. Entre 5,25 GHz et 5,45 GHz, 443 réalisations extrêmes de puissance totale rayonnée sont comptabilisées ce qui représente une part faible (4,4%) du total de toutes les réalisations. La majorité des réalisations extrêmes de puissance totale rayonnée se situe entre 9,55 GHz et 9,95 GHz avec 9404 réalisations, soit

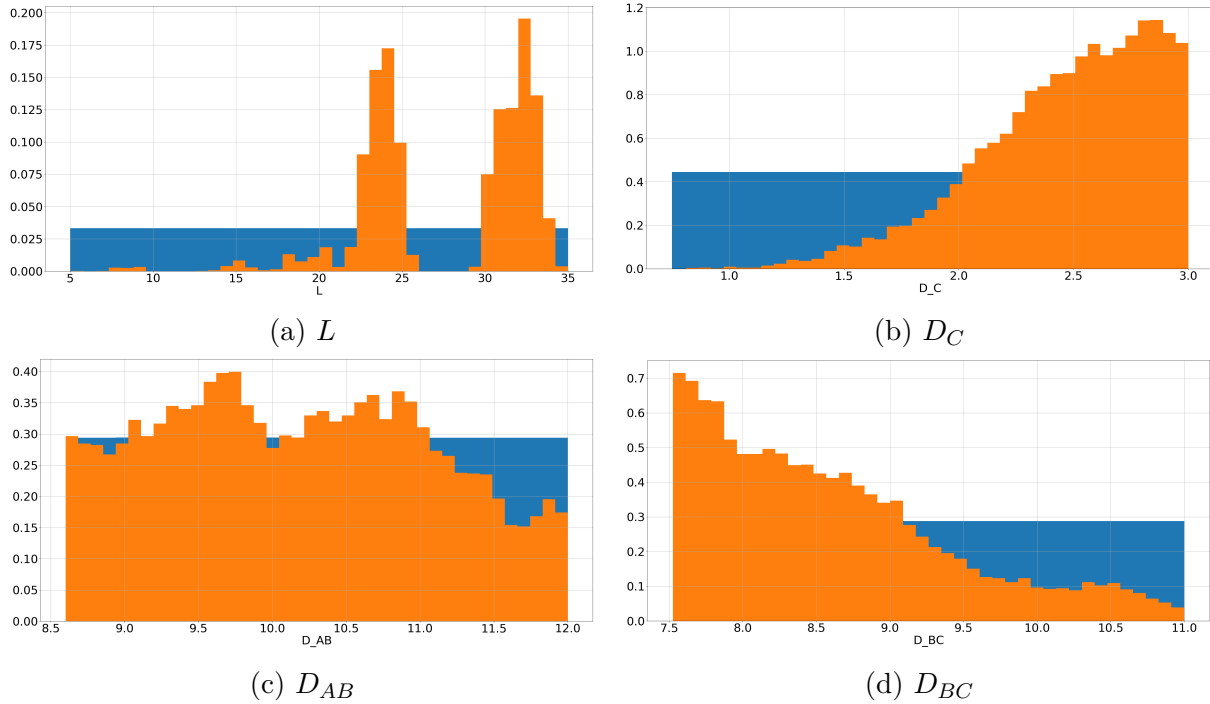


FIGURE 4.10 – Distribution de probabilité des paramètres pour un échantillon de puissance totale rayonnée extrême sur le scénario "paires différentielles".

94%. Cela signifie que l'analyse des valeurs extrêmes, illustrée en figure 4.10, a été effectuée majoritairement pour des fréquences élevées comprises dans cet intervalle. Les résonances relevées pour L_1 et L_2 ont donc lieu pour des fréquences comprises entre 9,55 GHz et 9,95 GHz. Prenons $f_r = 9,7 \text{ GHz}$ comme valeur moyenne. On peut ainsi calculer la longueur d'onde associé :

$$\lambda_g = \frac{c}{\sqrt{\varepsilon_{eff}} f_r}$$

Où ε_{eff} est la constante diélectrique effective, égale à 3,2 dans le cas présent, et c est la vitesse de propagation du signal dans le vide. L'application numérique donne $\lambda_g = 17 \text{ mm}$. Le calcul du rapport entre la longueur d'onde et les distances L_1 et L_2 donne :

- $\frac{L_1}{\lambda_g} = 1,4$, soit environ une longueur d'onde et demi.
- $\frac{L_2}{\lambda_g} = 1,9$, soit environ deux longueur d'onde.

A partir des distributions observées en figure 4.10, une proposition de règles de routage peut être faite. Celle-ci est donnée dans le tableau 4.3

Pour valider les règles de routage, l'expérience suivante est menée. Un échantillon de

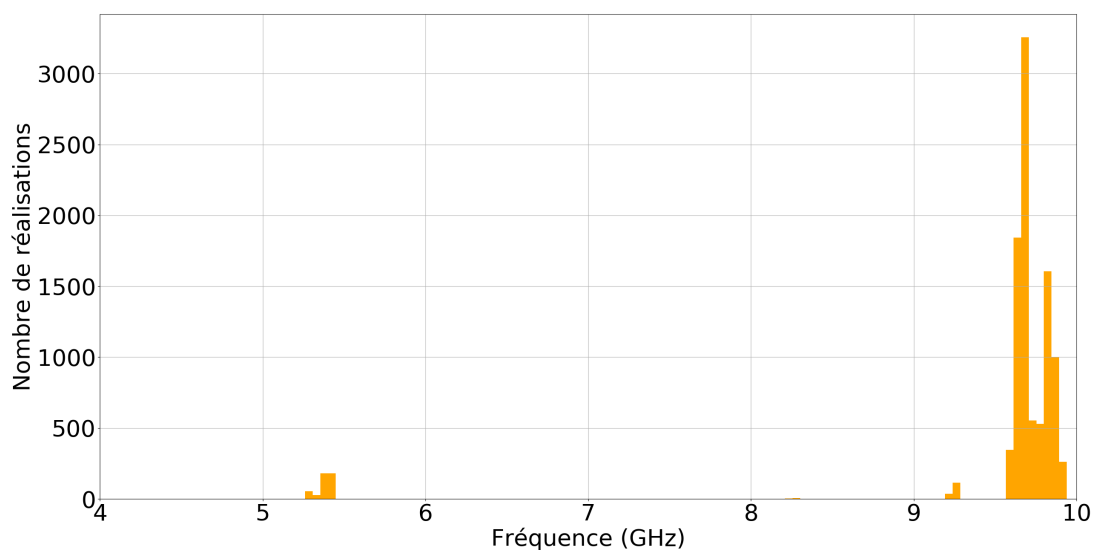


FIGURE 4.11 – Histogramme des fréquences de maximum de puissance totale rayonnée.

Règle	Restriction
1	$L < 20 \text{ mm}$
2	$D_C = 0.75 \text{ mm}$
3	$D_{BC} > 9 \text{ mm}$

TABLE 4.3 – Proposition de règles de routage du scénario "paires différentielles".

taille 10^5 est tiré aléatoirement sur toutes les variables d'entrée, non contraintes, et la puissance totale rayonnée résultante est estimée par le métamodèle. L'histogramme des valeurs de PTR est tracé en bleu sur la figure 4.12. Ensuite, un nouvel échantillon de même taille est tiré aléatoirement, mais cette fois-ci sur l'espace des paramètres restreint par la règle 1 ($L < 20 \text{ mm}$). La PTR est de nouveau estimée puis tracé en orange. La même opération est répétée en ajoutant séquentiellement les règles 2 ($D_C = 0,75 \text{ mm}$), puis 3 ($D_{BC} > 9 \text{ mm}$). La règle 2 consiste à fixer la distance du via de masse de la piste C au minimum de l'intervalle (0,75 mm). Cet ajout séquentiel des règles permet de visualiser quantitativement leur effet sur la distribution de PTR. En l'occurrence, on constate que l'ajout successif des règles de routage diminue les valeurs de PTR. L'application de la première règle fait passer le quantile à 99% de -29,6 dBW à -30,2 dBW. L'ajout de la règle 2, puis 3, diminue le quantile de respectivement 0,8 dB et 0,4 dB. L'application des 3 règles de routage permet de faire passer le quantile à 95% de -29,6 dBW à -31,4 dBW, soit une diminution de presque 2 dB.

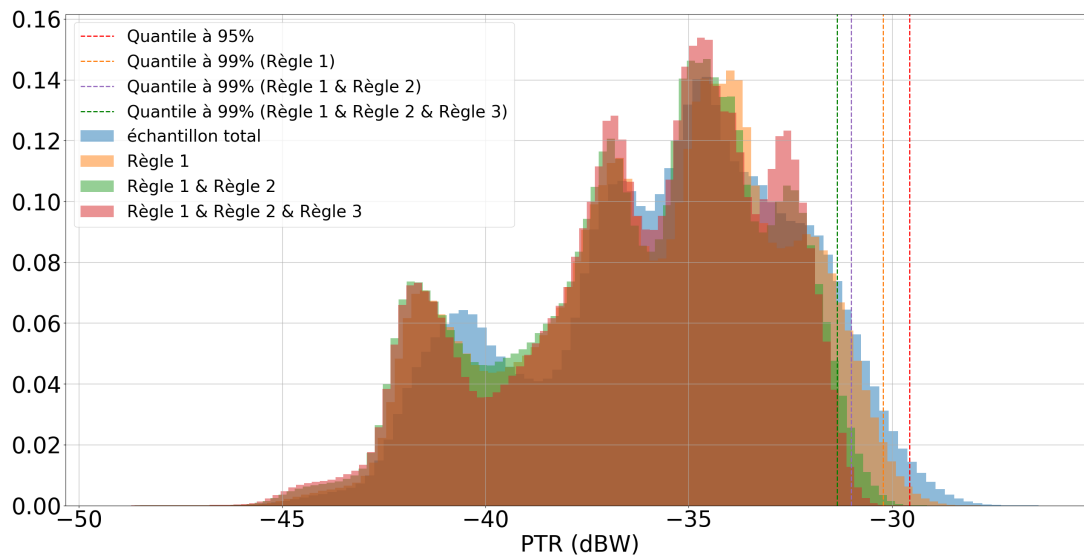


FIGURE 4.12 – Histogrammes de la puissance rayonnée pour différentes règles de routage.

Bilan

Le scénario défini a permis d'étudier l'effet du choix de placement de vias de masse lors de changement de couche de paires différentielles et d'une piste. Les résultats suivants ont été obtenus :

- Un métamodèle de type Krigeage a été entraîné grâce à la méthode itérative. Quatre paramètres sur les 14 ont été éliminés et l'erreur obtenue à la fin du processus itératif d'apprentissage est de 5,8% avec 208 simulations.
- L'analyse de sensibilité a montré que la puissance totale rayonnée de la carte est majoritairement influencée par la piste single-ended et, plus particulièrement, par la distance de son changement de couche et le placement de son via de masse. Le placement des vias de masses des paires différentielles a peu d'effet.
- L'analyse de valeurs extrêmes a permis de fixer des règles de conception sur la bande de fréquence étudiée qui, une fois appliquées, ont permis de réduire la PTR d'un peu moins de 2 dB.

4.3 Étude de cas numéro 2 : Scénario diaphonie

L'étude suivante est un cas de diaphonie inter-piste. Les problématiques traitées dans cette étude se rapprochent davantage de problématiques d'intégrité du signal ce qui permettra de démontrer l'utilité et la pertinence de la méthode dans un cas différent. La principale différence avec les scénarios traités jusqu'à maintenant est que l'observable de sortie varie en fonction du temps et non de la fréquence. Cependant, le temps étant discrétisé, celui-ci sera traité comme la variable fréquence dans les chapitres précédents. Ainsi, un métamodèle sera entraîné pour chaque valeur discrète de la variable temps. La seconde différence est qu'en intégrité du signal, les valeurs seuils de l'observable de sortie sont connues, il est donc plus facile de définir des règles de routage vis-à-vis de ces seuils.

Dans une première sous-partie, le cas d'étude sera identifié puis décliné en scénario. La méthode d'apprentissage sera appliquée et le métamodèle obtenu sera exploité afin de définir des règles de conception.

4.3.1 Identification du scénario

La situation identifiée, comme la précédente, est issue de cas récurrents critiques implémentés sur les cartes dans des contextes de contraintes de densification. Elle s'intéresse à la protection de signaux sensibles vis-à-vis de signaux agresseurs comme des signaux d'horloge. Cette situation est implémentée dans l'outil de vérification de règles de routage CEM de CST Studio (CST Board Check) dont le principe pourrait être déployé dans les outils de CAO. Il est donc pertinent de s'intéresser à la manière dont est décrit ce scénario dans CST. L'outil offre à l'utilisateur la possibilité de fixer différentes règles qui font l'objet d'une vérification sur la carte lorsque celui-ci sera exécuté.

