



HAL
open science

Modélisation, simulation et fiabilité des matériaux à changement de phase pour l'automobile et l'aéronautique

Bessem Debich

► **To cite this version:**

Bessem Debich. Modélisation, simulation et fiabilité des matériaux à changement de phase pour l'automobile et l'aéronautique. Génie mécanique [physics.class-ph]. Normandie Université, 2021. Français. NNT : 2021NORMIR12 . tel-03572379

HAL Id: tel-03572379

<https://theses.hal.science/tel-03572379v1>

Submitted on 14 Feb 2022

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

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

THESE

Pour obtenir le diplôme de doctorat

Spécialité : MECANIQUE

Préparée au sein de
Institut National des Sciences Appliquées de Rouen
Et
Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax

Modélisation, simulation et fiabilité des matériaux à changement de phase pour l'automobile et l'aéronautique

Présentée et soutenue par
Bessem DEBICH

Thèse soutenue publiquement le 02/07/2021
devant le jury composé de

M. Saouab ABDELGHANI	Professeur des universités, Université du Havre	Président
M. Charfeddine MRAD	Professeur des Universités, ENI de Tunis	Rapporteur
M. Mohamed Najib ICHCHOU	Professeur des Universités, Ecole Centrale de Lyon	Rapporteur
Mme. Molka HILI ATTIA	Professeur des Universités, ENSIT	Examinatrice
M. Abdelkhalak EL HAMI	Professeur des Universités, INSA Rouen	Directeur de thèse
M. Lassaad WALHA	Professeur des Universités, ENIS	Directeur de thèse
M. Mohamed HADDAR	Professeur des Universités, ENIS	Co-encadrant

Thèse dirigée par M. Abdelkhalak EL HAMI (LMN) et M. Lassaad WALHA (LA2MP)

Remerciement

Le présent travail, qui s'inscrit dans le cadre d'une convention en cotutelle internationale de thèse, a été mené aux sein du Laboratoire de Mécanique de Normandie (LMN) de l'INSA de Rouen Normandie et du Laboratoire de Mécanique, Modélisation et Production (LA2MP) de l'École Nationale d'Ingénieurs de Sfax.

Je souhaite remercier en premier lieu mon directeur de thèse, **M. Abdelkhalak EL HAMI**, Professeur des Universités à l'INSA de Rouen pour m'avoir accueilli au sein de son équipe. Je lui suis également reconnaissant pour le temps conséquent qu'il m'a accordé, ses qualités pédagogiques et scientifiques, sa franchise et sa sympathie. J'ai beaucoup appris à ses côtés et je lui adresse ma gratitude pour tout cela.

J'adresse de chaleureux remerciements à mon co-directeur de thèse, **M. Lassaad WALHA**, Professeur des Universités à l'École Nationale d'Ingénieurs de Sfax, pour son attention de tout instant sur mes travaux, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse.

J'exprime ma parfaite reconnaissance à mon co-encadrant de thèse, **M. Mohamed HADDAR**, pour m'avoir fait confiance en me proposant ce sujet passionnant et pour m'avoir suivi tout au long de cette étude. Son énergie et sa confiance ont été des éléments moteurs pour moi. J'ai pris un grand plaisir à travailler avec lui.

À **M. Charfeddine MRAD** et **M. Mohamed Najib ICHCHOU** qui ont bien voulu se prêter à la tâche de rapporteur, je veux leur exprimer toute ma reconnaissance. Je remercie également **Mme. Molka HILI ATTIA** d'avoir accepté d'examiner ce mémoire. Enfin, je remercie **M. Saouab ABDELGHANI** pour avoir bien voulu présider ma soutenance de thèse.

J'exprime ma profonde gratitude à **M. Ahmed YAICH** enseignant chercheur à l'INSA de Toulouse pour sa confiance qu'il m'a accordé, la patience et le partage de ses compétences scientifiques.

Je dédie cet événement marquant de ma vie à la mémoire de mon père disparu trop tôt. J'espère que, du monde qui est sien maintenant, il apprécie cet humble geste comme preuve de reconnaissance de la part d'un fils qui a toujours prié pour le salut de son âme.

Et j'en viens à ma famille, à ma mère, à mon adorable mère, à celle qui est toujours présente et continue de l'être pour faire mon bonheur. Merci pour t'être sacrifiée pour que tes enfants grandissent et prospèrent. Merci de trimer sans relâche, malgré les péripéties de l'âge, de la santé, de la vie, au bien-être de tes enfants. Enfin ! Merci tout simplement d'être ...ma mère.

Enfin, j'exprime ma profonde reconnaissance à mes frères et sœurs pour leurs confiances et pour avoir su m'épauler et surtout me supporter durant toutes mes années d'études. Je remercie également tous mes amis pour leur soutien indéfectible et leur encouragement.

Résumé

L'augmentation de la densité de puissance des composants électroniques nécessite une gestion thermique plus efficace. La thermique devient même la préoccupation majeure des concepteurs pour le dimensionnement de ces composants.

Les dissipateurs thermiques à base de matériaux à changement de phase (MCP) sont largement utilisés dans plusieurs applications industrielles telles que dans le domaine de la mécatronique. Ces techniques de refroidissement passif permettent une meilleure gestion thermique des composants électroniques. Ces dernières décennies, les chercheurs visent à trouver une conception optimale de ces systèmes pour améliorer leurs performances. Néanmoins, les incertitudes n'ont pas été prises en compte pour la majorité de ces études. L'objectif de cette thèse est de proposer une nouvelle technique qui permet de modéliser et optimiser les systèmes de refroidissement à base de matériau à changement de phase, avec prise en compte des incertitudes.

Malgré la satisfaction de la solution optimale obtenue par l'optimisation déterministe (DDO), le niveau de fiabilité n'est pas contrôlé. Pour cette raison, des études d'optimisation fiabiliste (RBDO) ont été développées. En effet, les approches RBDO visent à trouver une conception fiable avec un coût optimal en considérant les incertitudes du modèle étudié. Les méthodes RBDO classiques ont été appliquées uniquement dans des problèmes linéaires ou dans des problèmes non-linéaires spécifiques. Cette étude présente une extension de ces méthodes dans le cas en considérant la non linéarité dû au changement d'état physique de MCP.

La dernière partie de cette thèse consiste à étudier un problème d'optimisation fiabiliste multiobjectif des systèmes de refroidissement à base de MCP. Pour remédier à la complexité de ces systèmes avec la prise en compte des paramètres incertains, les méthodologies de métamodélisation ont été utilisées, ce qui nous a permis la construction d'un modèle de substitution, qui assure en même temps la précision et l'efficacité du modèle. Cette étude permet de proposer une nouvelle approche appelée MORBDO-RHM qui consiste à combiner la méthode hybride robuste (RHM) avec l'algorithme génétique de tri non dominé (C-NSGA-II). L'efficacité de l'approche proposée est vérifiée par la suite pour les unités de stockage thermique à base de MCP.

Mots clés :

Matériaux à changement de phase ; Gestion thermique ; Modèle de substitution ; RBDO ; MORBDO-RHM ; Analyse par éléments finis.

Abstract

Increasing the power density of electronic components requires more efficient thermal management. Thermal problems are even becoming the major concern of designers for the conception these components.

Phase Change Material (PCM) based heat sinks are widely used in several industrial applications particularly in mechatronics field. These passive cooling techniques allow better thermal management of electronic components. Recently, researchers aim to find an optimal design of these systems in order to improve their efficiency. However, uncertainties are not considered for the majority of these studies.

This study aims to propose a new methodology that leads to proposing an optimal model of a PCM-based cooling systems considering uncertainties.

The Deterministic Design Optimization approach (DDO) provides an optimal design, but its reliability level is not respected. To this end, Reliability-Based Design Optimization (RBDO) techniques are then required. These approaches aim to find a reliable design with an optimal cost by considering uncertainties of the studied model. Classical RBDO methods have been applied only in linear problems and in specific non-linear ones. This study presents an extension of these methods by considering the nonlinearity of the problem.

The last part of this thesis consists in studying a problem of multiobjective reliability-based design optimization of PCM-based heat sinks. To remedy the complexity of these systems considering uncertainties, surrogate models are then applied. These methods lead to construct an approximate model, which ensures both precision and efficiency of the model.

In this study, we propose a new methodology, called MORBDO-RHM, which consists in combining the Robust Hybrid Method (RHM) with the Constrained Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (C-NSGA-II). The efficiency of the proposed approach is then verified for a PCM-based thermal storage unit.

Key words :

Phase change material ; Thermal management ; Surrogate model ; RBDO ; MORBDO-RHM ; Finite element analysis.

Table des matières

Remerciement	i
Résumé	iii
Abstract	iv
Table des matières	vii
Table des figures	x
Liste des tableaux	xi
Introduction générale	1
1 État de l’art sur la dissipation thermique	4
1.1 Introduction	5
1.2 Problèmes liés aux éléments électroniques	5
1.3 Les divers modes de transfert thermique	6
1.3.1 La conduction thermique	7
1.3.2 La convection thermique	8
1.3.3 Transfert thermique par rayonnement	10
1.4 Les systèmes de refroidissement : technologies et performances	11
1.4.1 Les systèmes de refroidissement monophasiques	12
1.4.2 Les systèmes de refroidissement diphasiques	16
1.5 Stockage d’énergie thermique	22
1.5.1 Le stockage de la chaleur sensible	22
1.5.2 Le stockage de la chaleur latente	22
1.6 Applications de stockage d’énergie	23
1.6.1 Gestion thermique de l’électronique	24
1.6.2 Stockage d’énergie dans les matériaux de construction	25
1.6.3 Systèmes d’énergie solaire	27
1.6.4 Application dans le secteur textile	29
1.7 Conclusion	30

2	Investigation numérique des systèmes de refroidissement à base des MCP	31
2.1	Introduction	32
2.2	Description du problème	32
2.3	Analyse par éléments finis des systèmes de refroidissement à base des MCP	34
2.3.1	Formulation mathématique du comportement des MCP	34
2.3.2	Description du modèle	36
2.3.3	Géométrie et conditions aux limites	37
2.3.4	Résultats préliminaires et discussions	38
2.4	Étude paramétrique	41
2.4.1	Étude sur les MCP	41
2.4.2	Variation de la fraction volumique du MCP	43
2.4.3	Variation du niveau de puissance	45
2.4.4	Variation de la géométrie du dissipateur thermique	45
2.4.5	Configurations adoptés pour le système de refroidissement étudié . .	47
2.5	Conclusion	47
3	Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base des matériaux à changement de phase	48
3.1	Introduction	50
3.2	Généralité sur la fiabilité en mécanique	50
3.2.1	Notions liées à l'analyse de fiabilité	51
3.2.2	Méthode de simulations de Monte Carlo	52
3.2.3	Méthode d'approximation FORM/SORM	53
3.3	Optimisation des systèmes de refroidissement à base des MCP	54
3.3.1	Formulation mathématique du problème d'optimisation	55
3.3.2	Optimisation déterministe de conception	57
3.3.3	Application sur les systèmes de refroidissement à base du MCP . .	57
3.4	Optimisation fiabiliste (Reliability-Based Design Optimization RBDO) . .	63
3.4.1	Formulation de l'optimisation fiabiliste	64
3.4.2	Approches classiques doubles	66
3.4.3	Facteur de sécurité optimal (OSF)	67
3.4.4	Méthode hybride	69
3.4.5	Les approches RHM et IRHM	71
3.5	Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base du MCP . .	72
3.5.1	Description du problème	72
3.5.2	Résultats préliminaires et discussions	74
3.5.3	Résultats numériques	76

3.6	Conclusion	82
4	Méta-modélisation pour l'étude d'optimisation fiabiliste multiobjectif des systèmes de refroidissement à base des MCP	84
4.1	Introduction	86
4.2	Les modèles de substitution	86
4.2.1	Processus de construction d'un modèle de substitution	86
4.2.2	Optimisation basée sur le métamodèle	87
4.2.3	Méthodes d'échantillonnage : plan d'expériences	87
4.2.4	Construction des modèles de substitution par la méthode de krigeage	90
4.2.5	Validation des modèles de substitution	94
4.3	Optimisation multiobjectif	96
4.3.1	Problème d'optimisation multiobjectif déterministe	97
4.3.2	Problème d'optimisation fiabiliste multiobjectif	99
4.4	Analyse d'optimisation multiobjectif d'un système de refroidissement à base du MCP	100
4.4.1	Modèle déterministe	101
4.4.2	Étude du problème mono-objectif	105
4.4.3	Problème d'optimisation multi-objectif	110
4.5	Conclusion	116
	Conclusion générale	117
	Publications scientifiques	119
	Bibliographie	122

Table des figures

1.1	La taille des éléments électroniques en fonction de leur puissance [1]	6
1.2	Puissance dissipée en commutation dans un composant électrique	6
1.3	Le principe de la conduction thermique	8
1.4	Le principe de la convection thermique d'un fluide en mouvement	9
1.5	Le principe du rayonnement thermique	11
1.6	La classification des systèmes de refroidissement passif	12
1.7	Exemple de dissipateur thermique (a) : à ailettes et (b) : à nid d'abeille . .	13
1.8	Exemple d'un système de refroidissement par air forcé	14
1.9	Schéma simplifié d'un système de refroidissement par liquide	14
1.10	Principe de refroidissement par (a) Spray cooling et (b) Refroidissement par jets	16
1.11	Principe des matériaux à changement de phase	17
1.12	Les différentes classes des MCP	19
1.13	Comparaison des MCP par famille en fonction de leur chaleur latente et leur température de fusion [17]	21
1.14	Capacité thermique (a) et coût des MCP (b) à point de fusion élevé [18] . .	21
1.15	Comparaison entre le stockage par chaleur sensible et chaleur latente [19] .	23
1.16	Application typique du PCM dans les bâtiments [31]	26
1.17	Capteurs solaires à auge parabolique avec fluide caloporteur dans le tube absorbant l'énergie thermique [32]	27
1.18	Un exemple de centrale solaire de production directe de vapeur avec stockage d'énergie thermique [32]	28
1.19	Système de chauffe-eau solaire sanitaire avec stockage thermique à base de MCP [32]	28
1.20	Tissu enduit de microbilles du MCP [32]	30
2.1	Dissipateur thermique étudié (a) : photo réelle et (b) : modèle 3D	36
2.2	(a) : photo réelle de l'assemblage et (b) : Coupe du modèle de l'assemblage	36
2.3	Géométrie du dissipateur thermique	37
2.4	Maillage du dissipateur thermique (a) : sans MCP et (b) : avec MCP . . .	38
2.5	Étude de convergence	39
2.6	Profil de température à la base du dissipateur thermique sous $Q = 7W$: comparaison entre les résultats numériques et expérimentaux	39

2.7	Temps pour atteindre des températures seuils (a) : sans MCP et (b) : avec MCP	40
2.8	Profil de température de fusion et de refroidissement pour trois MCP	42
2.9	Processus latent pour les trois MCP (phase de charge)	42
2.10	Profil de température pour différentes fractions volumiques de MCP	43
2.11	Fraction liquide en fonction du temps pour différents taux de volume de MCP	44
2.12	Ratio d'amélioration du dissipateur thermique pour différentes températures	44
2.13	Profil de température sous quatre niveaux de puissance	45
2.14	Différentes configurations de dissipateur thermique(a) config.1 : 2×2, (b) config.2 : 3×3, (c) config.3 : 4×4 et (d) config.4 : 6×6	46
2.15	Profil de température pour différentes géométries de dissipateur thermique	46
3.1	Exemple de fonction d'état limite pour deux variables de conception	51
3.2	Exemple de simulation de Monte Carlo	52
3.3	Transformation de (a) l'espace physique vers (b) l'espace normalisé	53
3.4	Mise en œuvre du problème d'optimisation	56
3.5	Minimum global et minimum local	56
3.6	Processus DDO	57
3.7	Modèle du dissipateur thermique	58
3.8	Conditions aux limites	58
3.9	Maillage du modèle	59
3.10	Évolution de la température à la base du dissipateur	59
3.11	Champs de température à (a) : $t=30s$, (b) : $t=1100s$, (c) : $t=1330s$ et (d) $t=7000s$	60
3.12	Algorithme de résolution de problèmes d'optimisation DDO	61
3.13	Évolution de (a) : la fonction objectif et (b) : la contrainte d'optimisation	61
3.14	Profil de température pour le modèle déterministe et la conception optimale	62
3.15	Processus séquentiel de l'optimisation fiabiliste (RBDO)	63
3.16	Classification des différentes approches de la RBDO	64
3.17	Algorithme de l'approche classique (RIA)	66
3.18	Algorithme de l'approche OSF	68
3.19	Espace hybride de conception	70
3.20	Algorithme de la méthode hybride classique	70
3.21	(a) : Problème de divergence de la méthode hybride classique et (b) : Efficacité de l'approche RHM	71
3.22	(a) : Approche RHM et (b) : Approche IRHM	72

3.23	Modèle du dissipateur thermique à base du MCP (a) : assemblage 3D et (b) : géométrie et dimensions	73
3.24	Maillage du dissipateur thermique	74
3.25	Étude de convergence du maillage	75
3.26	Profil de température et champs de température du système de refroidissement	75
3.27	Application des méthodes RBDO à l'optimisation des systèmes de refroidissement	76
3.28	Comparaison de l'évolution de la température entre le modèle déterministe et la conception optimale	81
3.29	Fraction liquide en fonction du temps pour le modèle initial et le modèle optimal	82
4.1	L'organigramme de l'algorithme de mise en œuvre d'un modèle de substitution	87
4.2	Présentation des plans d'expériences pour 3 paramètres (a) : Plan factoriel complet, (b) : CCD et (c) : BBD	88
4.3	LHS pour 2 variables à 5 niveaux : une variable à distribution normale et l'autre à distribution uniforme	89
4.4	Passage de (a) : l'espace physique à (b) : l'espace des fonctions objectifs	97
4.5	Organigramme de la procédure d'optimisation multi-objectif évolutive	98
4.6	procédure NSGA-II	99
4.7	Modèle 3D de l'assemblage du système étudié	101
4.8	Dimensions du dissipateur thermique	102
4.9	Maillage du modèle	104
4.10	Profil de température pour $Q = 2800W/m^2$	105
4.11	Validation croisée pour T_{max} (a) : LHS à 25 points, (b) : LHS à 50 points et (c) : LHS à 100 points	106
4.12	Profil de température pour le modèle initial et les conceptions optimales : phases de chargement et de déchargement.	109
4.13	Processus latent pour (a) : la phase de charge et (b) : la phase de décharge	110
4.14	Validation croisée avec LHS à 20 points pour (a) T_{max} et (b) t_f	111
4.15	Validation croisée avec LHS à 30 points pour (a) T_{max} et (b) t_f	111
4.16	Validation croisée avec LHS à 50 points pour (a) T_{max} et (b) t_f	112
4.17	Comparaison des différentes tailles de populations	112
4.18	Front de Pareto de l'approche DMOO	113
4.19	Front de Pareto pour (a) : MORBDO-HM et (b) : MORBDO-RHM	114
4.20	Profil de température pour le modèle initial et la conception optimale	115

Liste des tableaux

2.1	Propriétés thermo-physiques des matériaux	37
2.2	Propriétés thermo-physiques des MCP	41
3.1	Propriétés thermo-physiques	58
3.2	Résultats de l'optimisation déterministe	61
3.3	Résultats de l'optimisation déterministe pour différents points initiaux	62
3.4	Variables de conception	77
3.5	Caractéristiques des variables aléatoires	78
3.6	Résultats de l'optimisation déterministe (DDO)	78
3.7	Résultats de l'approche OSF	79
3.8	Résultats de la méthode hybride (HM)	80
3.9	Résultats de la méthode hybride robuste (RHM)	80
3.10	Résultats de DDO et RBDO	81
4.1	Dimensions des matériaux requis	102
4.2	Propriétés thermo-physiques de chaque matériau	102
4.3	Étude de convergence de maillage	103
4.4	Caractéristiques des variables de conception du problème mono-objectif	105
4.5	Mesures d'erreur du modèle de substitution par krigeage du problème mono-objectif	106
4.6	Résultats d'optimisation déterministe (DDO)	107
4.7	Résultats de la méthode hybride robuste (RHM)	108
4.8	Résultats de la méthode hybride robuste améliorée (IRHM)	108
4.9	Propriétés des variables de conception du problème multi-objectif	110
4.10	Mesures d'erreur du modèle de substitution par krigeage du problème multi-objectif	111
4.11	Résultats de l'approche DMOO	113
4.12	Résultats de MORBDO	115

Introduction générale

Au cours des dernières décennies, et avec la révolution scientifique, l'introduction des composants électroniques ne cesse pas d'augmenter dans tous les domaines. Cette tendance, comme étant une technique récente et performante, a débuté dans le réseau ferroviaire et se développe fortement dans le domaine d'automobile et d'aéronautique. En fait, le recours vers le concept "un avion électrique" nous permet d'avoir une meilleure approche de la rationalisation/gestion telle que la diminution de la consommation de kérosène ainsi les temps et les coûts de maintenance avec une amélioration des systèmes embarqués (fiabilité, allègement, simplification).

En contrepartie, le développement de ces systèmes électroniques embarqués engendre l'obtention des systèmes plus compacte ce qui pose plusieurs problèmes plus particulièrement liés à leur gestion thermique. Pour cette raison, une étude minutieuse et efficace s'avère nécessaire pour résoudre cette défaillance et pallier le problème du dysfonctionnement de ces composants.

Les pertes thermiques libérées par les composants électroniques deviennent une préoccupation primordiale pour les concepteurs. De nouvelles solutions de refroidissement intégrées sont donc développées. Dans la plupart des cas, les méthodes de refroidissement standard ne sont pas suffisantes. Pour cela, une nouvelle technique en utilisant les matériaux à changement de phase (MCP) est proposée. En fait, les MCP permettent d'absorber et de stocker la chaleur dissipée, puis la restituer, en bénéficiant de ses propriétés thermophysiques.

Néanmoins, la majorité des applications mécaniques sont caractérisées par l'existence de paramètres incertains. L'incertitude de ces paramètres affecte leur fiabilité en considérant la température de fonctionnement nominal des composants électroniques.

De plus, le développement d'une technique d'optimisation des systèmes thermiques présente un majeur défi pour les chercheurs. En revanche, avoir une conception optimale sans prendre en considération les incertitudes, peut ne pas respecter certains critères de fiabilité. Dans ce contexte, l'intégration de l'analyse de fiabilité dans les problèmes d'optimisation constitue une nouvelle discipline appelée *optimisation fiabiliste* (RBDO : *Reliability-Based Design Optimization*). Elle consiste à déterminer une conception optimale qui garantit un niveau de fiabilité requis avec la prise en compte des incertitudes du système.

Le problème d'optimisation fiabiliste nécessite un grand nombre de simulations numériques ce qui implique un temps de calcul très important. Pour cette raison, l'intégration des métamodèles est fortement recommandée. Ces méthodes permettent de construire des modèles de substitution (*surrogate models*), ou appelés des approximations, développées en se basant sur une série de simulation à partir des modèles réels. Une source d'erreurs supplémentaires est introduite lors du passage du modèle réel au modèle approximatif afin d'assurer un niveau d'erreur convenable. L'intégration des métamodèles dans les algorithmes d'optimisation, appelée aussi optimisation de la conception basée sur les modèles de substitution, présente toujours un domaine de recherche actif.

De plus, et afin de prendre en compte le problème de chargement et de déchargement des matériaux à changement de phase, le problème d'optimisation fiabiliste contient plusieurs fonctions objectifs ce qu'on appelle optimisation fiabiliste multiobjectif (MORBDO : *Multi-objective Reliability-Based Design Optimization*). En fait, le couplage de ces techniques avec les modèles de substitution permet de résoudre le problème d'optimisation afin d'obtenir une conception à la fois optimale et fiable en respectant les incertitudes liées au système de refroidissement.

L'objectif principal de cette thèse, est de proposer une démarche analytique pour l'étude du comportement thermique d'un système de refroidissement à base des MCP et de déterminer les méthodologies d'optimisation fiabiliste mono-objectif et multiobjectif, en considérant l'énergie thermique dissipée par le composant électronique. Pour cela, quatre chapitres sont présentés dans ce manuscrit.

Dans le premier chapitre, on présente un état de l'art sur les différentes techniques de refroidissement monophasiques et diphasiques ainsi leurs avantages et inconvénients et leurs domaines d'application. Les différents problèmes liés aux éléments électroniques ont été étudié dans un premier temps ainsi que les modes de transfert thermique tels que la conduction, la convection et le rayonnement. Dans la plupart des cas, les systèmes de refroidissement classiques ne sont pas suffisants pour la dissipation thermique soit pour des raisons liées à l'encombrement ou pour un manque d'efficacité. Pour cette raison, une autre technique a été proposée qui consiste à utiliser les matériaux à changement de phase (MCP) pour stocker l'énergie thermique générée par le composant électronique.

L'objectif principal du deuxième chapitre est d'étudier numériquement un dissipateur thermique à ailettes à base du MCP et de proposer sa configuration optimale. Cette étude est basée sur des résultats expérimentaux, où une comparaison entre le dissipateur thermique sans et avec MCP a été réalisée. Ensuite, une analyse détaillée de l'effet des paramètres incertains du système de refroidissement étudié liés principalement à la

géométrie, aux conditions aux limites et aux propriétés du matériau, a été proposé. Les résultats numériques montrent que le n-Eicosane augmente clairement les performances thermiques du système de refroidissement étudié, par rapport aux autres MCP étudiés. De plus, l'augmentation de la fraction volumique de MCP conduit à retarder la phase de chaleur latente et par la suite, améliorer sa gestion thermique. L'analyse paramétrique a finalement conduit à définir une conception optimale qui répond aux performances thermiques.

Le troisième chapitre est consacré à la mise en place d'une méthodologie efficace qui permet de déterminer une conception optimale d'un tel système de refroidissement à base de MCP. Malgré le fait que la méthode d'optimisation déterministe (DDO) permet d'obtenir une solution optimale, le niveau de fiabilité reste incontrôlable. Par conséquent, des études d'optimisation fiabiliste (RBDO) ont été réalisées. En effet, les approches RBDO visent à trouver le meilleur compromis entre sécurité et coût en prenant en compte les incertitudes du modèle étudié. Par conséquent, plusieurs méthodes ont été étudiées, telles que l'approche du facteur de sécurité optimal (OSF), la méthode hybride (HM) et la méthode hybride robuste (RHM). Une application numérique permet d'étudier les différentes méthodes DDO et RBDO est donc présentée. Ensuite, l'efficacité de la méthode RHM a été validée pour le cas des systèmes de refroidissement à base de MCP.

Dans le quatrième chapitre, l'objectif est de proposer un couplage du modèle éléments finis du dissipateur thermique à base de MCP avec les modèles de substitution afin de réaliser une étude d'optimisation fiabiliste multiobjectif. Cette étude montre que l'optimisation déterministe multiobjectif (DMOO) peut conduire à une conception qui ne respecte pas le niveau de fiabilité requis. Pour cela, une nouvelle méthode d'optimisation fiabiliste multiobjectif (MORBDO) pour la gestion thermique d'un système de refroidissement passif a été proposée. Elle consiste à coupler le modèle éléments finis, les procédures MORBDO et les approches de substitution. La méthode de krigeage est utilisée pour construire des métamodèles. Une application numérique a été étudiée afin de comparer les différentes approches DMOO et MORBDO. Cette étude conduit à développer des solutions Pareto fiables et bien distribuées en combinant la méthode hybride robuste (RHM) et l'algorithme génétique de tri non dominé (C-NSGA-II).

État de l'art sur la dissipation thermique

Sommaire

1.1	Introduction	5
1.2	Problèmes liés aux éléments électroniques	5
1.3	Les divers modes de transfert thermique	6
1.3.1	La conduction thermique	7
1.3.2	La convection thermique	8
1.3.3	Transfert thermique par rayonnement	10
1.4	Les systèmes de refroidissement : technologies et performances	11
1.4.1	Les systèmes de refroidissement monophasiques	12
1.4.1.1	Système de refroidissement monophasique à l'air	13
1.4.1.2	Système de refroidissement liquide	14
1.4.2	Les systèmes de refroidissement diphasiques	16
1.4.2.1	Refroidissement par changement de phase liquide-vapeur	16
1.4.2.2	Refroidissement par changement de phase solide-liquide	17
1.5	Stockage d'énergie thermique	22
1.5.1	Le stockage de la chaleur sensible	22
1.5.2	Le stockage de la chaleur latente	22
1.6	Applications de stockage d'énergie	23
1.6.1	Gestion thermique de l'électronique	24
1.6.2	Stockage d'énergie dans les matériaux de construction	25
1.6.3	Systèmes d'énergie solaire	27
1.6.3.1	Centrale à énergie solaire concentrée	27
1.6.3.2	Applications solaires domestiques	28
1.6.4	Application dans le secteur textile	29
1.7	Conclusion	30

1.1 Introduction

L'augmentation du développement des systèmes électroniques embarqués signifie que leurs tailles deviennent plus petite et compacte ce qui engendre plusieurs problèmes, plus particulièrement liés à leur gestion thermique. Pour cette raison, une étude efficace devient extrêmement nécessaire pour éviter le problème du dysfonctionnement de ses composantes.

Ce chapitre a pour objectif de présenter un bref état de l'art des problèmes liés aux éléments électroniques ainsi que les modes de transfert thermique tels que la conduction, la convection et le rayonnement. Les différentes techniques de refroidissement monophasiques et diphasiques sont présentées à la fin de ce chapitre.

Ensuite, une étude bibliographique sur les matériaux à changement de phase est présentée afin de faire le point sur leurs principes et leurs critères de sélection. Les différentes familles de MCP sont ainsi détaillées et discutées.

1.2 Problèmes liés aux éléments électroniques

Pour distinguer les différentes problématiques de dissipation de chaleur des éléments électriques, il existe trois types d'échelles :

1. Échelle des composants électriques :

Les composants électriques présentent les éléments basés sur l'électronique de puissance. Ils sont caractérisés par leurs faibles puissances thermiques à évacuer et leurs tailles réduites qui peuvent atteindre quelques centimètres (puce, diode, ... etc.).

2. Échelle des systèmes électroniques :

Pour des niveaux de puissance importants, les composants électriques sont généralement situés dans des boîtiers circulaires ou rectangulaires (onduleur, piles, accumulateurs, ... etc.).

3. Échelle des applications :

Cette échelle présente l'échelle globale des éléments électriques telle que les domaines d'automobile, aéronautiques, ... etc.

La figure 1.1 présente la taille des éléments électroniques en fonction de leur puissance pour donner une idée claire des domaines d'application de l'électronique de puissance.

Il existe cinq sources primordiales de perturbation de chaleur selon l'environnement dans lequel le composant électronique est positionné. Ces sources de perturbation thermique sont la température, l'humidité, les constantes de temps, la pression atmosphérique et le rayonnement solaire.

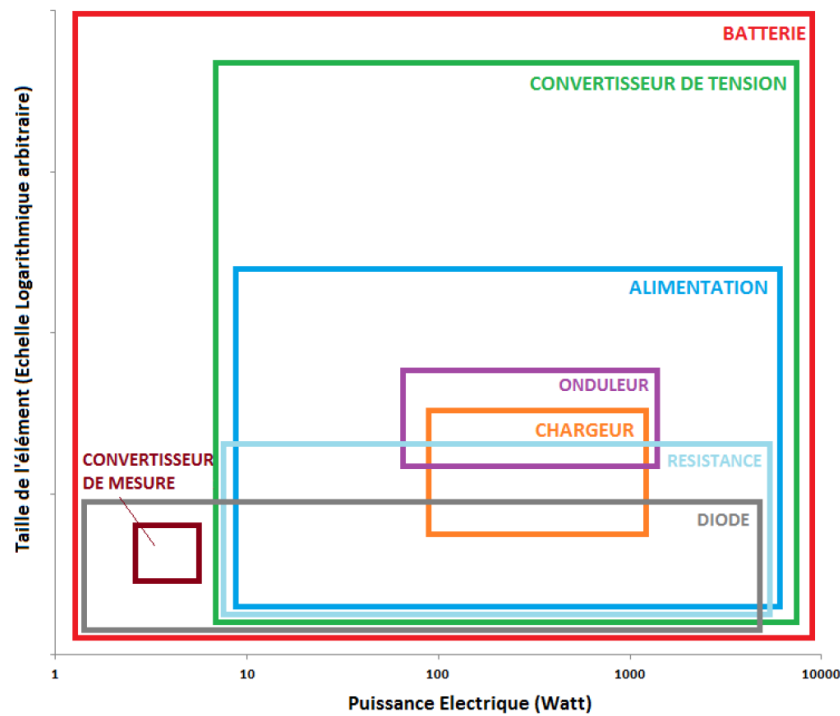


FIGURE 1.1 – La taille des éléments électroniques en fonction de leur puissance [1]

1.3 Les divers modes de transfert thermique

L'énergie thermique est générée dans les zones actives des composants électriques par des dissipations de chaleur ou puissance sous forme de pertes. Il existe généralement deux types de pertes de puissance : les pertes en commutation et les pertes en conduction. Les différentes puissances dissipées par le composant actif sur une période complète de commutation sont présentées dans la figure 1.2.

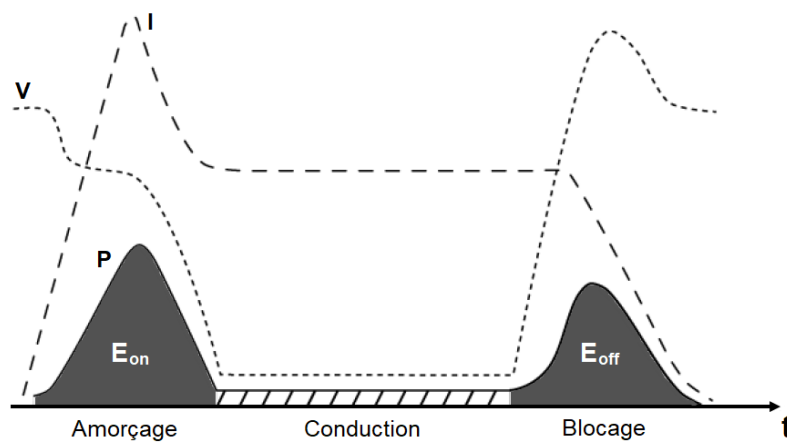


FIGURE 1.2 – Puissance dissipée en commutation dans un composant électrique

La formule de la puissance dissipée par le composant électrique peut être exprimée sous la forme :

$$P_p = R_{\text{on}} \cdot I_{\text{eff}}^2 + V_d \cdot I_{\text{moy}} + f \cdot (E_{\text{on}} + E_{\text{off}}) \quad (1.1)$$

Avec

- * R_{on} est la résistance du composant à l'état passant.
- * V_d est la différence de potentiel d'un composant bipolaire.
- * f définit la fréquence de fonctionnement.
- * E_{on} et E_{off} présentent respectivement l'énergie dissipée lors de la mise en conduction et l'énergie dissipée lors du passage à la phase de blocage.

Pendant le temps de blocage, les pertes aux températures de fonctionnement normal sont supposées négligeables.

En augmentant la fréquence de fonctionnement, les pertes en commutation augmentent par rapport aux pertes en conduction.

Les échanges thermiques entre le composant et le milieu ambiant peuvent suivre les processus physiques suivants : la conduction, la convection et le rayonnement.

1.3.1 La conduction thermique

La conduction thermique est un transfert d'énergie calorifique sous l'effet de l'existence d'un gradient de température pour un matériau homogène et isotrope. Le flux thermique conductif qui passe un composant électronique dépend de plusieurs facteurs dont son matériau, sa géométrie, son épaisseur et aussi le gradient de température qui le traverse. La transmission de chaleur est entraînée par la différence de température entre deux zones d'un milieu en contact physique. Comme indiqué dans la figure 1.3, il n'y a pas de déplacement des atomes ou molécules et la température se répartit uniformément en régime permanent. On remarque bien que le transfert thermique est orienté toujours de la source chaude (la température T_2) vers la source froide (la température T_1). La transmission de chaleur est entraînée par la différence de température entre deux zones d'un milieu en contact physique.

La loi de Fourier indique la quantité de l'énergie thermique dQ qui passe une surface S en un point x d'épaisseur dx pendant une durée de dt .

$$dQ = -\lambda S \frac{dT}{dx} dt = -\lambda S (T_1 - T_2) dt \quad (1.2)$$

Avec

- * dQ est l'énergie élémentaire (J).
- * dt est le temps élémentaire (s).

- * λ est la conductivité thermique ($Wm^{-1}K^{-1}$).
- * S est la section (m^2).
- * $\frac{dT}{dx}$ exprime le gradient de température au point x ($K.m^{-1}$).

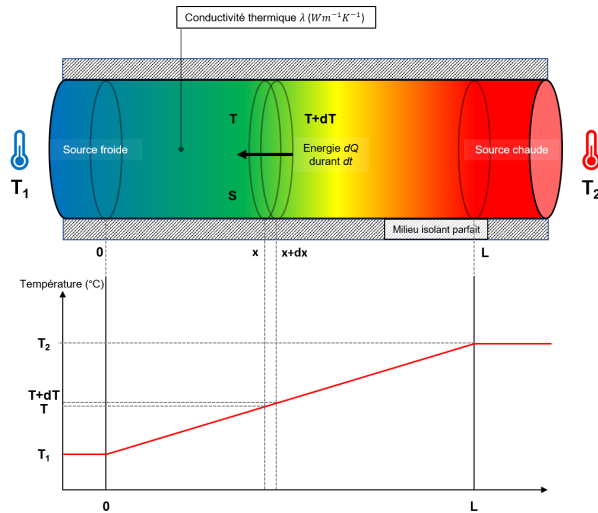


FIGURE 1.3 – Le principe de la conduction thermique

La loi de fourrier exprimée dans l'équation (1.2) nous permet de définir le flux thermique ϕ qui circule en x (l'équation (1.3)) et la densité de chaleur φ (l'équation (1.4)) :

$$\phi(W) = \frac{dQ}{dt} = -\lambda S \frac{dT}{dx} \quad (1.3)$$

$$\varphi(W.m^{-2}) = \frac{\phi}{S} = -\lambda \frac{dT}{dx} \quad (1.4)$$

En régime permanent, la distribution de la température est quasiment linéaire d'où le gradient de la température devient alors constant :

$$\frac{T(x)}{dx} = -\frac{d}{dx} \left(\frac{T_1 - T_2}{L} x + T_1 \right) = -\frac{T_1 - T_2}{L} \quad (1.5)$$

Et par conséquent, le flux thermique devient proportionnel au gradient de température de deux surfaces (chaude et froide) :

$$\phi = \frac{\lambda S}{L} (T_2 - T_1) \quad (1.6)$$

avec L est la longueur caractéristique (m).