La figure 4.13 reprend les différents schémas paramétriques de la situation, décrits dans la documentation de CST. La piste rouge est le signal critique qui doit être isolé. Il est possible de l'isoler soit en laissant une distance avec les autres pistes ou bien en plaçant une barrière de vias de masse de part et d'autre de la piste. Ces deux cas sont représentés en figures 4.13a et 4.13b, respectivement. L'utilisateur doit définir des limites concernant la distance minimale entre la piste critique et les autres pistes, ainsi que la distance maximale entre les vias, lorsqu'une barrière de vias de masse est utilisée. La figure 4.13c illustre un paramètre de tolérance sur l'angle d'approche de la piste parasite (en bleu) pour laquelle la règle est ignorée. Plus précisément, si la piste bleue approche le signal critique avec un angle droit ou contenu dans la tolérance, la piste n'est pas prise

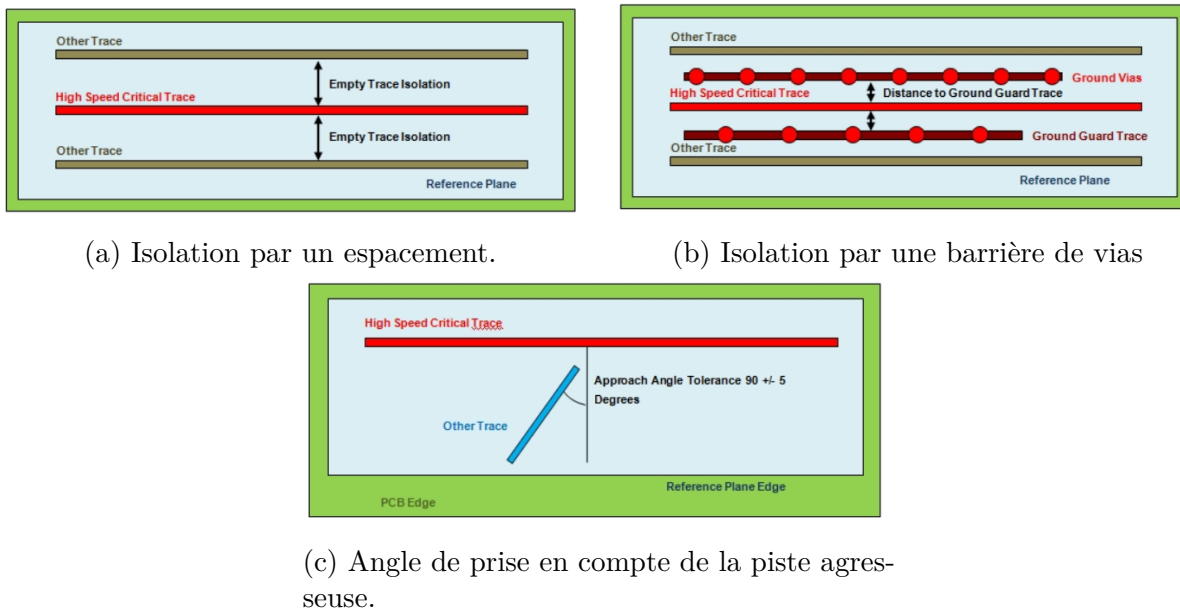


FIGURE 4.13 – Différents schémas définissant les paramètres de la situations.

en compte dans la vérification des règles.

L'utilisateur doit renseigner des règles concernant les paramètres suivants :

- Distance minimale entre le signal critique et les autres pistes.
- Longueur de piste minimale de prise en compte des pistes en dessous de laquelle, la piste est ignorée.
- Distance maximale entre les vias de masses de la barrière de vias.
- Tolérance sur l'angle d'approche de la piste parasite.

Les limites à fixer pour ces paramètres sont autant de valeurs que l'utilisateur doit choisir et renseigner dans l'outil de vérification. Or, celles-ci ont une influence importante sur les performances d'intégrité de signal de la carte. La règle communément adoptée est d'isoler le signal critique d'une distance minimale, dépendante de la hauteur de diélectrique et de la largeur de piste. Cependant, les objectifs liés à la miniaturisation des cartes rendent souhaitable une plus grande proximité des pistes afin de densifier le routage. Dans l'objectif de disposer de règles adaptées à chaque situation, nous proposons d'étudier un scénario représentatif avec l'outil de métamodélisation. L'étude se focalisera sur le cas de la figure 4.13a.

4.3.2 Présentation

Le scénario proposé pour étudier la situation physique décrite dans le paragraphe précédent est illustré en figure 4.14. Il est composé de deux pistes, l'une jouant le rôle de l'agresseur (piste 1 en orange) et l'autre victime (piste 2 en bleu). La piste portant le signal d'agression est excitée par une tension $u(t)$ représentée également sur la même figure. Les paramètres identifiés sont la distance d entre les pistes, les longueurs L_1 , L_2 , et largeurs W_1 et W_2 des deux pistes, la hauteur de diélectrique h ainsi que le temps de montée T_r du signal agresseur. Les terminaisons des pistes, qui ne sont pas représentées ici, sont à impédance fixe de 50Ω . Les sorties observées sont les tensions $u_{NEXT}(t)$ et $u_{FEXT}(t)$ mesurées de part et d'autre de la piste victime en fonction du temps. Ceci constitue une différence importante avec les scénarios précédents car nous cherchons à reproduire, par le biais d'un métamodèle, un phénomène temporel.

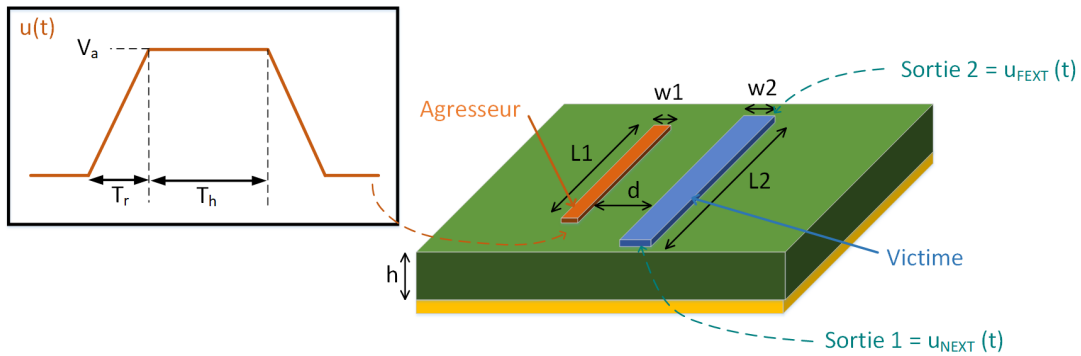


FIGURE 4.14 – Description du scénario "diaphonie".

Les intervalles de valeurs attribués à chaque paramètre sont donnés dans le tableau 4.4.

Paramètre	Description	Intervalle
h	Hauteur de diélectrique	$[0.06, 1.2]$ mm
W_1, W_2	Largeurs des pistes	$[0.08, 0.8]$ mm
L_1, L_2	Longueurs des pistes	$[10, 300]$ mm
d	Distance entre les pistes	$[0.08, 0.8]$ mm
T_r	Temps de monté du signal agresseur	$[0.1, 5]$ ns

TABLE 4.4 – Définition des paramètres du scénario "diaphonie".

Du fait que les variables h , W_1 et W_2 ne soient pas fixes, les lignes ont une impédance caractéristique variable. Ce choix permet d'une part d'étudier l'influence de ces paramètres

sur la diaphonie et d'autre part de couvrir l'ensemble des possibilités de conception. La séparation d entre les pistes varie entre W_{min} et $10W_{min}$. La hauteur de substrat h varie dans un intervalle de valeur basé sur les règles édictées dans le guide de routage Thales. Le temps de montée du signal agresseur varie entre 0,1 et 5 ns, qui sont des temps représentatifs des signaux numériques utilisés sur les cartes. A noter que, par rapport à la figure 4.14, T_h est constant à 10 ns, par conséquent la période du signal $u(t)$ est variable. Le scénario est mis en place sous CST Studio, paramétré avec le solveur temporel. La simulation temporelle est exécutée sur une durée de 60 ns avec 10001 points ce qui donne une résolution temporelle de 6 ps. La durée de simulation est choisie de telle sorte à couvrir au moins une période du signal.

Le paragraphe suivant décrit quelques points théoriques permettant de décrire approximativement le scénario de façon analytique.

Théorie approximative

La description théorique faite ici n'est qu'une description approximative du phénomène en jeu. En effet, on considère ici que les lignes de transmission ont une impédance caractéristique constante, ce qui est d'autant plus faux que les lignes sont proches. De plus, cette théorie part du principe que les lignes ont la même longueur ce qui n'est pas le cas du scénario décrit plus haut. Cette description théorique permet tout de même de connaître les paramètres en jeu dans les expressions des tensions NEXT (Near-End Crosstalk) et FEXT (Far-End Crosstalk). La description qui va suivre est inspirée de la référence [67].

Le signal se propageant sur une ligne de transmission, appelée ligne d'agression, crée des variations de tension et de courant qui induisent à leur tour un champ électrique et magnétique à proximité de la ligne. Ainsi, un couplage capacitif et inductif apparaissent et induisent, respectivement, un courant et une tension dans la ligne à proximité, appelée ligne victime. La figure 4.15 représente le schéma électrique équivalent de la situation. Chaque cellule élémentaire de ce schéma équivalent représente une longueur élémentaire d_x de la ligne de transmission, significativement plus faible que la longueur d'onde.

L'onde progressive, se propageant sur la ligne d'agression, est à l'origine de générateurs élémentaires de courants et de tensions induites sur la ligne victime dépendants de la capacité mutuelle C'_m (diaphonie capacitive) et de l'inductance mutuelle L'_m (diaphonie inductive), toutes deux définies par unité de longueur.

Nous proposons dans un premier temps de décrire la diaphonie capacitive. Le généra-

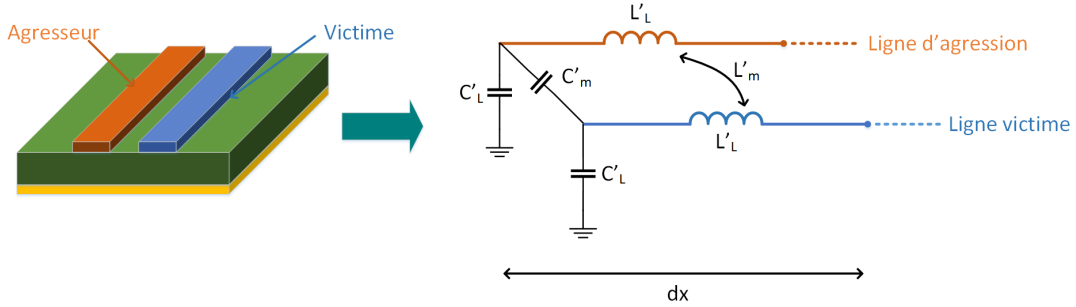


FIGURE 4.15 – Circuit équivalent du couplage entre la ligne d’agression et la ligne victime en utilisant des éléments localisés.

teur de courant élémentaire induit dans la ligne victime est décrit par :

$$I_c = C_m \frac{dV}{dt}$$

Où I_c est le courant total induit sur la piste victime par la montée au potentiel de la ligne d’agression, C_m est la capacité de couplage mutuelle. Elle est calculée sur la distance totale parcourue par le signal, se propageant de l’entrée vers la sortie de la ligne, sur la durée T_r pendant laquelle la dérivée est considérée comme constante et nulle partout ailleurs :

$$C_m = C'_m \times \Delta_x = C'_m \times v \times T_r$$

Où C'_m est la capacité par unité de longueur, Δ_x est la distance parcourue par le signal durant le front montant, v est la vitesse de propagation et T_r est le temps de montée du signal. Ainsi le courant total injecté sur la piste victime s’écrit :

$$I_c = C'_m \times v \times T_r \times \frac{V_a}{T_r} = C'_m \times v \times V_a$$

Où V_a est la tension du signal agresseur. On constate ici que le courant injecté sur la ligne victime ne dépend pas du temps de montée du signal.

Le courant induit se répartit dans les deux directions (Near-End et Far-End) de la ligne victime comme le montre la figure 4.16 qui n’illustre que le courant induit par la capacité mutuelle. Le courant circulant dans la résistance de terminaison du côté "Near-End" est nul à $t = 0$ mais croit immédiatement après avec un temps de montée T_r jusqu’à un niveau qui ne dépend pas de ce temps de montée pour atteindre un plateau de durée $2T_D$ qui correspond au temps de propagation des courants induits sur la ligne au fur et

à mesure de l'onde progressive qui s'établit sur la ligne d'agression vers l'origine de la ligne. Ici, T_D est le temps de propagation du signal d'agression sur la ligne, signal qui lorsqu'il parvient à la seconde extrémité de ligne génère un courant induit rétro-propagé vers l'origine de la ligne à laquelle il parviendra au bout d'un nouveau temps T_D . La situation est totalement différente dans le cas du courant parcourant la ligne victime dans la direction opposée. En effet, dans la direction "Far-End", le courant induit s'ajoute à chaque noeud et ce simultanément avec le signal d'agression se propageant dans la même direction.

L'amplitude de saturation du courant du côté "Near-End" s'écrit :

$$I_c = \frac{1}{2} \frac{1}{2} C'_m vV = \frac{1}{4} C'_m vV$$

La première division par 2 est dû au fait que seule la moitié du courant se propage dans la direction "Near-End". La deuxième division par 2 prend en compte la dispersion du courant sur une durée totale de $2T_D$.

De même, l'amplitude de saturation du courant du côté "Far-End" s'écrit :

$$I_c = \frac{1}{2} C'_m l \frac{V_a}{T_r}$$

Où l est la longueur des lignes.

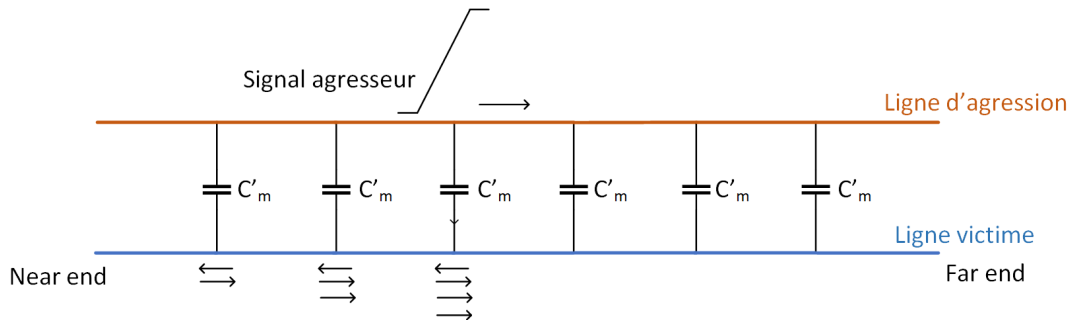


FIGURE 4.16 – Circuit équivalent du couplage capacitif entre la ligne d'agression et la ligne victime montrant uniquement les capacités mutuelles de couplage.

Le courant induit, calculé par le biais de la tension induite par l'inductance mutuelle, se comporte de la même façon que le courant capacitif et ne sera pas décrit ici.

La figure 4.17 montre les signatures caractéristiques des tensions obtenues du côté "Near-End" et "Far-End", cumulant à la fois le couplage capacitif et inductif.

En tenant compte de l'impédance caractéristique de la ligne d'agression et de la ligne

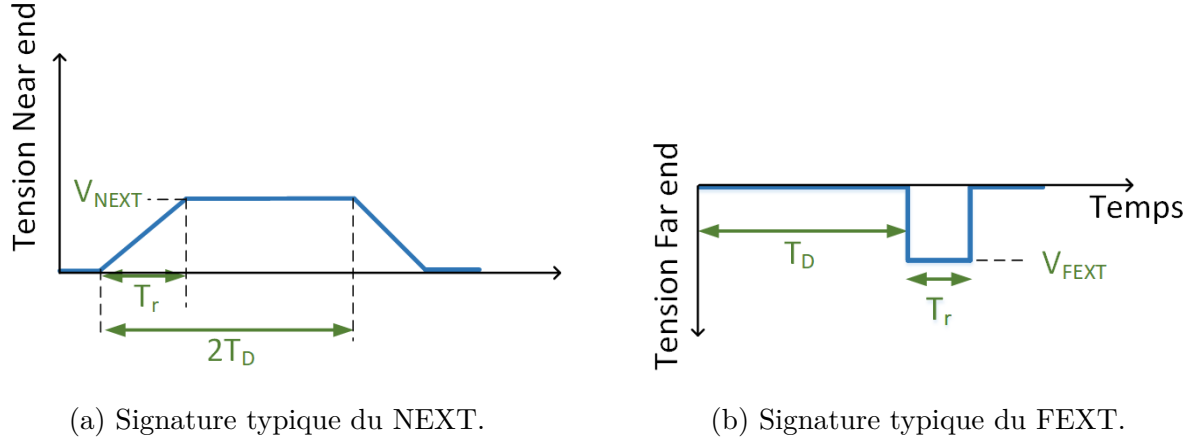


FIGURE 4.17 – Signature typique du NEXT et du FEXT en fonction du temps.

victime définie par L_L et C_L , on peut montrer que dans le cas où $T_r < 2T_D$, les tensions V_{NEXT} et V_{FEXT} s'écrivent :

$$V_{NEXT} = \frac{V_a}{4} \left(\frac{C'_m}{C_L} + \frac{L'_m}{L_L} \right) \quad (4.2)$$

$$V_{FEXT} = \frac{V_a T_D}{2T_r} \left(\frac{L'_m}{L_L} - \frac{C_{m'}}{C_L} \right) \quad (4.3)$$

La présence du signe moins dans l'expression de la tension FEXT est liée au fait que le courant, induit par le biais de l'inductance mutuelle, circule dans le sens opposé du courant induit par la capacité mutuelle, tandis que ces courants s'ajoutent pour le NEXT.

4.3.3 Apprentissage

Cette sous-partie est dédiée à l'apprentissage du métamodèle. L'analyse de l'espace d'entrée ne sera pas réalisée dans le cas présent car le nombre de variables est faible.

Changement de la définition de l'erreur

L'erreur utilisée jusqu'à présent, définie dans l'équation 2.2, permet de calculer des écarts sur des valeurs à l'échelle logarithmique de l'observable de sortie. Cependant, les observables de sorties à estimer, dans le cas présent, sont des tensions pouvant être nulles ce qui peut mener à des cas pour lesquels l'erreur n'est pas définie, du fait de la division par 0. Pour contrecarrer ce défaut, nous ajoutons une condition dans le calcul de l'erreur

qui précise que l'erreur est calculée si et seulement si la valeur de la sortie simulée et la valeurs de la sortie estimée par le métamodèle sont toutes deux supérieures à 10 mV.

Paramétrage des méthodes

Cette étape consiste à comparer les performances des méthodes de métamodélisation afin de sélectionner le paramétrage associé à chacune d'entre elle. Pour cela un échantillon de taille 70 est constitué par tirage aléatoire uniforme sur chaque variable d'entrée. Les sorties de chaque réalisation de l'échantillon sont calculées par le simulateur. L'entraînement des différents métamodèles est ensuite effectué sur la base de cet échantillon. Dans ce paragraphe, seule la comparaison des performances des différents noyaux du Krigeage sera illustrée.

La figure 4.18 montre ainsi la dispersion de l'erreur relative de chaque métamodèle pour le NEXT et le FEXT. Dans les 2 cas, c'est le Krigeage avec la fonction de corrélation Matérn $\frac{5}{2}$ qui l'emporte avec une erreur médiane de 26,1% pour le NEXT. Concernant le FEXT, c'est le noyau Gaussien qui est retenu car celui-ci donne une erreur médiane de 18,9%.

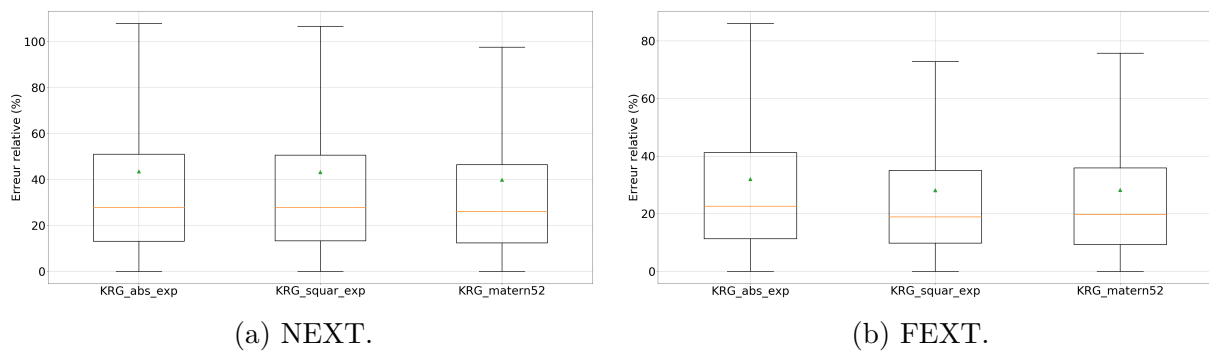


FIGURE 4.18 – Comparaison des erreurs de prédiction du NEXT et du FEXT pour plusieurs noyaux du Krigeage.

Le même type de comparaison est effectué pour chacun des paramètres respectifs des méthodes. Le paramétrage retenu pour chaque méthode est résumé dans le tableau 4.5 pour la sortie NEXT et FEXT.

Le chaos polynomial n'a pas été appliqué car le temps d'apprentissage est trop important.

Méthode	Paramétrage sélectionné	
	NEXT	FEXT
Régression linéaire	"Least square"	"Least square"
Régression polynomiale	degré = 2	degré = 2
Krigeage	Tendance constante et noyau Matérn $\frac{5}{2}$	Tendance constante et noyau Gaussien
SVM	Noyau polynomial de degré 2	Noyau polynomial de degré 2

TABLE 4.5 – Paramétrage de chaque méthode pour l'apprentissage du scénario "diaphonie".

Apprentissage itératif

L'apprentissage itératif des métamodèles retenus est réalisé avec les paramètres suivants :

- Un nombre de point initial égal à $10 \times D = 70$. Les simulations effectuées à l'étape précédente sont réutilisées.
- Un pas d'enrichissement de 20% du nombre de points de l'itération précédente.
- Un critère d'arrêt du processus itératif de 10% d'erreur relative médiane et un nombre maximum de simulations de 520, ce qui limite à 12 le nombre d'itérations.

La figure 4.19 montre l'évolution de l'erreur médiane à chaque itération de l'algorithme itératif. Que ce soit pour l'apprentissage du NEXT ou du FEXT, l'algorithme ne converge pas vers l'erreur cible et s'arrête au bout de 12 itérations. En effet, c'est le critère du nombre maximum de simulations qui entraîne la sortie de l'algorithme. Le métamodèle SVM a une erreur médiane plus élevée que les autres modèles. De plus, celle-ci ne diminue pas avec l'augmentation de la taille de l'échantillon. Cette méthode n'est donc pas appropriée à ce scénario. Les erreurs médianes de la régression linéaire et de la régression polynomiale d'ordre 2 diminuent assez faiblement. Sur le NEXT, par exemple, l'erreur de la régression polynomiale ne passe que de 27% à 24% de l'itération 4 à 12. De même, sur le FEXT celle-ci semble constante à 20% à partir de l'itération 6.

Le Krigeage possède une erreur médiane globalement plus faible que les autres métamodèles et son évolution présente une diminution plus marquée. Sur le NEXT, son erreur médiane passe de 26% à 12% de l'itération 1 à 10. A partir de l'itération 10, l'erreur se stabilise et ne diminue presque plus ce qui tend à montrer qu'il ne sert à rien de poursuivre l'apprentissage itératif. Concernant le FEXT, le processus itératif d'apprentissage permet de faire passer l'erreur médiane du Krigeage de 19% à 13%, ce qui représente une assez faible diminution. Dans tous les cas, le Krigeage l'emporte sur les autres métamodèles et sera retenu comme méthode de substitution au modèle initial bien qu'ayant une erreur médiane qui ne satisfait pas le critère. L'erreur médiane obtenue, pour le NEXT et le

FEXT est suffisamment proche de l'erreur cible pour que le métamodèle soit exploité.

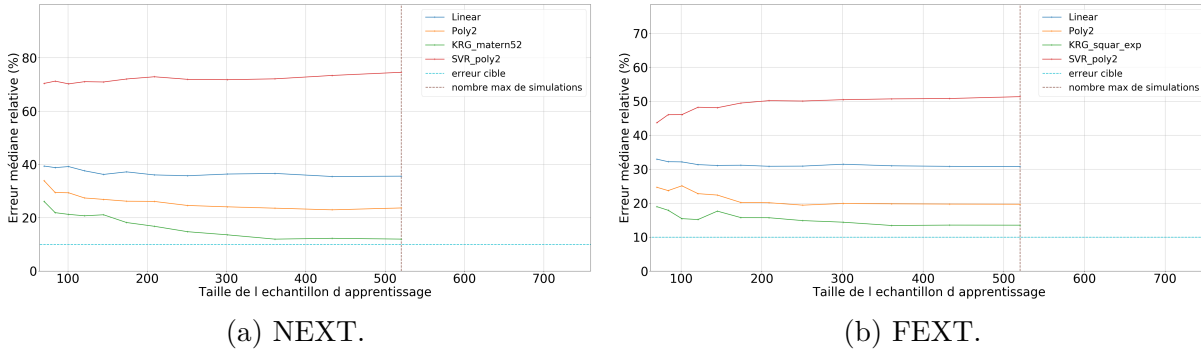


FIGURE 4.19 – Évolution de l'erreur relative de prédiction du NEXT et du FEXT lors du processus d'apprentissage itératif.

Les différents temps de calcul associés à l'exécution du processus itératif sont résumés dans le tableau 4.6. Le temps de calcul total est composé du temps de simulation des 520 réalisations et du temps d'apprentissage total cumulé à chaque itération.

Étapes	Temps (min)
Simulation des réalisations d'apprentissage	3031
Apprentissage des métamodèles (NEXT)	43
Apprentissage des métamodèles (FEXT)	42
Total	3116 (52 heures)

TABLE 4.6 – Bilan des temps de calcul pour l'apprentissage du scénario "diaphonie".

4.3.4 Visualisation des prédictions

Afin de visualiser la qualité des prédictions du métamodèle, un échantillon de test est constitué puis estimé d'une part par le simulateur et d'autre part par le métamodèle. La figure 4.20 affiche ainsi les sorties obtenues pour 4 réalisations aléatoires. Les réalisations 1, 3 et 4 sont bien reproduites par le métamodèle : les allures des courbes sont similaires et les écarts de niveau de tension observés sont inférieurs à quelques mV. La réalisation 2 semble moins bien estimée par le métamodèle, ce qui peut s'expliquer par la nature plus chaotique de la réponse due à un temps de montée faible. Les niveaux de tension sont également plus élevés (200 mV).

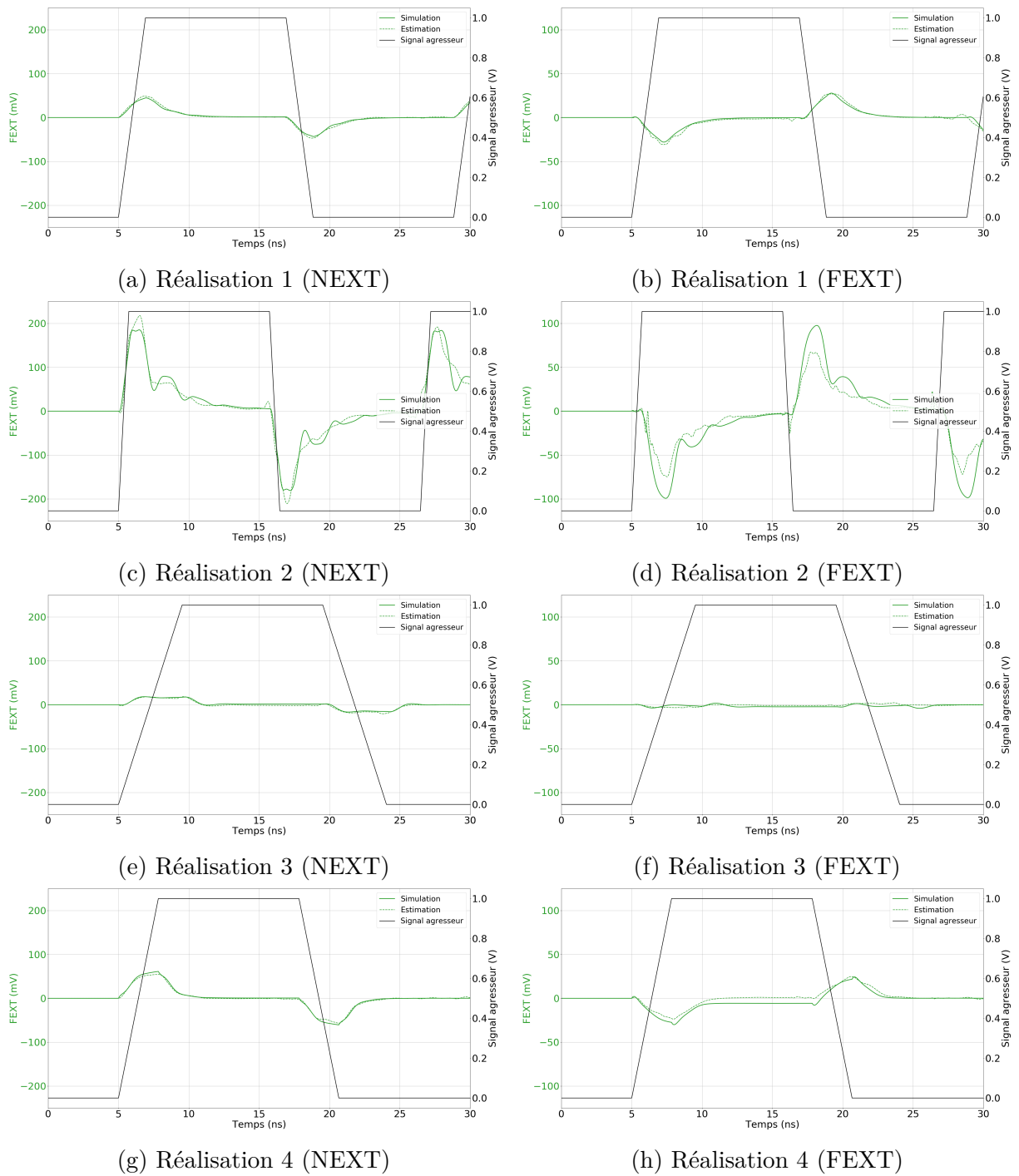


FIGURE 4.20 – Estimations du NEXT et du FEXT par le métamodèle sur 3 réalisations.