1.3.2 La convection thermique

La convection est un mode de transfert de chaleur qui s'accompagne d'un transfert de masse dans un espace fluide, liquide ou gazeux. Le phénomène de convection peut être

traduit comme étant le transfert d'énergie thermique par déplacement des molécules ou des atomes d'un corps solide en contact direct avec un fluide de température différente comme le montre la figure 1.4. Compte tenu des forces qui provoquent le mouvement de fluide, on peut distinguer deux types de convection thermique : la convection libre (ou naturelle) et la convection forcée (ou ventilation).

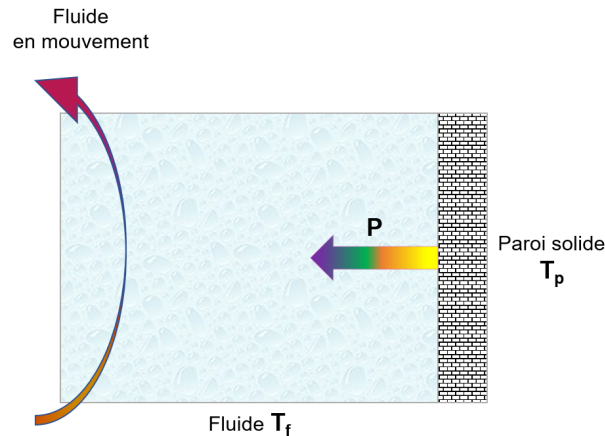


FIGURE 1.4 – Le principe de la convection thermique d'un fluide en mouvement

La convection naturelle se produit spontanément dans un fluide en mouvement au sein duquel existe une différence de température entre les particules froides et celles qui sont chaudes. Pour le cas d'une convection forcée, il existe une intervention extérieure qui sera imposée sur le fluide en mouvement par exemple ventilateur ou pompe.

Le processus de transfert thermique par convection pose des problèmes de mécanique des fluides très compliqués. C'est pour cela, on ne s'intéresse le plus souvent qu'au flux de chaleur entre la paroi solide et le fluide en mouvement.

Mathématiquement, l'équation de la convection est exprimée par la loi de Newton :

$$\phi = h(T_p - T_f)S \quad (1.7)$$

Avec :

- * ϕ est le flux thermique (W).
- * h est le coefficient de convection ($Wm^{-2}K^{-1}$).
- * T_p et T_f sont respectivement les températures de paroi et de fluide en mouvement (K).
- * S est la surface de contact fluide/solide (m^2)

Les facteurs qui influent sur la valeur du coefficient de transfert thermique par convection h sont pratiquement les caractéristiques géométriques de la surface de contact fluide /solide, la température du fluide, sa vitesse ainsi sa température.

Le coefficient de transfert de chaleur par convection h peut être calculé à partir du théorème de Vaschy-Buckingham en fonction de trois unités fondamentales :

- **Le nombre de Nusselt : Nu**

Il est un nombre adimensionnel utilisé pour définir le type de transfert de chaleur entre une paroi et un fluide. Il présente le rapport entre le transfert de chaleur par convection par rapport au transfert de chaleur conductif en régime permanent. On peut définir le nombre de Nusselt par :

$$Nu = \frac{hL}{\lambda} \quad (1.8)$$

- **Le nombre de Reynolds : Re**

Le nombre de Reynolds caractérise le régime d'écoulement de fluide. Pour une valeur de $Re < 2000$ l'écoulement est dit laminaire et pour $Re > 3000$ l'écoulement est dit turbulent.

$$Re = \frac{\rho V L}{\mu} \quad (1.9)$$

Avec :

- * ρ est la masse volumique du fluide (Kgm^{-3}).
- * μ est la viscosité dynamique du fluide ($kgm^{-1}s^{-1}$).
- * V est la vitesse de fluide (ms^{-1}).

- **Le nombre de Prandtl : Pr**

Le nombre de Prandtl présente les propriétés thermiques du fluide et s'exprime sous la forme suivante :

$$Pr = \frac{\mu C_p}{\lambda} \quad (1.10)$$

Avec, C_p présente la capacité thermique massique ou la chaleur spécifique ($Jkg^{-1}K^{-1}$).

1.3.3 Transfert thermique par rayonnement

Le rayonnement thermique ou encore le rayonnement électromagnétique est l'un des modes de transfert de chaleur. On définit le rayonnement thermique par la transition énergétique générée par l'agitation thermique de molécules dans la matière indépendamment de son état physique (solide, liquide ou gaz). Pour des températures du corps plus élevées, les rayons infrarouges d'ondes sont plus courts et inversement. Ce type d'échange thermique dépend toujours de l'émissivité du matériau ε qui constitue la surface chaude et elle varie de 0 à 1 selon le type de matériau. Le rayonnement thermique prend une importance primordiale en comparant par la conduction et la convection qui sont également présentes.

La figure 1.5 présente le phénomène global du rayonnement. On considère un cylindre

plein de surface S dont les deux côtés sont maintenus aux températures T_1 et T_2 (avec $T_1 > T_2$). Ce cylindre est soumis au phénomène de conduction. La surface située à gauche est la seule surface qui fait l'échange thermique avec le milieu ambiant à la température ambiante T_a par rayonnement.

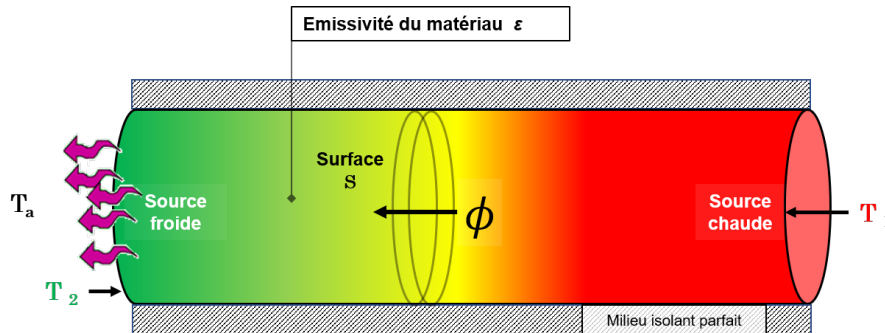


FIGURE 1.5 – Le principe du rayonnement thermique

D'après la loi de Stéphan, l'échange de la chaleur entre la surface de la source froide S et le milieu ambiant peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\phi = \varepsilon \sigma S (T_2^4 - T_a^4) \quad (1.11)$$

Avec :

- * ε est le coefficient d'émission du matériau ($0 < \varepsilon \leq 1$).
- * σ est la constante de Stéphan Boltzmann : $5.67 \cdot 10^{-8} \text{ (Wm}^{-2}\text{K}^{-4}\text{)}$.
- * S surface de contact solide/ fluide (m^2)
- * T_a Température ambiante (K).
- * T_2 Température de la surface (K).

Dans notre étude, le phénomène de rayonnement est généralement négligeable dans les applications visées dont on souhaite traiter la gestion thermique. En fait, le transfert de la chaleur par convection et par conduction est considérablement prédominant [2].

1.4 Les systèmes de refroidissement : technologies et performances

Dans tous les systèmes de refroidissement, la chaleur arrive au liquide de refroidissement après qu'elle franchit tout d'abord toutes les différentes couches de l'assemblage. Plusieurs systèmes d'échange thermique ont été perfectionnés et développés afin d'arriver à évacuer convenablement l'énergie thermique qui arrive à la couche finale en contact

direct avec le milieu ambiant.

Les techniques de systèmes de refroidissement peuvent être classé en deux grandes catégories :

- **Les systèmes de refroidissement actifs :**

Cette méthode est basée sur le transfert thermique par convection forcée. Le système de refroidissement actif exige l'emploi d'une pompe mécanique pour garantir le mouvement du fluide caloporteur ainsi qu'un circuit externe pour dissiper la chaleur générée vers l'extérieur.

- **Les systèmes de refroidissement passifs :**

Cette technique est basée pratiquement sur le transfert de chaleur par convection naturelle ce qui réduit le coût énergétique. Ce type de refroidissement peut être classé en deux parties : direct ou indirect tout dépend du contact de fluide caloporteur avec les composants électroniques.

La classification des systèmes de refroidissement passifs est présentée dans la figure 1.6 suivant les deux modes de transfert thermique.

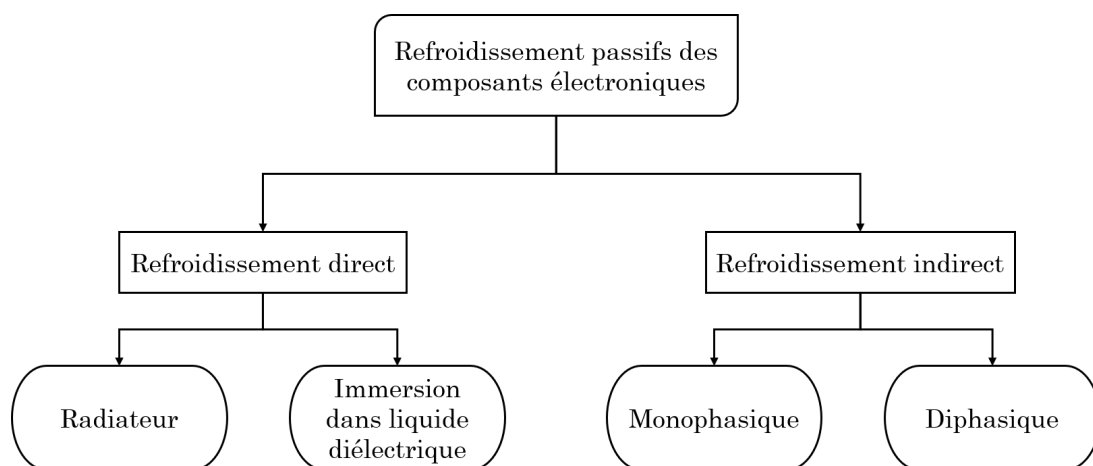


FIGURE 1.6 – La classification des systèmes de refroidissement passif

On s'intéresse seulement par le refroidissement indirect des composants électroniques passifs.

1.4.1 Les systèmes de refroidissement monophasiques

Un échangeur monophasique est caractérisé par une configuration dans laquelle la circulation du fluide de refroidissement est assurée sans changement d'état. L'énergie thermique à évacuer est dissipée vers l'extérieur par convection, conduction et le transport capacitif.

On peut classer les systèmes de refroidissement fluide en deux familles : les refroidissements liquides [3] et les systèmes de refroidissement monophasique à l'air.

1.4.1.1 Système de refroidissement monophasique à l'air

Pour les composants électroniques qui ont une contrainte thermique de faible intensité, il est recommandé d'utiliser les systèmes de refroidissement à l'air. Cette technique est caractérisée par son faible coût et par la simplicité de sa mise en œuvre technique. Les échanges thermiques entre le composant électronique et l'environnement sont essentiellement convectifs et radiatifs.

- **Convection naturelle à l'air**

Le composant électronique est exposé à l'air ambiant avec une différence de température entre eux. Un échange thermique convectif est donc assuré avec un coefficient d'échange h compris entre 5 et 25 $Wm^{-2}K^{-1}$.

Pour évacuer des niveaux de puissance plus importants, il faut augmenter la surface d'échange de chaleur entre le milieu ambiant et le composant à refroidir pour garantir la bonne gestion thermique. Dans ce contexte, d'autres systèmes de refroidissement ont été proposés afin d'avoir un coefficient d'échange convectif h plus important, tel que les dissipateurs thermiques à ailettes ou les dissipateurs thermiques à nid d'abeilles comme illustrés dans la figure 1.7.

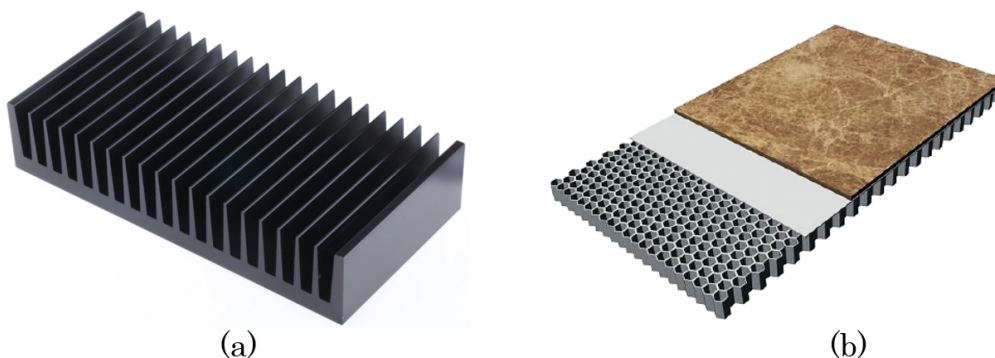


FIGURE 1.7 – Exemple de dissipateur thermique (a) : à ailettes et (b) : à nid d'abeille

- **Convection forcée à l'air**

Le soufflage d'air forcé est la technique la plus courante afin d'améliorer l'échange thermique du composant électronique et le milieu ambiant. Comme indiqué dans la figure 1.8, cette méthode est basée sur l'intégration des ventilateurs pour augmenter le coefficient

d'échange thermique h (de 10 à $500 \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-1}$). Cette technique de refroidissement forcée à air a des avantages multiples tels que : la simplicité de mise en œuvre, une bonne fiabilité dont la durée de vie est satisfaisante et ainsi un coût réduit.

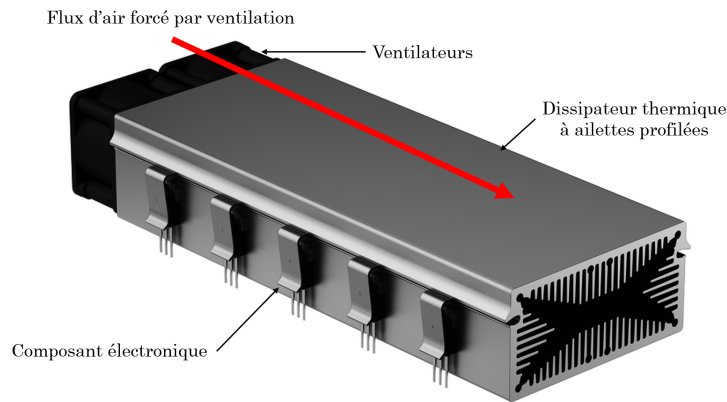


FIGURE 1.8 – Exemple d'un système de refroidissement par air forcé

Suite à l'augmentation de la densité thermique des systèmes électroniques embarqués, les ventilateurs ont atteint des dimensions très réduites. Pour cette raison, le changement du liquide caloporteur est devenu extrêmement nécessaire pour un refroidissement plus performant.

1.4.1.2 Système de refroidissement liquide

Les systèmes de refroidissement par liquide sont d'autres techniques d'évacuation thermique vers le milieu ambiant. Le refroidissement liquide monophasique est couramment utilisé dans les puces électroniques sous la forme d'une plaque à eau.

Comme indiqué dans la figure 1.9, ce système est constitué essentiellement d'une pompe pour assurer la bonne circulation du fluide caloporteur et d'un échangeur thermique qui garantit la bonne gestion thermique du système par l'évacuation de la chaleur portée par le liquide caloporteur vers le milieu ambiant.

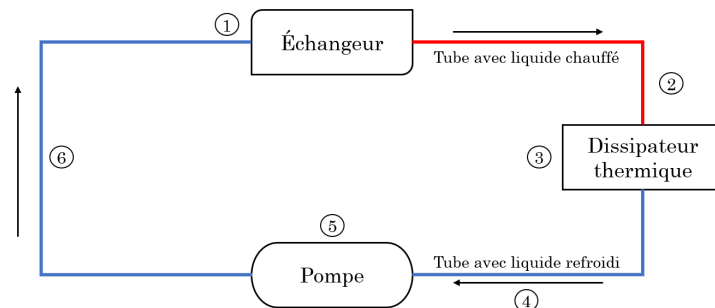


FIGURE 1.9 – Schéma simplifié d'un système de refroidissement par liquide

La sélection d'un fluide de refroidissement est basée essentiellement sur :

- * Les performances thermiques et hydrauliques car ce sont des facteurs qui peuvent réduire les caractéristiques du système de refroidissement.
- * La sécurité.
- * Le coût.
- * Les conditions de stockages du fluide.
- * Les contraintes de pollution.

On peut noter que l'eau glycolée est le fluide de refroidissement le plus utilisé en raison de sa grande capacité calorifique, sa conductivité thermique importante ainsi sa disponibilité. Dans cette situation, le coefficient d'échange convectif forcé h de l'eau est compris entre 3000 et 10000 $W.m^{-2}.K^{-1}$.

Les canaux qui assurent la bonne circulation de fluide caloporteur peuvent être classés en trois grandes familles :

- * Les micro-canaux pour des diamètres compris entre 10 et 800 μm .
- * Les mini-canaux pour des diamètres compris entre 1 et 10 mm
- * Au-delà de 10 mm , ces systèmes sont couramment appelés plaques froides.

Plusieurs solutions sont encore possibles avec les systèmes de refroidissement par liquide dont le Spray Cooling ainsi le refroidissement par jets comme montrées dans la figure 1.10. Le principe de la technique de Spray Cooling vise à pulvériser un liquide à proximité de la paroi à refroidir. Cette technique présente plusieurs avantages plus particulièrement dans le domaine de l'électronique de puissance :

- * Bon rétablissement spatial de la partie à refroidir.
- * Utilisation de faibles quantités de liquide ce qui implique une maintenance réduite.
- * Évacuation d'un flux thermique important : au moins 50% plus performant qu'un système classique.

En dehors de sa robustesse et son efficacité à dissiper le flux de chaleur produit, le Spray Cooling présente plusieurs défauts :

- * Complexité de réglage du système d'injection tel que les propriétés granulométriques et dynamiques du spray ainsi la distance qui sépare l'injecteur du composant.
- * Complexité des injecteurs.
- * La mise sous pression du liquide avant injection est nécessaire.

Dans les applications industrielles, le refroidissement par jets est l'une des techniques les plus privilégiées pour le traitement thermique des chambres de combustion des moteurs de nouvelle génération ou autrement dit les aubes de turbine. La performance de ce système

dépend essentiellement du fluide et son débit, du nombre de jets ainsi son diamètre. Il nécessite la mise en place d'un système de pressurisation du fluide et ainsi qu'un circuit hydraulique complet (pompe, échangeur).

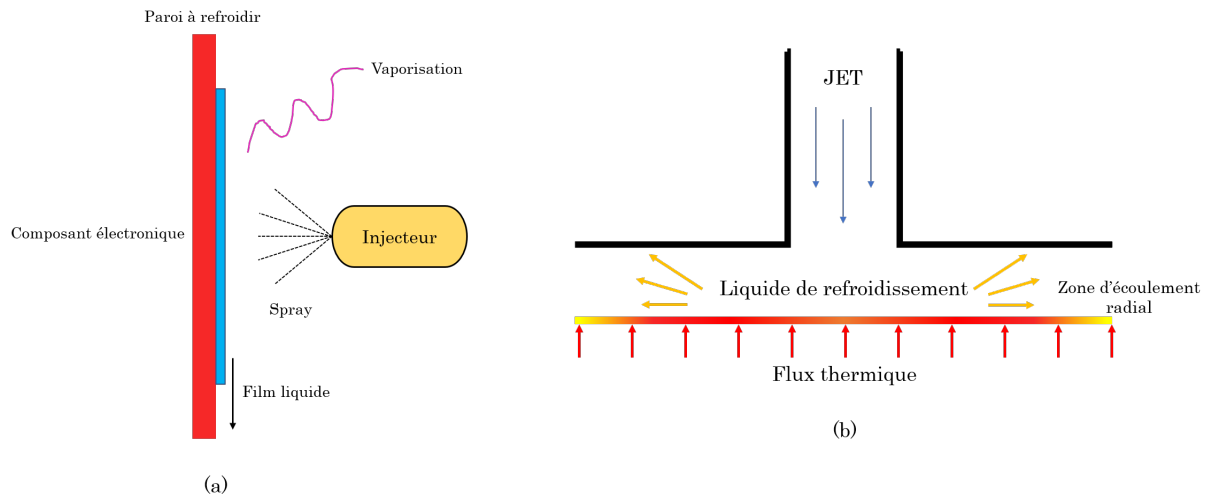


FIGURE 1.10 – Principe de refroidissement par (a) Spray cooling et (b) Refroidissement par jets

En comparaison aux techniques de refroidissement par spray, le réglage de la zone d'impact, du débit du jet ainsi la distance jet/paroi sont des paramètres très importantes et il faut les prendre en considération pour assurer le bon fonctionnement de ce dispositif.

1.4.2 Les systèmes de refroidissement diphasiques

1.4.2.1 Refroidissement par changement de phase liquide-vapeur

Le refroidissement diphasique liquide-vapeur est considéré comme l'une des solutions les plus adaptables et les plus performants pour la bonne gestion thermique des systèmes énergétiques. Pour ce mode de refroidissement, la quantité de l'énergie thermique à évacuer dépend de la chaleur de vaporisation du fluide caloporteur ainsi son débit massique. Quatre types de système de refroidissement diphasique liquide-vapeur peuvent être distingués selon leurs configurations :

- **Refroidissement par immersion dans un fluide diélectrique** : appelé aussi condensateur. C'est un ancien système qui a été utilisé depuis les années 40. Le principe de ce système est de refroidir les composants électroniques en les plaçant dans un liquide diélectrique. L'énergie thermique sera évacuée à l'interface composant-liquide ce qui engendre l'ébullition du liquide. Ce vapeur sera condensé par la suite à l'aide d'un échangeur de chaleur par convection naturelle ou forcée.

- **Refroidissement par caloducs** : appelés aussi système de refroidissement fermé. Dans de système, le fluide caloporteur circule en boucle fermée. Ils sont caractérisés par une grande conductivité thermique ainsi de leur capabilité de fonctionner en quasi isotherme et de leur maîtrise de température.
- **Refroidissement par thermosiphon** : ce système a le même principe que les caloducs sauf que le tube thermosiphon fonctionne sans mèche poreuse. En fait, c'est la force gravitationnelle qui permet le retour du condensat dans l'évaporateur.
- **Refroidissement par boucle diphasique à deux lignes (CPL et LHP)** : c'est un système de refroidissement passif. Ce système consiste à séparer les deux phases, ce qui permet la suppression des interactions liquide-vapeur.

1.4.2.2 Refroidissement par changement de phase solide-liquide

- **Principe de matériaux à changement de phase**

Parfois, les systèmes de refroidissement classiques ne sont pas convenables soit pour des raisons de manque d'efficacité ou des problèmes d'encombrement. Pour cela, une autre technique a été proposée qui consiste à stocker l'énergie thermique générée par le composant électronique en utilisant un matériau à changement de phase (MCP).

Un MCP est une substance qui a l'aptitude d'emmagasiner et de libérer une grande quantité d'énergie grâce à leur grande chaleur de fusion. Ce transfert diphasique permet d'absorber l'énergie en passant de l'état solide à l'état liquide et inversement.

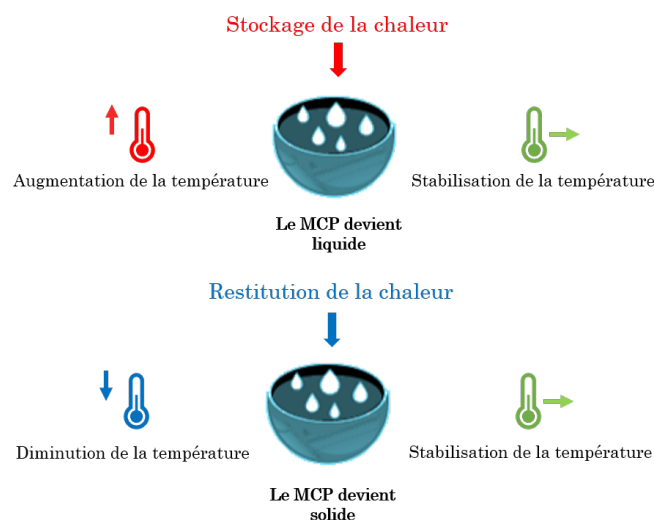


FIGURE 1.11 – Principe des matériaux à changement de phase

Autrement dit, quand la température augmente, le matériau à changement de phase devient liquide ce qui permet le stockage de la chaleur jusqu'à la température de sta-

bilisation. Et inversement, quand la température diminue, le produit à changement de phase devient solide ce qui assure la restitution de la chaleur jusqu'à la stabilisation (voir figure 1.11).

L'absorption de la chaleur dissipée par les composants électroniques, grâce à la chaleur latente des MCP, permet de ralentir l'évolution de la température durant la période de fonctionnement. Ces systèmes sont donc idéaux pour les appareils qui fonctionnent d'une manière périodique.

• Critère de sélection d'un MCP

Un MCP sélectionné requiert plusieurs spécificités liées non seulement à sa capacité de stockage mais aussi pour des critères environnementaux et économiques. Dans ce contexte, plusieurs études ont été développées qui permettent de choisir un MCP selon l'application. Plusieurs méthodes ont été proposées par différents auteurs afin de choisir au mieux un matériau pour une application spécifique [4–6]. Le choix d'un MCP est basé sur leurs propriétés thermo-physiques, cinétiques, chimiques, économiques ainsi que leurs propriétés mécaniques.

- *Les propriétés thermo-physiques :*

- * La température de fusion/solidification doit se situer dans la plage de fonctionnement de l'application.
- * Une chaleur latente de fusion importante afin de stocker une grande quantité de chaleur. Cette valeur est primordiale afin de garantir une densité énergétique de stockage assez importante.
- * Une bonne conductivité thermique de façon que le gradient de température entre la température de fusion et la température du fluide caloporteur soit faible. Pour la plupart des MCP, la conductivité thermique ne dépasse généralement pas 0.5 W/(m.K)
- * Une densité du MCP élevée ce qui permet de réduire les volumes de stockage.
- * Une faible expansion volumique pour réduire les risques de fuite et les surpressions dans le réservoir. La valeur de l'expansion volumique ne dépasse pas généralement le 10 % pour les MCP.
- * Une faible pression de vapeur saturante afin que les risques de vaporisation soient limités.
- * Une fusion/solidification cohérente du MCP.

- *Les propriétés chimiques et cinétiques :*

- * Un faible potentiel de corrosion ainsi sa simple cohérence avec la plupart des matériaux soient utilisés avec le fluide caloporteur soit dans la fabrication des échangeurs.
- * Une grande stabilité chimique tout au long les cycles des charges et des décharges.
- * Le MCP n'est ni dangereux, ni explosif, ni toxique pour l'environnement.
- * Le MCP est caractérisé par l'absence de phénomène de surfusion. Notons que la surfusion est la capacité d'un matériau de descendre à une température plus basse que la température de solidification alors qu'il demeure en phase liquide.

- *Les propriétés économiques et mécaniques :*

- * Faible coût du MCP ainsi son coût de fabrication.
- * Il est disponible partout et tout le temps.
- * Il n'a pas d'impact sur l'environnement.

• Les différents types de MCP

Une classification générale a été donnée par Abhat [7] comme montrée dans la figure 1.12. Elle a été utilisée par la suite par la communauté scientifique du stockage latent.

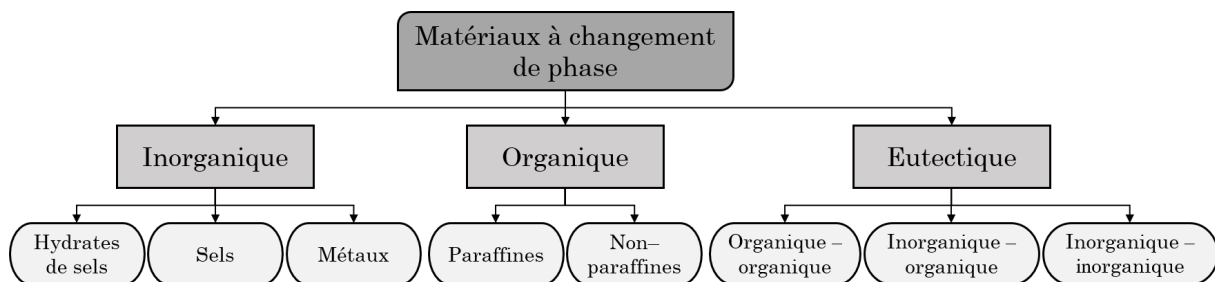


FIGURE 1.12 – Les différentes classes des MCP

D'une façon générale, les MCP sont classés en trois catégories :

- * **Les composés inorganiques(ou minéraux) :** ils sont classés en trois catégories :
 - *Les sels :* ce sont des composés formés de cations et d'anions. Par exemple, les chlorures et les fluorures présentent chacune une chaleur latente de fusion plus importante que celles des sulfates ou nitrates [8]. Les sels sont caractérisés par une chaleur latente très importante (de 68 et 1040 kJ/kg) ainsi des températures de fusion élevées (entre 250 et 1680 °C). De plus, les sels présentent une expansion volumique très faible (de l'ordre de 7%). Par contre, les sels présentent des défauts de stabilité thermique.
 - *Les hydrates de sels :* ce sont des sels inorganiques dont la formule générale est $AB.nH_2O$. Ils sont caractérisés une grande chaleur latente de fusion (de 100 à 300 kJ/kg), une température de fusion convenable aux applications à faible température (de 8 à 100 °C) ainsi une conductivité thermique très élevée (de l'ordre de 0,5

$W/m.K$). Cependant, les hydrates de sels présentent des inconvénients tels que la surfusion, leur fusion non congruente et encore des problèmes de corrosion [9].

- *Les métaux* : certains auteurs ont considéré les métaux en tant que MCP [10, 11]. Les métaux sont caractérisés par une chaleur latente très importante, une grande stabilité à long terme ainsi une conductivité thermique bien plus élevée que les autres catégories de MCP. Ils permettent ainsi un stockage très rapide de la chaleur dissipée avec une expansion volumique faible. Mais, les métaux présentent des problèmes de corrosion.

* **Les composés organiques** : ils sont composés essentiellement par :

- *Les paraffines* : ils appartiennent à la famille d'hydrocarbures saturés de formule générale C_nH_{2n+2} . Les paraffines sont considérées parmi les MCP les plus utilisés grâce à leur grande température de fusion, leur grande la chaleur latente de fusion ainsi leur stabilisation chimique [12]. Cependant, ce type de MCP présente une faible conductivité thermique (de l'ordre de $0.25 W/m.K$), une expansion volumique très importante ($\simeq 15\%$) [13] ainsi qu'une densité élevée. ($\simeq 800kg/m^3$) [14].

- *Les acides gras* : ils ont approximativement les mêmes propriétés que les paraffines et ils sont caractérisés par la formule générale $CH_3(CH_2)_{2n}COOH$. Ils sont caractérisés par une grande gamme de températures (de 40 à 150°C) ainsi une chaleur latente de fusion assez importante (du même ordre que les paraffines). Par contre, les acides gras rencontrent des problèmes de stabilisation chimique [15] et peuvent être dégradés sous sa forme liquide due à la vaporisation du matériau.

- *Les alcools de sucre* : ce sont des composés organiques qui appartiennent à la famille des polyols. Ils sont caractérisés par une enthalpie de phase assez importante, une grande densité ($\sim 1500kg/m^3$) ce qui nous donne une densité énergétique élevée. De plus, ils sont caractérisés aussi par sa stabilité chimique et son faible coût mais les alcools de sucre ont la tendance à la surfusion.

* **Les composés eutectiques** : ce sont des mélanges de MCP inorganiques et/ou organiques [6, 16]. Ils sont caractérisés principalement par leur chaleur latente importante et leur changement de phase. Le problème le plus primordial des composés eutectiques c'est la complexité de déterminer le point eutectique exact pour avoir une température de fusion uniforme.

Chaque sous-groupe de MCP présente des propriétés thermochimiques différentes qui influent de manière significative la conception du système de stockage de la chaleur.

• Comparaison des différentes familles de MCP

La figure 1.13 présente une comparaison des différentes catégories des MCP en fonction

de leur chaleur latente et de leur point de fusion.

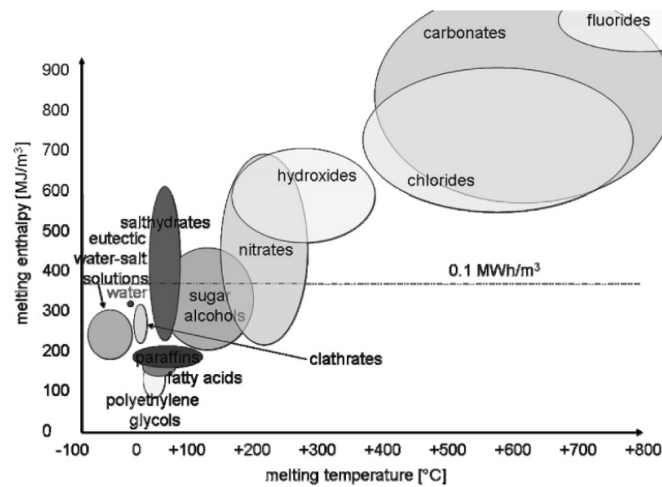


FIGURE 1.13 – Comparaison des MCP par famille en fonction de leur chaleur latente et leur température de fusion [17]

Prenant l'exemple d'une application industrielle, la gamme de températures est comprise entre 100 et 300°C. On peut noter que les hydroxydes, les alcools de sucre et les nitrates de sels sont les matériaux qui couvrent cette gamme de températures.

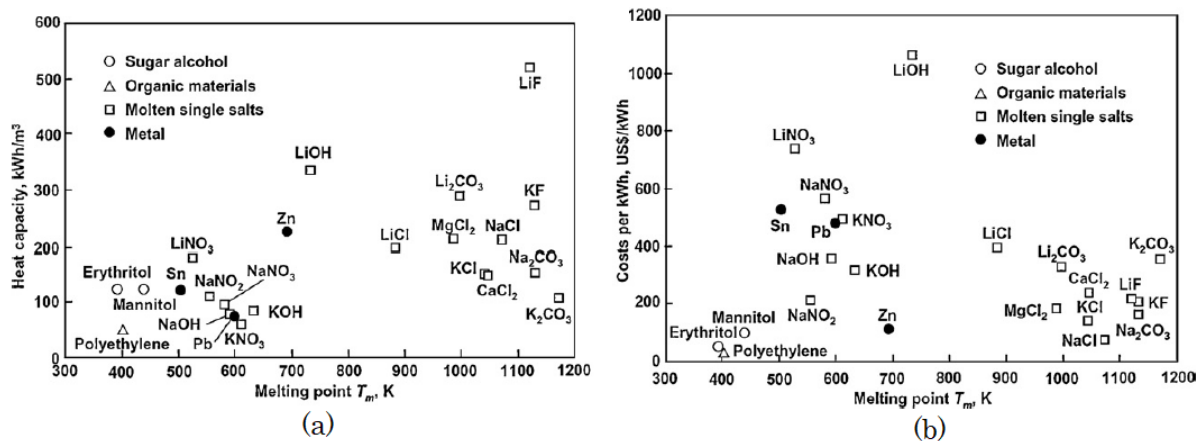


FIGURE 1.14 – Capacité thermique (a) et coût des MCP (b) à point de fusion élevé [18]

La comparaison des familles de MCP en fonction de leur capacité thermique et leur température de fusion est réalisée sur la figure 1.14(a). De même, en prenant le cas d'une application industrielle c'est-à-dire pour le même intervalle de température, les nitrates de lithium, le mannitol et l'érythritol sont des matériaux caractérisés par une grande capacité thermique.

Pour avoir la bonne sélection du MCP, il faut prendre en considération le coût d'un MCP

qui définit présente l'un des critères les plus importants. Plusieurs familles des MCP sont présentés en fonction de leur coût ainsi que leur température de fusion (figure 1.14(b)). Pour les différentes familles de MCP, il existe un des points communs entre eux qui influent explicitement sur le transfert de chaleur, c'est la faible conductivité thermique.

1.5 Stockage d'énergie thermique

Le stockage de l'énergie thermique dissipée par un composant électronique s'effectue sous plusieurs formes :

- * Le stockage par chaleur sensible : s'effectue dans des matériaux sans changement de phase.
- * Le stockage par chaleur latente : utilisation des matériaux qui stocke la chaleur dissipée avec changement de phase.
- * Le stockage par chaleur des réactions : absorption et thermochimie

Dans un MCP, uniquement le stockage de la chaleur sensible et latente sont considérés. Dans la partie suivante on va détailler ces modes de stockage.

1.5.1 Le stockage de la chaleur sensible

Le stockage sensible est considéré comme étant la manière la plus commune de réutiliser l'énergie thermique [17]. Il utilise les propriétés thermo-physique d'un corps. La variation d'enthalpie (quantité de chaleur à pression fixe) est proportionnelle alors à la masse et la chaleur spécifique C_p de ce corps ainsi la différence entre la température initiale et celle de stockage, comme présentée par l'équation (1.12) :

$$H_{sensible} = \Delta H = \int_{T_1}^{T_2} m \cdot C_p dT \quad (1.12)$$

Dans le cas où la capacité calorifique est supposée constante dans la plage de températures $[T_1, T_2]$, l'équation (1.12) devient :

$$\Delta H = m \cdot C_p \cdot \Delta T = m \cdot C_p (T_2 - T_1) \quad (1.13)$$

Selon l'équation (1.13), deux cas peuvent être distingués. On dit que le corps stocke de l'énergie thermique si $T_2 > T_1$ et inversement.

1.5.2 Le stockage de la chaleur latente

Le stockage de la chaleur latente consiste à chauffer un corps jusqu'au passage d'un état physique à un autre. Le corps absorbe alors une quantité d'énergie pour effectuer

sa transformation. cette quantité de chaleur est appelée chaleur latente de fusion. la figure 1.15 présente une comparaison entre le stockage de chaleur sensible et le stockage latent. D'après cette figure on peut constater que le stockage par chaleur latente est plus avantageux que celui par chaleur sensible.

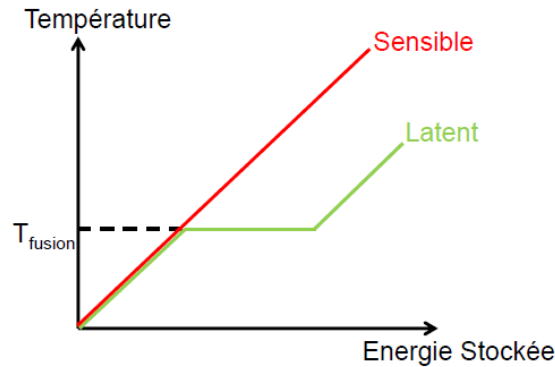


FIGURE 1.15 – Comparaison entre le stockage par chaleur sensible et chaleur latente [19]

On peut exprimer la quantité d'énergie stockée lors du passage de l'état solide à l'état liquide par l'équation (1.14) :

$$\Delta H = \int_{T_1}^{T_{\text{fusion}}} m.C_{p,S}(T) dT + m.\Delta H_{S,L} + \int_{T_{\text{fusion}}}^{T_2} m.C_{p,L}(T) dT \quad (1.14)$$

On note $C_{p,L}(T)$ et $C_{p,S}(T)$ les capacités thermiques massiques à l'état liquide et solide respectivement. Cette équation présente deux termes liés à la chaleur sensible et un autre terme qui représente la chaleur latente ($m.\Delta H_{S,L}$).

1.6 Applications de stockage d'énergie

Comme discuté dans les sections précédentes, le stockage d'énergie par changement de phase solide-liquide est intrinsèquement un processus transitoire et convient mieux aux systèmes qui travaillent en intermittente, tels que des cycles marche-arrêt ou de pointe périodiques, ou pour les systèmes qui nécessitent un stockage d'énergie thermique pour une utilisation ultérieure. Les MCP sont couramment utilisés dans les applications de gestion thermique et de stockage d'énergie thermique.

L'intérêt sur les MCP pour la gestion thermique des systèmes remonte au moins aux années 1970. La NASA en particulier s'est intéressée à l'utilisation de MCP en tant que "condensateurs thermiques". Ils ont été implémentés dans plusieurs véhicules lunaires et dans Skylab [20]. La note technique de 1977 de la NASA " A Design Handbook for Phase Change Thermal Control and Energy Storage Devices " [21] a été l'une des premières

références complètes de MCP et est encore largement citée et utilisée aujourd'hui.

Au cours des années 1970 et 1980, l'intérêt s'est également accru pour l'application des MCP dans les systèmes solaires [22–24] pour le stockage d'énergie thermique dans les grandes centrales solaires et dans les applications domestiques plus petites telles que les systèmes d'eau chaude domestique. Le concept d'intégration des MCP dans divers types de matériaux de construction, tels que les panneaux muraux et les lames de plancher, afin de créer des maisons et des bureaux avec des charges de chauffage et de refroidissement plus faibles pour une plus grande efficacité énergétique, a également commencé dans les années 1970/80 [25, 26].

Avec la croissance de la puissance de calcul dans les années 1980 et 1990, les circuits intégrés ont commencé à dissiper des quantités importantes de chaleur et les applications à base des MCP dans la gestion thermique de l'électronique militaire et grand public sont apparues à la fin des années 1990 [27–29]. Plus récemment, les MCP ont vu leur application dans la conception textile pour les vêtements absorbant l'énergie pour les produits militaires et de consommation [30].

1.6.1 Gestion thermique de l'électronique

La conception de l'électronique au cours des cinq dernières décennies a suivi de près la “ loi de Moore ” selon laquelle la puissance de traitement double tous les 2 ans environ. Cette augmentation exponentielle de la puissance de traitement a été une grande aubaine pour le domaine de l'électronique, mais un grand défi pour les ingénieurs thermiques. Pour des raisons de fiabilité, la plupart des équipements électroniques sont contraints de fonctionner en dessous de 85°C et toute la chaleur générée doit être dissipée dans l'environnement pendant les conditions de fonctionnement en régime permanent et transitoire. Pour les systèmes informatiques standard tels que les ordinateurs portables et les ordinateurs de bureau, les charges thermiques peuvent généralement être dissipées à l'aide d'un dissipateur thermique couplé à un ventilateur, en supposant qu'il existe suffisamment d'espace dans le boîtier pour la géométrie du dissipateur thermique. Les systèmes de calcul haute performance avec des flux de chaleur plus élevées se tournent de plus en plus vers des systèmes de refroidissement à base de liquide tels que les plaques froides, ce qui nécessite alors l'utilisation d'équipements auxiliaires tels que des pompes, des tuyauteries et des échangeurs de chaleur externes. Mais pour l'électronique portable, l'un des segments les plus importants du marché de l'électronique grand public, et qui comprend les tablettes et les smartphones, les solutions de gestion thermique possibles sont sévèrement limitées par leur facteur de forme. La demande de systèmes ultra-minces interdit l'utilisation de grands dissipateurs thermiques refroidis par air ou de boucles de pompage de liquide.

Par chance, la plupart des appareils électroniques portables sont utilisés dans des cycles de service marche/arrêt ou de pointe, ce qui rend possible l'utilisation des MCP pour la gestion thermique. De nombreuses tablettes et smartphones sont en mode veille à faible consommation pendant la majeure partie de la journée, avec des rafales d'activité aléatoires qui provoquent un pic de puissance de traitement. Pour ces applications, les MCP peuvent être utilisés pour absorber ces sursauts d'énergie, puis pour dissiper la chaleur stockée lorsque le cycle de pointe est terminé. L'idée est de faire pénétrer efficacement la chaleur dans le MCP lorsque le cycle de pointe commence, en faisant fondre le MCP et en maintenant une température de fonctionnement constante. La durée du cycle de fusion du MCP doit être adaptée aux intervalles de temps d'utilisation courants (peut-être 10 à 30 min). Une fois fondu, le MCP doit évacuer sa chaleur dans l'environnement au fur et à mesure qu'il se solidifie et se recharge pour le cycle suivant.

L'utilisation du MCP de cette manière maintient une température plus constante de l'électronique en fonctionnement de pointe, et constitue une solution thermique passive sans autres systèmes mécaniques comme des ventilateurs ou des pompes, augmentant ainsi leur fiabilité. Les MCP utilisés dans ces applications ont généralement des températures de fusion comprises entre 36 et 56°C afin de maintenir la température de jonction bien en dessous des 85°C admissibles pour les circuits intégrés.

1.6.2 Stockage d'énergie dans les matériaux de construction

Le stockage d'énergie présente depuis longtemps un critère de choix des matériaux de construction. Dès les premiers jours, l'homme a voulu concevoir des habitations confortables qui absorbent la chaleur pendant la journée, évitant la surchauffe, et qui retiennent le plus de chaleur possible la nuit, maintenant une température confortable à l'intérieur. L'utilisation de matériaux tels que l'adobe en est un excellent exemple. Ces matériaux stockent des quantités importantes de chaleur sensible pendant la journée et la libèrent lentement pendant la nuit, créant ainsi une demeure confortable dans les environnements désertiques (voir figure 1.16).

Les MCP peuvent être utilisés pour la régulation de la température, le stockage de chaleur ou de froid avec une densité de stockage élevée et le confort thermique dans les bâtiments nécessitant une plage de température étroite. Par conséquent, si l'énergie solaire est stockée efficacement, elle peut être utilisée pour le froid nocturne. L'utilisation des MCP est une opportunité pour répondre à la demande de chauffage. Il aide à stocker l'énergie disponible pendant la journée et à maintenir la température du bâtiment dans un niveau de confort.

Le stockage d'énergie dans les murs ou d'autres composants du bâtiment peut être amélioré en encapsulant le MCP dans les surfaces du bâtiment. La chaleur thermique latente

du MCP est utilisée pour capter directement l'énergie solaire ou la chaleur ou le froid artificiels et diminuer les variations de température dans le bâtiment. Il maintient également la température plus proche de la température souhaitée tout au long de la journée. Les chercheurs ont proposé du MCP encapsulé au niveau macro ou micro dans le béton, les plaques de plâtre, le plafond et le sol afin d'obtenir une plage de température raisonnablement constante.

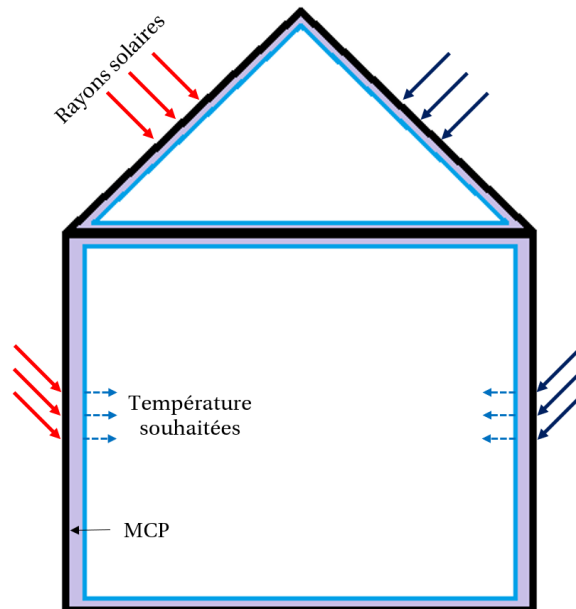


FIGURE 1.16 – Application typique du PCM dans les bâtiments [31]

Aujourd'hui, il est possible d'améliorer le confort thermique et de réduire la consommation énergétique des bâtiments sans augmentation substantielle du poids des matériaux de construction par l'application de MCP micro et macro encapsulé. Les températures de pointe maximales et minimales peuvent être réduites par l'utilisation de petites quantités de MCP, soit mélangées au matériau de construction, soit fixées en couche mince sur les murs et les toits d'un bâtiment.

Contrairement aux panneaux isolants structuraux, qui présentent des caractéristiques thermiques assez uniformes, les attributs d'un MCP varient en fonction des facteurs environnementaux. Le flux thermique est directement proportionnel à la différence de température à travers l'isolation structurelle du panneau isolant. L'utilité du MCP est constatée lorsque les températures dans la paroi sont telles qu'elles provoquent un changement d'état du MCP. On peut en déduire que plus la différence de température entre jour et nuit est grande, mieux le MCP travaille pour réduire le flux de chaleur. L'utilisation d'un panneau isolé structurel en matériau à changement de phase serait excellente pour les zones géographiques où il y a généralement une grande variation de température, chaude pendant la journée et fraîche la nuit.

1.6.3 Systèmes d'énergie solaire

1.6.3.1 Centrale à énergie solaire concentrée

Un inconvénient évident des systèmes d'énergie solaire de tout type est la limitation de l'efficacité de la technologie aux périodes de rayonnement solaire élevé. C'est particulièrement un problème pour les grandes centrales solaires commerciales, car la demande d'électricité n'est pas limitée aux heures de la journée. L'utilisation de MCP pour le stockage d'énergie thermique (SET) dans ces applications est fortement recommandée. En fait, pour les grandes centrales solaires, un SET entièrement intégré est nécessaire pour la conception de centrales économiquement viables afin de réduire la consommation supplémentaires du combustible.

Les centrales solaires commerciales sont conçues en utilisant le concept d'énergie solaire à concentration (CSP). Dans ces centrales, la lumière du soleil est réfléchiée et concentrée à l'aide de miroirs, puis utilisée pour chauffer un fluide porteur. Le creux parabolique est la technologie la plus utilisée. Un exemple de technologie de cuvette parabolique est illustré à la figure 1.17. Dans cette figure, le récepteur thermique est supporté au-dessus des miroirs de concentration.



FIGURE 1.17 – Capteurs solaires à auge parabolique avec fluide caloporteur dans le tube absorbant l'énergie thermique [32]

Le récepteur est un tuyau noir enfermé dans un tube à vide pour réduire les pertes par convection. Un fluide caloporteur à haute température et haute pression circule dans les tuyaux récepteurs. Selon la conception du système, le fluide peut servir de source de chaleur dans un évaporateur, créant de la vapeur qui alimente une turbine à courant qui entraîne un générateur, ou le fluide peut directement se vaporiser lorsqu'il traverse le champ solaire, puis passer directement à travers la turbine sans échangeur de chaleur intermédiaire (appelé génération directe de vapeur). Dans l'une ou l'autre conception, pendant les périodes de fort ensoleillement, il est possible d'absorber plus d'énergie solaire

thermique dans le fluide. Cet excès d'énergie solaire thermique peut être stocké à l'aide de chaleur sensible ou latente dans des réservoirs de stockage comme le montre la figure 1.18.

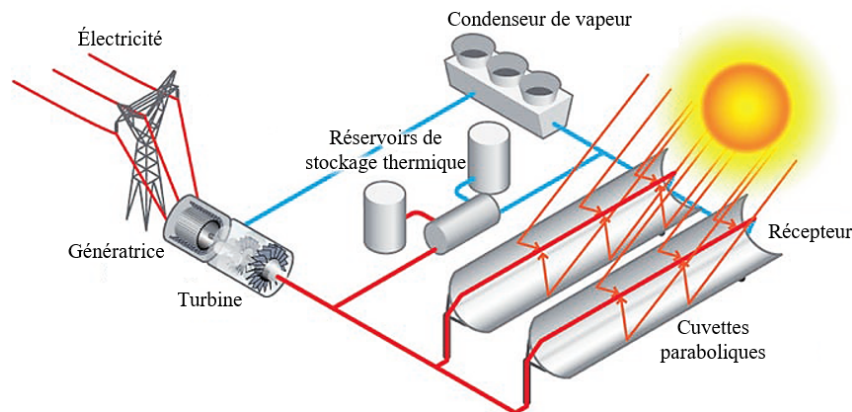


FIGURE 1.18 – Un exemple de centrale solaire de production directe de vapeur avec stockage d'énergie thermique [32]

1.6.3.2 Applications solaires domestiques

Alors que les grandes centrales CSP ont certainement des incitations techniques et économiques importantes pour mettre en œuvre des systèmes de stockage d'énergie thermique à base de MCP, les systèmes solaires à plus petite échelle peuvent également tirer certains avantages du SET.

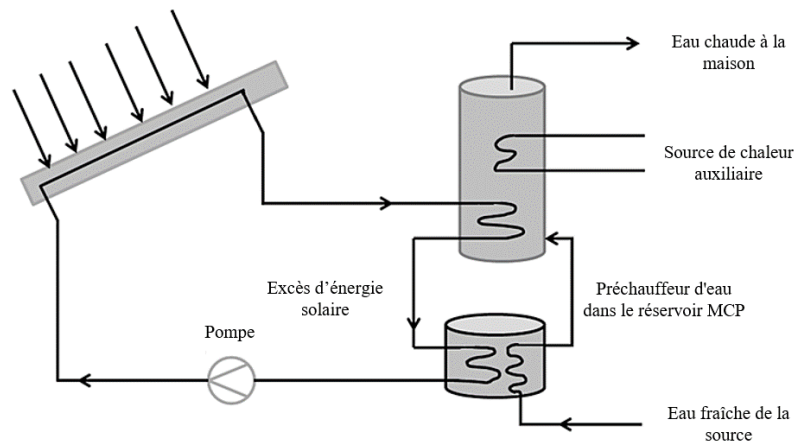


FIGURE 1.19 – Système de chauffe-eau solaire sanitaire avec stockage thermique à base de MCP [32]

Par exemple, les systèmes solaires thermiques peuvent être utilisés par les petites entreprises et les maisons pour la production d'eau chaude et pour les systèmes de chauffage. Un système de chauffe-eau solaire à petite échelle avec stockage d'énergie est illustré à la

figure 1.19. Ces systèmes comportent un capteur solaire plat, généralement monté sur le toit, qui comporte un fluide caloporteur traversant les tubes récepteurs. Ces tubes sont isolés dans une enceinte avec une plaque de protection en verre. Le fluide caloporteur ne peut pas être utilisé pour créer de la vapeur et entraîner un système d'alimentation, mais il est suffisamment chaud pour fournir de la chaleur à un ballon d'eau chaude.

Comme avec le CSP, l'efficacité du système est limitée aux heures de la journée, mais le système solaire thermique peut être conçu pour stocker de la chaleur supplémentaire à l'aide du MCP dans les réservoirs de stockage pendant la nuit, réduisant considérablement la dépendance au gaz naturel supplémentaire ou au chauffage électrique.

1.6.4 Application dans le secteur textile

Une application relativement nouvelle, mais extrêmement intéressante, des MCP réside dans la conception de vêtements afin d'améliorer le confort dans des conditions de chaleur ou de froid extrêmes. À bien des égards, cette application est similaire à l'utilisation de MCP dans les matériaux de construction pour le maintien de conditions environnementales confortables. Cela peut permettre la conception de systèmes de contrôle de l'environnement personnel pour une utilisation à la fois en intérieur et en extérieur. Ceci va permettre de concevoir des vêtements et des accessoires dotés de capacités de gestion thermique. Une variété de produits sont disponibles dans le marché telle que des parkas à régulation thermique, des gilets, des pantalons de neige, des sous-vêtements, des chaussettes, des sacs de couchage, des couvertures, des couettes, des matelas et des oreillers [30] (voir figure 1.20).

Pour les vêtements par temps chaud, ces produits sont conçus pour absorber l'excès de chaleur de l'environnement, isolant thermiquement le corps humain des températures excessives. Dans les climats extrêmes, la chaleur est absorbée directement dans le MCP qui maintient alors un microclimat confortable à côté du corps. L'objectif, similaire à celui précédemment examiné pour la gestion thermique de l'électronique, est de retarder le plus possible l'apparition des températures en régime permanent. Une fois complètement fondu, le MCP liquide montera en température jusqu'à ce qu'il atteigne l'état d'équilibre, et doit être refroidi et solidifié avant sa prochaine utilisation. Si le temps de fusion utile peut être étendu à plusieurs heures, ces types de vêtements peuvent être extrêmement efficaces. En fait, l'armée américaine a manifesté un intérêt considérable pour les conceptions de textiles MCP au fil des ans, finançant plusieurs études sur la conception d'équipements à utiliser par les troupes déployées dans des environnements extrêmes. Ce type de système peut également être efficace dans les équipements de sport et d'exercice.

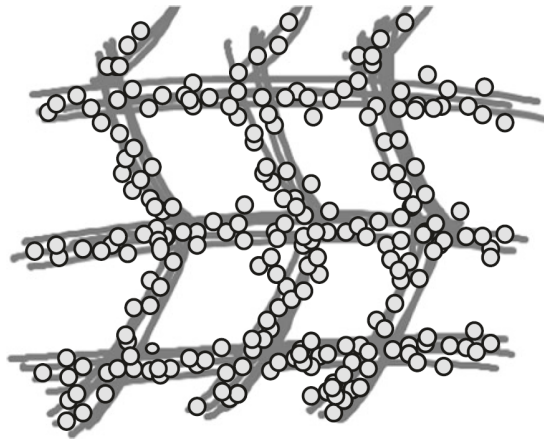


FIGURE 1.20 – Tissu enduit de microbilles du MCP [32]

Pour les vêtements par temps froid, l'idée est similaire mais avec la source de chaleur inversée. Dans ce cas, le MCP absorbe la chaleur du corps humain. En passant de l'état solide à l'état liquide, il isole le corps du froid extrême. Cela peut être particulièrement utile dans certains types de parkas, y compris les équipements de ski. Lorsque l'utilisateur est à l'extérieur par temps froid, la chaleur générée par le niveau d'activité est absorbée par le MCP. Ainsi, pendant les pauses périodiques, comme par exemple lorsqu'il est sur une remontée mécanique, le MCP commence à se solidifier, mais maintient une température constante, ce qui implique l'augmentation du confort par rapport à un équipement normal.

1.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, une étude bibliographique sur la dissipation thermique a été présentée. Les différents modes de transfert de chaleur tels que la conduction, la convection et le rayonnement, ainsi que leurs équations sont établis.

Par la suite, les techniques des systèmes de refroidissement ont été détaillées. Deux grandes familles ont été distinguées : les systèmes de refroidissement monophasiques et les systèmes de refroidissement diphasiques.

On s'intéresse dans ce travail principalement par le refroidissement des composantes électroniques par changement de phase solide-liquide. Dans ce contexte, le principe, les critères de sélection ainsi que les avantages et les inconvénients des matériaux à changement de phase ont été détaillés ainsi les équations liées au stockage de la chaleur sensible et latente. Quelques domaines d'application de stockage d'énergie thermique à base de MCP ont été présentés à la fin de ce chapitre.

L'objectif maintenant est de proposer une méthode numérique fiable qui permet de trouver une conception optimale d'un système de refroidissement à base des MCP.

Investigation numérique des systèmes de refroidissement à base des MCP

Sommaire

2.1	Introduction	32
2.2	Description du problème	32
2.3	Analyse par éléments finis des systèmes de refroidissement à base des MCP	34
2.3.1	Formulation mathématique du comportement des MCP	34
2.3.2	Description du modèle	36
2.3.3	Géométrie et conditions aux limites	37
2.3.4	Résultats préliminaires et discussions	38
2.4	Étude paramétrique	41
2.4.1	Étude sur les MCP	41
2.4.2	Variation de la fraction volumique du MCP	43
2.4.3	Variation du niveau de puissance	45
2.4.4	Variation de la géométrie du dissipateur thermique	45
2.4.5	Configurations adoptés pour le système de refroidissement étudié	47
2.5	Conclusion	47

2.1 Introduction

Ce chapitre présente une étude numérique efficace d'un dissipateur thermique à base de MCP. Ceci afin de déterminer sa configuration optimale qui garantit une meilleure gestion thermique. L'efficacité du modèle proposé est vérifiée en se basant sur des données expérimentales disponibles dans la littérature. Une comparaison entre un dissipateur thermique avec et sans matériau à changement de phase a été réalisée.

En outre, une analyse détaillée de l'effet des différents paramètres liée principalement à la géométrie, aux conditions aux limites et aux propriétés du matériau est proposée. L'étude paramétrique permet finalement à définir une conception optimale avec une performance thermique efficace, tant pour les phases de charge que de décharge.

2.2 Description du problème

Au cours de ces dernières décennies, la gestion thermique, notamment dans le domaine de la mécatronique, pose un problème complexe qui a retenu l'attention des chercheurs dans plusieurs domaines, tels que les ordinateurs portables [33], les smartphones [34, 35], caméras vidéo numériques, automobiles et même avions [21, 36, 37] etc.

L'augmentation du développement de la technologie implique une diminution de la taille des composants électroniques. Par conséquent, plusieurs problèmes peuvent apparaître liée principalement à des raisons thermiques. En fait, un flux thermique élevé généré par les composants électroniques peut conduire à une panne ou un mal-fonctionnement. Pour éviter ces problèmes, une gestion thermique efficace est nécessaire.

Dans la littérature, plusieurs méthodes de dissipation thermique des dispositifs actifs ont été développées [38–40]. Certains de ces systèmes de refroidissement sont basés sur les matériaux à changement de phase [41–47]. En fait, il a été démontré que cette nouvelle technologie est plus efficace, en particulier dans le cas d'appareils qui fonctionnent par intermittence pendant de courtes périodes [42].

La sélection des MCP pour une application spécifique est basée sur la température de fonctionnement maximale de l'appareil. C'est-à-dire que la température de fusion du MCP doit être inférieure à la température de fonctionnement maximale du composant. En général, la température globale maximale autorisée d'un tel composant ne doit pas dépasser 85°C à 120°C [48].

Généralement, le cuivre et l'aluminium sont les métaux les plus utilisés pour améliorer la gestion thermique globale du dissipateur thermique. Malgré le fait que la valeur de la conductivité thermique de l'aluminium soit inférieure à celle du cuivre, son utilisation est plus favorable. En effet, il se caractérise par sa faible densité, sa résistance à la corrosion

et aussi sa facilité de fabrication.

Une étude permettant d'évaluer le taux de stockage thermique d'un MCP par rapport à celui d'un composite MCP-mousse métallique a été présenté par Xu et al. [49]. Une application sur les dispositifs de stockage thermique multicouche à plaques parallèles a été proposé. Cette étude montre que l'utilisation des composites MCP-mousse métallique est requise pour le processus de stockage thermique. De plus, Xi H.J [50] a étudié le transport thermique dans des microcanaux partiellement remplis de milieux microporeux en considérant l'inertie d'écoulement, l'écoulement/glislements thermiques, le non-équilibre thermique et l'asymétrie thermique. Nazzi Ehms et al. [51] présentent une revue des modèles numériques à grille fixe pour la solidification et la fusion des MCP. Cette étude démontre que le modèle «enthalpie – porosité» est le modèle numérique le plus recommandé pour étudier les MCP. De plus, une nouvelle approche a été proposée afin de déterminer les performances de calcul dans les simulations numériques transitoires. Également, dans [52], les auteurs présentent une analyse numérique des matériaux à changement de phase (MCP) où le processus de solidification de l'érythritol dans les sphères a été étudié.

Pour vérifier les performances de transfert thermique d'un dissipateur de chaleur à base de MCP, sous forme d'une matrice à ailettes à plaques, Baby et Balaji [42] ont mené une étude expérimentale pour différents cas avec des flux de chaleurs constants et cyclique. Une comparaison sur des systèmes de refroidissement sans et avec MCP à différents niveaux de chargement a été proposée.

L'objectif de ce chapitre est de proposer une conception optimale, en se basant sur une étude numérique du système de refroidissement à base du MCP étudié. L'efficacité du modèle proposé est vérifiée numériquement en les comparant avec des données expérimentales présentées par Baby et Balaji [42].

Le système de refroidissement étudié est composé d'un dissipateur thermique sous forme d'une matrice à ailettes en aluminium. D'autre part, le n-Eicosane est utilisé comme MCP pour améliorer le comportement de stockage thermique du modèle proposé. Ainsi, pour avoir une meilleure précision des résultats, tous les côtés du système de refroidissement sont supposés adiabatiques.

Une étude paramétrique est ensuite proposée, où quatre cas sont étudiés. L'objectif principal est donc de comparer les performances thermiques lors du changement (i) du matériau MCP (ii) du niveau de flux thermique (iii) de la fraction volumique et (iv) de la géométrie du dissipateur thermique. Pour chaque cas, la comparaison des performances thermiques est basée sur l'étude de deux phases d'excitation du flux thermique : phase de charge et phase de décharge. Une conception optimale d'un système de refroidissement est alors proposée. Cette conception présente une gestion thermique efficace.

2.3 Analyse par éléments finis des systèmes de refroidissement à base des MCP

2.3.1 Formulation mathématique du comportement des MCP

La chaleur générée par le composant électronique est transférée à toutes les surfaces du dissipateur thermique par conduction. Une partie de la chaleur stockée dans le dissipateur thermique est évacuée dans l'air ambiant par convection naturelle et rayonnement.

D'autre part, l'absorption de l'énergie par le MCP provoque sa transformation de solide en liquide, et la dissipation de l'énergie provoque sa transformation du liquide en solide.

- **Conservation de l'énergie :**

On suppose que les propriétés thermo-physiques du MCP sont indépendantes de la température et uniquement l'équation de conduction est prise en considération comme présentée dans l'équation (2.1) :

$$\rho C_p \left(\frac{\partial T}{\partial t} + u \frac{\partial T}{\partial x} + v \frac{\partial T}{\partial y} + w \frac{\partial T}{\partial z} \right) = \lambda \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) + S_h \quad (2.1)$$

Où u , v et w présentent les composantes de vitesse respectivement dans les directions x , y et z . Notant que λ , C_p et ρ sont respectivement la conductivité thermique, la chaleur spécifique de fusion et la densité de l'aluminium.

Le stockage de chaleur latente, dû à la fusion, est déterminé à partir du terme de source d'énergie S_h et il peut s'écrire comme suit :

$$S_h = -\frac{\partial}{\partial t}(\rho \Delta H) \quad (2.2)$$

L'enthalpie totale du MCP est calculée comme la somme de l'enthalpie spécifique h_s et la chaleur latente ΔH .

$$H = h_s + \Delta H \quad (2.3)$$

L'enthalpie spécifique h_s peut être calculée comme présentée par l'équation (2.4) :

$$h_s = \int_{T_{ref}}^T C_p dT + h_{s,ref} \quad (2.4)$$

De plus, la chaleur latente ΔH peut être déterminée par :

$$\Delta H = \xi L_f \quad (2.5)$$

Comme présenté dans l'équation (2.5), ξ et L_f se réfèrent respectivement à la fraction liquide et à la chaleur latente de fusion du MCP.

Le paramètre ξ présente la quantité liquide par rapport au volume total de MCP. Il varie de 0 à 1 selon l'état du MCP et il est défini comme présenté dans l'équation (2.6) :

$$\xi = \begin{cases} 0 & \text{if } T \leq T_s \\ \frac{T-T_s}{T_l-T_s} & \text{if } T_s < T < T_l \\ 1 & \text{if } T \geq T_l \end{cases} \quad (2.6)$$

D'après les équations (2.3) à (2.5), l'enthalpie totale H de MCP peut être donnée comme présentée dans l'équation (2.7) :

$$H = \int_{T_{ref}}^T C_p dT + h_{s,ref} + \xi L_f \quad (2.7)$$

Les équations régissant la quantité de mouvement et la conservation de la masse sont définies comme suit :

• **Conservation du moment :**

$$\rho \left(\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial(u^2)}{\partial x} + \frac{\partial(uv)}{\partial y} + \frac{\partial(uw)}{\partial z} \right) = -\frac{\partial P}{\partial x} + \mu \left[\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial z^2} \right] + S.u \quad (2.8)$$

$$\rho \left(\frac{\partial v}{\partial t} + \frac{\partial(uv)}{\partial x} + \frac{\partial(v^2)}{\partial y} + \frac{\partial(vw)}{\partial z} \right) = -\frac{\partial P}{\partial y} + \mu \left[\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial z^2} \right] + S.v \quad (2.9)$$

$$\rho \left(\frac{\partial w}{\partial t} + \frac{\partial(uw)}{\partial x} + \frac{\partial(vw)}{\partial y} + \frac{\partial(w^2)}{\partial z} \right) = -\frac{\partial P}{\partial z} + \mu \left[\frac{\partial^2 w}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 w}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 w}{\partial z^2} \right] - \rho g \alpha_w (T - T_s) + S.w \quad (2.10)$$

Notant que : α_w , μ , P et g présentent respectivement le coefficient de dilatation thermique, la viscosité dynamique, la pression et l'accélération gravitationnelle.

En raison de la direction de l'accélération gravitationnelle (direction z négative), l'approximation de Boussinesq est calculée en ajoutant le terme $(\rho g \alpha_w (T - T_s))$ comme mentionné dans l'équation (2.10).

Le terme source S dans les équations de conservation des moments est présenté par :

$$S = \frac{(1 - \xi)^2}{(\xi^3 + \varepsilon)} A_m \quad (2.11)$$

Dans l'équation (2.11), ε est un petit paramètre positif ($\varepsilon = 10^{-10}$) utilisé pour éviter la division par zéro. La constante A_m est le nombre consécutif dans la *région pâteuse*. A_m est considérée égale à 10^5 comme montrée dans plusieurs études [53–55].

• **Conservation de masse :**

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho v)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho w)}{\partial z} = 0 \quad (2.12)$$

On peut considérer que le liquide du MCP est un fluide newtonien incompressible du fait que la densité du MCP est invariable ($\frac{\partial \rho}{\partial t} = 0$). L'équation (2.12) peut s'écrire comme suit :

$$\frac{\partial(\rho u)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho v)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho w)}{\partial z} = 0 \quad (2.13)$$

Les démonstrations de ces formulations mathématiques peuvent être trouvées dans des nombreux ouvrages dont ceux de Wang et Yang [53, 54], Shatikian et al. [55] et Nayak et al. [56].

2.3.2 Description du modèle

Le dissipateur thermique étudié a été proposé par Baby et Balaji dans [42]. La figure 2.1 présente le modèle étudié du dissipateur thermique à base d'aluminium et composé d'une matrice d'ailettes. Il y a 4x4 cavités remplies avec n-Eicosane en tant que MCP.

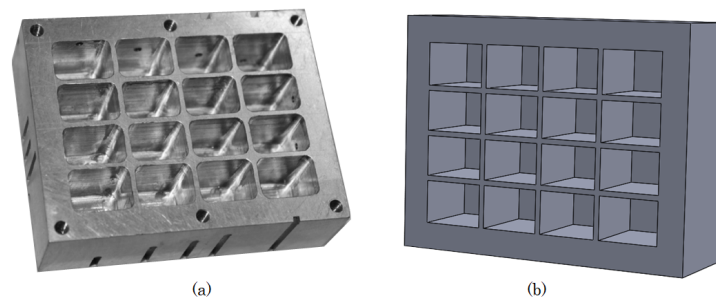


FIGURE 2.1 – Dissipateur thermique étudié (a) : photo réelle [42] et (b) : modèle 3D

Tous les côtés du dissipateur de chaleur sont isolés avec du liège, à l'exception de la face supérieure, comme le montré dans la figure 2.2. Une feuille de plexiglas est placée sur cette face ainsi qu'une garniture en caoutchouc pour l'étanchéité. Afin de reproduire la chaleur générée par le composant électronique, une plaque chauffante a été placée à la base du dissipateur thermique.

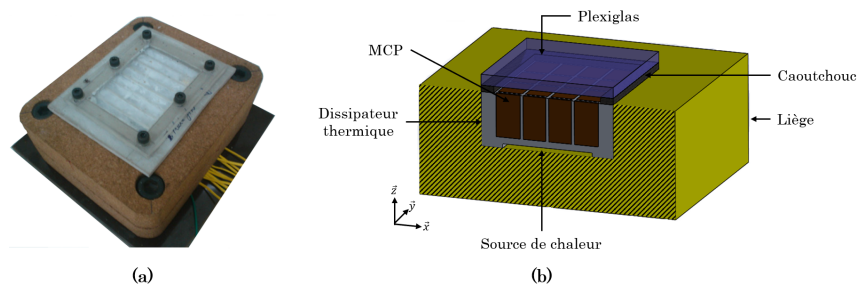


FIGURE 2.2 – (a) : photo réelle de l'assemblage [42] et (b) : Coupe du modèle de l'assemblage

2.3.3 Géométrie et conditions aux limites

La géométrie détaillée du dissipateur de chaleur est présentée dans la figure 2.3. Le dissipateur de chaleur à ailettes à plaques est en aluminium de dimensions $80 \times 62 \text{ mm}^2$ et de hauteur de 25 mm. L'épaisseur de paroi latérale de 7 mm. Les cavités sont remplies du MCP d'une hauteur de 20 mm. Les propriétés des matériaux de chaque composant de l'assemblage sont mentionnées dans le tableau 2.1.

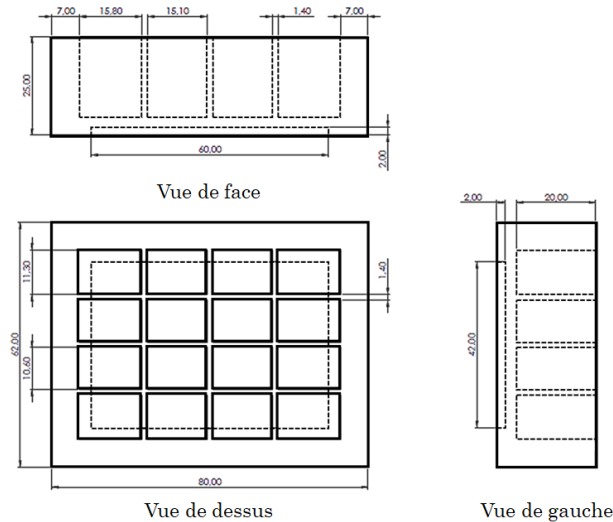


FIGURE 2.3 – Géométrie du dissipateur thermique

TABLEAU 2.1 – Propriétés thermo-physiques des matériaux

Matériau	conductivité thermique ($W/m.K$)	chaleur spécifique (kJ/kgK)	chaleur latente (kJ/kg)	point de solidification ($^{\circ}C$)	point de fusion ($^{\circ}C$)	densité (kg/m^3)
Aluminum	202.4	0.87	-	-	606.4	2719
Liège	0.045	0.35	-	-	-	120
Caoutchouc	0,16	0.001	-	-	-	1190
Plexiglass	0,19	1.47	-	-	-	1190
n-Eicosane	0.39 (s) 0.157 (l)	1.9 (s) 2.2 (l)	237.4	35.5	36.5	810 (s) 770 (l)

Pour modéliser l'effet de changement de phase dans le dissipateur thermique à base du MCP, la méthode «enthalpie-porosité» est adoptée. Les hypothèses suivantes ont été prises dans la présente étude :

- Le matériau du dissipateur thermique est isotrope et homogène.
- Il existe un équilibre thermique local entre le MCP liquide et les ailettes.
- En supposant que les propriétés thermo-physiques des ailettes et du MCP restent constantes quelles que soient la phase et la température.

Notant que seule la valeur de la température de fusion du n-Eicosane a été identifiée dans [42]. Cependant, pour des raisons liées à la modélisation numérique, une plage de températures de la phase de chaleur latente a été considérée $\Delta T = T_{liq} - T_{sol} = 1^\circ\text{C}$ [57]. Ici, T_{sol} et T_{liq} représentent respectivement la température de solidification et de fusion du MCP (voir tableau 2.1). Pour résoudre les équations qui régissent dans ce cas, les conditions aux limites prises en compte sont les suivantes :

- $t=0, T=T_{amb} = 27^\circ\text{C}, \xi = 0$.

Autrement dit, à $t = 0$ l'assemblage est exposé à une température ambiante T_{amb} et le MCP est à l'état solide.

- Flux thermique à la base du dissipateur thermique :

$$-\lambda \left. \frac{\partial T}{\partial x} \right|_{x=10 \rightarrow 70} = -\lambda \left. \frac{\partial T}{\partial y} \right|_{y=10 \rightarrow 52} = Q$$

$$z = 2 \qquad \qquad \qquad z = 2$$

2.3.4 Résultats préliminaires et discussions

Pour étudier le dissipateur thermique basé sur les MCP, ANSYS Workbench v17.2 est utilisé comme logiciel de calcul par éléments finis (FE). Le modèle par éléments finis du dissipateur thermique est présenté sur la figure 2.4. Le système de refroidissement étudié (sans MCP) a été discrétisé en un nombre total de 49449 éléments thermiques tétraédriques à 10 nœuds (figure 2.4 (a)).

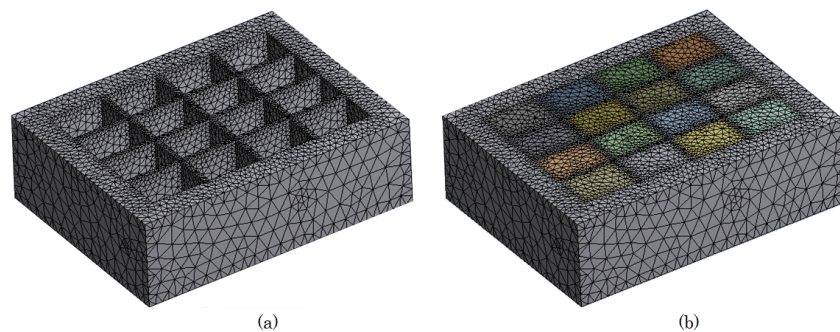


FIGURE 2.4 – Maillage du dissipateur thermique (a) : sans MCP et (b) : avec MCP

Six différents maillages ont été étudiés. La figure 2.5 présente une étude de convergence en considérant la température maximale atteinte (courbe bleue). Le temps de simulation pour chaque configuration de maillage est présenté par la courbe rouge.