4.3.5 Analyse de Sobol

L'analyse de Sobol est ensuite réalisée avec un échantillon de taille 10^4 . Nous nous intéressons ici au maximum de NEXT et de FEXT. Avant de réaliser l'analyse de Sobol, les niveaux maximum de NEXT et de FEXT en fonction du temps sont donc sélectionnés, puis les indices de Sobol sont calculés. La figure 4.21 donne ainsi les indices de Sobol pour le NEXT et le FEXT. Concernant le NEXT, le paramètre prépondérant est la distance d entre les lignes avec un indice normalisé de 26%. Ce paramètre n'apparaît pas dans l'équation 4.2, mais est en fait inclus dans le calcul de la capacité et l'inductance mutuelle (C'_m et L'_m). Ces deux termes sont en effet proportionnels à l'inverse du logarithme de cette distance. Il n'est donc pas étonnant qu'il soit le paramètre prépondérant. Vient ensuite le temps de montée avec un indice de 23%. Cette observation peut sembler contre-intuitive étant donné que T_r n'intervient pas dans le calcul du NEXT (voir équation 4.2). Cependant cette équation n'est valide que dans le cas où le NEXT est établi, c'est-à-dire pour des longueurs de ligne suffisamment grande devant le temps de montée du signal agresseur. Plus particulièrement, il faut que $T_r < 2T_D$. Dans le cas contraire, le NEXT ne peut s'établir et son amplitude dépend de T_r , il n'est donc pas surprenant de constater un indice de sensibilité élevé pour ce paramètre. La hauteur de diélectrique a également un indice important de 22%, celui-ci influençant l'impédance caractéristique matricielle des deux lignes couplées. Les longueurs de lignes L_1 et L_2 arrivent ensuite avec des indices de l'ordre de 13%. W_1 et W_2 ont une influence très faible.

Concernant le FEXT, le paramètre prépondérant est le temps de montée T_r avec un indice de 40% alors que le paramètre de distance d , a contrario, possède une influence beaucoup plus faible de 2,7%. Cela peut sembler surprenant car on s'attendrait à ce que la distance influence largement l'amplitude du FEXT. Cette observation permet simplement d'affirmer que le temps de montée T_r , pris dans son intervalle, induit plus de variance de la sortie FEXT que la distance d . Dans le calcul du FEXT, c'est le rapport $\frac{T_D}{T_r}$ (voir équation 4.3) qui prédomine, ainsi quand T_r tend vers de petites valeurs l'amplitude du FEXT augmente de façon inversement proportionnelle à T_r , tout paramètre étant constant par ailleurs. Cela explique les grandes variations d'amplitude du FEXT observées quand T_r diminue. A l'inverse quand Les paramètres L_1 et L_2 ont un indice de Sobol de respectivement 21% et 18%. h est légèrement moins influent avec un indice de 14%. Enfin W_1 et W_2 ont une influence négligeable devant les autres paramètres.

En conclusion, les paramètres de la carte à maîtriser pour limiter les niveaux de bruits NEXT et FEXT sont le temps de montée du signal agresseur, la distance séparant les

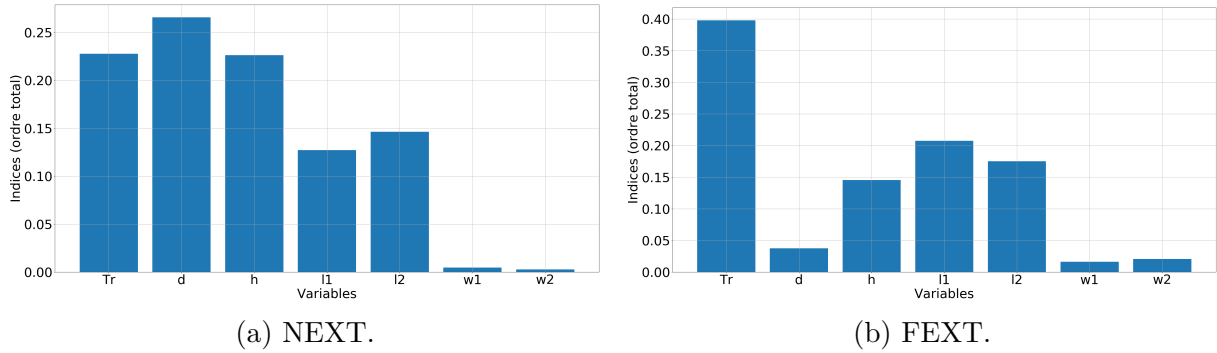


FIGURE 4.21 – Indices de Sobol du NEXT et du FEXT.

lignes, les longueurs de ligne, et la hauteur de diélectrique.

4.3.6 Définition de règles de conception

Cette sous-partie a pour objectif de proposer des règles de conception permettant d'atteindre des critères sur le NEXT et le FEXT dans deux cas distincts. Le premier est le cas où aucun paramètre de conception n'est connu d'avance. Il s'agit donc de proposer des règles de conception dans un cas général. Le second est un cas pour lequel le temps de montée est donné par la spécification du composant et les paramètres de l'empilage h , W et ε_r sont connus.

La limite communément utilisée pour la diaphonie NEXT et FEXT est de 2,5% de l'amplitude du signal agresseur. Dans le cas présent, V_a étant égale à 1 V, les valeurs de NEXT et de FEXT tolérées sont :

$$NEXT(t) < 25 \text{ mV} \quad FEXT(t) < 25 \text{ mV}$$

Cas général

Ce paragraphe a pour objectif de proposer des règles de conception permettant d'atteindre les critères sur le NEXT et le FEXT dans un cas général. Pour cela l'étude statistique suivante va être effectuée. Un échantillon de taille 2×10^5 , tiré aléatoirement, est évalué par le métamodèle. Les configurations permettant d'atteindre des amplitudes de NEXT et FEXT inférieures à 25 mV seront isolées et l'histogramme de chaque paramètre sera examiné. Cette représentation permet ensuite de proposer des règles de conception qui seront vérifiées, par l'évaluation d'un échantillon secondaire, restreint par les règles.

La figure 4.22 représente ainsi les histogrammes de T_r , d , L_1 , L_2 et h sur l'échantillon respectant les critères de NEXT et de FEXT fixés. Les distributions des paramètres de l'échantillon initial sont affichées en bleu à titre indicatif. L'analyse de la figure 4.22a indique que des valeurs élevées de T_r augmentent la probabilité de respecter les critères ce qui est tout à fait logique puisque le FEXT est inversement proportionnel à T_r d'après l'équation 4.3. Le même constat est fait pour la distance d en figure 4.22b. Cependant la distribution des valeurs est moins marquée, sans doute à cause de l'influence plus limitée sur le FEXT. Les distributions de L_1 et L_2 en figures 4.22c et 4.22d semblent similaires ce qui est logique puisque la longueur de couplage est définie par la plus petite longueur des lignes. On note que la probabilité de respecter les critères décroît lorsque les longueurs augmentent de 1 mm à 75 mm puis, puis reste constante et assez faible jusqu'à 300 mm, ce qui signifie que seules des valeurs faibles de lignes permettent d'atteindre plus sûrement les critères. Enfin, la distribution de h donnée en figure 4.22e, indique que des valeurs faibles d'épaisseur de diélectrique sont à privilégier pour augmenter la probabilité de respecter les limites de NEXT et de FEXT. Les couplages inductif et capacitif sont également proportionnels au logarithme de la hauteur, ce qui explique cette tendance.

A partir de ces histogrammes, les règles de conception du tableau 4.7 sont proposées.

Paramètre	Règle
d	> 0.5 mm
T_r	> 3 ns
L_1 et L_2	< 80 mm

TABLE 4.7 – Règles de conception du scénario "diaphonie".

Nous proposons maintenant de vérifier ces règles de conception. Pour cela, une vérification à deux niveaux est considérée. La première est une vérification par le métamodèle qui a l'avantage d'être rapide puisque l'échantillon est évalué dans un temps très court. La seconde est une vérification par le modèle initial qui est plus coûteuse, car elle nécessite de simuler un échantillon de contrôle. Elle est en revanche plus fiable car aucune approximation n'est faite sur les données.

Commençons par la première. Deux échantillons de taille 10^5 sont évalués par le métamodèle. Le premier est échantillonné sur l'espace des paramètres initial, et le second sur l'espace des paramètres restreint par les règles. La médiane des valeurs de NEXT et de FEXT ainsi que le quantile à 95% sont tracés en figure 4.23 pour les deux cas. On constate qu'après l'application des règles, les quantiles de NEXT et de FEXT, représentés

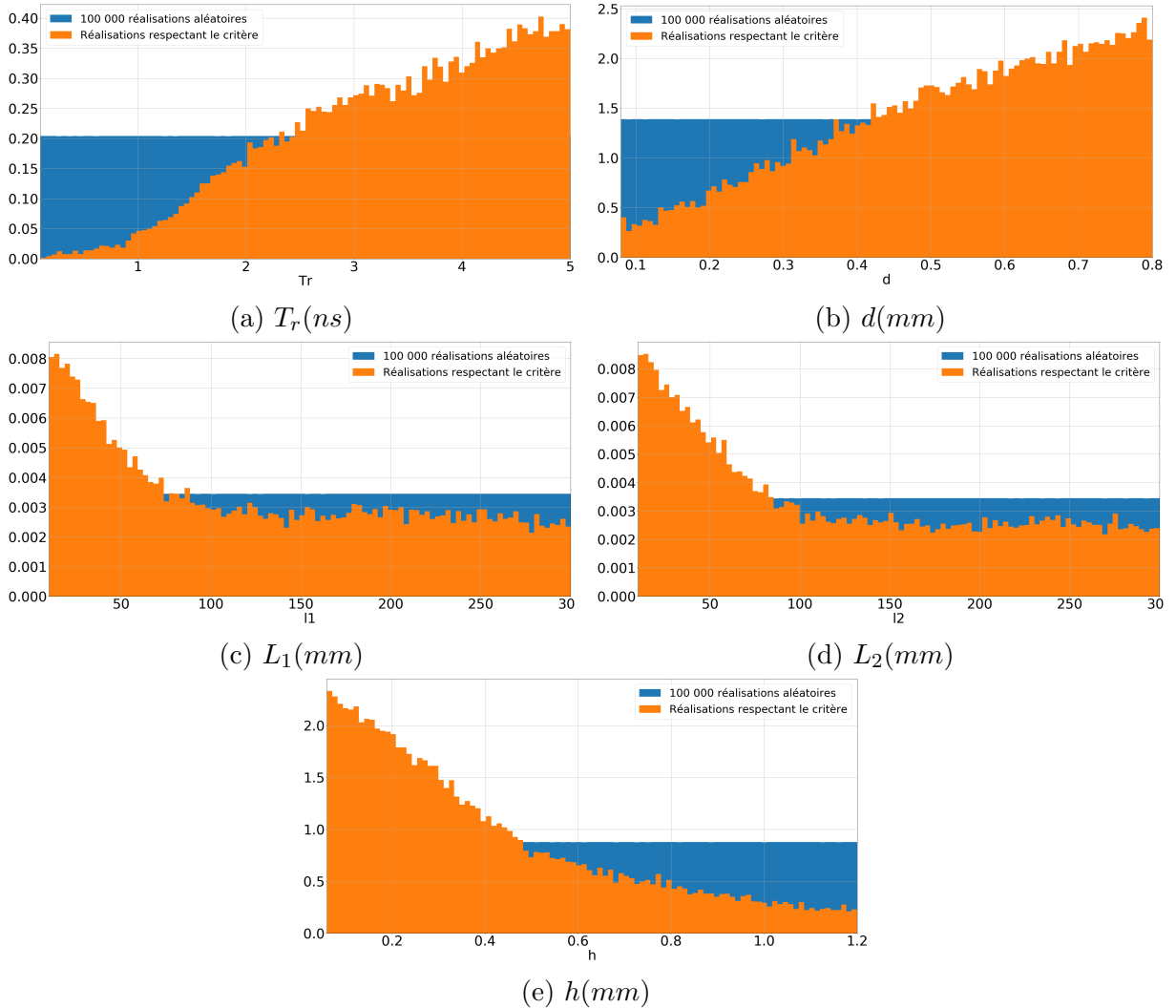


FIGURE 4.22 – Histogrammes des paramètres sur l'échantillon initial, en bleu, et sur l'échantillon respectant les limites de NEXT et de FEXT, en orange.

en vert, sont compris dans les 25 mV de bruit toléré. Cela signifie que plus de 95% des configurations de paramètres respectant les règles, sont dans la marge de bruit tolérée. Cela valide donc les règles proposées. Il est à noter que les règles peuvent être ajustées et que la visualisation de la distribution des valeurs se fait en temps réel, grâce à la rapidité de calcul du métamodèle.