À partir de ces résultats, et pour un meilleur compromis entre précision et coût, le maillage de 49449 éléments est sélectionné dans cette étude.

Le nombre total d'éléments est d'environ 109485 éléments pour le modèle de dissipateur

thermique rempli avec MCP (figure 2.4 (b)). Notant qu'un raffinement de maillage a été appliqué au niveau des surfaces de contact entre le MCP et le dissipateur thermique. Ce raffinement permet de garantir la convergence des résultats.

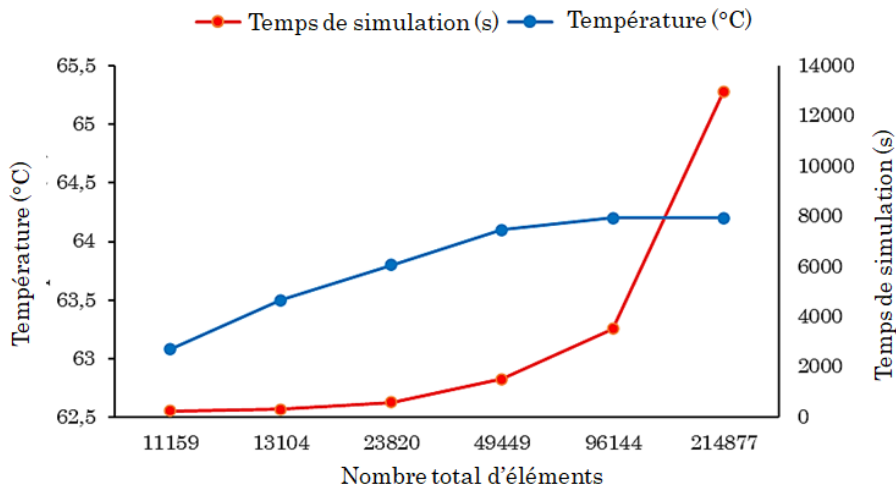


FIGURE 2.5 – Étude de convergence

La figure 2.6 montre la variation de température à la base du dissipateur thermique, en fonction du temps. Notant que la courbe rouge et la courbe bleue présentent respectivement les configurations avec MCP et sans MCP. Le profil température-temps peut être divisé en deux parties distinctes : la phase de charge et la phase de décharge.

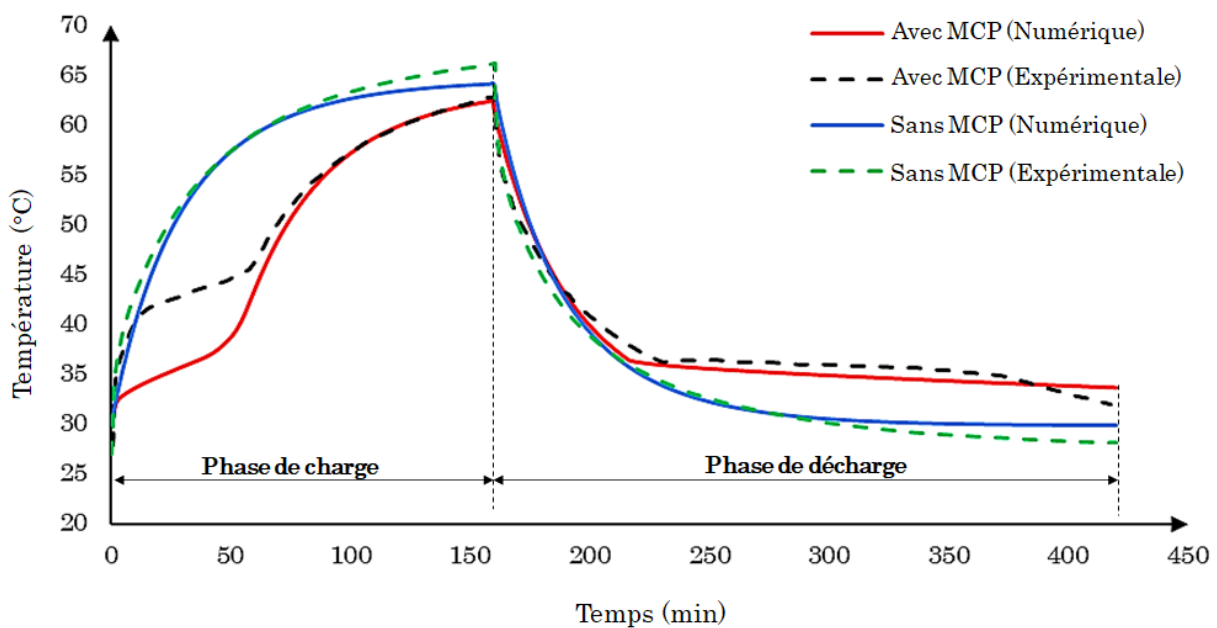


FIGURE 2.6 – Profil de température à la base du dissipateur thermique sous $Q = 7W$: comparaison entre les résultats numériques et expérimentaux [42]

Pour la phase de charge, on peut clairement remarquer que, dans la configuration sans MCP, la température passe d'une température ambiante (27°C) à la température de stabilisation (environ 65°C). Au départ, la température augmente de façon linéaire, puis sa vitesse diminue avec le temps.

Cependant, bénéficiant de ses propriétés thermo-physiques, le MCP a retardé l'augmentation de la température par rapport à celui sans MCP. En plus, comme on peut le constater, pour la phase de charge, la courbe rouge peut être divisée en trois régions distinctes : phase solide, phase de Chaleur latente et phase liquide du MCP.

Une autre observation qui peut être déduite à partir de la figure 2.6 c'est que les résultats de la simulation numérique sur les températures des cas se comparent raisonnablement bien aux données expérimentales. Notez que les courbes interrompues noire et verte présentent respectivement des profils de température expérimentaux pour les configurations avec et sans MCP [42].

La figure 2.7 présente une comparaison du modèle numérique avec les données expérimentales pour les deux configurations (sans/avec MCP). Chaque point présente le temps nécessaire pour atteindre différents seuils de températures, mesurées à la base du dissipateur thermique. Notant que les triangles bleus présentent les résultats expérimentaux et les losanges rouges présentent les résultats numériques. Ainsi, les données expérimentales sont obtenues en se référant à Baby et al. [42].

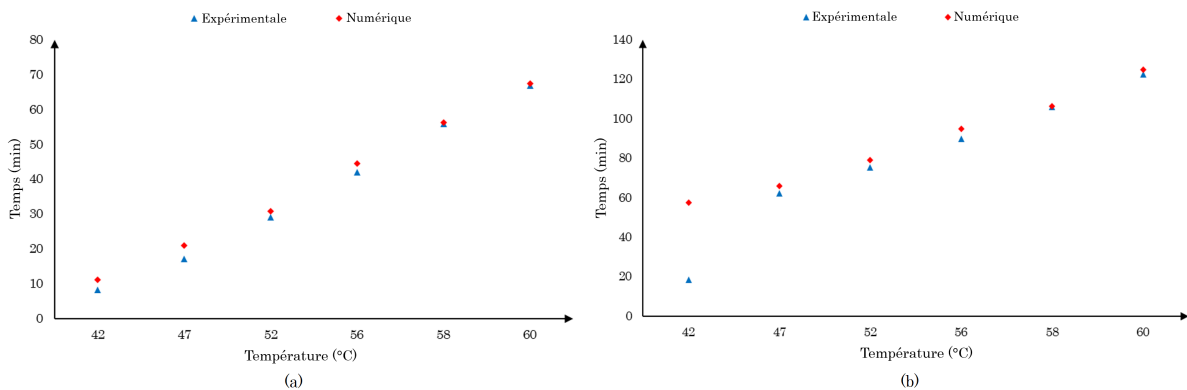


FIGURE 2.7 – Temps pour atteindre des températures seuils (a) : sans MCP et (b) : avec MCP

À partir de la figure 2.7, on peut constater qu'une erreur maximale est observée entre les résultats numériques et expérimentaux d'environ quatre minutes dans les deux cas, sauf pour le premier point de la figure 2.7 (b) (environ 40 minutes). En fait, en se référant à la figure 2.6, les premières gouttes de liquide apparaissent presque à $T=42^{\circ}\text{C}$, alors que théoriquement la température de fusion du MCP est d'environ 36.5°C . Par contre, cette condition est validée numériquement.

2.4 Étude paramétrique

Dans cette section, le comportement thermique du dissipateur à ailettes à base de MCP est étudié. Pour cela, sa sensibilité aux propriétés du matériau et aux paramètres géométriques est mise en évidence. Pour finalement, un modèle optimal sera proposé en considérant son comportement thermique.

2.4.1 Étude sur les MCP

La température de fusion d'un MCP est l'une des propriétés thermo-physiques la plus importante pour le refroidissement des composants mécatroniques. Ici, la température de solidification doit être supérieure à la température ambiante et la température de fusion doit être inférieure à la température de stabilisation. Dans [58], les auteurs visent à étudier l'effet de l'utilisation de trois MCP (hydrate de sel, paraffine et milk fat) pour le refroidissement des composants électroniques. La température de solidification de la milk fat (environ 10°C) étant inférieure à la température ambiante, elle n'est pas prise en compte dans cette étude. Par conséquent, l'hydrate de sel et la paraffine sont ensuite comparés avec le n-Eicosane pour étudier son comportement thermique. Les propriétés thermo-physiques de chaque matériau étudié sont présentées dans le tableau 2.2.

TABLEAU 2.2 – Propriétés thermo-physiques des MCP

Matériau	conductivité thermique ($W/m.K$)	chaleur spécifique (kJ/kgK)	chaleur latente (kJ/kg)	point de solidification (°C)	point de fusion (°C)	densité (kg/m^3)
hydrate de sel [58]	0.6	2	200	27	32	1500
n-Eicosane	0.39 (s)	1.9 (s)	237.4	35.5	36.5	810 (s)
	0.157 (l)	2.2 (l)				
Paraffine [58]	0.20	2	140	38	43	802

En plus du n-eicosane, la paraffine et l'hydrate de sel sont utilisés comme MCP pour le système de refroidissement étudié. En fait, l'hydrate de sel se caractérise par sa conductivité plus élevée ainsi par une dilatation thermique négligeable pendant la phase de chaleur latente. En outre, il s'agit d'un matériau peu coûteux par rapport aux autres MCP. Cependant, il présente divers problèmes : c'est un matériau corrosif [59, 60], chimiquement instable [61] et de faible stabilité thermique [59, 62].

Pour la paraffine, elle a approximativement la même capacité thermique que l'hydrate de sel. Cependant, elle se caractérise par un stockage d'énergie thermique plus faible par rapport aux autres MCP étudiés. En outre, la paraffine a une conductivité et une densité plus faible, ce qui nécessite une taille de cavités plus importante et donc elle occupe plus de volume, ce qui réduit la densité énergétique.

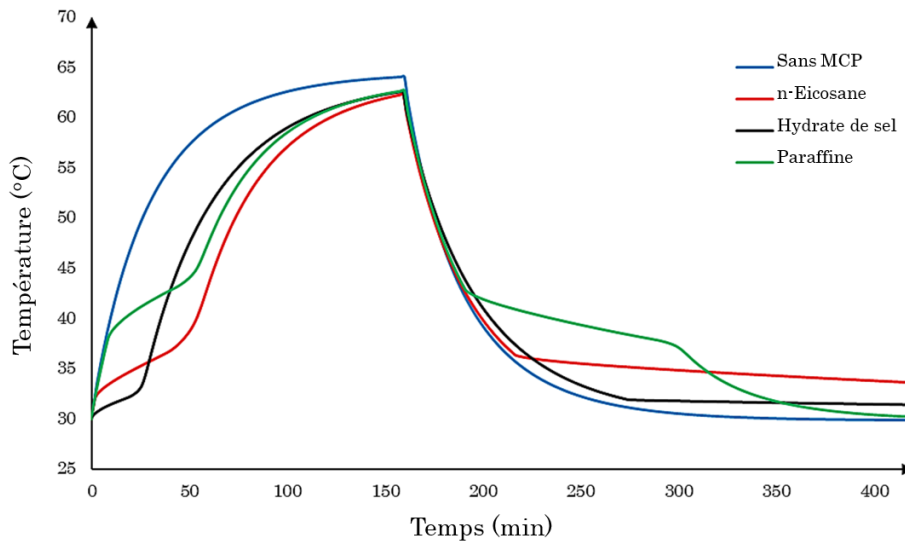


FIGURE 2.8 – Profil de température de fusion et de refroidissement pour trois MCP

La figure 2.8 présente une comparaison sur les performances thermiques du dissipateur thermique dans quatre cas : le premier correspond au dissipateur thermique sans MCP (courbe bleue) et les autres correspondent aux dissipateurs remplis de MCP . Notant que la puissance d'excitation est de 7W.

Pour la phase de charge, on peut constater que l'hydrate de sel a maintenu une température plus basse pendant les premières minutes par rapport aux autres MCP. Cependant, il prend moins de temps pour qu'il soit totalement fondu, et ne pourra pas par la suite, stocker plus d'énergie thermique.

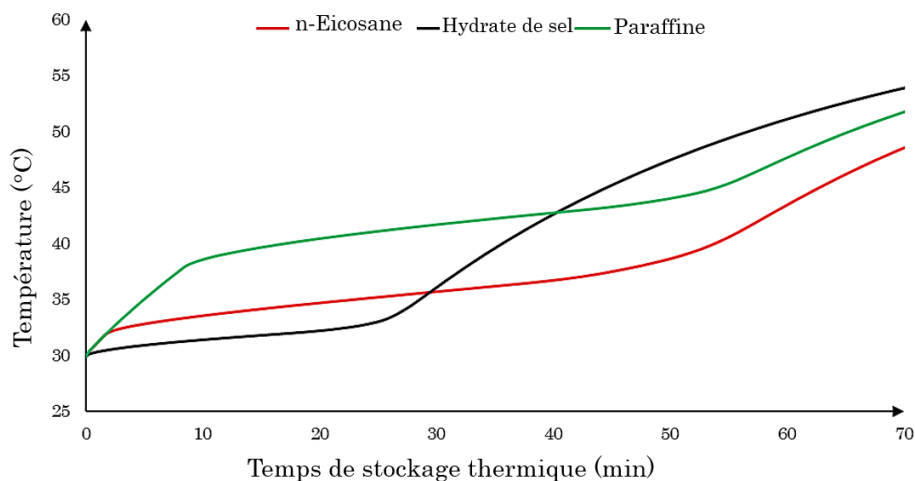


FIGURE 2.9 – Processus latent pour les trois MCP (phase de charge)

Notant que l'hydrate de sel commence à fondre à $T=27^{\circ}\text{C}$ alors que la température ambiante à laquelle le dispositif fonctionne normalement est d'environ 29°C . Par consé-

quent, l'hydrate de sel reste partiellement fondu avant même le départ de son utilisation, et une partie de l'énergie de stockage n'est pas exploitée. L'hydrate de sel n'est pas donc requis comme MCP pour cette étude.

De plus, on peut constater que la phase latente du n-Eicosane dure plus longtemps que la paraffine. Ainsi, la température de fusion du n-eicosane est d'environ 36.5°C contre 43°C pour la paraffine. Ce qui implique que, à chaque instant de la phase de charge, la température mesurée est toujours plus basse lors de l'utilisation du n-Eicosane (voir figure 2.9).

2.4.2 Variation de la fraction volumique du MCP

Dans cette section, nous définissons la fraction volumique du MCP δ , comme le rapport du volume occupé par le MCP au volume total des cavités. Les fractions volumiques étudiées vont de 0% (sans MCP) à 100% (dissipateur entièrement rempli).

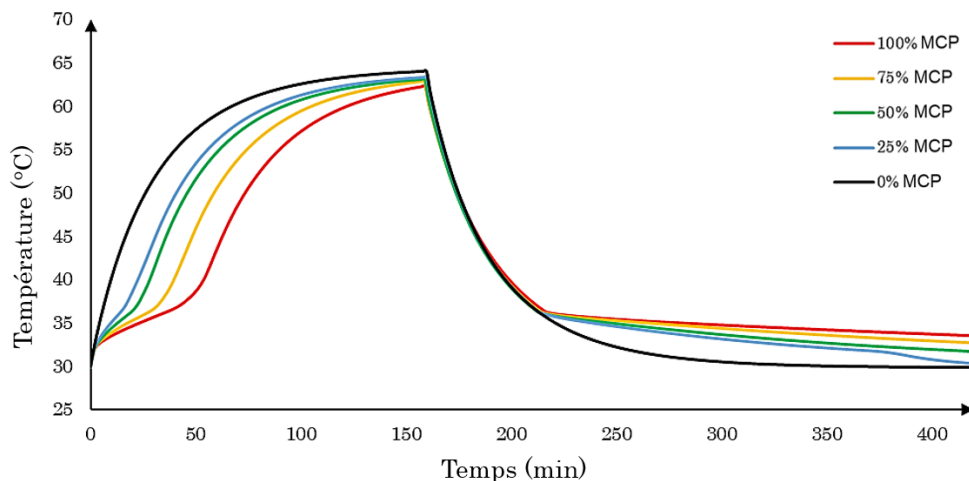


FIGURE 2.10 – Profil de température pour différentes fractions volumiques de MCP

La figure 2.10 présente le profil température-temps pour les différentes fractions volumiques. On peut clairement constater que l'augmentation de la fraction volumique de MCP conduit à retarder son temps de fusion totale et augmente par la suite sa capacité de stocker plus d'énergie.

La variation de la fraction liquide du MCP pour différents δ est étudiée dans la figure 2.11, à la fois pour la phase de charge (a) et de décharge (b). Cette figure montre les avantages de l'utilisation du MCP dans la capacité de stockage d'énergie. on peut constater donc que le dissipateur thermique totalement rempli présente la gestion thermique la plus efficace pour la phase de charge.

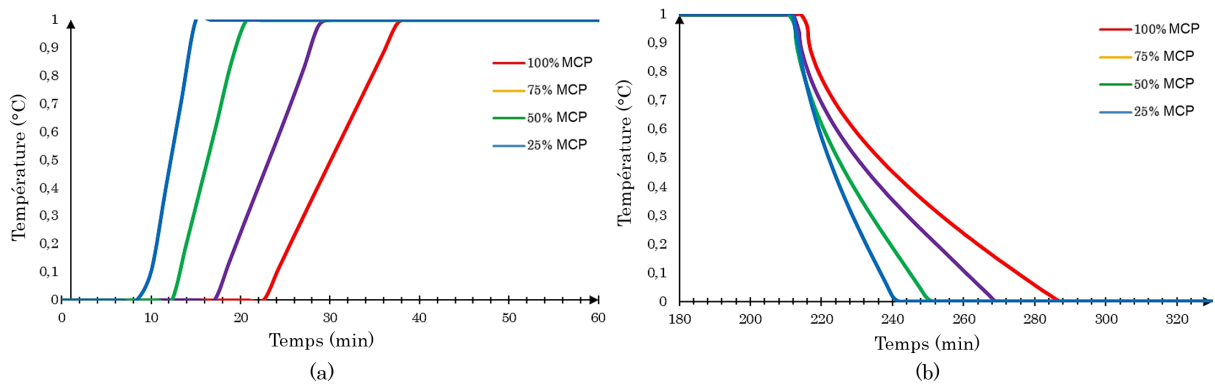


FIGURE 2.11 – Fraction liquide en fonction du temps pour différents taux de volume de MCP

Pour la phase de décharge, comme le montre la figure 2.11(b), on peut noter que plus de MCP implique des problèmes de dissipation thermique. En fait, il faut plus de temps pour que tout le MCP passe à son état solide. Ceci est dû au fait que le n-Eicosane a une très faible conductivité thermique tandis que les ailettes en aluminium ont une conductivité thermique de $202,4 [W/mK]$. Le MCP se comporte donc comme étant un isolant par rapport aux ailettes du dissipateur thermique.

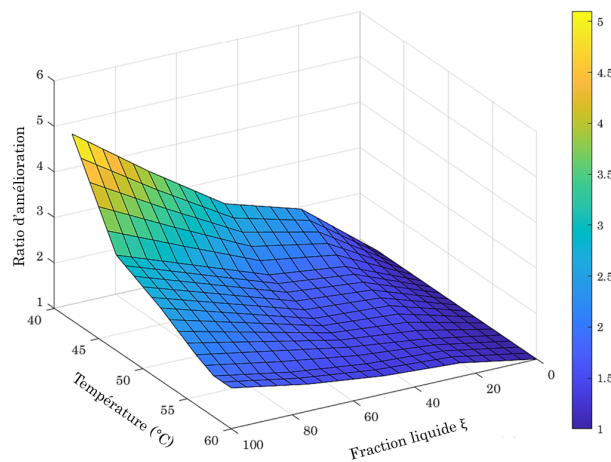


FIGURE 2.12 – Ratio d'amélioration du dissipateur thermique pour différentes températures

Afin de vérifier l'efficacité du modèle étudié, un ratio d'amélioration est défini comme étant le rapport du temps pris par le dissipateur avec MCP par rapport au temps prit par un dissipateur thermique sans MCP, à chaque température. Il peut être écrit mathématiquement comme suit :

$$E_{MCP}(T) = \frac{t(T, \delta)}{t(T, \delta = 0)} \quad (2.14)$$

La figure 2.12 présente le ratio d'amélioration en fonction de la température et de la fraction volumique δ du MCP. Comme indiqué, l'augmentation de la fraction volumique entraîne un rapport d'amélioration plus élevé, en particulier à basse température.

2.4.3 Variation du niveau de puissance

La figure 2.13 présente le profil de température-temps mesuré à la base du dissipateur thermique à différents niveaux de puissance soit 2, 5, 7 et 10W. Notant que le n-Eicosane est considéré comme le MCP ainsi que $\delta=1$. Ce choix est basé sur l'étude présentée dans les sections précédentes.

On constate que la température du dissipateur thermique augmente lorsque la puissance thermique augmente. Par exemple, la température à $t = 160min$ pour un niveau de puissance de 10W est d'environ $76^{\circ}C$ contre $62^{\circ}C$ et $50^{\circ}C$ pour une puissance d'entrée de 7W et 5W respectivement. De plus, pour un flux de chaleur de 2W (courbe noire), le MCP n'est pas totalement fondu, même à la fin de la phase de charge.

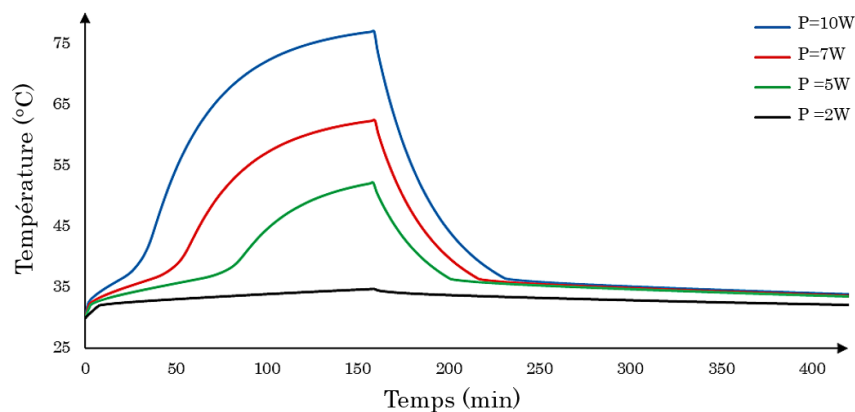


FIGURE 2.13 – Profil de température sous quatre niveaux de puissance

Il existe différentes durées de fusion, comme le montre la figure 2.13. Le temps nécessaire pour la phase de chaleur latente augmente à mesure que le niveau de puissance diminue. Pour une puissance de 5W, le MCP n'est complètement fondu qu'après 75 min, mais ça ne prend qu'environ 30min pour une puissance de 10W.

2.4.4 Variation de la géométrie du dissipateur thermique

Considérons maintenant quatre configurations de dissipateurs thermiques présentées dans la figure 2.14. Les matrices d'ailettes utilisées sont respectivement 2x2, 3x3, 4x4 et 6x6. Notant que la config.3 de la figure 2.14 (c) est le même modèle étudié précédemment.

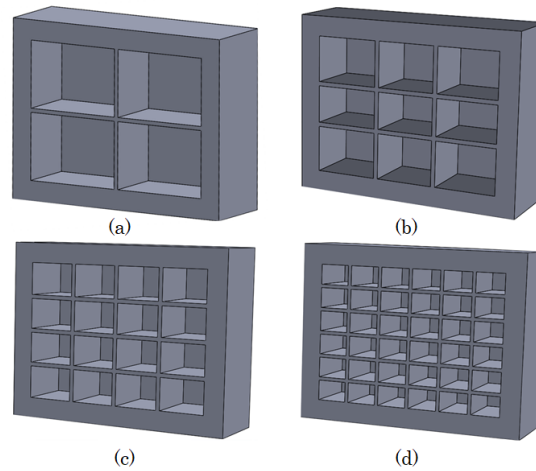


FIGURE 2.14 – Différentes configurations de dissipateur thermique (a) config.1 : 2×2 , (b) config.2 : 3×3 , (c) config.3 : 4×4 et (d) config.4 : 6×6

La figure 2.15 présente le profil température-temps pour chaque configuration. On peut constater que la première configuration présente une bonne gestion thermique en considérant la température maximale atteinte. On note que la réduction du nombre de cavités retarde la phase de chaleur latente et par conséquent une grande capacité de stocker l'énergie.

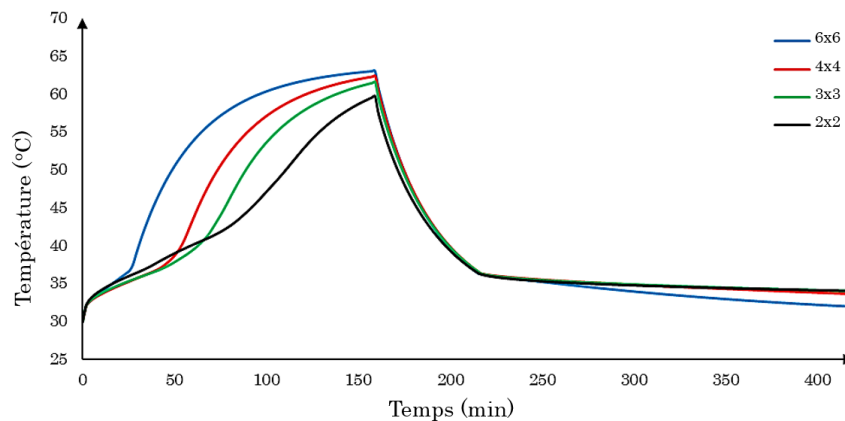


FIGURE 2.15 – Profil de température pour différentes géométries de dissipateur thermique

Pour la phase de décharge, la configuration 6×6 a plus de capacité à dissiper la chaleur stockée par rapport aux autres configurations. Cela peut s'expliquer par le fait que plus d'ailettes signifient plus de débits en aluminium. En fait, comme le montre le tableau 2.1, la conductivité thermique de l'aluminium est très importante que la conductivité thermique du n-Eicosane. Cela rend les ailettes de bons conducteurs de chaleur tandis que le MCP se comporte presque comme un isolant.

2.4.5 Configurations adoptés pour le système de refroidissement étudié

L'analyse paramétrique conduit non seulement à étudier le comportement thermique du système de refroidissement des composants mécatroniques, mais aussi à définir une conception optimale capable de fournir une température atteinte minimale pour les phases de charge et de décharge. Différents paramètres ont été étudiés afin de déterminer le système de transfert de chaleur le plus performant.

À partir de cette étude paramétrique, on peut conclure que le n-Eicosane présente une capacité à stocker l'énergie par rapport aux autres MCP. De plus, $\delta=1$ (cavités entièrement remplies) présente la fraction volumique optimale. De plus, le dissipateur thermique avec une matrice de 2×2 présente une phase de chaleur latente plus importante ce qui implique un retard de la température maximale atteinte.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une analyse par éléments finis d'un système de refroidissement des composants électroniques a été présentée. L'efficacité des résultats numériques a été vérifiée en se référant aux données expérimentales de Baby et Balaji illustrées dans la référence [42]. En outre, l'évolution de la température du dissipateur thermique a été élucidée dans le cas de fonctionnement et de repos.

Les résultats présentés montrent l'impact de quatre paramètres (les propriétés thermophysiques du MCP ; le niveau de chargement ; la fraction volumique MCP et la géométrie du dissipateur thermique) sur le comportement thermique du système de refroidissement proposé. On constate que le n-Eicosane est plus capable de stocker de l'énergie thermique que les autres MCP étudiés. De plus, pour avoir une gestion thermique optimale, les cavités de dissipateurs de chaleur doivent être totalement remplis par le MCP.

Les résultats obtenus confirment les avantages de l'utilisation de l'analyse par EF des systèmes de refroidissement à base des MCP, en considérant leur non-linéarité. Cette étude a permis de proposer une conception optimale avec une gestion thermique efficace.

Le modèle proposé présente un intérêt direct pour concevoir un système de refroidissement basé sur les MCP et peut-être coupler avec les méthodes d'optimisation fiabiliste afin d'obtenir une conception à la fois optimale et fiable, ce qui est l'objectif du chapitre 3.

Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base des matériaux à changement de phase

Sommaire

3.1	Introduction	50
3.2	Généralité sur la fiabilité en mécanique	50
3.2.1	Notions liées à l'analyse de fiabilité	51
3.2.1.1	Variables de conception	51
3.2.1.2	Fonction d'état limite	51
3.2.1.3	Probabilité de défaillance	52
3.2.2	Méthode de simulations de Monte Carlo	52
3.2.3	Méthode d'approximation FORM/SORM	53
3.3	Optimization des systèmes de refroidissement à base des MCP	54
3.3.1	Formulation mathématique du problème d'optimisation	55
3.3.2	Optimisation déterministe de conception	57
3.3.3	Application sur les systèmes de refroidissement à base du MCP	57
3.4	Optimisation fiabiliste (Reliability-Based Design Optimization RBDO)	63
3.4.1	Formulation de l'optimisation fiabiliste	64
3.4.2	Approches classiques doubles	66
3.4.2.1	Reliability index approach (RIA)	66
3.4.2.2	Performance Measure Approach (PMA)	67
3.4.3	Facteur de sécurité optimal (OSF)	67
3.4.4	Méthode hybride	69
3.4.5	Les approches RHM et IRHM	71
3.5	Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base du MCP	72
3.5.1	Description du problème	72
3.5.2	Résultats préliminaires et discussions	74

Chapitre 3. Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base des matériaux à changement de phase

3.5.3 Résultats numériques 76

3.6 Conclusion 82

3.1 Introduction

Aujourd'hui, les chercheurs visent à trouver la meilleure méthodologie qui permet de trouver la conception appropriée des structures. L'objectif est donc de trouver une conception qui garantit un niveau de performance requis avec un faible coût.

Le problème d'optimisation peut être modélisé par la minimisation d'une *fonction objectif* sous la contrainte des *fonctions d'état limite* (appelées aussi *limitations*). Généralement, la résolution de ce problème nécessite des algorithmes itératifs [63]. Pour cela, le calcul des gradients de ces fonctions est nécessaire. Des techniques d'optimisation numériques ont été donc développées grâce à l'augmentation des performances des processeurs du calcul. Trois familles de techniques d'optimisation des structures peuvent être distinguées :

- **Optimisation de la conception** : consiste à améliorer la structure sans changement ni de forme ni de topologie.
- **Optimisation de la forme** : consiste à améliorer la structure par la modification de sa géométrie sans changer sa topologie.
- **Optimisation de la topologie** : appelée aussi optimisation de forme généralisée et consiste à améliorer la structure par la modification de sa topologie.

Cependant, certains paramètres de conception peuvent présenter des incertitudes ce qui peut conduire à des risques de défaillance et donc ne respecte pas la fiabilité demandée. Dans ce contexte, plusieurs méthodes d'optimisation fiabiliste ont été proposées. Ces méthodes permettent de garantir un niveau de fiabilité des structures souhaité avec un coût minimal.

L'efficacité de ces techniques a été validé par plusieurs applications telles que : la mécanique [64] la biomécanique [65, 66], l'aérodynamique [67, 68], la vibro-acoustique [69] et le génie civile [70], ...

Dans ce chapitre, on présente l'implémentation des différentes techniques d'optimisation fiabiliste couplée avec les méthodologies d'analyse des systèmes de refroidissement basés sur les MCP. Ceci après une brève introduction sur la fiabilité en mécanique ainsi sur les différentes formulations de l'optimisation déterministe et fiabiliste.

3.2 Généralité sur la fiabilité en mécanique

La fiabilité est définie, selon la norme AFNOR [71], comme étant "*l'aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise dans des conditions données, pendant une durée donnée ... le terme est aussi utilisé comme caractéristique désignant une probabilité de succès ou un pourcentage de succès*". En mécanique, l'intégration de la fiabilité des structures s'effectue en trois étapes :

1. Choisir *les variables de conception* d'entrée. Ces paramètres vont intégrer les incertitudes en considérant leurs lois de distribution.
2. Déterminer *la fonction d'état limite* qui définit la défaillance.
3. Déterminer *la probabilité de défaillance*, qui permet de fournir une évaluation de la fiabilité du système.

Dans ce qui suit, on va définir dans un premier temps les différents termes liés à l'analyse de fiabilité. Ensuite, les méthodes qui permettent de déterminer la probabilité de défaillance sont détaillées.

3.2.1 Notions liées à l'analyse de fiabilité

3.2.1.1 Variables de conception

On définit par $X = \{x_i\}_{i=1..n}$ le vecteur qui rassemble les variables aléatoires d'entrées qui constituent le problème de fiabilité. Ces variables sont caractérisées par leur densité de probabilité $P_i(x_i)$. Plusieurs lois de probabilité ont été proposées dans la littérature pour caractériser une variable aléatoire. Parmi lesquelles on peut citer la loi de Gauss, la loi uniforme la loi de Weibull... Dans ce travail, on suppose que les différentes variables suivent la loi normale. On définit donc, pour chaque variable x_i , m_i et σ_i la valeur moyenne et l'écart type, respectivement .

3.2.1.2 Fonction d'état limite

On définit la fonction $G(X)$ qui présente le critère de défaillance dans le problème de fiabilité. Cette fonction est appelée fonction d'état limite (ou de performance) et dépend des variables de conception x_i .

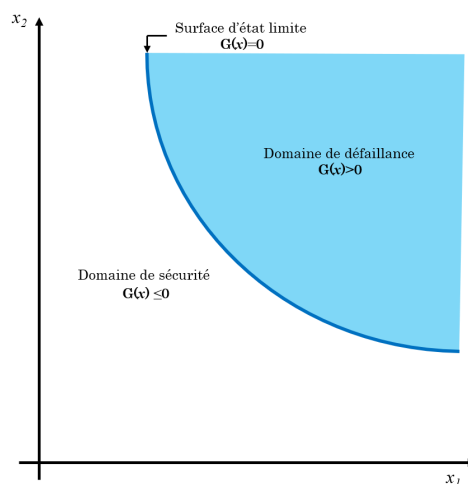


FIGURE 3.1 – Exemple de fonction d'état limite pour deux variables de conception

Comme présenté par la figure 3.1, la courbe de $G(X) = 0$ sépare deux domaines :

- un domaine de sécurité D_s avec $D_s = \{X \in \mathbb{R}^k, G(X) \leq 0\}$
- un domaine de défaillance D_f avec $D_f = \{X \in \mathbb{R}^k, G(X) > 0\}$

3.2.1.3 Probabilité de défaillance

La fiabilité, qu'on va la noter R , peut être définie comme suit :

$$F = 1 - P_f \quad (3.1)$$

avec P_f présente la probabilité de défaillance. C'est la probabilité d'avoir une fonction de performance dans la zone de défaillance. Elle peut être définie par :

$$P_f = \text{prob}[G(X) > 0] \quad (3.2)$$

La probabilité de défaillance est difficile à déterminer dans la plupart des cas. Pour cela, plusieurs méthodes ont été développées, pour évaluer cette probabilité. Parmi les plus utilisés on peut distinguer :

- Les méthodes basées sur les simulations de Monte-Carlo,
- Les méthodes basées sur l'approximation de l'indice de fiabilité.

3.2.2 Méthode de simulations de Monte Carlo

Cette méthode consiste à déterminer la fonction d'état limite par des simulations de Monte-Carlo. La méthode de simulation de Monte-Carlo est basée sur la génération aléatoire d'un nombre important de tirages. Elle est caractérisée par sa robustesse et sa performance. Malgré son coût élevé, de point de vue temps du calcul, elle reste la référence sur les résultats pour la détermination de probabilité de défaillance.

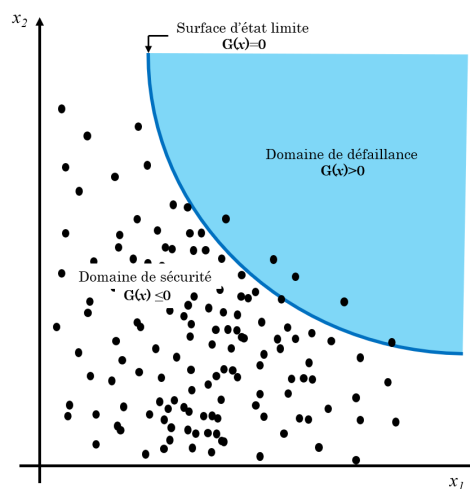


FIGURE 3.2 – Exemple de simulation de Monte Carlo

La probabilité de défaillance est calculée comme étant le nombre de simulations dans la zone de défaillance sur le nombre total des tirages (voir figure 3.2).

3.2.3 Méthode d'approximation FORM/SORM

Il faut introduire préalablement l'indice de fiabilité noté β qui est la référence de calcul des méthodes approximatifs. Plusieurs indices de fiabilité ont été proposés et parmi lesquelles on peut citer l'indice de fiabilité de Hasofer-Lind (β_{hl}) et ceux de Rjanitzyne-Cornell (β_c). On peut calculer l'indice de fiabilité de Rjanitzyne-Cornell (β_c) comme étant le rapport entre la moyenne (μ_G) et l'écart type (σ_G) de la fonction d'état limite :

$$\beta_c = \frac{\mu_G}{\sigma_G} \quad (3.3)$$

L'indice de fiabilité (β_{hl}) est calculé dans l'espace des variables d'entrées aléatoires normales centrées réduites. Le vecteur de conception de l'espace physique X_i doit être converti suite à une transformation iso-probabiliste [72] en un vecteur normalisé U dans l'espace normal standard (voir figure 3.3).

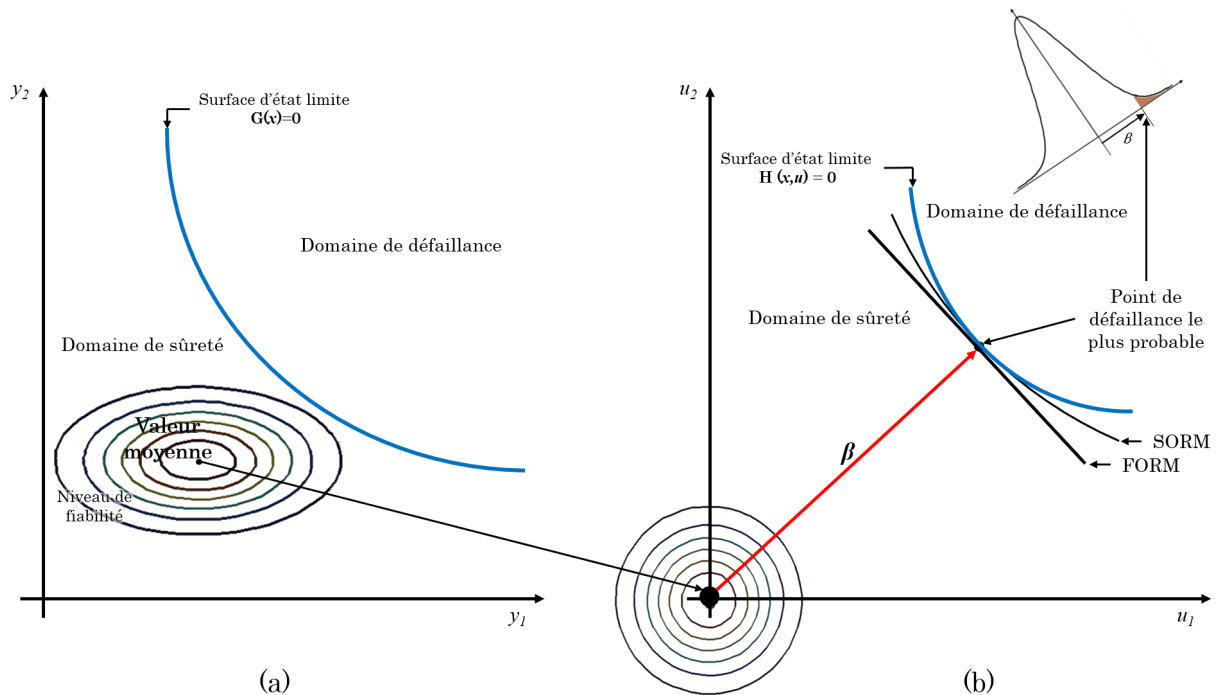


FIGURE 3.3 – Transformation de (a) l'espace physique vers (b) l'espace normalisé

Selon Hasofer et Lind, l'indice de fiabilité β_{hl} présente la distance minimale entre l'origine et la fonction de performance $H(u) = 0$ définie dans l'espace normé.

On peut écrire mathématiquement la probabilité de défaillance sous la forme :

$$P_f = \int_{H(u) \leq 0} \Phi_m(u) du \quad (3.4)$$

Avec, Φ_m est la fonction de densité de la loi de distribution de Gauss unitaire de moyenne nulle.

Pour résoudre un problème d'optimisation, il faut déterminer le point de conception ou appelé aussi le point de défaillance le plus probable P^* (MPFP : *Most Probable Failure Point*). Ce point correspond au domaine de défaillance dans l'espace normalisé le plus proche de l'origine (voir figure 3.3). Le problème d'optimisation peut être écrit mathématiquement sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min_u \quad & \sqrt{\sum u_i^2} \\ \text{t.q.} \quad & H(x, u) \leq 0 \end{aligned} \quad (3.5)$$

1. Méthode d'approximation FORM (*First Order Reliability Method*)[73]

Cette approximation permet de remplacer la surface d'état limite par un hyperplan tangent au (P^*). Cette approximation est définie par la relation de l'équation (3.6) :

$$P_f = \Phi(-\beta) \quad (3.6)$$

2. Méthode d'approximation SORM (*Second Order Reliability Method*)[74]

Cette méthode permet de remplacer la surface d'état limite par une hypersurface quadratique tangente. L'approximation de la probabilité de défaillance par la méthode SORM peut être traduite par l'équation (3.7) :

$$P_f = \Phi(-\beta) \left(\prod_{i=1}^{n-1} \frac{1}{\sqrt{1 + \beta\kappa_i}} \right) \quad (3.7)$$

Avec κ_i présentent les courbures principales de la fonction d'état limite au point de défaillance P^* et β définit l'indice de fiabilité.

3.3 Optimization des systèmes de refroidissement à base des MCP

Durant ces dernières années, l'optimisation des dissipateurs thermiques à base des MCP présente une des préoccupations majeures pour les ingénieurs. Dans ce contexte, dans [75], une étude expérimentale est menée sur un dissipateur thermique à broches rondes à base du MCP. Une analyse paramétrique a conduit à améliorer le comportement thermique du système de refroidissement étudié en modifiant le diamètre des broches et la fraction volumique du MCP pour différents flux de chaleur.

De plus, Kalbasi et al. [76] présentent une corrélation pour estimer le nombre optimal d'ailettes en modifiant la hauteur du dissipateur, le niveau du flux thermique et l'épaisseur des ailettes.

Dans [77], une étude paramétrique numérique qui consiste à proposer une conception optimale d'un dissipateur thermique à ailettes à base du MCP a été présentée. L'objectif principal de cette étude est d'améliorer les performances thermiques de l'unité de stockage de chaleur (Heat Storage Unit HSU) en modifiant le niveau de puissance d'entrée, le matériau MCP, la fraction volumique et la géométrie du dissipateur thermique.

Dans cette section, on va présenter dans un premier temps la formulation mathématique d'un problème d'optimisation ainsi la méthodologie à suivre pour résoudre une problématique d'optimisation déterministe. Une application sur un dissipateur thermique à base du MCP sera présentée par la suite en couplant le modèle EF avec le processus d'optimisation.

3.3.1 Formulation mathématique du problème d'optimisation

Le problème d'optimisation consiste à minimiser une *fonction objectif* en considérant des contraintes de performance liées principalement à la géométrie et les propriétés physiques et mécaniques, afin de déterminer les paramètres intervenant dans la conception. Il peut être présenté mathématiquement par :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f(x) \\ \text{t.q.} \quad & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\ & h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, J \\ & x_L \leq x \leq x_U \end{aligned} \tag{3.8}$$

Où, x correspond au vecteur des variables d'entrée d'optimisation (ou de conception), $f(x)$ est la fonction objectif (généralement, en mécanique, elle correspond à la minimisation de la masse d'une structure). On note ainsi par $h_j(x)$ et $g_k(x)$ les contraintes d'égalité et d'inégalité respectivement. x_L , x_U sont respectivement les bornes inférieures et supérieures du domaine de recherche des variables de décision.

Afin de résoudre ce problème, plusieurs algorithmes de programmation non linéaire (NLP : *Non-Linear Programming*) ont été proposés afin d'obtenir le vecteur des optima x^* . Les programmations non linéaires consistent à développer une suite itérative x_i en partant d'un point initial x_0 (voir l'organigramme de la figure 3.4).

À partir des conditions de Karush-Kuhn-Tucker (*KKT*) [63], plusieurs algorithmes ont été proposés afin de trouver le vecteur x^* :

- Optimisation quadratique successive (SQP : *Sequential Quadratic Programming*)
- Méthodes de points intérieurs (*interior-point-method*)
- La méthode de région de confiance (*trust-region-reflective*)
- Active set, ...

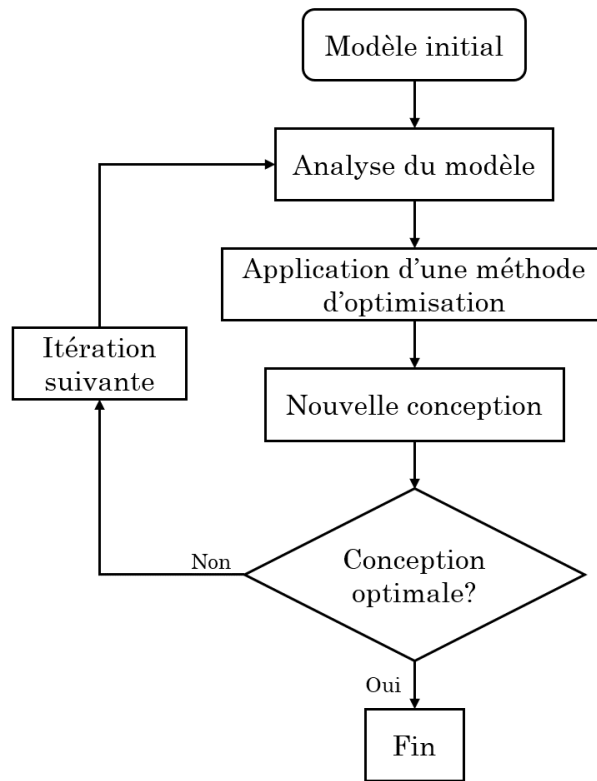


FIGURE 3.4 – Mise en œuvre du problème d'optimisation

Généralement, la solution obtenue par ces algorithmes présente un minimal local. La figure 3.5 montre un exemple d'une fonction à minimiser. On peut distinguer dans cette figure deux notions : le minimal local et le minimum global.

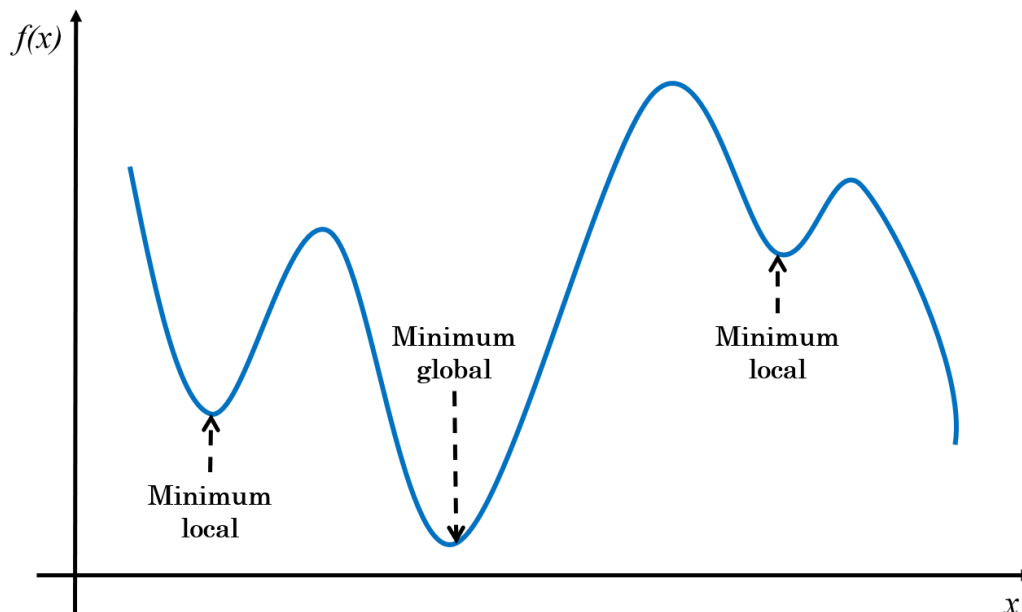


FIGURE 3.5 – Minimum global et minimum local

3.3.2 Optimisation déterministe de conception

Contrairement au problème présenté par l'équation (3.9), l'optimisation déterministe de conception (DDO : *Deterministic Design Optimization*) prend en considération les incertitudes des variables de conception. Afin d'assurer un niveau de sûreté, des coefficients de sécurité, choisis à partir de l'expérience en ingénierie, sont donc appliqués lors du processus d'optimisation. Ceci afin de compenser les incertitudes des variables d'entrées. Dans la littérature, plusieurs algorithmes ont été proposés pour résoudre le problème d'optimisation DDO [78–82]. La figure 3.6 présente le processus DDO. Il est constitué de 3 parties :

- La modélisation géométrique en utilisant un logiciel CAO,
- Analyse par éléments finis du modèle proposé,
- Couplage du modèle EF avec le processus d'optimisation en considérant les coefficients de sécurité.

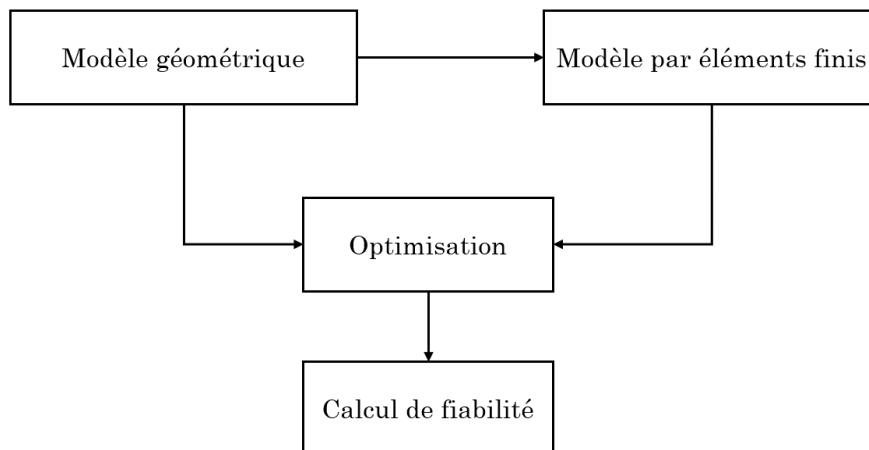


FIGURE 3.6 – Processus DDO

Même après l'application des facteurs de sécurité, le niveau de fiabilité reste incontrôlable en utilisant la méthode DDO. Pour cela, et afin d'obtenir une conception qui est à la fois optimale et fiable, il faut penser à intégrer l'étude de fiabilité dans le processus d'optimisation.

3.3.3 Application sur les systèmes de refroidissement à base du MCP

Considérant le système de refroidissement présenté par la figure 3.7. Il est composé essentiellement d'un dissipateur thermique à base d'aluminium rempli du MCP. Il est

Chapitre 3. Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base des matériaux à changement de phase

de hauteur $H=7\text{mm}$ et de longueur $L=20\text{mm}$. L'épaisseur des parois extérieures est de $a=0.75$.

L'hydrate de sel est utilisé comme MCP bénéficiant de ses propriétés thermo-physiques. Notant qu'une cavité à la base du dissipateur thermique de longueur de 10mm et de hauteur de 1mm est réservée à la source de chaleur.

TABLEAU 3.1 – Propriétés thermo-physiques

Matériau	Conductivité thermique ($W/m.K$)	Chaleur spécifique (kJ/kgK)	Chaleur latente (kJ/kg)	Point de solidification ($^{\circ}C$)	Point de fusion ($^{\circ}C$)	Densité (kg/m^3)
hydrate de sel [58]	0.6	2	200	27	32	1500
Aluminium	201	0.9	-	-	606.4	2700

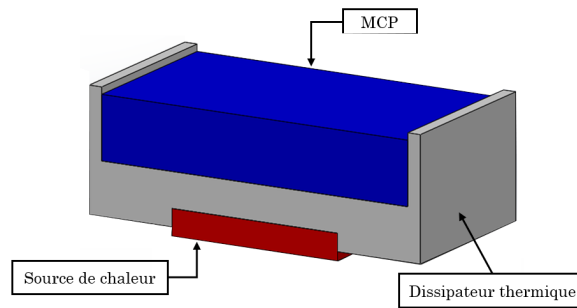


FIGURE 3.7 – Modèle du dissipateur thermique

La figure 3.8 présente les conditions aux limites. Le flux de chaleur se propage de la source de chaleur à la surface du dissipateur thermique par conduction. La chaleur emmagasinée sera évacuée par la suite à l'air ambiant par convection naturelle et rayonnement.

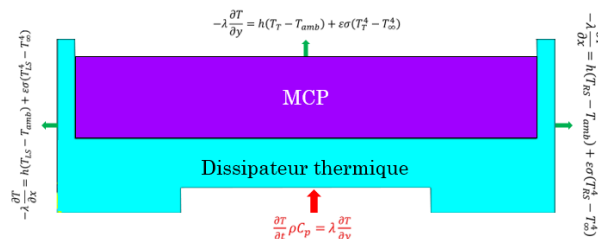


FIGURE 3.8 – Conditions aux limites

Pour étudier le comportement des dissipateurs thermique, le logiciel de calcul par éléments finis ANSYS a été utilisé. Le modèle est discrétisé en 3410 éléments . Chaque élément a quatre nœuds avec un seul degré de liberté, la température, à chaque nœud (voir figure 3.9).

On suppose qu'un flux thermique uniforme $Q=1500[W/m^2]$ est appliqué à la base du

dissipateur. La phase de chargement est appliquée pendant 120min avec une température ambiante $T_{amb}=25^{\circ}\text{C}$ et une pression ambiante $P_{amb}=1\text{ atm}$.

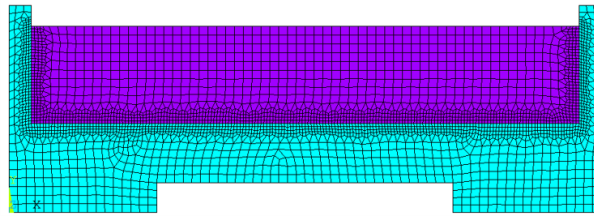


FIGURE 3.9 – Maillage du modèle

L'évolution de la température en fonction du temps à la base du dissipateur thermique est présentée par la figure 3.10.

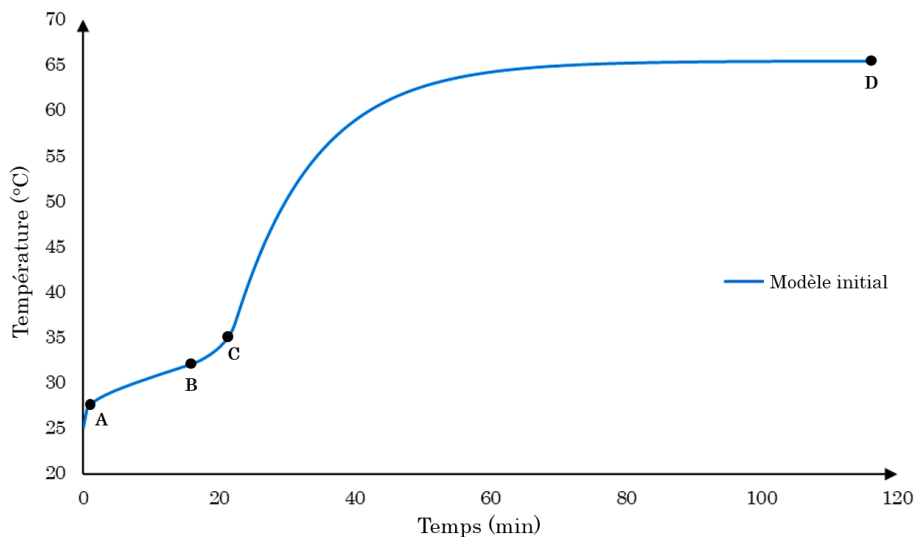


FIGURE 3.10 – Évolution de la température à la base du dissipateur

Cette courbe peut être divisée en trois parties :

- Phase de préchauffage : ici la température de solidification du MCP n'est pas atteinte et il est à 100% solide,
- Phase de chaleur latente : la température se situe entre la température de solidification et la température de fusion du MCP. Ici, l'énergie est absorbée et stockée par le MCP,
- Phase de post-chaleur latente : ici la température de fusion du MCP est atteinte et il est à 100% liquide.

Les champs de température à différents instants de la simulation sont présentés par la figure 3.11. Ces instants sont marqués par les points A, B, C et D dans la figure 3.10.

Chapitre 3. Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base des matériaux à changement de phase

Comme présenté par la figure 3.11(a), la première particule liquide est apparue près des parois du dissipateur à l'instant $t=30s$. La figure 3.11(b) présente le champs de température durant la phase de chaleur latente, où les phases liquide et solide du MCP se manifestent. La figure 3.11(c) et la figure 3.11(d) présentent les champs de température durant la phase de post-chaleur latent. On peut constater que le MCP est totalement fondu.

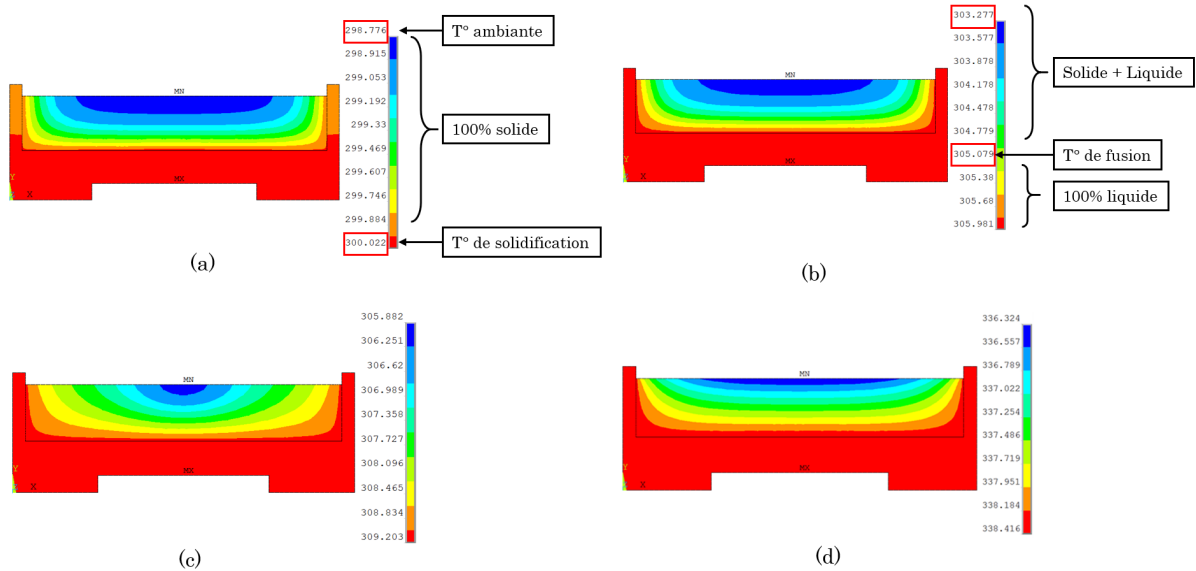


FIGURE 3.11 – Champs de température à (a) : $t=30s$, (b) : $t=1100s$, (c) : $t=1330s$ et (d) $t=7000s$

L'objectif maintenant est de trouver la meilleure conception du modèle qui minimise le volume en considérant la température maximale attendue. On note que, d'après la figure 3.10, la température maximale atteinte dépasse la température critique.

Mathématiquement, le problème d'optimisation est présenté par :

$$\begin{aligned}
 \min_x \quad & V(x) \\
 \text{t.q.} \quad & T_{\max}(x) \leq \frac{T_c}{S_g} = 55^\circ C \\
 & lb \leq x \leq ub
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

Où, V est le volume global ($V = V_{DT} + V_{MCP}$), T_c est la température critique et T_{\max} la température maximale atteinte. L'organigramme de la figure 3.12 présente ici le processus du problème d'optimisation DDO. Il consiste à déterminer la fonction objectif et la température maximale atteinte jusqu'à convergence.

Pour la température maximale, le logiciel de calcul MATLAB a été couplé avec le logiciel de calcul EF Ansys.

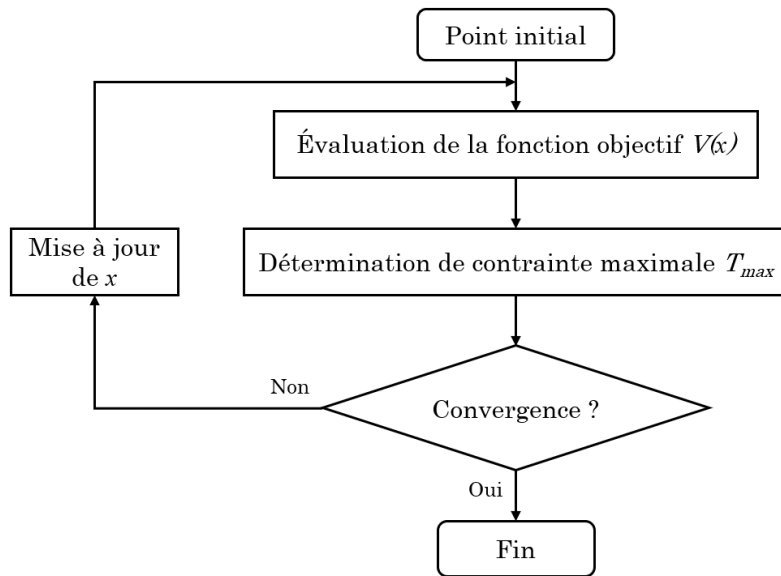


FIGURE 3.12 – Algorithme de résolution de problèmes d’optimisation DDO

Le tableau 3.2 présente les résultats obtenus par la méthode DDO. On constate bien que le point optimal vérifie bien la contrainte d’optimisation. La figure 3.13 présente l’évolution de la fonction objectif et de la contrainte d’optimisation en fonction du nombre d’itérations.

TABLEAU 3.2 – Résultats de l’optimisation déterministe

		Point initial	Solution optimale
		x_0	x^*
Design variables	a (mm)	0.75	0.231
	b (mm)	3	2
	H (mm)	10	13.174
Fonction objectif	V (mm ³)	190	253.48
Contrainte thermique	T_{max} (°C)	60.33	55

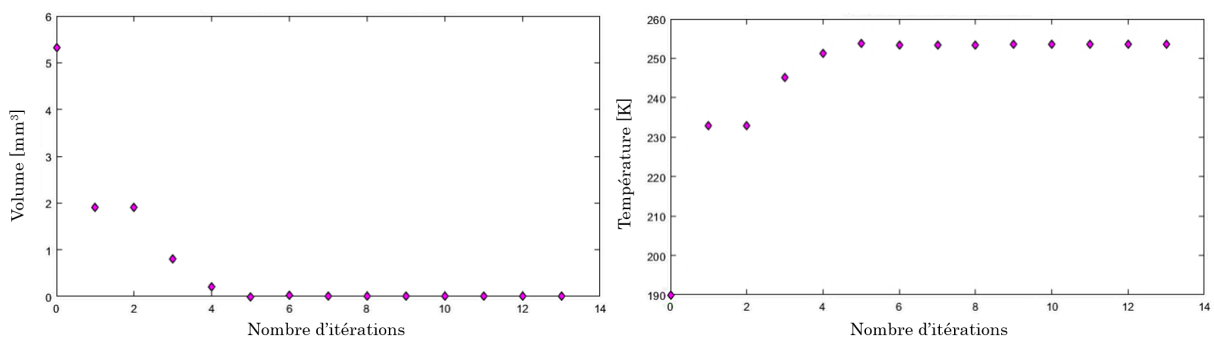


FIGURE 3.13 – Évolution de (a) : la fonction objectif et (b) : la contrainte d’optimisation

La figure 3.14 présente les profils de température pendant 120min à la base du dissipateur thermique pour la conception optimale (courbe rouge) et modèle déterministe (courbe bleue).

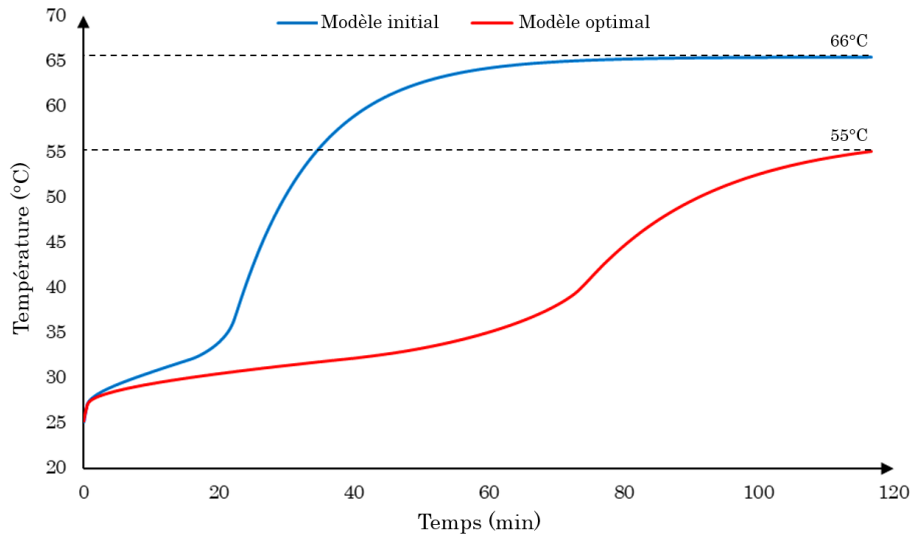


FIGURE 3.14 – Profil de température pour le modèle déterministe et la conception optimale

On peut constater que le temps prit par la phase de chaleur latente de la conception optimale est plus important que celui obtenu par le modèle déterministe. De plus, à $t=120\text{min}$, on note que la conception optimale vérifie les contraintes thermiques ($T_{\max} < 55^\circ\text{C}$). Ainsi, la température de stabilisation n'est pas encore atteinte. Cependant, pour le modèle déterministe, ces contraintes ne sont pas vérifiées.

TABLEAU 3.3 – Résultats de l'optimisation déterministe pour différents points initiaux

		Symbole	Point initial 1	Point initial 2	Point initial 3
Valeur initiale x_0	Variables de conception	$a(mm)$	0.75	1	0.8
		$b(mm)$	3	2.75	3.5
		$H (mm)$	10	13.25	12
	Fonction objectif	$V (mm^3)$	190	255	230
	Contrainte thermique	$T_{max} (^\circ\text{C})$	60.33	55.2	57.28
Solution optimale x^*	Variables de conception	$a(mm)$	0.231	0.74	1.37
		$b(mm)$	2	2	2
		$H (mm)$	13.174	13.16	12.27
	Fonction objectif	$V (mm^3)$	253.48	253.37	255.42
	Contrainte thermique	$T_{max} (^\circ\text{C})$	55	54.99	55

Pour vérifier l'efficacité de la méthode proposée, le problème d'optimisation a été résolu avec différents points initiaux choisis arbitrairement. On peut constater que, dans la plupart des cas, le problème d'optimisation converge vers une solution faisable. Le tableau 3.3 présente la solution optimale pour différents points initiaux. Une brève analyse de ces résultats montre que le problème d'optimisation DDO converge presque vers le même point optimal.

3.4 Optimisation fiabiliste (Reliability-Based Design Optimization RBDO)

Malgré le fait que l'optimisation déterministe de la conception du dissipateur thermique à base du MCP puisse conduire à une conception optimale, elle ne tient pas compte des effets des incertitudes liées au matériau, à la géométrie et aux conditions aux limites. Par conséquent, cette solution optimale peut représenter un niveau de fiabilité faible et un risque de défaillance très élevé. Pour cela, et d'une manière générale, l'intégration des coefficients de sécurité dans le processus d'optimisation n'assure pas un optimum avec un niveau de fiabilité souhaité.

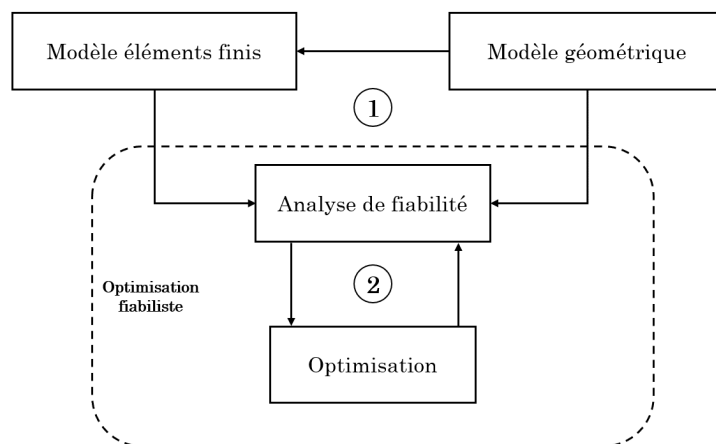


FIGURE 3.15 – Processus séquentiel de l'optimisation fiabiliste (RBDO)

L'intégration de l'étude de fiabilité dans l'algorithme d'optimisation présente un nouveau challenge pour les chercheurs. L'objectif principal de l'optimisation fiabiliste est d'obtenir des conceptions à la fois fiables et économiques.

La figure 3.15 présente le processus de l'optimisation fiabiliste. On peut distinguer deux boucles imbriquées : une boucle consacrée à l'optimisation de la fonction à minimiser sous des contraintes fonctionnelles, géométriques et physiques. . . etc et l'autre boucle est dédiée à l'analyse de la fiabilité pour une fonction d'état limite bien déterminée du système.

3.4.1 Formulation de l'optimisation fiabiliste

Dans la littérature, plusieurs recherches ont été mené dans le domaine d'optimisation fiabiliste. L'expression de base de l'optimisation fiabiliste peut être mathématiquement écrite sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f(x) \\ \text{t.q.} \quad & P_r[G_i(x, y) \leq 0] \leq P_i^T, \quad i = 1, \dots, m \\ & h_j(x) \leq 0, \quad j = m + 1, \dots, M \end{aligned} \quad (3.10)$$

Où, x et y présentent respectivement le vecteur des variables d'entrées déterministes et le vecteur des variables aléatoires de la conception. On note par $G_i(x; y)$ la fonction d'état de limite (ou appelée fonction de performance). Les termes P_i^T et $P_r[.]$ définissent respectivement le niveau de fiabilité cible et l'opérateur de probabilité. Notant que h_j présente la contrainte déterministe.

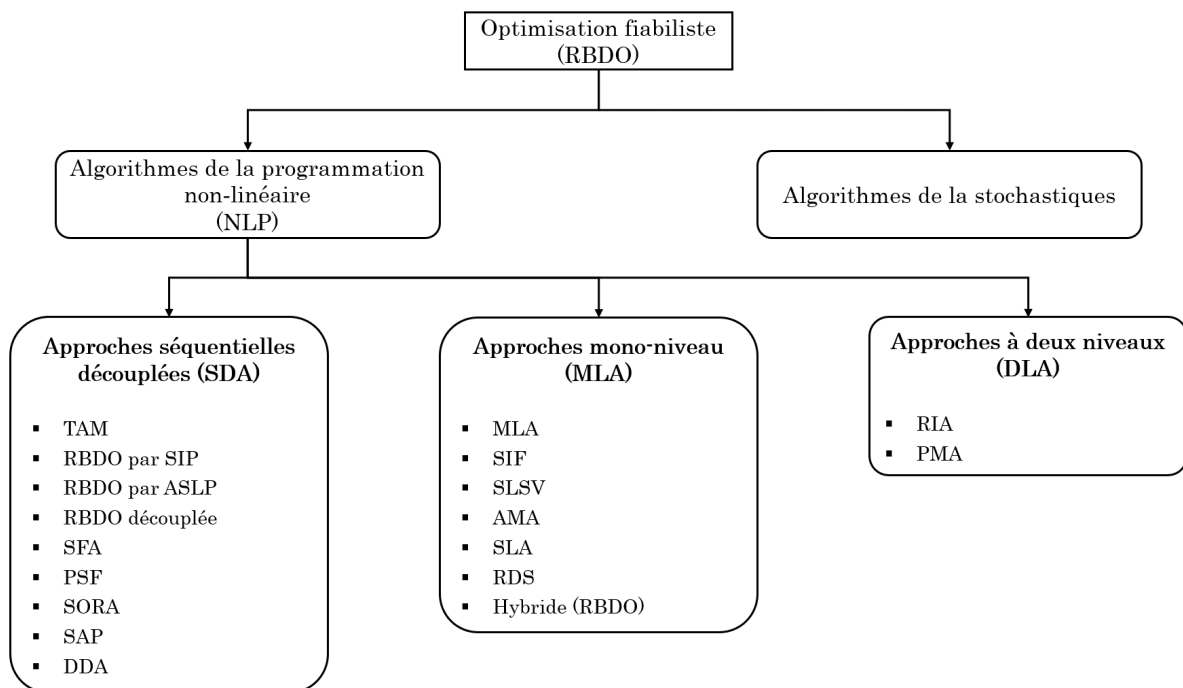


FIGURE 3.16 – Classification des différentes approches de la RBDO

Selon l'équation (3.10), cette formulation de la RBDO peut être réalisée par 2 types d'algorithmes :

- Les algorithmes de la programmation non linéaire (*NLP*) qui consistent à calculer les contraintes mécaniques et les gradients de la fonction objectif.
- Les algorithmes stochastiques qui sont basés sur les simulations aléatoires (les algorithmes génétiques).

Une étude de base de Aoues et Chateauneuf [83] qui vise à donner des idées, plus clairement, les limites et les capacités des différentes techniques de RBDO. Les différentes méthodes RBDO peuvent être classées sous trois catégories comme le présente la figure 3.16 :

- Méthodes séquentielles découplées (SDA : *Sequential Decoupled Approaches*),
- Méthodes mono-niveau (MLA : *Mono-level Approches*)
- Méthodes à deux-niveaux (DLA : *Double-level Approches*)

Pour la formulation classique de l'optimisation fiabiliste, les résultats optimaux sont obtenus en couplant deux espaces distincts : l'espace physique et l'espace normalisé (deux problèmes d'optimisation imbriqués). Le problème majeur de cette approche est le temps de calcul important pour un tel problème d'optimisation à cause de calcul dans les deux espaces [84–86].

Dans [87], Kharmanda et al. ont développé une nouvelle approche d'optimisation fiabiliste appelée méthode hybride d'optimisation (*HM*). Cette approche est basée sur la solution simultanée des problèmes d'optimisation et de fiabilité dans un espace de conception hybride (*HDS*). Elle permet efficacement de réduire le problème du temps de calcul par rapport à l'approche classique mais le problème de RBDO devient plus compliqué que le problème DDO.

Pour cette raison, une autre approche mono-niveau appelée facteur de sécurité optimal [88] (*OSF : Optimum Safety Factor*) a été élaborée. Pour obtenir une solution optimale, il faut prendre en considération le point de défaillance et les facteurs de sécurité calculés d'après les dérivées des contraintes. Cette approche a permis de limiter le temps de calcul par rapport à celle de HM.

La performance de ces approches n'a été établie que pour des cas statiques et dynamiques bien déterminé. Pour résoudre les problèmes des deux méthodes OSF et HM, Yaich et al. [89] ont proposé une extension de HM, appelée méthode hybride robuste (*RHM : Robust Hybrid Method*). La performance de la méthode RHM n'a été démontrée que sur des applications statiques et non linéaires particulières telles que l'endommagement par fatigue [89], le comportement vibro-acoustique des systèmes [69, 90] et les systèmes de micro-pompe en alliage à mémoire de forme [91]. De plus, dans [92], les auteurs visent à développer une nouvelle approche appliquée à une éolienne appelée méthode hybride modifiée (*MHM : Modified Hybrid Method*), afin d'éviter les problèmes d'autres méthodes RBDO.