Le second niveau de validation est réalisé par la simulation du modèle initial. Un échantillon de taille 400 est tiré aléatoirement sur l'espace des paramètres restreint par les règles de conception. Bien que cet échantillon soit de taille limitée par rapport à celui évalué par le métamodèle, il permet tout de même d'avoir une bonne idée de la bonne

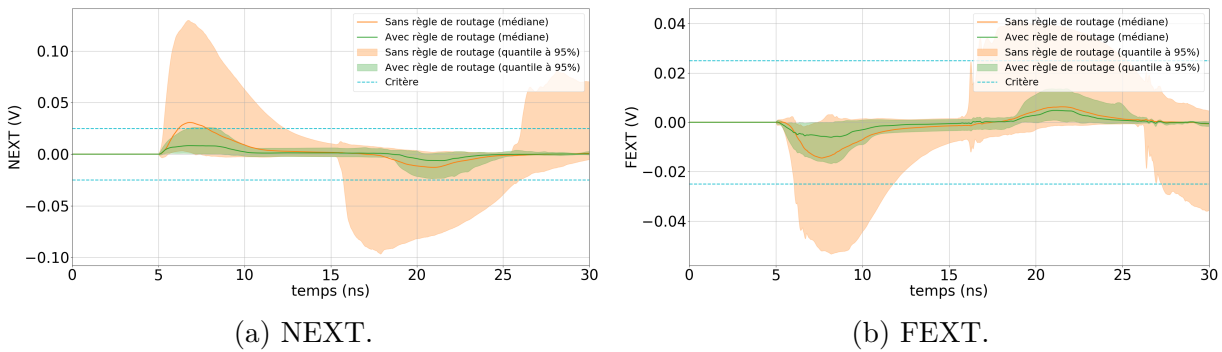


FIGURE 4.23 – Répartition des valeurs estimées de NEXT et de FEXT avant et après application des règles de conception.

tenu des marges de NEXT et FEXT considérées. La valeur médiane ainsi que le quantile à 95% des valeurs simulées de NEXT et de FEXT sont tracées en fonction du temps en figure 4.24. Pour le NEXT en figure 4.24a, la limite de 25 mV est dépassée de 1,5 mV par le quantile, ce qui ne représente pas une violation significative du seuil. Pour le FEXT, les valeurs sont bien contenues dans les limites. Cette vérification par la simulation du modèle initial montre d'une part, que les règles de conception proposées sont valides et d'autre part, que le métamodèle entraîné permet tout à fait de réaliser une exploitation paramétrique de la situation physique étudiée.

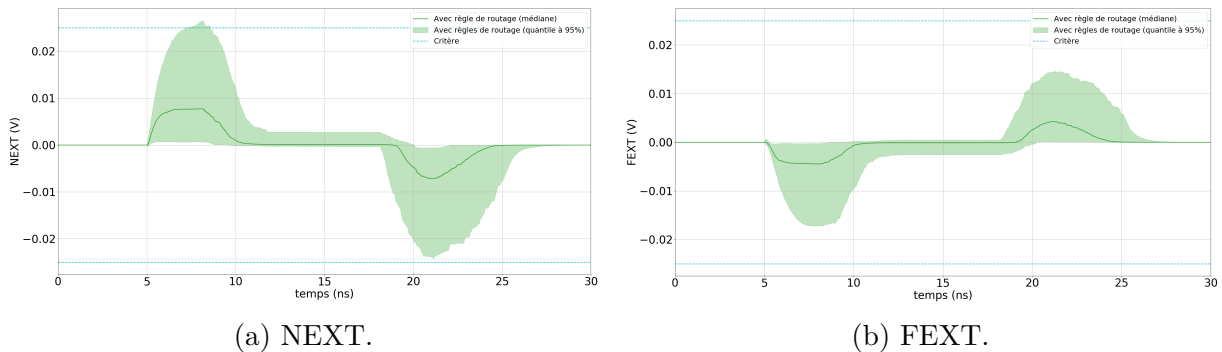


FIGURE 4.24 – Répartition des valeurs simulées de NEXT et de FEXT après application des règles de conception.

Cependant, ces règles de conception peuvent être trop restrictives. En effet, la tenue de ces règles n'est pas toujours possible. Par exemple, des temps de montée plus rapide que 3 ns sont souvent rencontrés sur les cartes. Il est alors possible de faire des études au cas par cas. Un exemple est proposé dans le paragraphe suivant.

Cas particulier

Nous proposons maintenant d'étudier un cas particulier pour lequel certains paramètres de conception sont fixés. Nous souhaitons, dans cet exemple, définir des règles sur une liaison SPI (Serial Peripheral Interface) dont les signaux sont cadencés avec une fréquence d'horloge de l'ordre de 50 MHz soit une période du signal de 20 ns. Le temps de montée est de l'ordre du dixième de la période soit 2 ns. Nous supposons de plus que l'empilage a été défini en amont avec un substrat de type FR4 de constante diélectrique $\varepsilon_r = 4,3$, une hauteur de diélectrique de $100 \mu\text{m}$ et des largeurs de piste de $200 \mu\text{m}$. Nous cherchons alors les valeurs de L_1 , L_2 et d permettant de respecter les limites supérieures de 25 mV de NEXT et de FEXT.

La règle suivante est proposée :

$$d > 350 \mu\text{m}$$

Les longueurs des lignes peuvent donc varier sur l'entièreté de leur intervalle. La figure 4.25 montre alors la répartition des valeurs de NEXT et de FEXT en fonction du temps, avant et après application de la règle de conception. On constate que la règle de conception sur d permet effectivement de respecter les marges de bruit tolérées sur le NEXT et le FEXT puisque le quantile à 95% maximum sur le temps passe de 67 mV à 20 mV pour le NEXT. Pour le FEXT on constate que 95% des valeurs étaient déjà en dessous de la limite de 25 mV avant même l'application de la règle, ce qui n'est pas étonnant compte tenu du temps de montée choisi pour ce cas particulier.

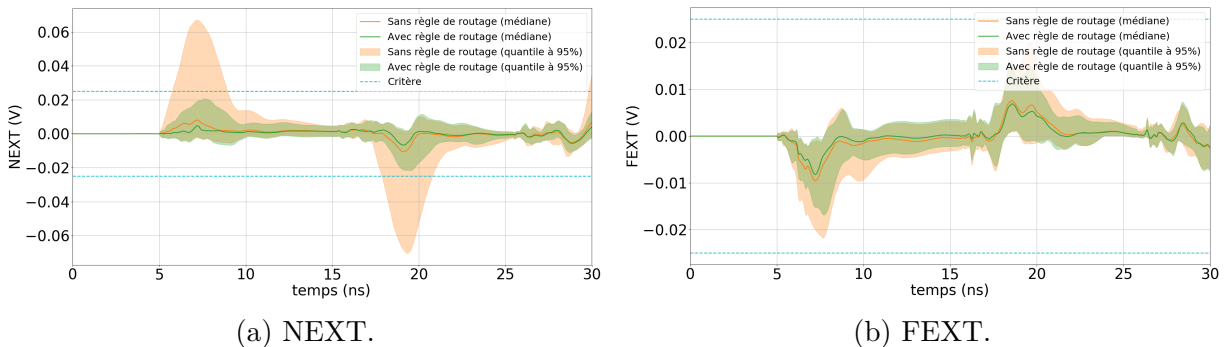


FIGURE 4.25 – Répartition des valeurs de NEXT et de FEXT avant et après application des règles de conception dans un cas particulier.

Bilan

Le scénario défini a permis d'étudier le bruit en diaphonie généré par une piste propageant un signal agresseur sur une piste victime sous l'influence de plusieurs paramètres de conception. Les résultats suivants ont été obtenus :

- Deux métamodèles de type Krigeage ont été entraînés de manière itérative afin de reproduire les tensions NEXT et FEXT sur la ligne victime. L'erreur relative médiane obtenue à la fin du processus itératif est de l'ordre de 12% pour les deux métamodèles, obtenue avec 520 simulations.
- L'analyse de sensibilité a montré que le NEXT est principalement influencé par la distance séparant les lignes, le temps de montée du signal agresseur, la hauteur de diélectrique et les longueurs de lignes. Le FEXT dépend lui majoritairement du temps de montée.
- L'examen des distributions statistiques des paramètres pour des configurations de carte respectant des marges de bruits de 25 mV a permis de mettre en place des règles de conception pour la situation étudiée. Ces règles ont pu être validées par la comparaison des distributions des valeurs de NEXT et de FEXT, avant et après application des règles. Le résultat est que les règles $d > 0,5 \text{ mm}$, $T_r > 3 \text{ ns}$, $L_1 < 80 \text{ mm}$ et $L_2 < 80 \text{ mm}$ permettent de contenir les tensions NEXT et FEXT en dessous de 25 mV.

4.4 Description de l'outil d'exploitation de métamodèles

Les différentes analyses paramétriques, effectuées dans les parties précédentes, qui permettent de définir des règles de routage, ont été implémentées au sein d'un outil permettant ainsi de visualiser plus facilement les résultats. Il s'agit d'une interface Homme-Machine qui offre la possibilité d'interagir en temps réel avec le métamodèle.

Lors de l'exécution de l'outil, ce dernier propose à l'utilisateur de choisir le métamodèle à exploiter. Les métamodèles disponibles sont issus de la bibliothèque de métamodèles correspondant à l'ensemble des scénarios physiques déjà modélisés. Dans l'exemple de la figure comme le montre la figure 4.26, deux scénarios sont disponibles : le scénario "fente" et le scénario "diaphonie". Le bouton "info" permet de consulter différentes informations du scénario telles que la dénomination des paramètres ou les caractéristiques de l'observable de sortie. Le bouton "use model" importe le métamodèle en question dans l'outil.

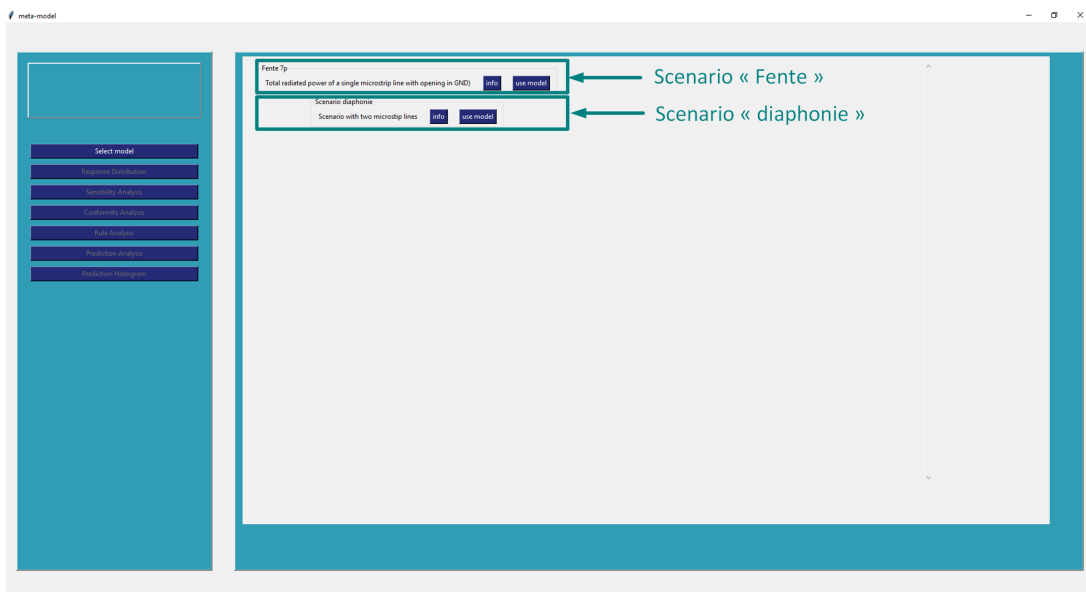


FIGURE 4.26 – Outil d'exploitation de métamodèle : choix du scénario.

La première fonctionnalité de l'outil permet d'évaluer en temps réel l'observable de sortie en fonction des paramètres d'entrée que l'utilisateur fixe via des curseurs. Cela permet de visualiser rapidement l'influence des paramètres d'entrée. Sur la figure 4.27, on identifie dans l'encadré vert, les 5 paramètres C , L , L_{fente} , h et W_{fente} du scénario "fente". Dans l'encadré rouge est tracée la prédiction en fonction de la fréquence du mé-

tamodèle. Ce tracé est mis à jour en temps réel dès lors que la position d'un curseur est modifiée au moyen de la souris.

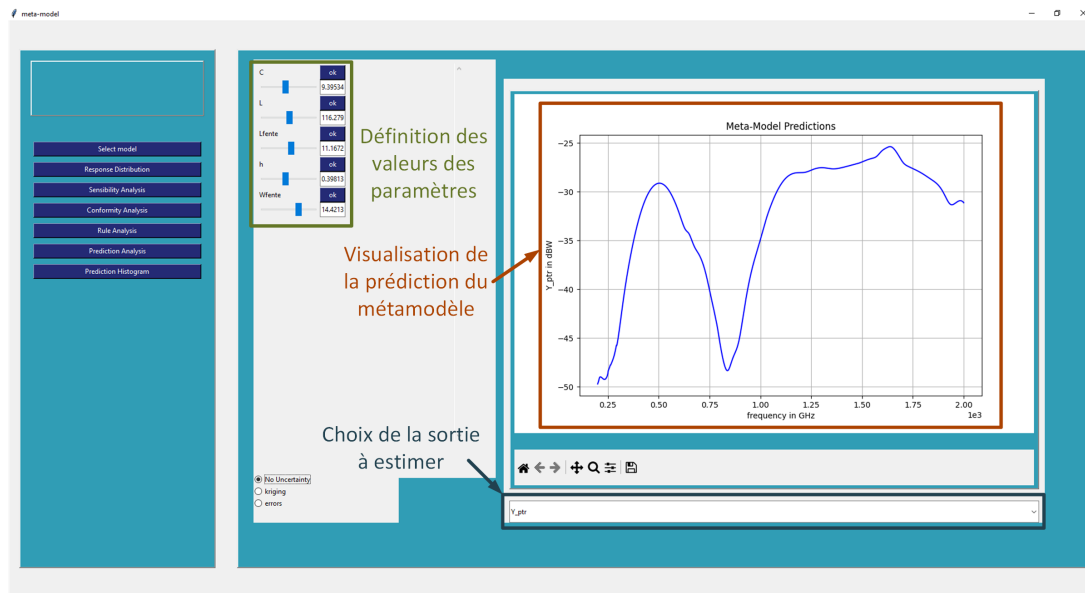


FIGURE 4.27 – Outil d'exploitation de métamodèle : visualisation des prédictions.

L'option suivante permet de réaliser l'analyse de Sobol. Pour cela, un échantillon de taille 10^4 est évalué par le métamodèle, puis les indices de Sobol sont affichés sous forme de boîtes à moustaches comme le montre la figure 4.28. L'encadré magenta permet de choisir l'affichage des indices à l'ordre 1 ou à l'ordre total. L'encadré vert permet de représenter les indices de Sobol soit sous forme de boîtes à moustaches soit en fonction de la fréquence. Enfin, l'encadré gris permet de sélectionner la sortie sur laquelle est réalisée l'analyse de Sobol.

L'option illustrée en figure 4.29, permet à l'utilisateur de fixer un seuil sur l'observable de sortie et de visualiser les configurations de paramètres d'entrée qui permettent de respecter cette limite. L'utilisateur renseigne tout d'abord, dans l'encadré vert, le seuil à appliquer à la sortie. Ici, une limite de -30 dBW est fixée sur la puissance totale rayonnée. Puis, la taille de l'échantillon que l'opérateur souhaite évaluer est fixée dans l'encadré noir, ce qui permet de réduire le temps de calcul dans le cas où l'outil est exécuté sur une machine avec peu de ressources mémoires. Le bouton "launch analysis" exécute l'évaluation de l'échantillon par le métamodèle. Pour le paramètre sélectionné, un histogramme de couleur bleue est tracé. Il représente la densité des réalisations satisfaisant la contrainte (ici un seuil de -30 dBW) en fonction de la valeur du paramètre (la largeur des intervalles,

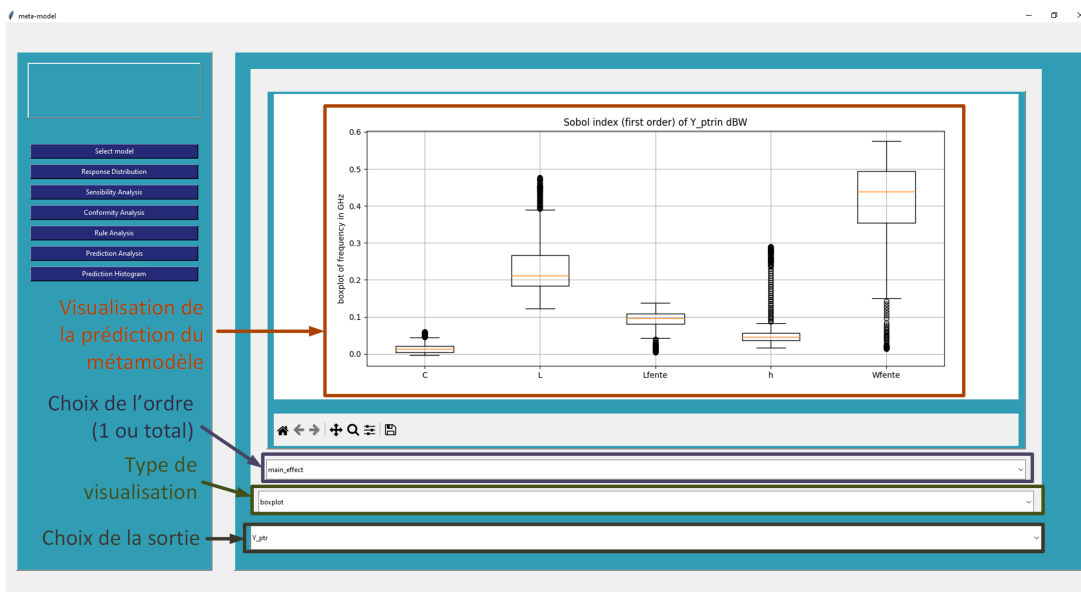


FIGURE 4.28 – Outil d'exploitation de métamodèle : visualisation des indices de Sobol.

donc des colonnes de l'histogramme est fixée par défaut). L'histogramme complémentaire des réalisations de l'échantillon initial ne satisfaisant pas la contrainte est tracé en rouge.

Cette représentation permet à l'utilisateur de proposer des règles de routage pour la bande de fréquences étudiée. Dans cet exemple, une règle est émise concernant la largeur de fente : $W_{fente} < 5 \text{ mm}$.

Enfin, la dernière option, illustrée en figure 4.30, permet de visualiser en temps réel la distribution des valeurs de sortie en fonction de limites fixées sur les paramètres d'entrée. Cela permet de vérifier que les règles de routage définies avec les options précédentes sont valides. Dans l'encadré vert, l'utilisateur fixe tout d'abord les intervalles, restreints ou non, de chaque paramètre. Dans cet exemple, la règle $W_{fente} < 5 \text{ mm}$ est fixée sur le curseur correspondant. Un échantillon de grande taille est tiré aléatoirement dans l'espace des paramètres correspondant et l'histogramme de sortie est affiché dans l'encadré rouge. Plus particulièrement, la valeur médiane en fonction de la fréquence, ainsi que les intervalles interquantiles de 20% à 80% et de 1% à 99% sont affichés. On peut ainsi vérifier que les niveaux de PTR ne dépassent pas une certaine limite. Par exemple, ici 98% des valeurs de PTR se situent en dessous de -30 dBW, ce qui valide la règle. Cette option permet d'ajuster très facilement, via les curseurs, la règle de routage dans le cas où celle-ci ne suffirait pas à atteindre le critère fixé sur la sortie.

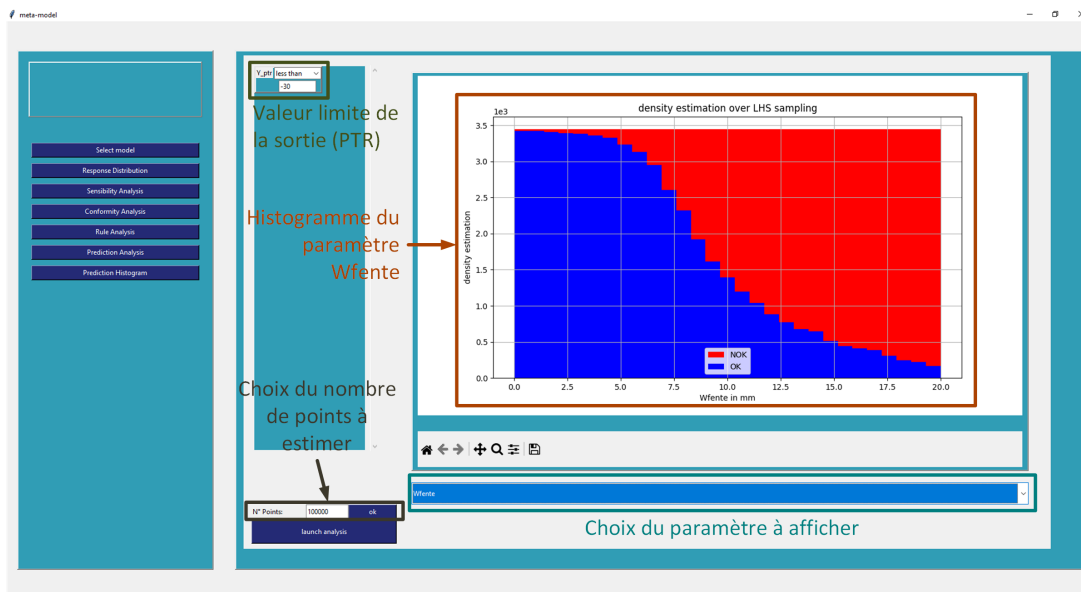


FIGURE 4.29 – Outil d'exploitation de métamodèle : histogramme des paramètres pour un sous-échantillon.

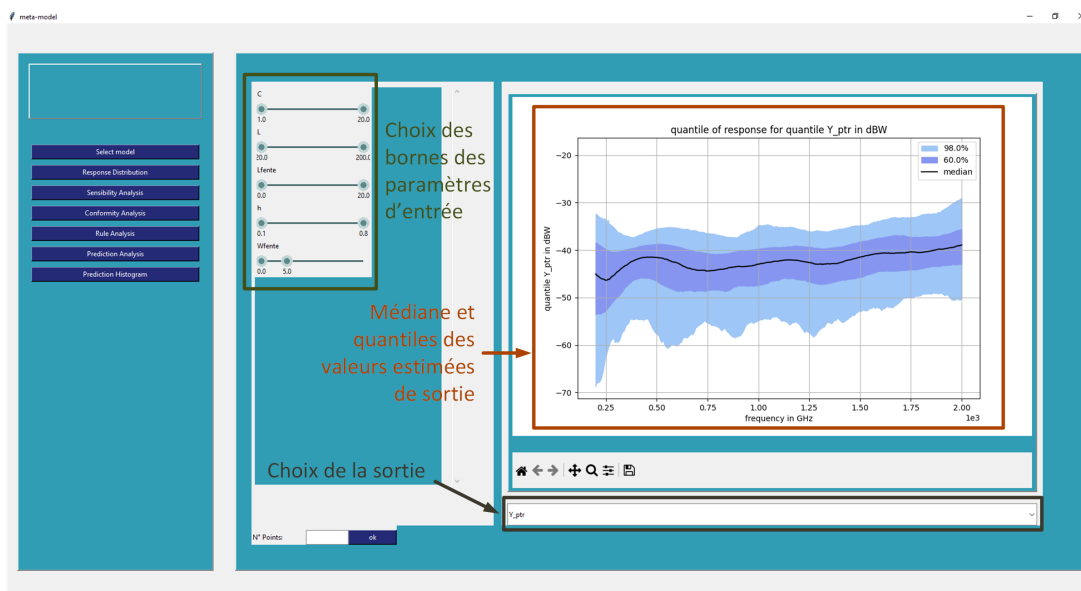


FIGURE 4.30 – Outil d'exploitation de métamodèle : répartition des valeurs de sorties sous contrainte.

4.5 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a présenté une méthodologie de définition de règles de conception de PCB. Plus particulièrement, la méthodologie permet d'intégrer dans le processus de conception de carte, d'une part l'apprentissage itératif automatique du métamodèle et d'autre part, les outils d'analyse paramétrique permettant d'établir des règles de routage. Ainsi, ces règles peuvent être implémentées dans un logiciel de vérification de PCB, s'assurant que le routage de la carte est conforme. La méthodologie se base tout d'abord sur l'établissement d'un scénario d'étude. Dans ce chapitre, deux scénarios ont été étudiés.

Le premier est un cas composé de deux paires différentielles et d'une piste qui changent de couche. L'objectif était de proposer des règles concernant le placement des vias de masse accompagnant les changements de couches. La construction d'un métamodèle a été effectuée et a permis d'atteindre une erreur médiane de 6%. L'exploitation paramétrique du métamodèle a montré que la piste seule était le contributeur majoritaire au rayonnement de la carte. Plus particulièrement, la distance de transition et la distance du via de masse sont à prendre en considération prioritairement. L'établissement de règles sur ces paramètres a permis de diminuer de 2 dB le quantile à 99% de rayonnement total de la carte.

Le second scénario est un cas de diaphonie inter-pistes, étudié dans le domaine temporel. Les métamodèles, construits de manière itérative, sur les tensions NEXT et FEXT ont atteint une erreur médiane inférieure à 14%. L'analyse de sensibilité a montré une différence dans l'ordre d'importance des paramètres, entre le NEXT et le FEXT. En effet, concernant le NEXT la distance, le temps de montée et la hauteur de diélectrique ont une importance similaire, tandis que pour le FEXT, c'est le temps de montée qui prédomine largement. Ceci est conforme à l'interprétation physique du phénomène. A partir d'une analyse de distribution des paramètres pour un échantillon contraint par une limite sur les valeurs de NEXT et de FEXT, des règles de conception ont été proposées. Nous avons montré, par estimation et par simulation d'un échantillon, que les règles $d > 0,5 \text{ mm}$, $T_r > 3 \text{ ns}$ et $L < 80 \text{ mm}$ garantissent des valeurs de NEXT et de FEXT en dessous de 25 mV pour un intervalle de confiance à 95%. Sans application des contraintes, les valeurs maximales de NEXT et de FEXT sont de plus de 100 mV.

Enfin, la description de l'outil intégrant ces outils d'analyse paramétrique a été présentée.

CONCLUSION

Les entreprises spécialisées dans la conception d'équipements électroniques font face à une forte concurrence et doivent par conséquent améliorer continuellement leur compétitivité. Cela se traduit notamment par l'intégration de fonctionnalités innovantes et par l'amélioration des performances tout en réduisant la taille, le poids, la consommation d'énergie et le coût des équipements. La conséquence directe est la densification des cartes électroniques intégrées à l'équipement. Cependant, ces évolutions entraînent une dégradation des performances CEM. De plus, le temps de mise sur le marché doit être le plus court possible ce qui limite le nombre de retours en conception. L'objectif visé est donc que l'équipement passe la qualification CEM dès la première itération de conception. Cela suppose de prendre en compte, très tôt dans le cycle de développement du produit, la gestion des phénomènes de CEM. La conception des cartes électroniques, qui fait l'objet de cette thèse, possède un impact non-négligeable sur la CEM finale de l'équipement et doit donc faire l'objet d'une extrême attention. Cependant, l'analyse CEM de cartes électroniques pose deux difficultés. La première concerne l'impossibilité de faire le lien entre la contrainte normative qui s'applique à l'équipement et la carte électronique. Le deuxième défi de gestion de la CEM au niveau de la carte est le nombre extrême de paramètres de conception qui rend toute analyse paramétrique difficile.

L'approche proposée dans cette thèse réside dans l'utilisation de métamodèles comme méthode d'approximation du modèle physique initial calculé par un code de calcul électromagnétique coûteux. Le faible temps d'exécution du métamodèle permet de calculer, pour un grand nombre de configurations paramétriques de la carte, une observable de sortie caractérisant la performance CEM. Ainsi, il est possible de réaliser des analyses de sensibilité paramétriques ainsi que des analyses de risque afin de déduire des règles de conception du circuit imprimé. Cela suppose néanmoins que l'approximation faite par le métamodèle, dont la précision dépend en partie de la méthode choisie et de la quantité de données d'apprentissage disponibles, est suffisamment proche du modèle initial. Cette précision diminue significativement lorsque la complexité du problème étudié augmente, ce qui peut poser des problèmes lors de la réalisation d'analyses paramétriques.