Dans la littérature, plusieurs méthodes de fiabilité ont été développées, telles que la simulation des sous-ensembles, LHS, Enhanced Adaptive Importance Sampling, etc. Malgré la précision de ces méthodes, elle nécessite un temps de calcul élevé par rapport à la méthode FORM. Pour cela, les méthodes RBDO étudiées sont basées sur l'utilisation de l'approximation FORM pour effectuer l'analyse de fiabilité.

3.4.2 Approches classiques doubles

La solution du problème RBDO présentée par l'équation (3.10) peut être obtenue en utilisant une méthode à deux niveaux :

- Une boucle extérieure vise à résoudre le problème d'optimisation en matière de variables de conception x .
- Une boucle interne vise à résoudre le problème de fiabilité en matière de variables aléatoires y .

3.4.2.1 Reliability index approach (RIA)

Cette méthode consiste à utiliser l'approximation FORM pour effectuer l'analyse de fiabilité [93, 94]. La solution optimale obtenue en utilisant l'approche classique est déterminée en considérant deux problèmes imbriqués : le problème d'optimisation et le problème de fiabilité. Par conséquent, deux espaces sont généralement utilisés pour exécuter le problème RBDO : espace normalisé et espace physique [95–97].

La figure 3.17 présente l'organigramme de la méthode classique.

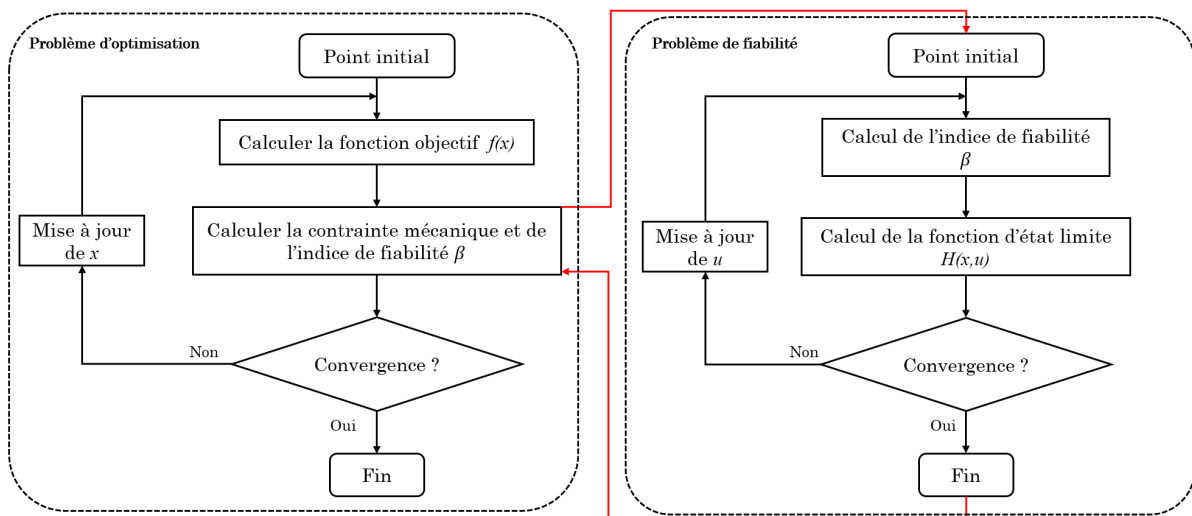


FIGURE 3.17 – Algorithme de l'approche classique (RIA)

• Problème d'optimisation

Ici, on minimise une fonction objectif en considérant les contraintes déterministes ainsi les exigences de fiabilité :

$$\begin{aligned}
 \min_x \quad & f(x) \\
 \text{t.q.} \quad & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\
 & \beta(x, u) \geq \beta_t
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

On note $\beta(x, u)$ l'indice de fiabilité et β_t est l'indice de fiabilité requis.

• **Problème de fiabilité**

$\beta(x, u)$ est considérée étant comme la distance minimale entre la fonction d'état limite $H(x, u)$ et l'origine de l'espace normalisé (voir la figure 3.3). Elle est obtenue par la résolution de ce système :

$$\begin{aligned} \min_u \quad & d(u) = \sqrt{\sum u_i^2} \\ \text{t.q.} \quad & H(x, u) \leq 0 \end{aligned} \tag{3.12}$$

3.4.2.2 Performance Measure Approach (PMA)

La différence entre l'approche *RIA* et l'approche *PMA* est dans la manière de calcul du point le plus probable (*MPP : Most Probable Point*) [98]. En fait, la PMA est donnée par une analyse de fiabilité inverse comme suit :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f(x) \\ \text{t.q.} \quad & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\ & G_p \geq 0 \end{aligned} \tag{3.13}$$

Avec G_p est la mesure de performance qui correspond à la fiabilité cible β_t obtenue en résolvant une analyse de fiabilité inverse :

$$\begin{aligned} \min_u \quad & G(u) \\ \text{t.q.} \quad & d(u) = \sqrt{\sum u_i^2} = \beta_t \end{aligned} \tag{3.14}$$

On peut constater que les approches classiques nécessitent un temps de calcul élevé en raison du nombre élevé de calculs numériques dans les deux espaces. La méthode hybride (HM) est donc développée [87] afin de pallier l'inconvénient du coût de calcul.

3.4.3 Facteur de sécurité optimal (OSF)

Une nouvelle conception nécessite généralement des informations expérimentales pour déterminer un facteur de sécurité approprié. De plus, l'inconvénient majeur de l'approche DDO est principalement l'incapacité de contrôler le niveau de fiabilité. L'approche OSF consiste à déterminer des facteurs de sécurité indépendamment de l'expérience en ingénierie.

Plusieurs études ont montré l'efficacité de la méthode OSF pour la résolution des problèmes linéaires. En fait, elle permet d'éliminer le manque de fiabilité de la méthode DDO en minimisant le temps de calcul par rapport à la méthode classique, en utilisant l'étude de sensibilité combinée au calcul de fiabilité [99–101].

En se référant à [99, 102], l'algorithme de la méthode OSF est composé principalement de trois étapes comme illustré graphiquement par la figure 3.18.

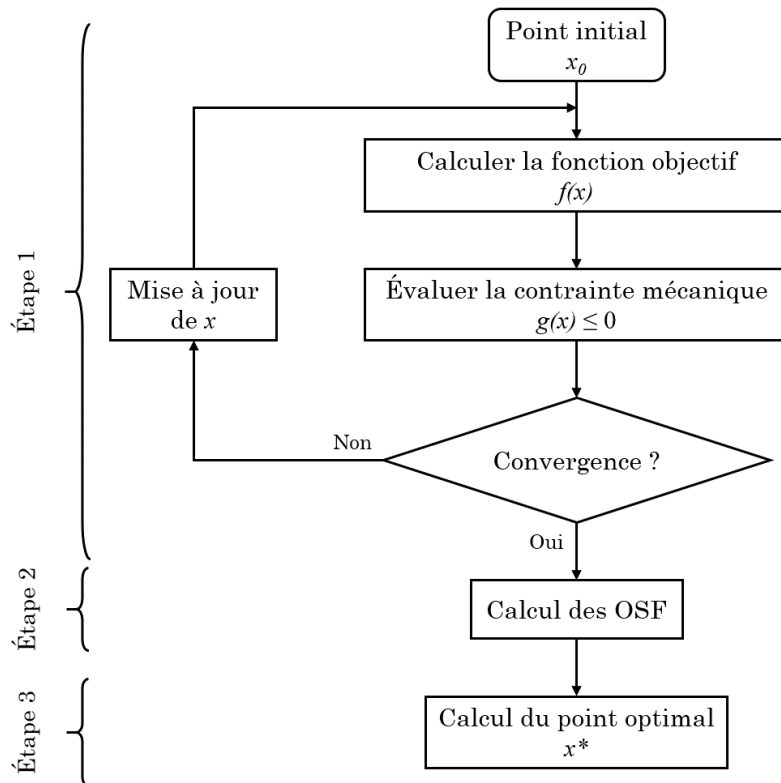


FIGURE 3.18 – Algorithme de l'approche OSF

- (i) Détermination du point de défaillance y_i^*

L'obtention du point de défaillance ou du point le plus probable est la première étape de cette approche. Ici, la fonction objectif est minimisée en considérant la contrainte de conception g sans tenir compte des facteurs de sécurité.

- (ii) Calcul des facteurs de sécurité S_f^i

Le point de défaillance est corrélé au point optimal, comme défini dans l'équation (3.15) :

$$y_i^* = S_f^i x_i^*, \quad i = 1, \dots, n \quad (3.15)$$

De plus, en considérant que les variables aléatoires suivent la loi normale, la transformation de l'espace physique (espace x) en espace normalisé (espace u) est mentionnée dans l'équation (3.16) :

$$u_i = \frac{y_i - x_i}{\sigma_i}, \quad i = 1, \dots, n \quad (3.16)$$

Ainsi, les facteurs de sécurité peuvent être déterminés :

$$S_f^i = 1 + Cov_i u_i^*, \quad i = 1, \dots, n \quad (3.17)$$

où, Cov_i est le coefficient de variance reliant l'écart type σ_i de y_i et la valeur moyenne de la variable aléatoire m_i définie comme suit :

$$Cov_i = \frac{\sigma_i}{m_i} \quad (3.18)$$

Comme mentionné dans [101], la valeur optimale du vecteur normalisé u_i^* peut être calculée à partir des dérivées de la fonction de performance au point y_i^* comme suit :

$$u_i^* = \pm \sqrt{\frac{\left| \frac{\partial G}{\partial y_i} \right|}{\sum_{i=1}^n \left| \frac{\partial G}{\partial y_i} \right|}}, \quad i = 1, \dots, n \quad (3.19)$$

Le signe de u_i^* est lié au signe du dérivé :

$$\begin{aligned} \frac{\partial G}{\partial y_i} < 0 &\leftrightarrow u_i^* < 0, \quad i = 1, \dots, n \\ \frac{\partial G}{\partial y_i} > 0 &\leftrightarrow u_i^* > 0, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.20)$$

(iii) Calcul de la solution optimale x_i^*

La dernière étape de la méthode OSF consiste à calculer la solution optimale. En fait, pour évaluer la conception optimale de la structure, les facteurs de sécurité déterminés à l'étape 2 sont introduits au point de défaillance y_i^* :

$$x_i^* = \frac{y_i^*}{S_f}, \quad i = 1, \dots, n \quad (3.21)$$

3.4.4 Méthode hybride

Dans l'approche hybride, la fonction objectif a une nouvelle forme par rapport à l'approche classique en considérant l'état limite $G(x, y)$ et aux contraintes déterministes $g_k(x)$ ainsi qu'à la contrainte de fiabilité :

$$\begin{aligned} \min_{x,y} \quad & F(x, y) = f(x) \cdot d_\beta(x, y) \\ \text{s.t.} \quad & G(x, y) \leq 0 \\ & g_k(x, y) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\ & d_\beta(x, y) \geq \beta_t \end{aligned} \quad (3.22)$$

Où, d_β présente la distance entre le point optimal et le point de défaillance, dans l'espace hybride de conception (HDS : *Hybrid Design Space*) qui peut être déterminé par $d_\beta = \sqrt{\sum u_i^2}$. Le HDS, comme présenté par la figure 3.19, où le problème de minimisation est réalisé, comprend les variables aléatoires y et des variables déterministes x .

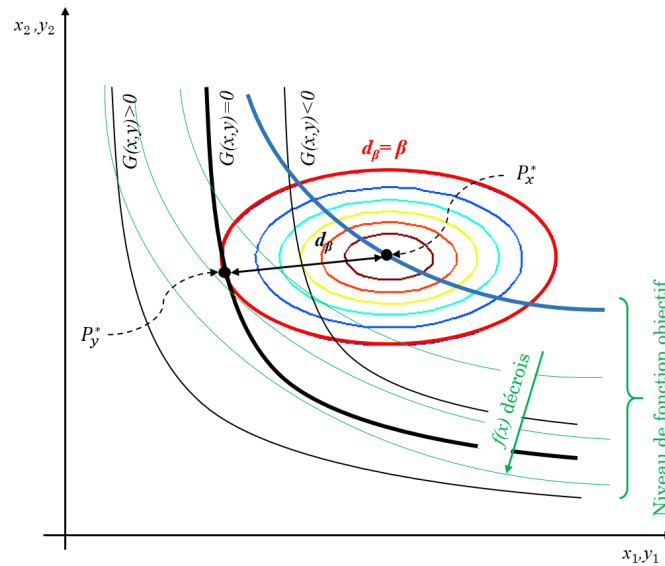


FIGURE 3.19 – Espace hybride de conception

Dans la figure 3.19, on distingue deux points importants : le point de défaillance P_y^* et le point optimal P_x^* . Notant que P_y^* est l'intersection entre la courbe $G(x, y) = 0$ et l'indice de fiabilité $d_\beta = \beta_t$.

La figure 3.20 présente l'organigramme de la méthode hybride. Dans la littérature, la méthode hybride a efficacement réduit le temps de calcul mais elle devient plus complexe par rapport à l'approche classique. Par conséquent, le problème d'optimisation peut converger vers une solution irréalizable [89].

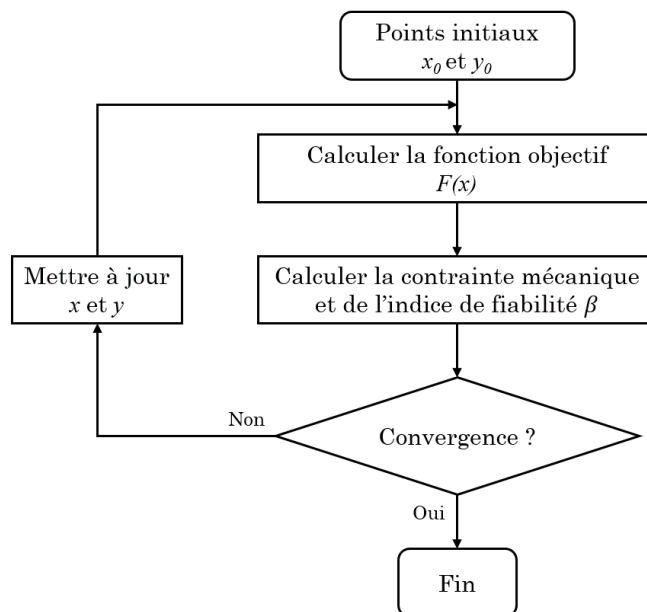


FIGURE 3.20 – Algorithme de la méthode hybride classique

3.4.5 Les approches RHM et IRHM

Avec la méthode hybride classique, P_x^* peut être convergé dans la zone de défaillance ($G(x^*) > 0$) le temps que la distance d_β , entre P_x^* et P_y^* , est bien égale à β_t , comme illustré par la figure 3.21(a).

Afin de forcer le problème d'optimisation à chercher la solution optimale dans la zone de sûreté, la méthode hybride robuste a été élaborée en ajoutant une autre contrainte supplémentaire au problème d'optimisation. Elle peut être écrite sous la forme :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x,y) = f(x).d_\beta(x,y) \\
 \text{t.q.} \quad & G(x,y) \leq 0 \\
 & g_k(x,y) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\
 & d_\beta(x,y) \geq \beta_t \\
 & f(x) \geq f(y)
 \end{aligned} \tag{3.23}$$

La figure 3.21(b) montre un exemple de la méthode RHM présentée dans l'espace hybride de conception. $f_1(x)$ et $f_2(x)$ sont deux niveaux de fonction objectif qui se croisent respectivement avec le point optimal P_x^* et le point de défaillance P_y^* . On peut constater que le point P_x^* est situé dans la zone de sûreté tel que $f(x^*) > f(y^*)$ avec un niveau de fiabilité satisfaisant ($d_\beta = \beta_t$).

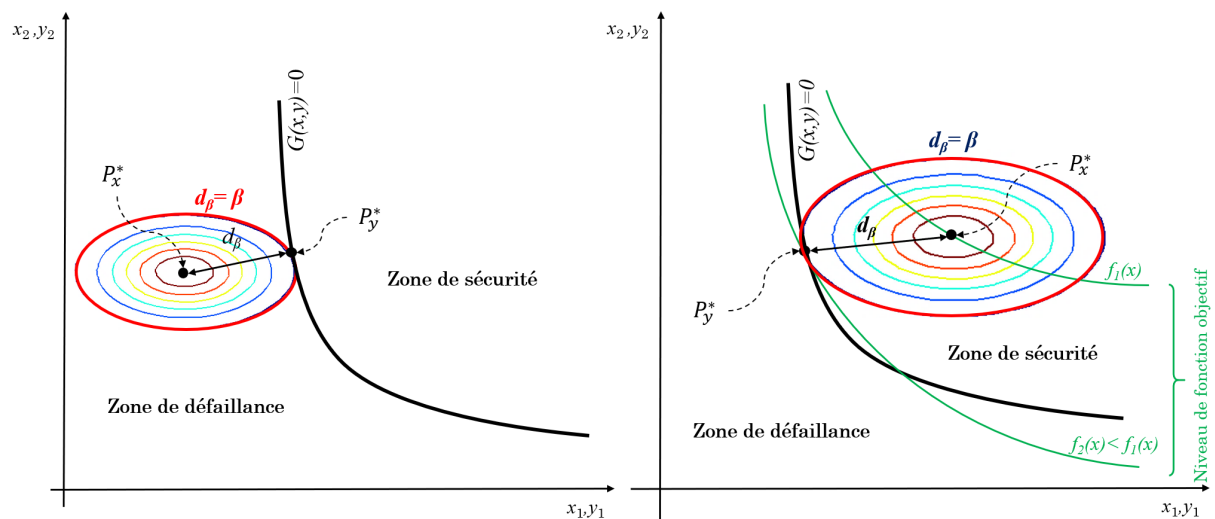


FIGURE 3.21 – (a) : Problème de divergence de la méthode hybride classique et (b) : Efficacité de l'approche RHM

L'organigramme de cette méthode est présenté dans la figure 3.22. De la même façon que l'approche RHM, une alternative innovante appelée méthode hybride robuste améliorée (IRHM : *Improved Robust Hybrid Method*). L'idée de cette méthode est d'ajouter une

contrainte supplémentaire à la méthode hybride classique qui restreint la localisation de la solution optimale dans la zone de sûreté.

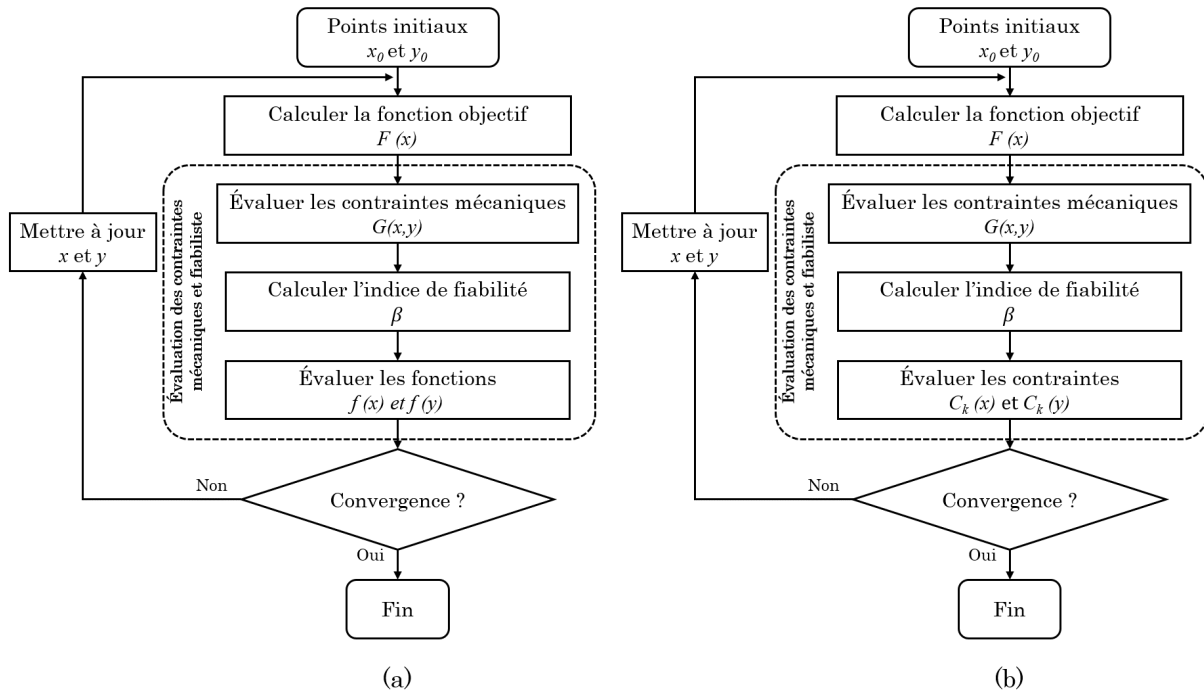


FIGURE 3.22 – (a) : Approche RHM et (b) : Approche IRHM

L'approche IRHM peut être mathématiquement formulée comme suit :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = f(x) \times d_{\beta}(x, y) \\
 \text{t.q.} \quad & G(x, y) \leq 0 \\
 & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\
 & \beta(x, u) \geq \beta_{\iota} \\
 & G(x) \leq G(y)
 \end{aligned} \tag{3.24}$$

3.5 Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base du MCP

3.5.1 Description du problème

La figure 3.23 présente un système de refroidissement à base du MCP avec six ailettes et sept enceintes où sa géométrie est représentée sur la figure 3.23 (b). Il est composé d'un dissipateur thermique en aluminium avec une longueur $L=20\text{mm}$ et une hauteur $H=7\text{mm}$. Ce choix est basé sur le fait que l'aluminium a une conductivité thermique élevée avec une faible densité.

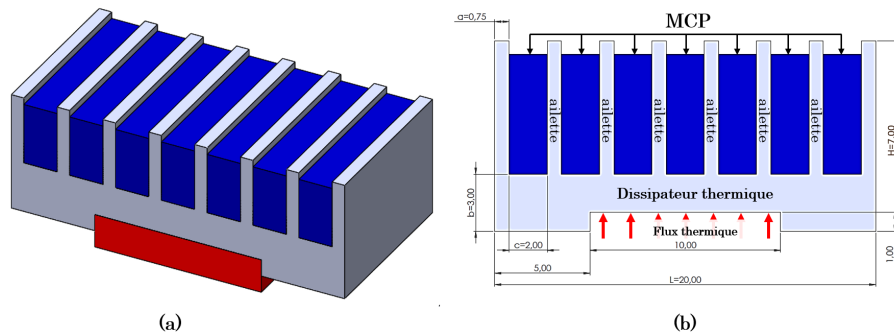


FIGURE 3.23 – Modèle du dissipateur thermique à base du MCP (a) : assemblage 3D et (b) : géométrie et dimensions

Bénéficiant de ses propriétés thermo-physiques, l'hydrate de sel est utilisé comme MCP et il est rempli à 90%. En effet, le MCP n'est pas rempli à ras bord pour permettre son expansion lors de la fusion [103]; les 10% restants du volume sont occupés par l'air. Les propriétés des matériaux de chaque composant sont mentionnées dans le tableau 3.1. Comme présenté par la figure 3.23, on considère un flux de chaleur uniforme Q généré par un dispositif électronique. Il est appliqué dans la cavité prévue à la base du dissipateur thermique.

Pour modéliser l'effet de changement de phase dans le dissipateur thermique, la méthode enthalpie-porosité a été adoptée. Pour créer le modèle, les hypothèses suivantes ont été prises en compte dans l'étude numérique actuelle :

- Le matériau du dissipateur thermique est isotrope et homogène.
- Il existe un équilibre thermique local entre le MCP liquide et les ailettes.
- Les propriétés thermo-physiques des ailettes et du MCP restent constantes quelles que soient la phase et la température.
- On néglige également le transfert de chaleur radiative.

Les parois extérieures du dissipateur sont exposées à la convection naturelle. Pour résoudre les équations qui régissent dans ce cas, les conditions initiales et les conditions aux limites appliquées sont les suivantes :

- Conditions initiales :

$$t=0, T=T_{amb}=25^{\circ}\text{C}, \xi=0.$$

- Flux thermique à la base du dissipateur thermique :

$$-\lambda \frac{\partial T}{\partial y} \Big|_{x=5-15\text{mm}} = Q$$

$$y=1\text{mm}$$

- Condition aux limites adiabatique à la base du dissipateur :

$$\frac{\partial T}{\partial y} \Big|_{x=0-5,15-L} = 0$$
$$y = 0$$

- Convection naturelle entre les parois extérieures du dissipateur et le milieu ambiant.

$$-\lambda \frac{\partial T}{\partial y} \Big|_{y=H} = h(T_T - T_{\text{amb}}) \text{ pour la surface supérieure}$$
$$-\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \Big|_{x=0,L} = h(T_L - T_{\text{amb}}) \text{ pour les parois latérales}$$

La chaleur est transmise de la source de chaleur à la surface du dissipateur par conduction. Une partie de la chaleur emmagasinée dans le dissipateur est évacuée à l'air ambiant par convection naturelle dont le coefficient d'échange thermique h est compris entre 10 et 25 W/m^2K .

3.5.2 Résultats préliminaires et discussions

Pour étudier le dissipateur thermique, ANSYS Mechanical est utilisé étant comme logiciel de calcul par éléments finis (EF). La figure 3.24 montre le maillage du dissipateur thermique. Notant qu'un raffinement de maillage est appliqué au niveau des zones de contact entre le MCP et le dissipateur thermique.

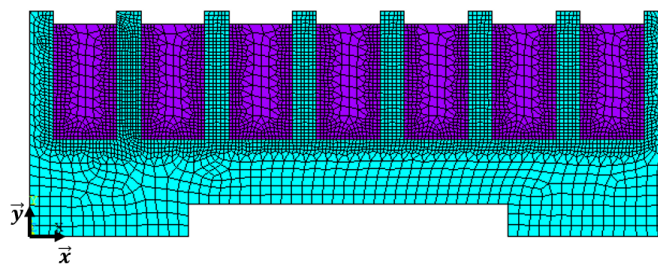


FIGURE 3.24 – Maillage du dissipateur thermique

Pour imiter la génération de la chaleur des composants électroniques, un flux de chaleur uniforme $Q=1500W/m^2$ est appliqué à la base du dissipateur (modélisé par les flèches rouges dans la figure 3.23). On suppose que cette phase de chauffage est appliquée durant 120 minutes à une température ambiante.

Six mailles différentes d'éléments de tailles 974, 1835, 4338, 6961, 11527 et 28731 ont été étudiées. Sur la figure 3.25, la convergence des temps de fusion et de solidification est étudiée (courbes bleues et rouges respectivement). Le temps de calcul total pour chaque configuration de maillage est présenté par la courbe noire.

Le maillage de 11527 éléments est sélectionné dans cette étude pour plus de simulations, afin de compromettre la précision et le coût. En fait, sur la base des résultats présentés

sur la figure 3.25, la configuration avec 28731 éléments présente des résultats similaires à la configuration de 11527 éléments avec un temps de calcul beaucoup plus élevé.

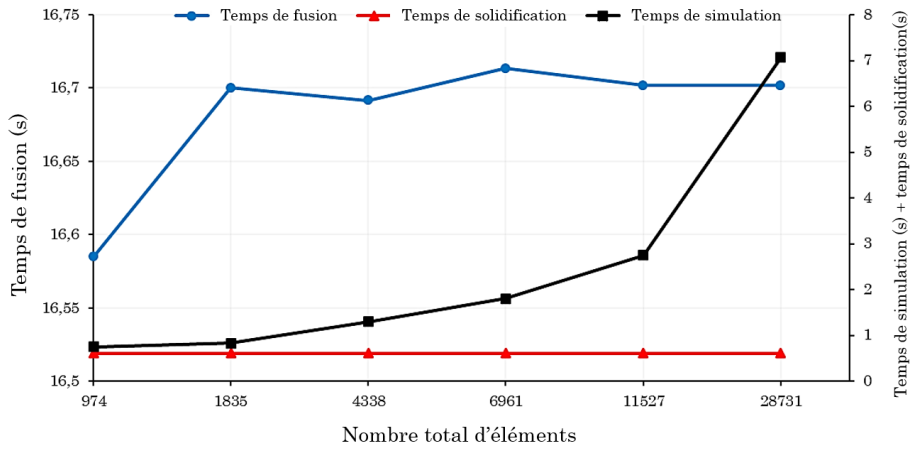


FIGURE 3.25 – Étude de convergence du maillage

La figure 3.26 montre la variation de température à la base du dissipateur thermique, en fonction du temps. Notant que la courbe bleue et la courbe rouge présentent respectivement les configurations sans et avec MCP.

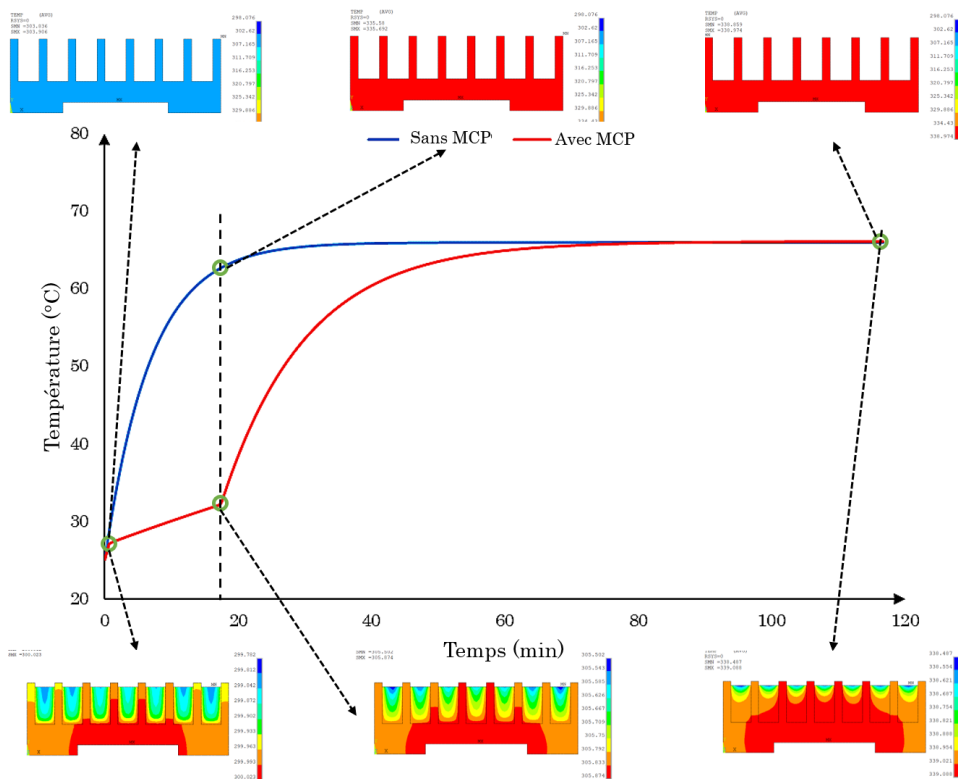


FIGURE 3.26 – Profil de température et champs de température du système de refroidissement

On peut constater que dans la configuration avec-MCP, la température augmente d'une température ambiante à la température de stabilisation (environ 64°C). Cependant, l'utilisation du MCP a retardé l'augmentation de la température par rapport à celle sans MCP. On peut observer que la courbe rouge peut être divisée en trois régions distinctes : phase solide, phase de chaleur latente et phase liquide.

Pour étudier ces régions, les champs de température du dissipateur thermique des deux configurations à des instants différents ($t_1=1\text{min}$; $t_2=17\text{min}$ et $t_3=120\text{min}$) sont présentées dans la figure 3.26. Pour les températures inférieures la température de solidification du MCP ($t < t_1$), le contour de température est presque similaire pour les deux configurations. On peut également voir qu'à $t=t_1$, les particules du MCP en contact avec les parois et les ailettes commencent à se fondre.

Pour $t=t_2$ (fin de la phase de chaleur latente), à partir du champ de température, on peut constater que la totalité du MCP à l'intérieur des cavités est fondue. Notant qu'à cet instant, la température de stabilisation est presque atteinte en utilisant la configuration du dissipateur thermique sans MCP. Par conséquent, une différence d'environ 30°C entre les deux configurations est observée. Cela montre l'avantage de l'utilisation du MCP dans les systèmes de refroidissement. Finalement, la température augmente, jusqu'à la fin de la simulation ($t=t_3$).

3.5.3 Résultats numériques

La procédure de détermination de la conception optimale du système de refroidissement étudié est présentée par l'organigramme de la figure 3.27.

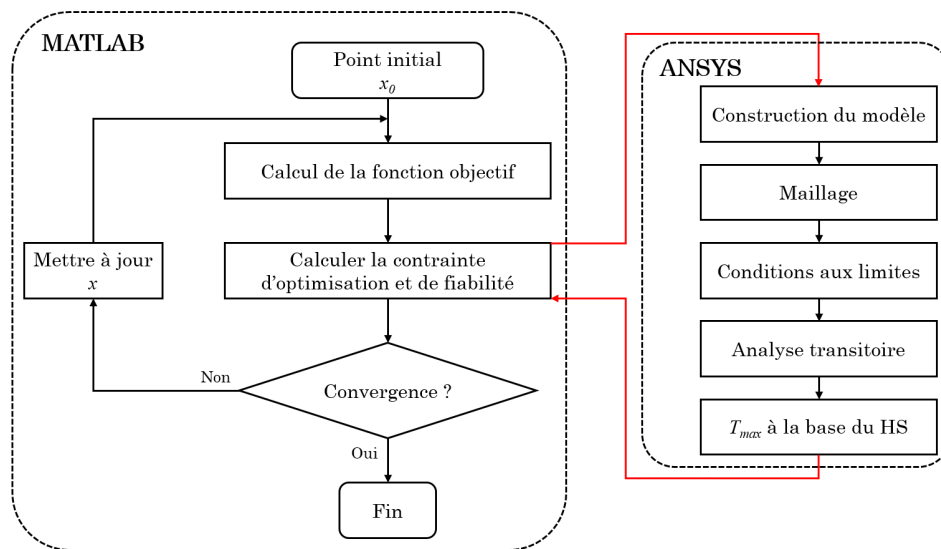


FIGURE 3.27 – Application des méthodes RBDO à l'optimisation des systèmes de refroidissement

Cette méthode consiste à coupler MATLAB avec le logiciel de calcul par éléments finis (ANSYS). Il consiste à déterminer, pour une configuration initiale x_0 , la fonction objectif et les contraintes du problème RBDO. Pour chaque itération, un modèle EF sera créé. Après le maillage et l'application des conditions aux limites, une analyse transitoire est nécessaire pour déterminer le profil de température en fonction du temps. La température T_{\max} est introduite par la suite dans MATLAB pour la comparer à la température critique T_c . La mise à jour de la configuration est nécessaire s'il n'y a pas de convergence. L'objectif maintenant est de trouver la meilleure conception du modèle du système de refroidissement. Pour cela, un couplage du système étudié avec les méthodes RBDO est nécessaire. Le but est maintenant de minimiser le volume total du système de refroidissement en tenant compte de la contrainte thermique : la température maximale à la base du dissipateur ne doit pas dépasser la température critique. Mathématiquement, en général, le problème d'optimisation peut s'écrire :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & V(x) \\ \text{t.q.} \quad & T_{\max}(x) \leq T_c = 65^\circ\text{C} \\ & lb \leq x \leq ub \end{aligned} \tag{3.25}$$

Où, V est le volume total du système de refroidissement ($V = V_{\text{HS}} + V_{\text{MCP}}$), T_{\max} est la température maximale atteinte et T_c est la température critique. On note également par x le vecteur des variables d'optimisation qui sont : l'épaisseur des ailettes a , la hauteur de la base b et la hauteur totale du dissipateur H (voir figure 3.23(b)). lb et ub sont respectivement la limite inférieure et la limite supérieure des variables de conception comme indiquées dans le tableau 3.4.

TABLEAU 3.4 – Variables de conception

Variables	Symbole	Limite inférieure (lb)	Limite supérieure (ub)
Épaisseur des ailettes	$a(mm)$	0.2	2
Hauteur de base	$b(mm)$	2	4
Hauteur du dissipateur	$H(mm)$	7	15

Notant $x = \{x_i\}_{\{i=1,2,3\}} = \{a_x, b_x, H_x\}$ est le vecteur des variables de conception déterministes et y le vecteur des variables aléatoires de conception $y = \{a_y, b_y, H_y\}$. On peut aussi définir $x_0 = \{a_0, b_0, H_0\}$ comme point initial, $x^* = \{a_x^*, b_x^*, H_x^*\}$ comme solution optimale et le point de défaillance $y^* = \{a_y^*, b_y^*, H_y^*\}$. On considère que ces variables suivent la loi normale dont leurs probabilités sont spécifiées dans le tableau 3.5.

TABLEAU 3.5 – Caractéristiques des variables aléatoires

Variables de conception	Symbole	Valeur moyenne (<i>mm</i>)	Cov	Type de distribution
Épaisseur des ailettes	<i>a</i>	0.75	0.1	Normale
Hauteur de base	<i>b</i>	3	0.1	Normale
Hauteur du dissipateur	<i>H</i>	7	0.1	Normale

Dans cette section, les différentes méthodes d’optimisation, sont couplées avec le modèle EF afin d’étudier leur efficacité. Comme le montre la figure 3.27, pour chaque évaluation de la fonction du problème d’optimisation, Ansys est appelé à déterminer la température maximale atteinte de chaque géométrie. Il consiste à simuler une analyse transitoire du système étudié, après maillage et application des conditions aux limites. T_{\max} est ensuite transférée vers MATLAB pour la comparer à la température critique T_c . Les variables d’optimisation $\{a_x, b_x, H_x\}$ sont mises à jour à chaque itération s’il n’y a pas de convergence.

L’approche DDO considère un facteur de sécurité global S_g appliqué aux contraintes et basé sur l’expérience d’ingénierie. Par conséquent, le problème DDO peut s’écrire comme suit :

$$\begin{aligned}
 & \min_x V(x) \\
 & \text{t.q. } T_{\max}(x) \leq \frac{T_c}{S_g} = 55^\circ\text{C} \\
 & lb \leq x \leq ub
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

Les résultats de l’approche DDO sont présentés dans le tableau 3.6. Le temps de calcul nécessaire pour trouver ces résultats est d’environ 75min. Malgré le fait que la solution optimale satisfait à la contrainte thermique, elle est trop conservatrice. En fait, le niveau de fiabilité atteint est trop important ($\beta=4,98>3$). Par conséquent, pour surmonter ce problème, l’application des méthodes RBDO sera extrêmement nécessaire.

TABLEAU 3.6 – Résultats de l’optimisation déterministe (DDO)

		Valeurs initiales x_0	Point de défaillance y^*	Solution optimale x^*
Variables de conception	<i>a</i> (<i>mm</i>)	0.75	0.20	0.20
	<i>b</i> (<i>mm</i>)	3	2.00	3.99
	<i>H</i> (<i>mm</i>)	7	14.41	14.05
Fonction objectif	V (mm^3)	124.4	255.48	252.64
Contrainte thermique	T_{\max} ($^\circ\text{C}$)	66.08	65	54.99
Indice de fiabilité	β	-	-	4.98

Chapitre 3. Optimisation fiabiliste des systèmes de refroidissement à base des matériaux à changement de phase

L'algorithme de la méthode OSF (figure 3.18) est composé principalement de trois étapes. Dans un premier temps, il est nécessaire de calculer le point de défaillance y_i^* . Pour cela, nous devons résoudre le problème d'optimisation qu'il a définie par cette équation :

$$\begin{aligned} \min_y \quad & V(y) \\ \text{t.q.} \quad & T_{\max}(y) \leq 65^\circ\text{C} \\ & lb \leq y \leq ub \end{aligned} \tag{3.27}$$

Ensuite, les facteurs de sécurité S_f^i sont calculés comme mentionnés dans l'équation (3.17). Les variables normalisées doivent être donc déterminer.

La solution optimale est donc obtenue par la division des valeurs de point de défaillance, calculés dans la première étape, par les facteurs de sécurité calculés dans la deuxième étape.

Les résultats obtenus par la méthode OSF sont présentés dans le tableau 3.7. On peut conclure que la méthode OSF a convergé vers une solution irréalisable. En fait, le point optimal, x_i^* , n'est pas dans l'intervalle requis $[lb, ub]$. En fait, la hauteur de base optimale obtenue b_x^* est inférieure à lb et la hauteur obtenue H_x^* est supérieure à ub . De plus, le temps de calcul de la méthode OSF est d'environ 321min.

TABLEAU 3.7 – Résultats de l'approche OSF

		Valeurs initiales	Point de défaillance	Variables normalisées	Facteur de sécurité	Solution optimale
		x_0	y^*	u^*	S_f	x^*
Variables de conception	a (mm)	0.75	0.20	-0.44	0.95	0.209
	b (mm)	3	2.00	0.79	1.079	1.85
	H (mm)	7	14.41	-2.86	0.71	20.19
Fonction objectif	V (mm ³)	124.4	255.48	-	-	360.21
Contrainte thermique	T_{\max} (°C)	66.08	65	-	-	54.68
Indice de fiabilité	β	-	-	-	-	3

En conséquence, pour surmonter ces problèmes, la méthode hybride est nécessaire. En utilisant cette approche, la fonction objectif devient une multiplication de la fonction de volume V par la distance d_β dans le HDS comme suit :

$$\begin{aligned} \min_{x,y} \quad & F(x, y) = V(x) \times d_\beta(x, y) \\ \text{t.q.} \quad & T_{\max}(y) \leq 65^\circ\text{C} \\ & lb \leq x, y \leq ub \\ & d_\beta(x, y) \geq \beta_t \end{aligned} \tag{3.28}$$

Le tableau 3.8 montre que la méthode hybride conduit à une solution irréalisable et que le point optimal résultant se trouve dans le domaine de défaillance ($T_{\max} > 65^\circ\text{C}$) tandis que la distance entre le point optimal et le point de défaillance, d_β , est égal au niveau de fiabilité cible.

TABLEAU 3.8 – Résultats de la méthode hybride (HM)

		Valeurs initiales	Valeurs initiales	Point de défaillance	Solution optimale
		y_0	x_0	y^*	x^*
Variables de conception	a (mm)	0.75	0.75	0.2	0.2
	b (mm)	3	2.75	2.53	2
	H (mm)	7	13.25	7.96	7
Fonction objectif	V (mm ³)	124.4	240.3	139.31	120.8
Contrainte thermique	T_{max} (°C)	66.08	56.39	64.45	66.25
Indice de fiabilité	β	-	4.8	-	3

Pour cela, pour résoudre ce problème la méthode RHM a été développée. Cette approche peut être formulée mathématiquement pour le problème étudié comme suit :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = V(x) \times d_{\beta}(x, y) \\
 \text{t.q.} \quad & T_{\max}(y) \leq 65^{\circ}\text{C} \\
 & V(x) \geq V(y) \\
 & lb \leq x, y \leq ub \\
 & d_{\beta}(x, y) \geq \beta_t
 \end{aligned} \tag{3.29}$$

Comme le montre le tableau 3.9, en utilisant l'approche RHM, la solution optimale se situe dans la zone de sécurité ($T_{\max} < 65^{\circ}\text{C}$) et le niveau de fiabilité est vérifié ($d_{\beta}=3$). Ici, la nouvelle formulation de la méthode hybride prend environ 25min pour converger contre plus de 10 heures avec la méthode HM classique, en utilisant un PC DELL avec un processeur Intel®Core™ 3,3 GHz, 32 Go de RAM.

TABLEAU 3.9 – Résultats de la méthode hybride robuste (RHM)

		Valeurs initiales	Valeurs initiales	Point de défaillance	Solution optimale
		y_0	x_0	y^*	x^*
Variables de conception	a (mm)	0.75	0.75	0.66	0.74
	b (mm)	3	2.75	2.98	2.75
	H (mm)	7	13.25	7.69	10.57
Fonction objectif	V (mm ³)	124.4	240.3	137.04	190.06
Contrainte thermique	T_{\max} (°C)	66.08	56.39	64.8	60.2
Indice de fiabilité	β	-	4.8	-	3

Le tableau 3.10 présente une comparaison des différents résultats obtenus en appliquant les méthodes DDO et RBDO étudiées. On voit bien que la méthode RHM conduit à déterminer une configuration optimale dans le respect à la fois des contraintes de fiabilité et des contraintes thermiques, avec un temps de simulation minimal.

TABLEAU 3.10 – Résultats de DDO et RBDO

		DDO	RIA	PMA	OSF	HM	RHM
Variables de conception	a (mm)	0.20	0.75	0.75	0.209	0.2	0.74
	b (mm)	3.99	2.82	2.82	1.85	2	2.75
	H (mm)	14.05	11.04	10.84	20.19	7	10.57
Fonction objectif	V (mm ³)	252.64	199.29	195.57	360.21	120.8	190.06
Contrainte thermique	T_{max} (°C)	54.99	59.48	59.77	54.68	66.25	60.2
Indice de fiabilité	β	4.98	3	3	3	3	3
Temps de simulation	t (min)	75	1450	1300	321	600	25

La figure 3.28 montre la variation de la température, en fonction du temps, à la base du dissipateur pour respectivement le modèle déterministe (courbe rouge) et la conception optimale (courbe bleue). Ici, le chargement et le déchargement du système de refroidissement sont étudiés. Notant que le modèle initial est présenté par la figure 3.23(b) et que la conception optimale est celle obtenue par la procédure d'optimisation RHM.

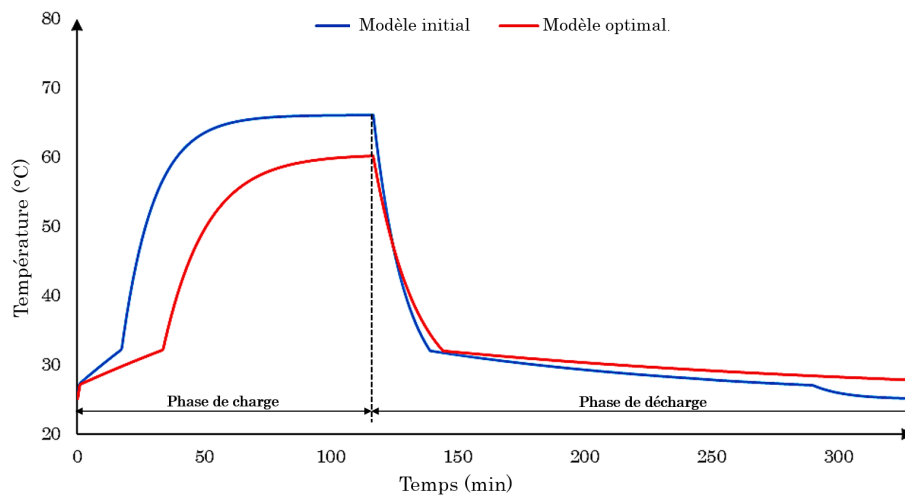


FIGURE 3.28 – Comparaison de l'évolution de la température entre le modèle déterministe et la conception optimale

On peut constater que le temps prit par la phase de chaleur latente de la conception optimale est supérieur à celui obtenu par le modèle initial. De plus, à $t=7000s$, la conception optimale vérifie, à la fois, les contraintes thermiques et de fiabilité. En revanche, ces contraintes ne sont pas respectées dans le modèle initial. En fait, on constate que la température critique a été dépassée.

En outre, on peut constater de la figure 3.29 que la conception optimale prend plus de temps pour terminer le processus de changement de phase liquide-solide par rapport au modèle initial. Cela peut s'expliquer par le fait que la conception optimale du dissipateur de chaleur à base du MCP a une plus grande capacité de stockage d'énergie.

Par conséquent, la solidification totale du MCP a été retardée. Cela pose un problème si le composant électronique redémarre avant le changement de phase total.

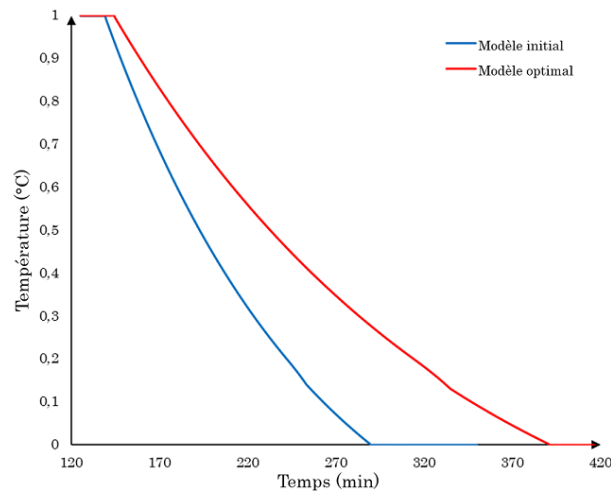


FIGURE 3.29 – Fraction liquide en fonction du temps pour le modèle initial et le modèle optimal

3.6 Conclusion

L'objectif principal de ce chapitre est d'élaborer une méthode efficace qui permet de déterminer une conception optimale des systèmes de gestion thermique qui peut assurer un niveau de fiabilité requis.

Malgré le fait que la méthode DDO est facile à implémenter et peut garantir une conception optimale, elle ne peut pas contrôler le niveau de fiabilité. Ainsi, pour cette raison, les méthodes RBDO sont appliquées sur ce système thermique, pour le refroidissement des composants électroniques. En utilisant l'approche OSF, le problème d'optimisation a convergé vers une solution irréalisable. En fait, la solution obtenue n'est pas dans l'intervalle requise. En outre, en utilisant la méthode hybride HM, la solution optimale se trouve dans le domaine de défaillance. Par conséquent, ces méthodes sont rejetées.

Pour résoudre ces problèmes, une nouvelle approche appelée RHM est couplée avec le modèle du dissipateur thermique basé sur les MCP. L'efficacité de cette méthode a été validée en utilisant une application numérique sur les MCP. On peut conclure que, pour les systèmes thermiques, l'approche RHM vérifie à la fois la fiabilité et les contraintes thermiques. De plus, elle minimise clairement le temps de calcul, en comparant avec les autres méthodes même la méthode DDO. Les différents résultats sont obtenus à l'aide du logiciel MATLAB qui est couplé avec le logiciel de calcul par éléments finis Ansys. Il est à noter que la non-linéarité des propriétés des matériaux présente le défi majeur pour la résolution de la procédure d'optimisation. En fait, une petite variation des données

paramétriques peut conduire à une divergence des résultats dans le logiciel Ansys. L'efficacité de la méthodologie proposée pour déterminer la conception optimale du système de refroidissement à base du MCP est vérifiée et peut ensuite être couplée à un modèle tridimensionnel. En fait le problème majeur d'un modèle 3D est le temps de calcul très important. Pour cela, on propose dans le chapitre 4 une méthodologie qui permet de déterminer la conception optimale et fiable d'un modèle plus proche de la réalité en couplant des différentes méthodes RBDO avec les métamodèles. Ainsi une étude d'optimisation multiobjectif est proposée afin d'étudier la phase de chargement et de déchargement des unités de stockage de chaleur à base des MCP.

Méta-modélisation pour l'étude d'optimisation fiabiliste multiobjectif des systèmes de refroidissement à base des MCP

Sommaire

4.1 Introduction	86
4.2 Les modèles de substitution	86
4.2.1 Processus de construction d'un modèle de substitution	86
4.2.2 Optimisation basée sur le métamodèle	87
4.2.3 Méthodes d'échantillonnage : plan d'expériences	87
4.2.3.1 Plan d'expériences standard	87
4.2.3.2 Méthodes de remplissage de l'espace de conception	88
4.2.4 Construction des modèles de substitution par la méthode de krigeage	90
4.2.5 Validation des modèles de substitution	94
4.2.5.1 Mesures d'erreur	94
4.2.5.2 Validation croisée	95
4.3 Optimisation multiobjectif	96
4.3.1 Problème d'optimisation multiobjectif déterministe	97
4.3.2 Problème d'optimisation fiabiliste multiobjectif	99
4.4 Analyse d'optimisation multiobjectif d'un système de refroidis- sement à base du MCP	100
4.4.1 Modèle déterministe	101
4.4.1.1 Description du modèle	101
4.4.1.2 Résultats préliminaires	103
4.4.2 Étude du problème mono-objectif	105
4.4.2.1 Résultats du modèle de substitution	105
4.4.2.2 Résultats des méthodes DDO et RBDO	107
4.4.3 Problème d'optimisation multi-objectif	110

Chapitre 4. Méta-modélisation pour l'étude d'optimisation fiabiliste multiobjectif des systèmes de refroidissement à base des MCP

- 4.4.3.1 Résultats du modèle de substitution 110
- 4.4.3.2 MORBDO des dissipateurs thermique à base du MCP . . . 112
- 4.5 Conclusion 116**

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, on a présenté une méthodologie efficace qui permet de déterminer la conception optimale d'un système de refroidissement à base du MCP. Par contre, une telle méthode RBDO nécessite un grand nombre d'évaluations. Dans le cas d'un dissipateur thermique à base du MCP, une analyse transitoire non linéaire d'un modèle 3D est coûteuse en matière de temps de calcul. Pour cela, des modèles de substitution sont alors recommandés comme alternative pour définir les approximations des modèles originaux. Il consiste à construire des modèles mathématiques, pour déterminer le lien entre les entrées et les sorties d'un système spécifié [104, 105].

Récemment, plusieurs approches ont été développées dans le domaine de l'optimisation de la conception [106] et de l'analyse probabiliste [107, 108], en utilisant les métamodèles. La méthode de surface de réponse (RSM : *Response Surface Methodology*), les réseaux de neurones artificiels (ANN : *Artificial Neural Networks*), la méthode de la fonction de base radiale (RBF : *Radial Basis Function*) et la méthode de krigeage sont les modèles de substitution les plus populaires.

Le but de ce chapitre est de proposer une méthodologie qui permet de déterminer une conception optimale d'un dissipateur thermique à broches rondes à base de MCP, avec un niveau de fiabilité requis. Pour cela on va présenter dans un premier temps les différentes techniques d'approximation par métamodèle. Ces techniques sont couplées par la suite avec les méthodes d'optimisation multiobjectif, déterministe et fiabiliste. Pour cela, l'algorithme génétique de tri non dominé (C-NSGA-II : *Constrained Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) est couplé aux approches HM et RHM.

4.2 Les modèles de substitution

4.2.1 Processus de construction d'un modèle de substitution

Au cours de ces dernières années, les modèles de substitution sont largement utilisés dans les analyses techniques actuelles afin de réduire le coût de calcul. L'implémentation d'un tel modèle de substitution est peut-être effectué en plusieurs étapes. La figure 4.1 présente l'organigramme de l'algorithme d'un modèle de substitution.

L'élaboration d'un modèle de substitution peut être composée par cinq étapes principales :

1. L'échantillonnage : consiste à déterminer les points de l'espace de conception (x_i) par l'application de la méthode des plans d'expérience.
2. L'évaluation des réponses exactes (y_i) : ici deux stratégies peuvent être considérées : stratégie de tirages ou stratégie d'enrichissement. Dans cette étape, on construit la base d'apprentissage E_a en faisant l'appel du modèle mécanique.

3. La construction du modèle de substitution en appliquant une des méthodologies de substitution. Cette phase la plus importante dans la construction du modèle.
4. La validation du métamodèle : calcul les erreurs entre le modèle réel et le modèle mathématique.
5. L'enrichissement du modèle en cas de non-convergence en ajoutant des nouveaux points dans la base d'apprentissage.

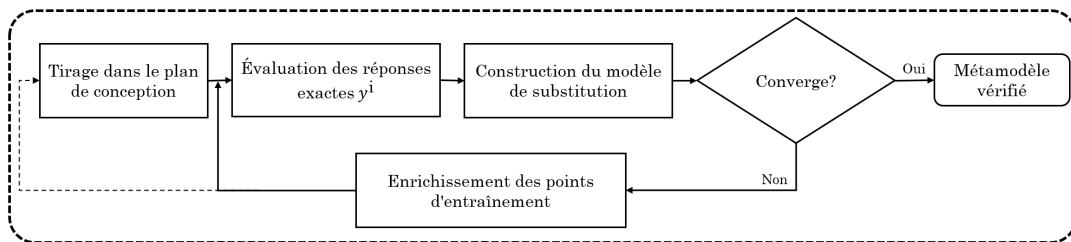


FIGURE 4.1 – L'organigramme de l'algorithme de mise en œuvre d'un modèle de substitution

4.2.2 Optimisation basée sur le métamodèle

L'optimisation basée sur le métamodèle (MBDO : *Metamodel-Based Design Optimization*) [109, 110] consiste à évaluer les modèles de substitution pendant le processus d'optimisation. En fait, pour chaque itération d'optimisation, un modèle de substitution est construit à partir des variables de conception x_i afin d'évaluer la fonction objectif $f(x_i)$ et les fonctions d'état limite $g_k(x_i)$. Ceci afin de minimiser le nombre de points d'évaluation par rapport aux méthodes de Monte-Carlo.

4.2.3 Méthodes d'échantillonnage : plan d'expériences

La construction d'un métamodèle nécessite un ensemble de points d'entrées ainsi de leurs réponses (valeurs de sortie). Un plan d'expériences (DOE : *Design of experiments*) est l'ensemble de points de conception qui permet d'obtenir des informations suffisantes pour la construction du modèle avec un nombre d'échantillons limité [111, 112]. Pour la construction des modèles de substitution polynomiaux, les plans d'expériences classiques sont généralement utilisés. Pour les cas plus complexes, d'autres plans d'expériences sont adoptés.

4.2.3.1 Plan d'expériences standard

L'idée des théories des plans d'expériences est de récupérer un maximum d'informations avec un nombre limité d'échantillons. Parmi ces plans d'expériences on peut citer :

- **Les plans factoriels** (*Factorial design*) : est une grille de conceptions de taille l^k avec l est le nombre de niveaux et k est le nombre de variables. Ce plan n'est valable que pour des faibles niveaux malgré le fait qu'il présente un bon remplissage.
- **Les plans factoriels fractionnaires** (*Fractional factorial designs*) (l^{k-r}) : permettent de réduire le nombre d'expérience par rapport aux plans factoriels complets. Ils ne sont utilisés que dans le cas où les expériences sont couteuses.
- **Les plans composites**(CCD : *Central Composite Designs*) est un plan factoriel à deux niveaux (2^k ou 2^{k-r}) en ajoutant n_c nouveaux points.
- **Les plans de Box-Behnken** (BBD : *Box-Behnken Design*). Ici, que trois niveaux peuvent être considérés pour chaque paramètre. Les échantillons correspondent au centre de l'hypercube ainsi des milieux de ces arêtes.

La figure 4.2 montre une présentation des plans d'expériences pour 3 paramètres. Pour les approches basées sur la surface de réponse, d'autres plans d'expériences sont élaborés [112].

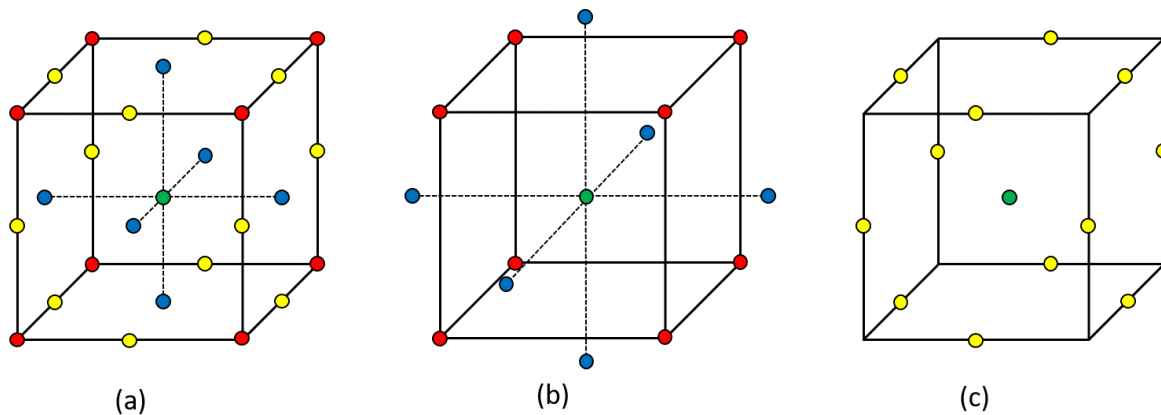


FIGURE 4.2 – Présentation des plans d'expériences pour 3 paramètres (a) : Plan factoriel complet, (b) : CCD et (c) : BBD

4.2.3.2 Méthodes de remplissage de l'espace de conception

Les plans d'expériences classiques, vu dans la section précédente, ont la tendance à répartir les points d'échantillonnage autour des bords et à ne placer que quelques points dans l'espace de conception. Ces méthodes ne sont donc efficaces que dans quelques cas très particuliers et ne peuvent pas être utilisées dans des cas complexes. Pour cela, les scientifiques proposent d'utiliser l'espace de remplissage (*space-filling*) pour ces cas. Ceci consiste à répartir les échantillons dans l'espace de conception complète.

Les espaces de remplissage permettent d'avoir un grand nombre de niveaux pour chaque variable avec un nombre modéré d'échantillons. Ces conceptions sont particulièrement

utiles en conjonction avec des métamodèles non paramétriques tels que les réseaux de neurones artificiels et le krigeage [113].

L'échantillonnage par hypercube latin (LHS : *Latin Hypercube Sampling*), proposé par McKay et al. [114], est un plan aléatoire soumis à des contraintes.

La méthode des plans de remplissage a été développée dans le but d'améliorer l'aptitude de convergence des méthodes d'échantillonnage par Monte-Carlo. Elle consiste à décomposer la plage de chaque variable k_i en n -intervalles identiques, de probabilité équivalente et sans chevauchement. On obtient donc une matrice, de taille $n \times k$, noté S , qui représente le plan d'échantillonnage, comme présentée par la figure 4.3.

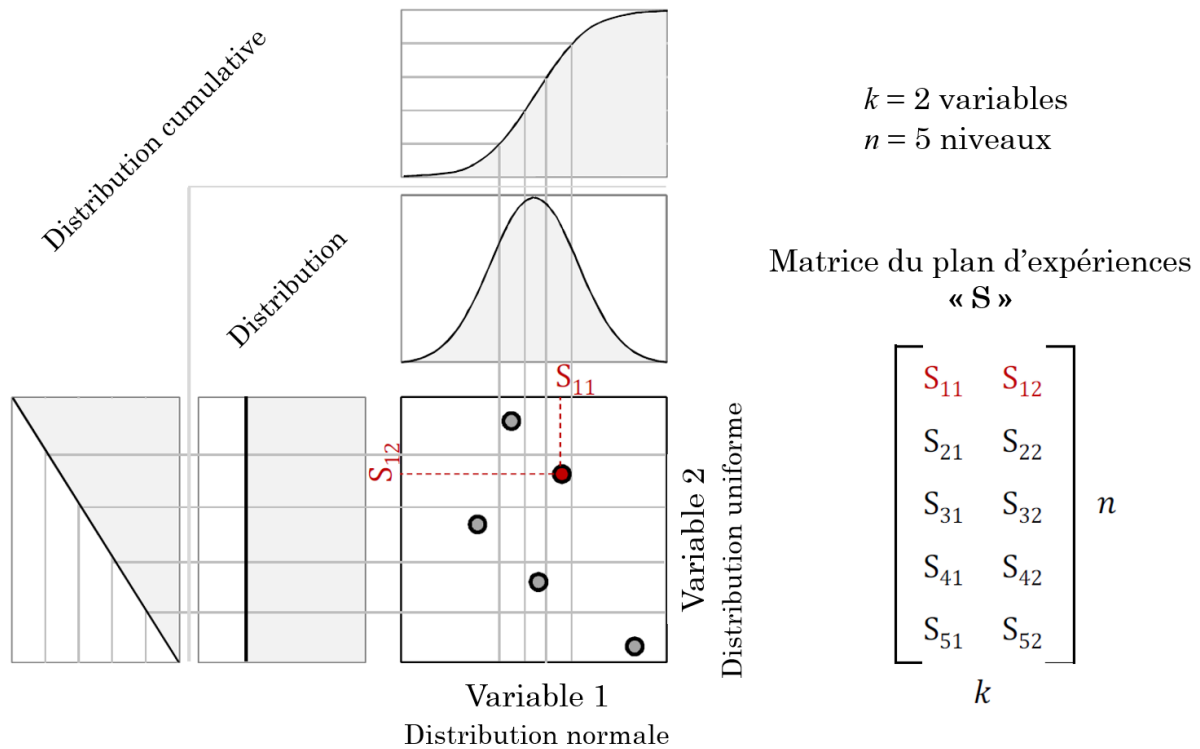


FIGURE 4.3 – LHS pour 2 variables à 5 niveaux : une variable à distribution normale et l'autre à distribution uniforme

Ceci peut être formulé mathématiquement par :

$$X_{ij} = \frac{\pi_j(i) - U_{ij}}{n}, \quad 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq k \quad (4.1)$$

Avec $\pi_j(i)$ et U_{ij} sont respectivement les permutations indépendantes et les valeurs aléatoires sur $[0, 1]$. Ces valeurs sont uniformément distribuées. Ainsi, les ensembles $\pi_j(i)$ et U_{ij} représentent la cellule dans laquelle se trouve le point et l'endroit où se situe le point dans la cellule, respectivement. Chaque élément de X est ensuite placé selon sa distribution marginale pour obtenir le plan d'échantillonnage final S :

$$S_{ij} = F_{x_j}^{-1}(X_{ij}) \quad (4.2)$$

Avec $F_{x_j}^{-1}$ représentent l'inverse de la fonction de distribution cumulative cible pour la variable j .

Afin d'optimiser des critères spécifiques, le LHS est considéré comme étant le plan de départ. Ensuite, ces valeurs sont permutées pour avoir un meilleur remplissage de l'espace de conception. Ceci est obtenu par la maximisation de la distance minimale entre deux échantillons (autrement dit entre deux lignes) par un processus d'optimisation. Une autre approche consiste à minimiser la non-uniformité mesurée entre les échantillons sur un domaine expérimental.

Dans la littérature, d'autres techniques de remplissage ont été proposées. Parmi lesquelles on peut distinguer les méthodes qui consistent à construire un hypercube latin orthogonal en améliorant le critère de corrélation [115–117]. D'autres méthodes visent à minimiser l'erreur quadratique moyenne intégrée (IMSE : *Integrated Mean Square Error*) [118]. On distingue aussi la méthode d'échantillonnage hypercube amélioré (IHS : *Improved Hypercube Sampling*) qui permet de sélectionner un tirage LHS avec des meilleures propriétés d'uniformité [119].

Le nombre minimal des échantillons n_{min} nécessaire pour ajuster un métamodèle linéaire ou quadratique complet est déterminé en utilisant respectivement les équations (4.3) et (4.4) :

$$n_{min} = 1 + k \quad (4.3)$$

et

$$n_{min} = 1 + 2k + \frac{k(k-1)}{2} = \frac{(k+1)(k+2)}{2} \quad (4.4)$$

Où, k est le nombre de variables. Ces points de conception doivent être uniques (pas de répliques) et contenir au moins deux niveaux pour le modèle linéaire et trois niveaux pour le modèle quadratique.

L'efficacité d'un métamodèle est généralement améliorée en augmentant le nombre de points de conception. Mais pour les métamodèles polynomiaux d'ordre inférieur, cela n'est valable que jusqu'à une certaine limite. Par la suite, l'augmentation du nombre de points ne contribue pas beaucoup à la précision d'approximation [120].

4.2.4 Construction des modèles de substitution par la méthode de krigeage

Dans la littérature, plusieurs techniques de méta-modélisation ont été développées. Deux catégories peuvent être distinguées.

- **Les modèles de substitution paramétriques** : ici le choix des paramètres internes se fait soit manuellement d'une façon empirique soit automatiquement en

utilisant une technique pour les fixer. Parmi ces méthodes, on peut citer : les modèles de type fonctions de base radiale (RBF : *Radial Basis Functions*), les modèles de krigeage ainsi les modèles de régression à vecteur du support (SVR : *Support vector regression*).

- **Les modèles de substitution non paramétriques** : inversement aux métamodèles paramétriques, ces modèles ne demandent pas l'identification de paramètres internes. Parmi ces modèles, on peut citer la régression linéaire, quadratique et polynomiale.

Plusieurs recherches [121–123] ont montré que la construction des métamodèles par la méthode de Krigeage conduit à une meilleure approximation d'une analyse par éléments finis (EF) en particulier pour les problèmes non linéaires.

Dans ce qui suit, la méthode Kriging est utilisée pour évaluer les sorties du dissipateur thermique à base du MCP afin d'améliorer l'efficacité de calcul.

La méthode de Krigeage est largement utilisée comme étant modèle de substitution. En fait, elle se caractérise par sa grande qualité d'approximation avec une robustesse requise, par rapport aux autres méthodes.

La méthode de krigeage, également appelée modélisation gaussienne de processus [124], consiste à l'addition de deux fonctions : une fonction déterministe $K(x)$ et une fonction aléatoire gaussienne $Z(x)$. Elle peut être formulée par :

$$y(\mathbf{x}) = K(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) \quad (4.5)$$

$K(\mathbf{x})$ est la fonction de tendance globale connue, qui est généralement prise sous forme du polynôme et supposer être présentée comme une combinaison linéaire de fonctions de base de régression $f_0(\mathbf{x}), f_1(\mathbf{x}), \dots, f_{p-1}(\mathbf{x})$ avec les coefficients non nuls $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$:

$$K(\mathbf{x}) = \sum_{i=0}^{p-1} \beta_i f_i(\mathbf{x}) = \mathbf{f}^T(\mathbf{x})\boldsymbol{\beta} \quad (4.6)$$

Où, le vecteur $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}]^T$ de taille $p \times 1$ est le vecteur des coefficients de régression, et $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_0(\mathbf{x}), f_1(\mathbf{x}), \dots, f_{p-1}(\mathbf{x})]^T$ est le vecteur des fonctions de base de la régression.

Généralement, la fonction $f_0(\mathbf{x})$ est définie comme constante : $f_0(\mathbf{x})=1$.

$Z(\mathbf{x})$ est la réalisation d'un processus stochastique (fonction aléatoire) avec la moyenne égale à zéro et une covariance non nulle. La matrice de covariance de $Z(\mathbf{x})$ est donnée comme suit :

$$Cov[Z(\mathbf{x}), Z(\mathbf{x}')] = \sigma^2 R(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \quad (4.7)$$

Avec, $Cov[Z(\mathbf{x}), Z(\mathbf{x}')]$ est la covariance de $Z(\mathbf{x})$ entre deux points quelconques \mathbf{x} et \mathbf{x}' . $R(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ est la fonction de corrélation qui dépend de la distance euclidienne entre \mathbf{x} et \mathbf{x}'

dans l'espace de conception et σ^2 est la variance du processus stochastique.

La fonction de corrélation dans l'équation (4.7) affecte à la fois la plage d'influence et la fluidité du modèle [125, 126].

Pour des raisons de commodité mathématique, en général, une règle de corrélation du produit est utilisée pour construire des fonctions de corrélation m -dimensionnelles à partir de fonctions de corrélation unidimensionnelles par [127] :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \prod_{k=1}^m R(x_k, x'_k) \quad (4.8)$$

Où, x_k et x'_k désignent respectivement la k -ème composante des points \mathbf{x} et \mathbf{y} du plan d'échantillonnage, m est la dimension de la variable de conception. Il existe plusieurs fonctions de corrélation dans la littérature pour $R(x_k, x'_k)$, parmi elles, les deux fonctions couramment appliquées sont les fonctions de corrélation exponentielle et gaussienne [128] :

$$R(x_k, x'_k) = \exp(-\theta_k |x_k - x'_k|) \quad (4.9)$$

$$R(x_k, x'_k) = \exp(-\theta_k |x_k - x'_k|^2) \quad (4.10)$$

Avec, θ_k ($k = 1, 2, \dots, m$) sont des paramètres inconnus de la fonction de corrélation, $|x_k - x'_k|$ est la distance absolue entre x_k et x'_k .

En remplaçant les équations (4.9) et (4.10) dans l'équation (4.8), nous avons en conséquence :

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp \left[- \sum_{k=1}^m \theta_k |x_k - x'_k| \right] \quad (4.11)$$

$$R(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp \left[- \sum_{k=1}^m \theta_k |x_k - x'_k|^2 \right] \quad (4.12)$$

Nous utilisons un vecteur colonne $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m]^T$ de taille $m \times 1$ pour présenter les paramètres inconnus des fonctions de corrélation.

L'estimateur de krigeage, pour tout \mathbf{x} non éprouvé, peut être donné par :

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}^T(\mathbf{x})\boldsymbol{\beta} + \mathbf{r}^T(\mathbf{x})\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T\boldsymbol{\beta}) \quad (4.13)$$

Où, $\mathbf{f}^T(\mathbf{x})$ est le vecteur de fonction de base de la régression du site non essayé, $\boldsymbol{\beta}$ sont les coefficients de régression estimés, $\mathbf{r}(\mathbf{x}) = [R(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{(1)}), R(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{(2)}), \dots, R(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{(n)})]^T$ est le vecteur des fonctions de corrélation entre le point non testé et les n points échantillonnés (observés) et \mathbf{R} est la matrice des fonctions de corrélation de taille $n \times n$ pour les données échantillonnées, qui sont définies par l'équation (4.14)

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(1)}) & R(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}) & \dots & R(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(n)}) \\ R(\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(1)}) & R(\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(2)}) & \dots & R(\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(n)}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{x}^{(1)}) & R(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{x}^{(2)}) & \dots & R(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{x}^{(n)}) \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Le terme $(\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \boldsymbol{\beta})$ indique le vecteur des résidus pour tous les points échantillonnés sans tenir compte du terme stochastique du modèle. \mathbf{y}_s est le vecteur des réponses observées correspondant à l'ensemble d'échantillons et $\mathbf{F} = [\mathbf{f}^T(\mathbf{x}^{(1)}), \mathbf{f}^T(\mathbf{x}^{(2)}), \dots, \mathbf{f}^T(\mathbf{x}^{(n)})]^T$ est la matrice de la fonction de base de régression pour l'ensemble échantillonné \mathbf{S} (également appelée matrice de modèle). La matrice \mathbf{F} peut être présentée sous la forme suivante :

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} & \dots & x_m^{(1)} & x_1^{(1)} x_2^{(1)} & \dots & x_{m-1}^{(1)} x_m^{(1)} & (x_1^{(1)})^2 & \dots & (x_m^{(1)})^2 \\ 1 & x_1^{(2)} & \dots & x_m^{(2)} & x_1^{(2)} x_2^{(2)} & \dots & x_{m-1}^{(2)} x_m^{(2)} & (x_1^{(2)})^2 & \dots & (x_m^{(2)})^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_1^{(n)} & \dots & x_m^{(n)} & x_1^{(n)} x_2^{(n)} & \dots & x_{m-1}^{(n)} x_m^{(n)} & (x_1^{(n)})^2 & \dots & (x_m^{(n)})^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}^T(\mathbf{x}^{(1)}) \\ \mathbf{f}^T(\mathbf{x}^{(2)}) \\ \vdots \\ \mathbf{f}^T(\mathbf{x}^{(n)}) \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Afin de construire un modèle de substitution de krigeage, les coefficients de régression $\boldsymbol{\beta}$ dans l'équation (4.6), le paramètre de corrélation $\boldsymbol{\theta}$ dans les équations (4.11) et (4.12) et la variance du processus stochastique σ^2 dans l'équation (4.7) doivent être déterminés. La méthode d'estimation du maximum de vraisemblance (MLE : *Maximum Likelihood Estimate*) est utilisée pour déterminer les paramètres inconnus du modèle $\boldsymbol{\beta}$, $\boldsymbol{\theta}$ et σ^2 .

Puisque la méthode de krigeage suppose que les réponses observées proviennent d'un processus gaussien, les réponses aux sites d'échantillonnage sont considérées comme des fonctions aléatoires corrélées avec la fonction de vraisemblance correspondante donnée par :

$$L(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}^n \sqrt{|\mathbf{R}(\boldsymbol{\theta})|}} \times \exp \left[-\frac{(\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \boldsymbol{\beta})^T \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta})(\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \boldsymbol{\beta})}{2\sigma^2} \right] \quad (4.16)$$

Pour simplifier la fonction de vraisemblance, nous appliquons le logarithme népérien et on obtient :

$$\ln(L) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2} \ln(|\mathbf{R}(\boldsymbol{\theta})|) - \frac{(\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \boldsymbol{\beta})^T \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\theta})(\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \boldsymbol{\beta})}{2\sigma^2} \quad (4.17)$$

En prenant des dérivées de l'équation (4.17) par rapport à $\boldsymbol{\beta}$ et σ^2 respectivement, et en mettant à zéro, nous obtenons des estimations du maximum de vraisemblance pour $\boldsymbol{\beta}$ et σ^2 :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}_s \quad (4.18)$$

et

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} (\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\beta}})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}_s - \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (4.19)$$

En remplaçant les équations (4.18) et (4.19) dans l'équation (4.17), nous obtenons la fonction de Ln -vraisemblance seulement en termes de vecteur de paramètre $\boldsymbol{\theta}$, qui est connu sous le nom de fonction de Ln -vraisemblance concentrée.