Ces travaux de thèse proposent donc une démarche afin de répondre à la double pro-

blématique posée qui concerne donc d'une part l'optimisation de l'apprentissage du métamodèle et d'autre part l'analyse de risques CEM des cartes électroniques par l'exploitation paramétrique du métamodèle.

Un grand nombre de méthodes de métamodélisation sont disponibles dans la littérature. De plus, chaque méthode possède des paramètres intrinsèques qui doivent être soigneusement configurés. L'étude des performances de métamodélisation, sous l'influence du choix de la méthode et de son paramétrage, de la taille de l'échantillon d'apprentissage, ainsi que de la dimension du problème traité, a été menée. Deux scénarios ont fait l'objet de cette étude. Le premier est une fonction mathématique connue peu coûteuse à calculer et le second est un scénario de diaphonie à grande dimension comportant trois pistes micro-rubans et trois ouvertures dans le plan de référence. Cette étude a permis de mettre en évidence plusieurs constatations. La première est qu'il n'existe pas de méthode de métamodélisation universelle et qu'il faut par conséquent adapter celle-ci au cas par cas. Le deuxième constat est la diminution de la précision du métamodèle lorsque la dimension augmente. Enfin, le dernier concerne le manque de connaissance quant à la taille appropriée de l'échantillon d'apprentissage du métamodèle.

Partant de ce constat, une méthodologie d'apprentissage systématique de métamodèles a été établie afin de répondre à ces trois problématiques. Elle consiste, en premier lieu, à analyser l'espace des variables d'entrée par la réalisation d'une analyse de sensibilité préalable afin d'être en mesure d'éliminer celles qui ne sont pas significatives au regard des variations de l'observable de sortie. Cette phase de pré-traitement permet de répondre au problème de la dimensionnalité. La deuxième phase de la méthodologie est une phase de présélection du paramétrage de chaque métamodèle sur la base d'un échantillon d'apprentissage de faible taille. Enfin, la dernière phase consiste à entraîner de manière itérative les métamodèles retenus à l'étape précédente, en augmentant progressivement la taille de l'échantillon jusqu'à ce que le critère d'arrêt du processus soit atteint. Cette dernière phase permet de répondre à la problématique de la taille de l'échantillon. La méthode a été appliquée avec succès à deux scénarios d'étude CEM. L'application au premier cas, constitué d'une ligne micro-ruban au-dessus d'une ouverture a permis un gain de 18% sur le temps total de construction du métamodèle tout en conservant une précision suffisante de l'approximation. L'exploitation paramétrique du métamodèle a fait ressortir la largeur de l'ouverture comme paramètre prépondérant. La mise en place d'une règle sur ce paramètre a permis de réduire significativement le rayonnement de la carte. L'application de la méthodologie à un cas de grande dimension (17 variables) a montré un gain de 22%

sur le temps total de construction du métamodèle et une réduction de 17 à 12 variables.

La méthodologie d'apprentissage de métamodèles validée, ainsi que l'ensemble des techniques d'analyses paramétriques permettant de définir des règles de routage, ont été implémentés au sein d'un outil d'aide à la conception qui tend à être intégré au processus de conception de cartes Thales. L'utilisation de l'outil repose tout d'abord sur l'établissement de scénarios de CEM représentatifs des questionnements relatifs au routage de cartes électroniques et sur lesquels il est souhaitable d'obtenir des règles de conception. L'outil permet, premièrement, d'entraîner un métamodèle de la situation physique étudiée, de façon automatique (en utilisant la méthodologie précédemment établie), puis de le sauvegarder dans une "bibliothèque". Cette notion de bibliothèque est importante car elle permet de capitaliser les règles de routage et la hiérarchisation des paramètres associés à chaque scénario. Deuxièmement, l'outil permet d'effectuer une exploitation paramétrique du métamodèle en réalisant des analyses de sensibilité et de valeurs extrêmes. L'utilisateur peut alors facilement définir des règles de routage, ou du moins, faire un choix de conception éclairé. Cet outil a été appliqué à deux scénarios. Le premier s'intéresse à l'impact du placement de vias de masse, du point de vue du rayonnement électromagnétique, lors du changement de couches de paires différentielles et d'une piste single-ended. Il a ainsi été démontré que la piste seule est le contributeur majoritaire du rayonnement. Plus particulièrement le positionnement du via de masse et la longueur de piste doivent être soigneusement définis afin de réduire le rayonnement total. Le second scénario s'intéresse à la diaphonie inter-pistes étudiée sous forme temporelle. L'analyse de sensibilité a montré une différence dans l'ordre d'influence des paramètres selon le type de diaphonie observée. Pour la diaphonie de type Near-End, c'est le paramètre de distance qui est prépondérant tandis que pour la diaphonie Far-End, c'est le temps de montée du signal agresseur qui l'emporte largement. La connaissance de cette hiérarchie dans l'ordre d'influence des paramètres de conception a permis de fixer des règles de routages adaptées permettant de respecter les marges de bruits tolérés.

La démarche proposée offre une solution à la problématique de l'analyse CEM des cartes électroniques. En utilisant des métamodèles entraînés par la méthodologie d'entraînement optimisé, il devient possible de hiérarchiser les paramètres d'entrée de conception de la carte et d'établir des règles de routage pour les paramètres critiques. Bien sûr, cela ne garantit pas le succès de la conformité de l'équipement à la norme CEM, mais cela augmente néanmoins les chances d'y parvenir. Grâce à cette compréhension des paramètres critiques de conception, l'expert CEM est mieux équipé pour justifier les contraintes ap-

pliquées sur chaque paramètre auprès des équipes en charge du développement de la carte. De plus, cette connaissance facilite la surveillance des paramètres critiques dans les phases ultérieures du développement du produit.

À l'avenir, de la même manière que pour la gestion de l'intégrité du signal (IS), de l'intégrité de puissance (IP) et des contraintes liées à la fabricabilité, il sera nécessaire d'intégrer intrinsèquement dans l'outil de conception assistée par ordinateur (CAO) un système de vérification de règles CEM de routage (DRC) pour automatiser leur application. L'outil développé dans le cadre de cette thèse peut tout à fait servir à renseigner les valeurs des règles mises en oeuvre dans les DRC.

Bien que le volet de l'anticommission (TEMPEST) n'ait pas été abordé dans cette thèse, il pourrait être envisagé en adaptant l'observable de sortie métamodélisée pour étudier notamment les propagations conduites.

Une autre possibilité à envisager est d'étendre la méthodologie au niveau de l'équipement. En effet, la conception du châssis mécanique a également un impact significatif sur la CEM. Il serait donc possible de créer un métamodèle de l'équipement, où les variables d'entrée seraient soit les paramètres intrinsèques du châssis, soit à la fois les paramètres de la carte et du châssis. Dans le premier cas, la carte serait modélisée comme une source ponctuelle à l'intérieur du châssis. Le deuxième cas serait plus intéressant car il permettrait de comparer la criticité des paramètres intrinsèques du châssis et ceux de la carte. Cependant, une telle étude nécessiterait un temps de calcul considérable en raison de la complexité de la structure 3D simulée. De plus, la taille de l'échantillon d'apprentissage serait encore plus limitée en raison du temps de simulation élevé pour chaque configuration individuelle. Par conséquent, l'utilisation de méthodes de métamodélisation complémentaires serait nécessaire.

De nombreuses perspectives sont envisageables à la suite de ces travaux de thèse. Du point de vue industriel, l'outil de génération de métamodèles et d'études paramétriques sera, à court terme, intégré à l'atelier de développement de cartes électroniques Thales, facilitant ainsi son utilisation par toutes les équipes impliquées dans la conception des cartes. A moyen terme, l'outil pourra être interfacé à d'autres logiciels de simulations électromagnétiques (HFSS, ADS, etc), ce qui le rendra d'autant plus polyvalent. Il peut ainsi tout à fait être envisagé d'utiliser l'outil de métamodélisation pour des applications autres que la CEM telles que l'exploration et l'optimisation paramétrique de filtres RF, de structures antennaires, etc. À plus long terme, la possibilité d'étendre cette approche à d'autres physiques telles que la thermique ou la mécanique est envisageable, compte

tenu de la nécessité de calculs intensifs pour dimensionner les éléments d'un équipement dans ces domaines. Dans le contexte de simulations multiphysiques, l'utilisation de métamodèles comme méthode de réduction de modèles pourrait être explorée pour réduire le temps de calcul, contribuant ainsi à la réalisation de jumeau numérique multiphysique d'équipements. Ces travaux de thèses ont également fait l'objet du passage d'un jalon spécifique au groupe Thales qui permet de démontrer la maturité technologique de la solution et ainsi l'intégrer "officiellement" dans le processus de développement de l'entreprise. Le succès du passage de ce jalon permettra, par ailleurs, de poursuivre le développement des perspectives susmentionnées. Du point de vue de la recherche, plusieurs défis subsistent. L'exploration de méthodes de métamodélisation alternatives est nécessaire afin de modéliser des situations de complexité croissante comme l'interaction carte-équipement par exemple. Par ailleurs, la réduction du nombre de métamodèles sur les variables fréquentielles ou temporelles représente une piste de recherche possible visant à diminuer le temps d'apprentissage.

Annexe 1 : Représentation en boîtes à moustaches

La représentation en boîtes à moustaches, illustrée en figure 4.31, permet de visualiser la distribution de données statistiques en représentant sur un graphique les indicateurs tels que la moyenne, la médiane, les premier et troisième quartiles ainsi que des quantiles plus extrêmes. Dans toute la thèse, la même configuration de boîte à moustaches, décrite en figure 4.31, est adoptée. La valeur médiane (ou le deuxième quartile) est représentée par le trait orange et la moyenne par le triangle vert.

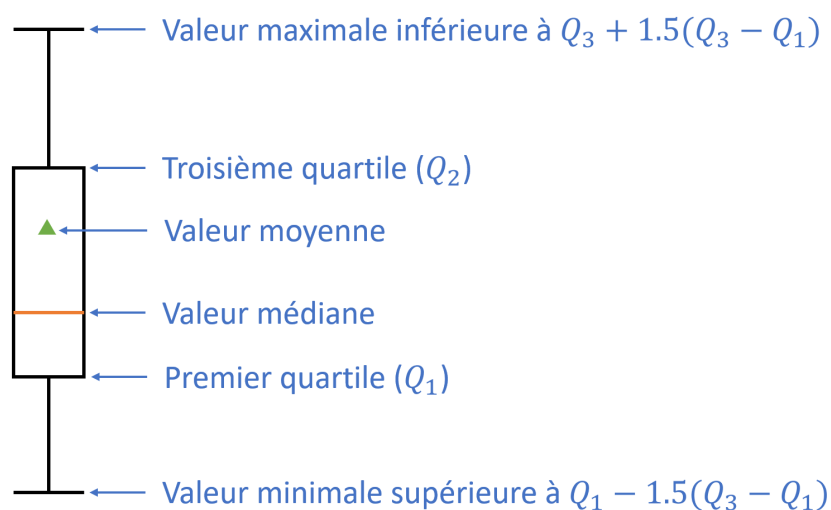


FIGURE 4.31 – Diagramme boîtes à moustaches

BIBLIOGRAPHIE

- [1] R. D. Leach and M. B. Alexander, "Electronic systems failures and anomalies attributed to electromagnetic interference," 1995.
- [2] "Electromagnetic compatibility (EMC) directive," Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs. https://single-market-economy.ec.europa.eu/sectors/electrical-and-electronic-engineering-industries-eei/electromagnetic-compatibility-emc-directive_en. [consulté le 12 août 2023].
- [3] L. Pucker, "Can the military use commercial wireless signal processing technologies to reduce size, weight and power in radio devices? [Trends in DSP]," in IEEE Communications Magazine, vol. 45, no. 3, pp. 80-82, March 2007
- [4] "AFNOR SPEC 2212," Afnor EDITIONS. [Online]. Available : <https://www.boutique.afnor.org/fr-fr/norme/afnor-spec-2212/circuits-imprimesparametres-de-routage/fa205014/349209>. [Accessed : 13-Jan-2024].
- [5] A. Taflove, "Application of the finite-difference time-domain method to sinusoidal steady-state electromagnetic-penetration problems," IEEE Trans. Electromagn. Compat., vol. EMC-22, no. 3, pp. 191–202, 1980.
- [6] R. F. Harrington, "Boundary integral formulations for homogeneous material bodies," J. Electromagn. Waves Appl., vol. 3, no. 1, pp. 1–15, 1989.
- [7] J. L. Volakis, A. Chatterjee, and L. C. Kempel, Finite element method electromagnetics : Antennas, microwave circuits, and scattering applications. John Wiley and Sons, 1998.
- [8] A. I. J. Forrester, A. Keane, A. Sóbester, "Engineering design via surrogate modelling : a practical guide", John Wiley and Sons, 2008
- [9] Z. Zhang, H. Chen, and Q. S. Cheng, "Surrogate-assisted enhanced global optimization based on hybrid DE for antenna design," in 2020 IEEE MTT-S International Conference on Numerical Electromagnetic and Multiphysics Modeling and Optimization (NEMO), 2020, pp. 1–4.
- [10] T. W. Simpson, V. Toropov, V. Balabanov and F. A. C. Viana, "Design and Analysis of Computer Experiments in Multidisciplinary Design Optimization : A Review of

How Far We Have Come or Not,” 12th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, Victoria, 10-12 September 2008.

- [11] B. Sudret, “Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 93, no. 7, pp. 964–979, 2008.
- [12] B. Iooss and P. Lemaître, “A review on global sensitivity analysis methods,” in *Uncertainty Management in Simulation-Optimization of Complex Systems*, Boston, MA : Springer US, pp. 101–122, 2015.
- [13] T. Houret, P. Besnier, S. Vauchamp, and P. Pouliguen, “Controlled stratification based on Kriging surrogate model : An algorithm for determining extreme quantiles in electromagnetic compatibility risk analysis,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 3837–3847, 2020.
- [14] Gu, H., Yang, L., Hu, Z., and Yu, J. (2009). Surrogate models for shape optimization of underwater glider. 2009 International Conference on Computer Modeling and Simulation, 3–6
- [15] Zhu, Z., and Guo, H. (2019). Design of an RBF surrogate model for low Reynolds number airfoil based on transfer learning. 2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 4555–4559.
- [16] Zhu, Z.-G., Gong, C.-L., Shi, X.-P., He, Q.-K., Zhou, L., and Zhou, Q.-F. (2018). Air-breathing combined power flight vehicle trajectory optimization method based on the aerodynamic surrogate model. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC), 2364–2371.
- [17] Chen, X., Tian, Y., Gao, J., and Zhang, T. (2020). An antenna design method based on gaussian process surrogate model and differential evolution algorithm. 2020 IEEE MTT-S International Conference on Numerical Electromagnetic and Multiphysics Modeling and Optimization (NEMO), 1–4.
- [18] Koziel, S., and Bekasiewicz, A. (2017). Low-cost surrogate modeling for rapid design optimization of antenna structures. 2017 11th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP), 1924–1927.
- [19] Koziel, S., and Sigurasson, A. T. (2018). Multi-objective design of antennas using variable-fidelity EM models and constrained surrogates. 2018 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC/URSI National Radio Science Meeting, 1589–1590.

-
- [20] Monier-Vinard, E., Bissuel, V., Rogie, B., Laraqi, N., and Daniel, O. (2018). Investigation on steady-state and transient boundary condition scenarios for optimizing the creation of multiport surrogate thermal models. *IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology*, 8(6), 1042–1055. <https://doi.org/10.1109/tcpmt.2017.2778511>
- [21] Xu, Z., Gao, Y., Wang, X., Tao, X., and Xu, Q. (2019). Surrogate thermal model for power electronic modules using artificial neural network. *IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 1, 3160–3165.
- [22] Xu, H., Qin, D., Liu, C., and Zhang, Y. (2021). An improved dynamic model updating method for multistage gearbox based on surrogate model and sensitivity analysis. *IEEE Access : Practical Innovations, Open Solutions*, 9, 18527–18537. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3053395>
- [23] Lin, J., Li, H., Huang, Y., Huang, Z., and Luo, Z. (2020). Adaptive artificial neural network surrogate model of nonlinear hydraulic adjustable damper for automotive semi-active suspension system. *IEEE Access : Practical Innovations, Open Solutions*, 8, 118673–118686. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3004886>
- [24] F. Delaporte, “Nouvelles approches de conception en vue de la limitation des risques de compatibilité électromagnétique et de fuite d’information sur les équipements électroniques embarqués,” Rennes, INSA, 2020.
- [25] P. Manfredi, & R. Trinchero (2021). Statistical crosstalk analysis via probabilistic machine learning surrogates. *2021 IEEE 30th Conference on Electrical Performance of Electronic Packaging and Systems (EPEPS)*, pp. 1–3, 2021.
- [26] F. Delaporte, P. Besnier, & B. Azanowsky, (2019). Sensitivity analysis of microstrip line parameters on total radiated power through surrogate modelling. *2019 International Symposium on Electromagnetic Compatibility - EMC EUROPE*, 416–420.
- [27] A. Bingler, S. Bilicz, & M. Csornyei (2022a). Global sensitivity analysis using a kriging metamodel for EM design problems with functional outputs. *IEEE Transactions on Magnetics*, 58(9), 1–4. <https://doi.org/10.1109/tmag.2022.3167105>
- [28] P. Besnier, F. Delaporte, & T. Houret, (th 2021). Extreme values and risk analysis : EMC design approach through metamodeling. *IEEE Electromagnetic Compatibility Magazine*, 10(4), 80–93. <https://doi.org/10.1109/memc.2021.9705309>
- [29] A. Plot, P. Besnier, and B. Azanowsky, “Efficient EMC risk analysis of PCB using iterative surrogate-model enrichment and Morris sensitivity analysis,” in *2022 Inter-*

-
- national Symposium on Electromagnetic Compatibility – EMC Europe, pp. 862–867, 2022.
- [30] S. Salio, F. Canavero, D. Lecointe, and W. Tabbara, “Crosstalk prediction on wire bundles by kriging approach,” in *IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Symposium Record (Cat. No.00CH37016)*, 2002, vol. 1, pp. 197–202 vol.1.
- [31] A. Bréard, R. Moulla and C. Vollaie, "Metamodel of Power Electronic Converters Using Learning SVR Method Coupling With Wavelet Compression," in *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. 58, no. 2, pp. 588-598, April 2016
- [32] K. Niewiadomski, S. Sumsurooah, and D. W. P. Thomas, “Comparison of selected support vector machine approaches for stochastic power electronic circuit simulation with parasitics,” in *2021 IEEE International Joint EMC/SI/PI and EMC Europe Symposium*, 2021, pp. 591–596.
- [33] R. Trincherro and F. G. Canavero, “Machine learning for the design of a distribution network for high-speed signals,” in *2019 International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications (ICEAA)*, 2019, pp. 1038–1041.
- [34] Preibisch, J. B., Triverio, P., and Schuster, C. (2016). Design space exploration for printed circuit board vias using polynomial chaos expansion. *2016 IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility (EMC)*, 812–817.
- [35] Larbi, M., Stievano, I. S., Canavero, F. G., and Besnier, P. (2017). Crosstalk analysis of printed circuits with many uncertain parameters using sparse polynomial chaos metamodels. *2017 International Symposium on Electromagnetic Compatibility - EMC EUROPE*, 1–6.
- [36] Larbi, M., Stievano, I. S., Canavero, F. G., and Besnier, P. (2018). Variability impact of many design parameters : The case of a realistic electronic link. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 60(1), 34–41. <https://doi.org/10.1109/temc.2017.2727961>
- [37] Wu, T.-L., Buesink, F., and Canavero, F. (2013). Overview of signal integrity and EMC design technologies on PCB : Fundamentals and latest progress. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 55(4), 624–638. <https://doi.org/10.1109/temc.2013.2257796>
- [38] Kim, H., Sui, C., Cai, K., Sen, B., and Fan, J. (2018). Fast and precise high-speed channel modeling and optimization technique based on machine learning.

-
- IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 60(6), 2049–2052. <https://doi.org/10.1109/temc.2017.2782704>
- [39] Huang, Q., and Fan, J. (2018). Machine learning based source reconstruction for RF desense. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 60(6), 1640–1647. <https://doi.org/10.1109/temc.2018.2797132>
- [40] K. Scharff, C. M. Schierholz, C. Yang, and C. Schuster, “ANN performance for the prediction of high-speed digital interconnects over multiple PCBs,” in 2020 IEEE 29th Conference on Electrical Performance of Electronic Packaging and Systems (EPEPS), 2020, pp. 1–3.
- [41] P. Monferran, C. Guille-Escuret, C. Guiffaut, and A. Reineix, “Prediction of lightning currents on fastening assemblies of an aircraft fuel tank with machine learning methods,” IEEE Trans. Electromagn. Compat., vol. 65, no. 3, pp. 812–822, 2023.
- [42] A. E. Hoerl and R. W. Kennard, “Ridge regression : Biased estimation for nonorthogonal problems,” Technometrics, vol. 12, no. 1, pp. 55–67, 1970.
- [43] H. Zou, “The adaptive lasso and its oracle properties,” J. Am. Stat. Assoc., vol. 101, no. 476, pp. 1418–1429, 2006.
- [44] H. Zou and T. Hastie, “Addendum : Regularization and variable selection via the elastic net,” J. R. Stat. Soc. Series B Stat. Methodol., vol. 67, no. 5, pp. 768–768, 2005.
- [45] G. Matheron, "Principles of Geostatistics," Economic Geology, vol.58, no. 8, pp. 1246-1266, 1963
- [46] M. A. Bouhlel, N. Bartoli, A. Otsmane, and J. Morlier, “An improved approach for estimating the hyperparameters of the kriging model for high-dimensional problems through the Partial Least Squares method,” Math. Probl. Eng., vol. 2016, pp. 1–11, 2016.
- [47] F. Delaporte, “Nouvelles approches de conception en vue de la limitation des risques de compatibilité électromagnétique et de fuite d’information sur les équipements électroniques embarqués,” INSA de Rennes, 2020.
- [48] “Griewank, A.o. (1981) Generalized Descent for Global Optimization. Journal of Optimization Theory and Applications, 34, 11-39. - references - scientific research publishing,” Scirp.org. [Online]. Available : [https://www.scirp.org/\(S\(351jmbntvnsjt1aadkposzje\)\)/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1120187](https://www.scirp.org/(S(351jmbntvnsjt1aadkposzje))/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1120187). [Accessed : 02-Nov-2023].

-
- [49] R. E. Bellman, *Adaptive control processes : A guided tour*. 2016.
- [50] R. Bellman, *Dynamic Programming*. Princeton, NJ : Princeton University Press, 2010.
- [51] I. Sobol, "Sensitivity Estimates for Nonlinear Mathematical Models," 1993.
- [52] E. Borgonovo, "A new uncertainty importance measure," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 92, no. 6, pp. 771–784, 2007.
- [53] C. Xu and G. Z. Gertner, "Uncertainty and sensitivity analysis for models with correlated parameters," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 93, no. 10, pp. 1563–1573, 2008.
- [54] S. Kucherenko, S. Tarantola, and P. Annoni, "Estimation of global sensitivity indices for models with dependent variables," *Comput. Phys. Commun.*, vol. 183, no. 4, pp. 937–946, 2012.
- [55] M. D. Morris, "Factorial sampling plans for preliminary computational experiments," *Technometrics*, vol. 33, no. 2, pp. 161–174, 1991.
- [56] D. M. King and B. J. C. Perera, "Morris method of sensitivity analysis applied to assess the importance of input variables on urban water supply yield – A case study," *J. Hydrol. (Amst.)*, vol. 477, pp. 17–32, 2013.
- [57] C. Wang, M. Peng, and G. Xia, "Sensitivity analysis based on Morris method of passive system performance under ocean conditions," *Ann. Nucl. Energy*, vol. 137, no. 107067, p. 107067, 2020.
- [58] F. Campolongo, J. Cariboni, and A. Saltelli, "An effective screening design for sensitivity analysis of large models," *Environ. Model. Softw.*, vol. 22, no. 10, pp. 1509–1518, 2007.
- [59] F. Campolongo and A. Saltelli, *Sensitivity analysis of an environmental model : an application of different analysis methods*", 1997
- [60] H. Chernoff, "Sequential Design of Experiments," in *Springer Series in Statistics*, New York, NY : Springer New York, 1992, pp. 345–360.
- [61] B. Settles, "Active learning literature survey," 2009.
- [62] J. N. Fuhg, A. Fau, and U. Nackenhorst, "State-of-the-art and comparative review of adaptive sampling methods for kriging," *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 28, no. 4, pp. 2689–2747, 2021.
- [63] G. G. Wang, "Adaptive Response Surface Method using inherited Latin Hypercube Design points," *J. Mech. Des. N. Y.*, vol. 125, no. 2, pp. 210–220, 2003.

-
- [64] J. L. Loeppky, J. Sacks, and W. J. Welch, “Choosing the sample size of a computer experiment : A practical guide,” *Technometrics*, vol. 51, no. 4, pp. 366–376, 2009.
- [65] D. R. Jones, M. Schonlau, and W. J. Welch, “Efficient Global Optimization of expensive black-box functions,” *J. Glob. Optim.*, vol. 13, no. 4, pp. 455–492, 1998.
- [66] H. Liu, J. Cai, and Y.-S. Ong, “An adaptive sampling approach for Kriging meta-modeling by maximizing expected prediction error,” *Comput. Chem. Eng.*, vol. 106, pp. 171–182, 2017.
- [67] E. Bogatin, “Signal Integrity Simplified”, Prentice Hall PTR, 2003.

Titre : Approches numériques de conception CEM de cartes électroniques basées sur les techniques d'apprentissage.

Mot clés : CEM, métamodélisation, malédiction de la dimensionnalité, conception de cartes électroniques.

Résumé : L'évolution constante des technologies des systèmes électroniques pose un défi du point de vue des performances de compatibilité électromagnétique (CEM). La nécessité de concevoir des équipements conformes aux normes CEM dès la première itération implique de prendre en compte la CEM dès les premières étapes de la conception. Ce mémoire s'intéresse à la conception CEM de cartes électroniques sous l'angle de la métamodélisation. L'utilisation d'une telle technique, permettant de se substituer à un modèle physique coûteux à calculer, présente un défi triple impliquant le choix d'une méthode appropriée, la détermination du nombre de données d'apprentissage, et les limites rencontrées dans le contexte de l'augmentation de la dimension (nombre de variables de conception). Cette thèse a permis de proposer une méthodologie complète répondant d'une part

à la problématique de l'obtention d'un métamodèle fiable, et d'autre part au défi de l'analyse CEM de cartes électroniques. Un processus d'apprentissage systématique, reposant sur l'identification des variables prépondérantes et la mise en concurrence de plusieurs métamodèles dans un processus itératif d'apprentissage, est mis en place. Le métamodèle est ensuite utilisé comme modèle paramétrique du circuit imprimé, capable de calculer des grandeurs caractéristiques de performances CEM. La réalisation d'analyses de sensibilité et de criticité des paramètres de circuits imprimés, permet d'établir des règles de routage favorisant une conception CEM plus saine de la carte. Plusieurs situations physiques de conception sont étudiées afin de valider la méthode d'apprentissage et de confirmer la pertinence des règles de conception établies.

Title: Numerical calculation approaches to EMC design of electronic boards based on learning techniques.

Keywords: EMC, surrogate modeling, curse of dimensionality, Electronic board design.

Abstract: The constant evolution of electronic systems technologies presents a challenge in terms of electromagnetic compatibility (EMC) performance. The need to design equipment compliant with EMC standards from the first iteration requires considering EMC in the early stages of design. This thesis focuses on EMC design of electronic boards from the perspective of surrogate modeling. The use of such a technique, substituting for a costly-to-calculate physical model, poses a triple challenge involving the choice of an appropriate method, determining the number of learning data, and addressing limits in the context of dimension increase (number of design variables). The thesis proposes a comprehensive methodology address-

ing the training of a reliable metamodel and the challenge of EMC analysis of electronic boards. A systematic learning process, based on identifying significant variables and competing multiple metamodels in an iterative learning process, is established. The metamodel is then used as a parametric model of the printed circuit board, able to compute characteristic EMC observables. Conducting sensitivity and criticality analyses of printed circuit parameters helps establishing routing rules favoring a healthier EMC design of the board. Several scenarios are studied to validate the learning method and confirm the relevance of the established design rules.