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \ln(L) = -\frac{1}{2} [n(\ln(2\pi) + \ln(\hat{\sigma}^2)) + \ln(|\mathbf{R}|)] \quad (4.20)$$

L'estimateur $\hat{\theta}$ du vecteur paramètre θ est obtenu en maximisant l'équation (4.20) sous la contrainte $\theta_l > 0, l = 1, 2, \dots, m$. Autrement dit, le vecteur de paramètres θ est obtenu en résolvant le problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \max_{\theta} \quad & L(\theta) \\ \text{t.q.} \quad & \theta_l > 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (4.21)$$

Ce problème d'optimisation peut être réalisé à l'aide d'une technique d'optimisation numérique. Une méthode de recherche globale telle qu'un algorithme génétique ou un recuit simulé donne généralement de bons résultats. Après avoir obtenu $\hat{\theta}$, les estimateurs $\hat{\beta}$ et σ^2 peuvent être calculés par les équations (4.18) et (4.19).

Jusqu'à présent, nous avons déterminé les valeurs de toutes les inconnues dans le modèle de krigeage, c'est-à-dire que le modèle de krigeage a été complètement construit. La prédiction à tout point non testé peut être estimée par l'équation (4.13).

4.2.5 Validation des modèles de substitution

La précision d'un modèle de substitution est affectée par le choix du modèle de substitution ainsi que par la qualité et la quantité de l'ensemble de données à partir duquel il est construit [128]. Avant d'utiliser les modèles de substitution construits, les modèles doivent être validés. Il existe plusieurs mesures et méthodes pour évaluer la performance d'un modèle de substitution et le comparer avec d'autres.

4.2.5.1 Mesures d'erreur

La technique la plus courante et la plus simple d'évaluer l'efficacité et la performance d'un modèle de substitution est d'examiner ses erreurs résiduelles, autrement dit de vérifier la différence entre la valeur simulée ou expérimentale y et la valeur prédite par le modèle de substitution \hat{y} . Plus l'erreur résiduelle est petite, plus l'erreur d'ajustement est petite. Les indicateurs d'erreur les plus utilisés d'un tel modèle de substitution sont :

- L'erreur absolue maximale (MAE : *Relative Mean Error*) : permet de comprendre les écarts locaux maximaux et peut être écrit sous la forme suivante :

$$\text{MAE} = \max |y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}|, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.22)$$

- L'erreur quadratique moyenne (RMSE : *Root Mean Squared Error*) et l'erreur moyenne relative (RME : *Relative Mean Error*) : permettent de mesurer l'erreur globale entre deux fonctions.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2} \quad (4.23)$$

et

$$\text{RME} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}}{y^{(i)}} \right| \quad (4.24)$$

De plus, le coefficient de détermination Bravais-Pearson R^2 (ou coefficient de corrélation linéaire), qui permet de fournir une mesure de la façon dont les résultats observés sont reproduits par le modèle, est une autre mesure basée sur l'erreur couramment utilisée définie par :

$$R^2 = 1 - \frac{S_e}{S_T} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \bar{y})^2} = \frac{S_R}{S_T} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}^{(i)} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \bar{y})^2} \quad (4.25)$$

Où, n est le nombre de points d'échantillonnage (ou encore points d'apprentissage), $y^{(i)}$, $\hat{y}^{(i)}$ et \bar{y} représentent respectivement la réponse simulée (ou expérimentale), la réponse prédite et la moyenne des réponses. La somme totale des carrés S_T est égale à la somme de la somme résiduelle des carrés S_e et de la somme de régression des carrés S_R , dans une expression spécifique :

$$S_T = S_e + S_R = \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{y}^{(i)} - \bar{y})^2 \quad (4.26)$$

La valeur du coefficient de corrélation linéaire R^2 est comprise entre 0 et 1 ($0 \leq R^2 \leq 1$). Si R^2 est proche de 1, cela indique généralement que le modèle s'adapte bien aux données échantillonnées. Pour les modèles de substitution qui interpolent les points d'échantillonnage, il n'y a pas de résidus et que $R^2=1$. Cependant, cela ne garantit pas que ces modèles de substitution interpolés soient meilleurs que les autres modèles. Dans ce cas, l'erreur de prédiction définie ultérieurement ou la validation croisée décrite dans la sous-section suivante peut être utilisée pour évaluer le modèle.

L'erreur de prédiction est l'erreur résiduelle au niveau de l'ensemble de points qui sont générés aléatoirement et qui ne sont pas touchés pendant les étapes de construction du modèle de substitution. La somme des carrés des erreurs de prédiction est la mesure d'erreur souvent utilisée.

4.2.5.2 Validation croisée

Une autre façon d'évaluer l'efficacité d'un modèle de substitution et de le comparer à d'autres modèles est la validation croisée (CV : *Cross-Validation*). La technique de validation croisée permet de comparer des modèles de substitution interpolés avec des modèles approximatifs. Lors de la validation croisée, les exemples de données sont divisés en points d'apprentissage et de test. Les points de formation sont utilisés pour construire le modèle de substitution, tandis que les points de test sont utilisés pour tester les performances du

modèle.

La technique de validation croisée fonctionne selon les cinq étapes suivantes [105] :

1. Diviser les points d'échantillonnage aléatoirement en p sous-ensembles (approximativement) égaux,
2. Supprimez chacun de ces sous-ensembles à tour de rôle (un à la fois),
3. Former un modèle de substitution en fonction des sous-ensembles restants ($p - 1$),
4. Calculer l'erreur du modèle de substitution construit à l'aide du sous-ensemble omis,
5. Une fois que chacun des p sous-ensembles a été utilisé comme sous-ensemble omis, les p ensembles d'erreurs sont généralement agrégés pour produire une mesure d'erreur globale.

La technique de validation croisée, qui divise les données d'échantillonnage en p sous-ensembles, est connue sous le nom de validation croisée du facteur p . Une variation de la validation croisée est le '**leave-k-out CV**' (ou l'approche sans exclusion), dans lequel tous les sous-ensembles possibles de taille k sont laissés de côté et le modèle de substitution est construit sur l'ensemble restant.

Si $k=1$, la validation croisée dans ce cas particulier est appelée validation croisée sans retrait. L'erreur de généralisation (l'erreur de prédiction des carrés moyens), c'est-à-dire l'erreur de prédiction, pour '**leave-k-out CV**' est calculée par :

$$\text{MSE}_{\text{CV}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}_{-i}^{(i)})^2 \quad (4.27)$$

Avec, $y^{(i)}$ est la réponse en $\mathbf{x}^{(i)}$ à partir d'exemples d'échantillons et $\hat{y}_{-i}^{(i)}$ est la prédiction en $\mathbf{x}^{(i)}$ du modèle de substitution construit en utilisant les points d'échantillonnage sauf $(\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)})$.

Le '**leave-k-out CV**' est une mesure de la sensibilité du modèle de substitution à la perte d'informations à ses points de données. Cependant, un modèle de substitution insensible n'est pas nécessairement précis et un modèle précis n'est pas nécessairement insensible aux informations perdues. Par conséquent, le '**leave-k-out CV**' n'est pas suffisant pour mesurer la précision du modèle de substitution, c'est pour cela la validation avec un ensemble de données supplémentaire est donc recommandée [129].

4.3 Optimisation multiobjectif

Les applications d'optimisation dans le monde réel incluent souvent plus d'un objectif. De nombreux algorithmes RBDO ont donc été étendus pour traiter les problèmes d'optimisation multiobjectif (MOO : *Multi-Objective Optimization*).

Récemment, Dammak et El Hami [123, 130] ont étudié des problèmes d'optimisation multiobjectif d'une prothèse de hanche [123] et d'un système couplé vibro-acoustique [130]. Ces études sont basées sur le couplage du problème d'optimisation multi-objectif (MORBDO) avec des modèles de substitution. Ces travaux ont montré que le problème étudié en utilisant l'approche de Krigeage a l'aptitude de générer un front de Pareto fiable et bien distribuée.

4.3.1 Problème d'optimisation multiobjectif déterministe

Considérons M fonctions objectifs $f_m(x)$ à minimiser. Une approche optimisation multiobjectif déterministe (DMOO : *Deterministic Multi-Objective Optimization*) est alors nécessaire pour minimiser ces fonctions compte tenu des contraintes géométriques, physiques et fonctionnelles. L'approche DMOO peut être alors écrite comme suit :

$$\begin{aligned}
 \min_x \quad & f_m(x), \quad m = 1, \dots, M \\
 \text{t.q.} \quad & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\
 & h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, J \\
 & lb \leq x \leq ub
 \end{aligned} \tag{4.28}$$

Différentes de l'optimisation mono-objectif, pour un problème d'optimisation multiobjectif, les fonctions objectifs constituent un espace multidimensionnel, appelé espace des fonctions objectifs, en plus de l'espace des variables utilisé dans tous les problèmes d'optimisation.

Figure 4.4 illustre la transition de l'espace des variables de conception à l'espace des fonctions objectifs. De plus, pour chaque solution x , il y a un point dans l'espace objectif.

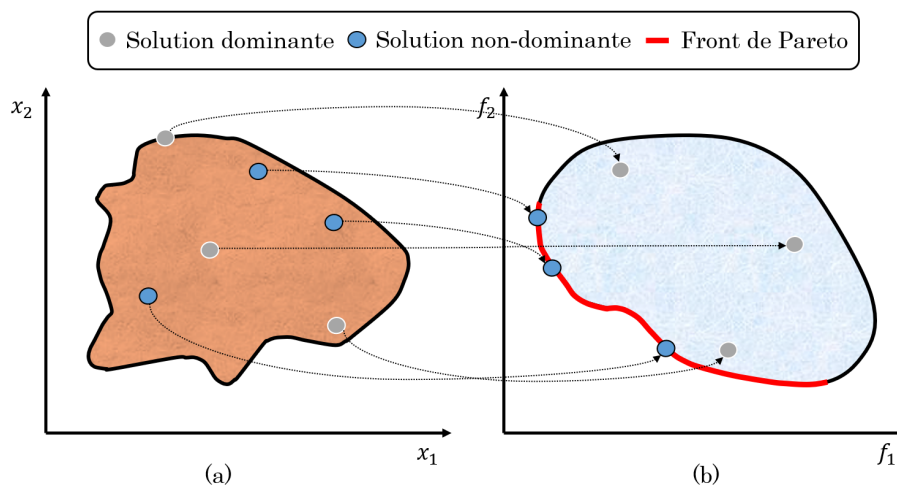


FIGURE 4.4 – Passage de (a) : l'espace physique à (b) : l'espace des fonctions objectifs

L'approche DMOO vise à déterminer la solution optimale en choisissant entre un ensemble de points obtenus sur le front de Pareto, en utilisant des considérations qualitatives de plus haut niveau. Pour cela, les approches d'optimisation multiobjectif évolutive (MOEA : *Multi-Objective Evolutionary Algorithms*) ont été proposées afin de trouver un ensemble de solutions non dominées en rendant chaque population de solutions à chaque itération intuitive [131]. Figure 4.5 présente la procédure MOEA pour les problèmes d'optimisation multi-objectif. Elle est basée sur deux étapes :

- **Étape 1** : consiste à trouver les multiples points non dominés les plus proches du front de Pareto optimal, avec un large compromis entre les objectifs.
- **Étape 2** : consiste à choisir le point optimal en utilisant des informations de plus haut niveau.

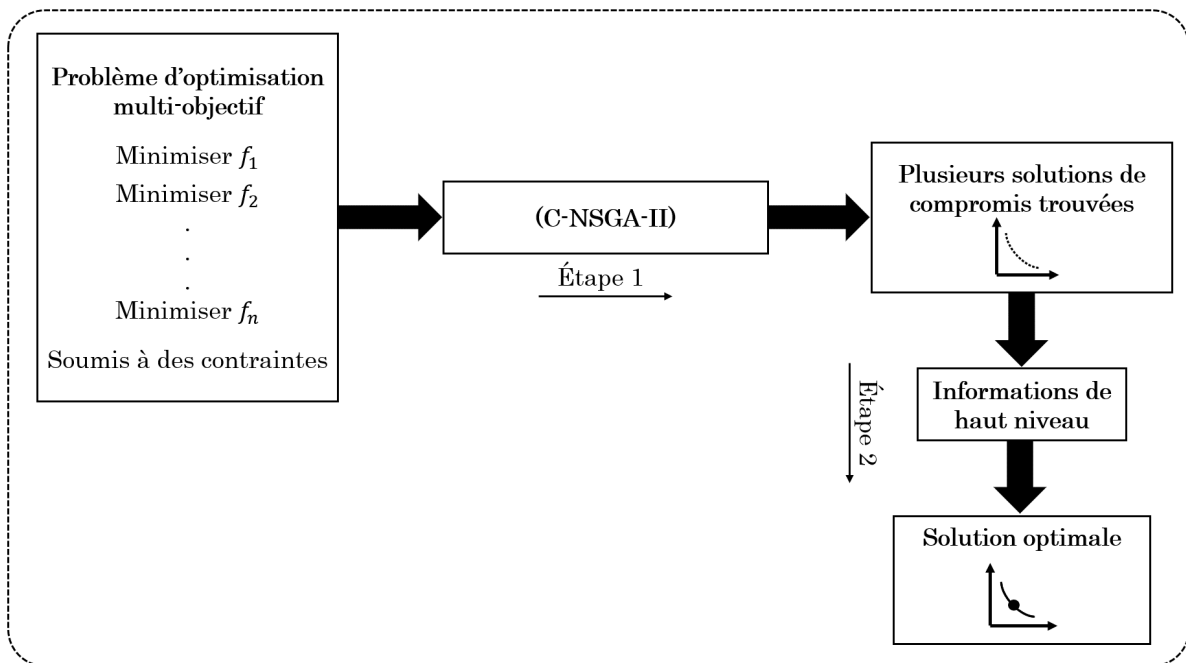


FIGURE 4.5 – Organigramme de la procédure d'optimisation multi-objectif évolutive

L'approche C-NSGA-II (*Constrained Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) est une des algorithmes MOEA la plus populaire [132]. Comme montré par Zhou et al. [133], de nombreux MOEA d'aujourd'hui partagent les bases avec la NSGA-II, mais d'autres approches existent.

Une image schématique de l'algorithme peut être vue sur la figure 4.6. Les étapes de base de l'algorithme sont les suivantes :

1. Initialiser aléatoirement une population parent de taille N . Évaluer la population, c'est-à-dire calculer les valeurs d'objectif et de contrainte. Classer la population

en utilisant des critères de non-dominance. Calculer la distance d'encombrement, c'est-à-dire une mesure de la proximité relative avec d'autres solutions dans l'espace objectif, qui est utilisé pour différencier les solutions de même rang.

2. Utiliser des algorithmes génétiques, c'est-à-dire sélection, croisement et mutation, pour former une population d'enfants de taille N . Évaluer la population d'enfants.
3. Combinez les populations parent et enfant. Attribuer un rang et calculer la distance d'encombrement pour chaque individu.
4. Appliquez l'élitisme en sélectionnant les N meilleurs individus de la population combinée en fonction du rang et de la distance d'encombrement. Ces individus formeront la population parent lors de la prochaine itération.
5. Si le critère de terminaison n'est pas satisfait, passez à l'étape 2.

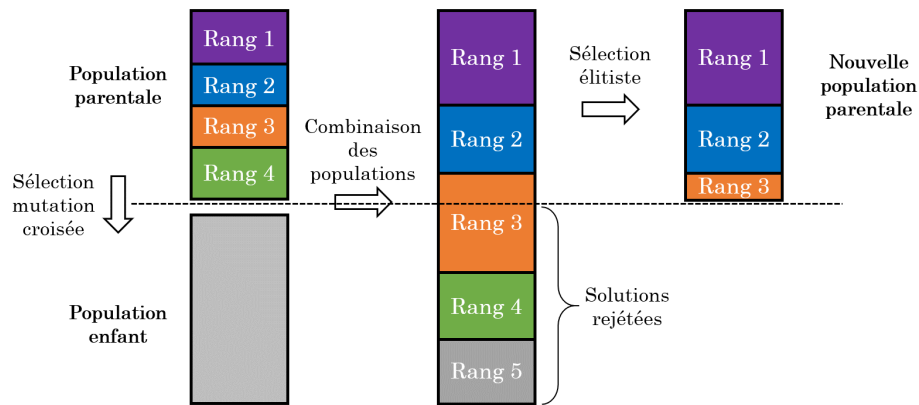


FIGURE 4.6 – procédure NSGA-II

4.3.2 Problème d'optimisation fiabiliste multiobjectif

Par rapport au DMOO, l'optimisation fiabiliste multiobjectif (MORBDO : *Multi-Objective Reliability Based-Design Optimization*) vise à trouver le meilleur compromis entre coût et fiabilité, en tenant compte des incertitudes de conception. Elle peut être présentée mathématiquement par [134, 135] :

$$\begin{aligned}
 \min_x \quad & f_m(x), \quad m = 1, \dots, M \\
 \text{t.q.} \quad & P_r[G_k(x, y) \leq 0] \leq P_k^T, \quad k = 1, \dots, K \\
 & h_j(x) \leq 0, \quad j = 1, \dots, J
 \end{aligned} \tag{4.29}$$

Avec, x et y sont respectivement les variables déterministes et aléatoires. $P_r[\cdot]$ présente l'opérateur de probabilité et P_i^T est la probabilité de défaillance cible. $h_j(x)$ et $G_i(x, y)$ sont respectivement les contraintes déterministe et d'état limite.

Dammak et El Hami [123] proposent une approche d'optimisation multiobjectif efficace appelée MORBDO-HM. Cette méthode est basée sur la méthode hybride classique (voir chapitre 3). Le problème MORBDO-HM peut alors être décrit par :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F_m(x, y) = f_m(x) \times d_\beta(x, y), \quad m = 1, \dots, M \\
 \text{s.t.} \quad & G(x, y) \leq 0 \\
 & g_k(x, y) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\
 & d_\beta(x, y) \geq \beta_t
 \end{aligned} \tag{4.30}$$

Rappelons que d_β est la distance entre le point de défaillance le plus probable et la solution optimale. Il présente le niveau de fiabilité et doit être supérieur au niveau de fiabilité cible β_t .

L'approche MORBDO-HM a efficacement fourni une solution optimale où les contraintes physiques et de fiabilité sont respectées. Cependant, le problème d'optimisation devient plus complexe et peut converger vers une solution irréalisable. Pour surmonter ce problème, une méthode efficace appelée MORBDO-RHM est proposée. L'idée de base de cette méthode est basée sur l'ajout d'une nouvelle contrainte à l'algorithme d'optimisation. Le but est de forcer le problème d'optimisation à trouver le point optimal où les contraintes physiques et fiabiliste sont validées. Mathématiquement, il est défini comme :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = f_m(x) \times d_\beta(x, y) \quad m = 1, \dots, M \\
 \text{s.t.} \quad & G(x, y) \leq 0 \\
 & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K \\
 & \beta(x, u) \geq \beta_t \\
 & lb \leq x \leq ub \\
 & f_m(x) \geq f_m(y)
 \end{aligned} \tag{4.31}$$

4.4 Analyse d'optimisation multiobjectif d'un système de refroidissement à base du MCP

L'objectif de cette section est de déterminer la conception optimale d'un système de refroidissement à dissipateur thermique à base du MCP. Un problème d'optimisation mono-objectif est traité dans un premier temps où la fonction objectif (minimiser le volume total du système étudié) et la contrainte thermique sont calculées. Ensuite, un problème d'optimisation multi-objectif est étudié afin de prendre en compte la phase de décharge du système de refroidissement. La détermination de la conception optimale consiste à coupler le logiciel éléments finis ANSYS et la boîte à outils MATLAB où les techniques de substitution et des procédures RBDO et MORBDO sont mises en œuvre.

4.4.1 Modèle déterministe

4.4.1.1 Description du modèle

Figure 4.7 présente un modèle tridimensionnel du système de refroidissement étudié. Il est composé d'un dissipateur thermique en aluminium qui contient une matrice à 11×12 broches rondes. À noter que l'aluminium présente une conductivité thermique élevée ainsi qu'une masse plus faible (densité plus faible). Les détails des dimensions de la conception du dissipateur thermique sont indiqués dans figure 4.8.

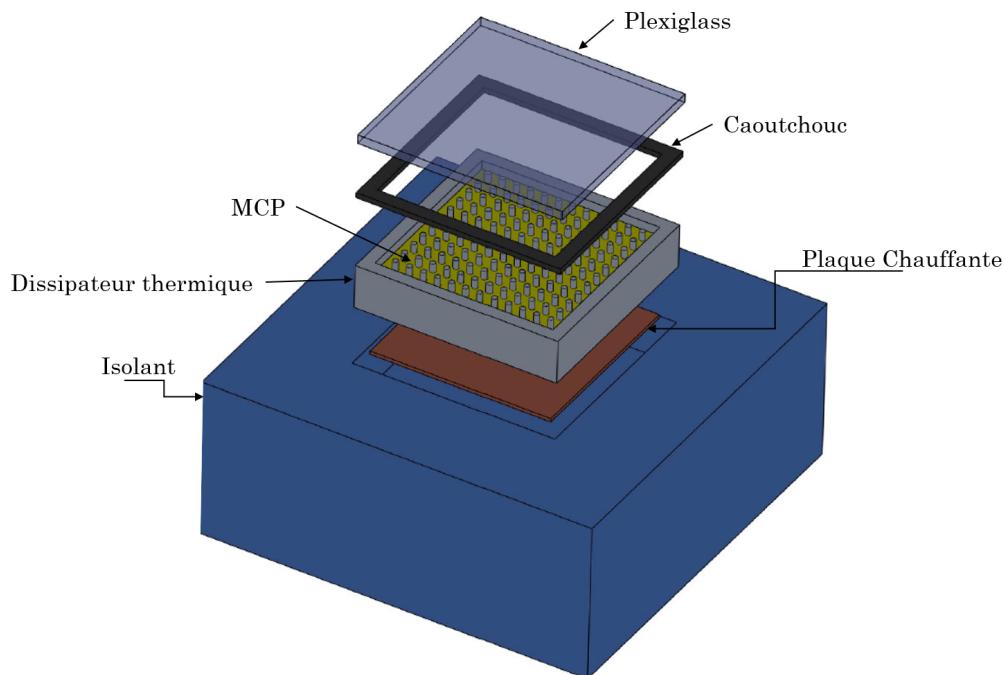


FIGURE 4.7 – Modèle 3D de l'assemblage du système étudié

Expérimentalement, les parois extérieures du dissipateur thermique sont isolées avec un panneau en caoutchouc, à l'exception de la surface supérieure. L'isolant présente une faible conductivité thermique afin de minimiser les pertes thermiques et ses propriétés sont mentionnées dans le tableau 4.1.

Pour contrôler le changement de phase du MCP, la surface supérieure est recouverte d'un joint en silicone et d'une feuille de Plexiglas. Notant que ces pièces ne sont pas considérées dans le modèle numérique étudié.

Un flux de chaleur uniforme est transmis de la source de chaleur à la base du dissipateur thermique. Il est ensuite transmis au MCP, aux broches et aux parois du dissipateur thermique. On considère que le modèle ne prend pas en compte les effets marginaux tels que le changement de volume du MCP lors de changement de phase.

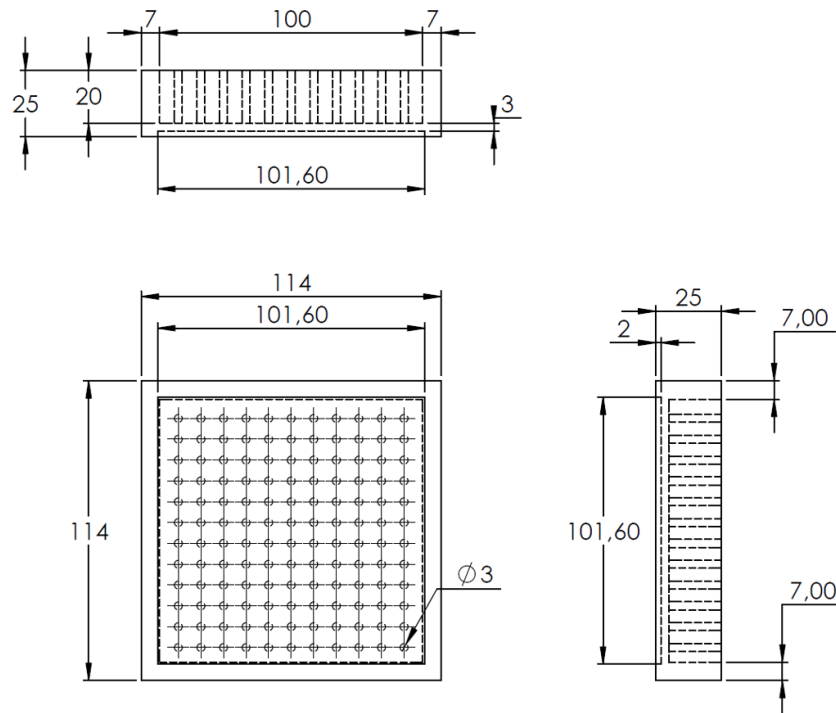


FIGURE 4.8 – Dimensions du dissipateur thermique

Toutes les dimensions des matériaux nécessaires et les propriétés thermo-physiques du système étudié sont présentées respectivement dans les tableaux 4.1 et 4.2. Les résultats numériques obtenus sont comparés par la suite avec les données expérimentales présentées dans [75].

TABLEAU 4.1 – Dimensions des matériaux requis

Numéro	Désignation	Dimensions
1	Plexiglas	$115 \times 115 \times 5 \text{ mm}^3$
2	Joint en caoutchouc de silicone	$115 \times 115 \times 5 \text{ mm}^3$ (avec une coupure de 114×114)
3	Isolant	$220 \times 220 \times 25 \text{ mm}^3$ (avec une coupure de 114×114)
4	Isolant au fond du dissipateur de chaleur	$220 \times 220 \times 65 \text{ mm}^3$
5	Plaquee chauffante	$101.6 \times 101.6 \times 2 \text{ mm}^3$

TABLEAU 4.2 – Propriétés thermo-physiques de chaque matériau

Matériaux	Conductivité thermique ($W/m.K$)	Chaleur spécifique (kJ/kgK)	Chaleur latente (kJ/kg)	T° de solidification ($^{\circ}C$)	T° de fusion ($^{\circ}C$)	Densité (kg/m^3)
Aluminium	201	0.9	-	-	606.4	2700
Cire de paraffine	0.212(s) 0.167(l)	2.8(s)	173.6	56	58	880(s) 790(l)
Isolant	0.043	1.23	-	-	-	2500

4.4.1.2 Résultats préliminaires

Le logiciel de calcul par éléments finis (EF) ANSYS est utilisé pour étudier les performances du dissipateur de chaleur à broches rondes rempli du MCP.

Un flux de chaleur constant ($Q = 2800W/m^2$) est appliqué pour imiter la source de chaleur à la base du dissipateur. La phase de charge est établie pour 90min et elle est effectuée à une température ambiante de 18°C.

L'approche «enthalpie-porosité» est adoptée afin d'étudier l'effet de changement de phase. Dans cette investigation numérique, plusieurs hypothèses sont considérées :

- Le matériau du dissipateur est homogène et isotrope.
- Un équilibre thermique local entre les broches et le MCP liquide est considéré.
- Quelles que soient la phase et la température, les propriétés thermo-physiques du MCP et des broches sont considérées comme constantes.
- Le transfert de chaleur radiative est également négligé.

La convection naturelle est appliquée sur les parois extérieures de l'isolant. Pour traiter les équations gouvernantes, les conditions initiales ainsi que les conditions aux limites appliquées sont :

- Conditions Initiales :

$$t=0, T=T_{amb}=18^{\circ}C, \xi=0.$$

- Flux thermique appliqué à la base du dissipateur :

$$-\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \Big|_{x=6.2 \rightarrow 107.8} = -\lambda \frac{\partial T}{\partial y} \Big|_{x=6.2 \rightarrow 107.8} = Q$$

$$y=6.2 \rightarrow 107.8 \qquad y=6.2 \rightarrow 107.8$$

$$z=2 \qquad z=2$$

Figure 4.9 présente le maillage du modèle numérique du système étudié. Il est divisé en 39240 éléments tétraédriques à 8 nœuds. Chaque élément a huit nœuds avec un seul degré de liberté, la température, à chaque nœud. On peut noter qu'un raffinement du maillage est appliqué au niveau des surfaces de contact du dissipateur et du MCP pour donner un meilleur résultat.

TABLEAU 4.3 – Étude de convergence de maillage

Nombre d'éléments	36240	38001	39240	85756	141367
Temps de simulation(min)	11.55	12.7	12.87	27.5	85.15
$T_{max}(^{\circ}C)$	75.76	80.34	82.57	82.67	82.68

Cinq maillages différents sont étudiés. Le temps de calcul total et la température maximale atteinte T_{max} pour chaque configuration sont présentés dans le tableau 4.3.

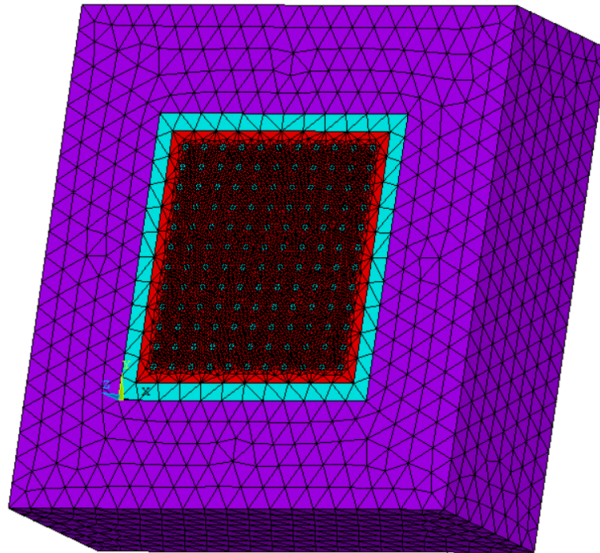


FIGURE 4.9 – Maillage du modèle

Selon le tableau 4.3, la configuration de maillage avec 39240 éléments est choisie pour garantir un bon compromis entre le coût et la précision. En fait, la configuration avec 141367 éléments présente presque la même température maximale atteinte avec un temps de calcul très important par rapport à la configuration à 39240 éléments.

La figure 4.10 présente le profil température-temps à la base du dissipateur à broches de diamètre de $3mm$. Notant que les courbes bleue et rouge correspondent respectivement aux résultats expérimentaux [75] et numériques, pendant la phase de chargement pour un flux de chaleur $Q = 2800W/m^2$.

On voit bien que la courbe de température peut être divisée en trois régions distinctes :

- **Phase solide :**

Initialement, la température augmente de manière linéaire de la température ambiante $T_{amb} = 18\text{ }^\circ\text{C}$ à la température de solidification du MCP $T_s = 56\text{ }^\circ\text{C}$.

- **Phase liquide :**

Dans cette région, toute la quantité de MCP est totalement fondue. La température augmente, jusqu'à $90min$.

- **Phase de chaleur latente :**

On constate que, tant pour les simulations numériques qu'expérimentales, l'augmentation de la température a été significativement retardée en raison de l'utilisation du MCP. En effet, bénéficiant des propriétés thermo-physiques du MCP, l'énergie générée par la source est stockée et provoque son passage de la phase solide à la phase liquide.

On peut observer que les données numériques se comparent raisonnablement bien avec les

résultats expérimentaux trouvés par Arshad et al. [75]. Par conséquent, le problème des métamodèles couplés avec les méthodes RBDO et MORBDO peut être poursuivi.

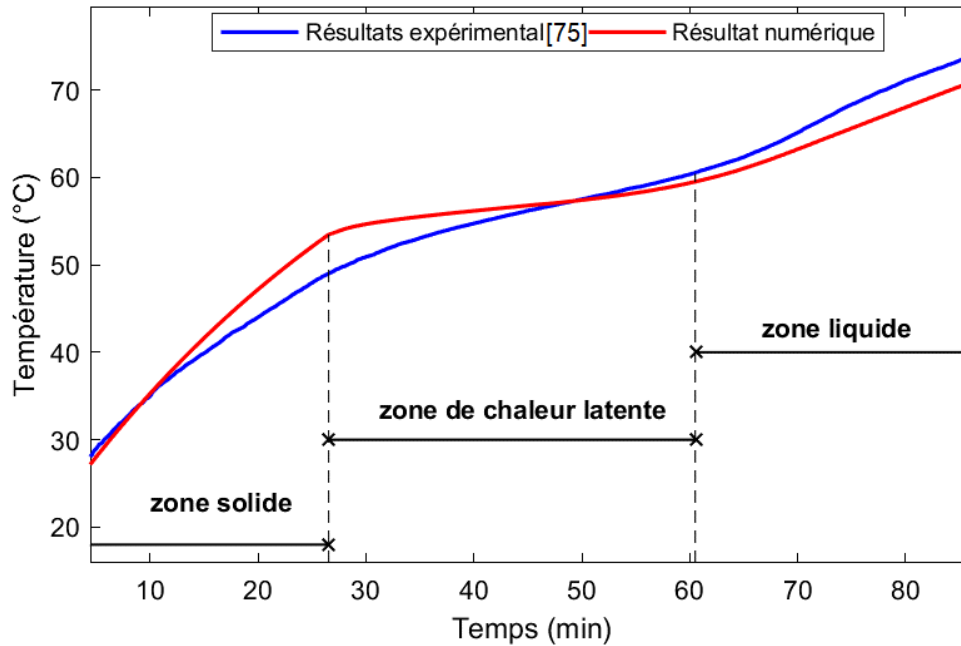


FIGURE 4.10 – Profile de température pour $Q = 2800W/m^2$

4.4.2 Étude du problème mono-objectif

Les variables de conception prises dans cette étude sont considérées comme des variables probabilistes aléatoires dont leurs caractéristiques sont spécifiées dans le tableau 4.4.

TABEAU 4.4 – Caractéristiques des variables de conception du problème mono-objectif

Variables	Symbole	Valeur moyenne	Cov	Loi de distribution	Borne inférieure (<i>lb</i>)	Borne supérieure (<i>ub</i>)
Longueur (<i>mm</i>)	<i>L</i>	114	0.1	Normal	110	125
Hauteur(<i>mm</i>)	<i>H</i>	25	0.1	Normal	15	30
Diamètre de broche (<i>mm</i>)	<i>d</i>	3	0.1	Normal	2	4
Flux de chaleur(W/m^2)	<i>Q</i>	2800	0.1	Normal	2500	2900

4.4.2.1 Résultats du modèle de substitution

Les approches de krigeage sont utilisées pour construire des approximations de la simulation EF et décrire la relation entre les paramètres d'entrée et les réponses du système. La température maximale atteinte du dissipateur thermique est calculée à l'aide des modèles de substitution de Krigeage (l'équation (4.5)). Pour développer le métamodèle krigeage, le package pré-intégrer dans Matlab DACE (*Design and Analysis of Computer Experiments*) est utilisé [136].

Une fonction de tendance globale polynomiale du second ordre et une fonction de corrélation exponentielle sont adoptées. L'efficacité du modèle de substitution de krigeage est déterminée par leur MAE (l'équation (4.22)), RMSE (l'équation (4.23)) et RME (l'équation (4.24)). Les mesures d'erreur du métamodèle sont présentées dans le tableau 4.5.

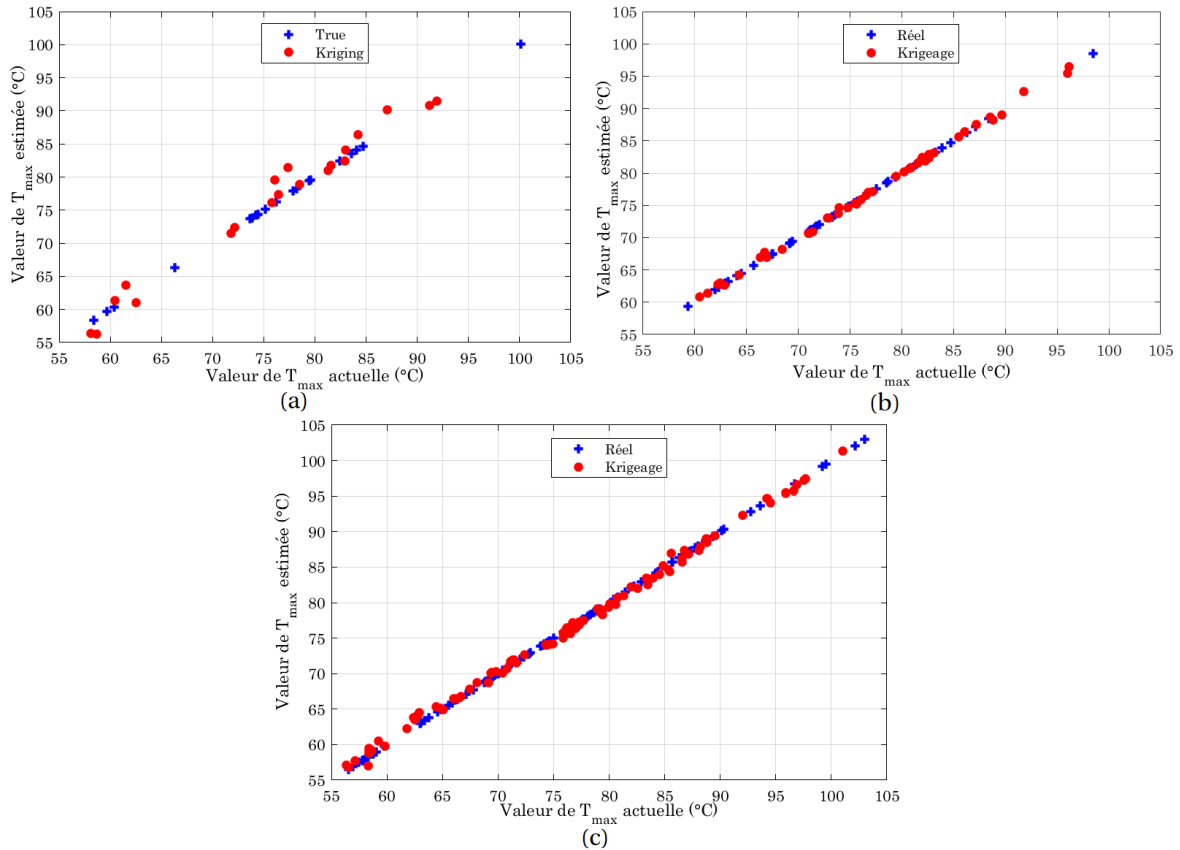


FIGURE 4.11 – Validation croisée pour T_{max} (a) : LHS à 25 points, (b) : LHS à 50 points et (c) : LHS à 100 points

Une comparaison du nombre de points d'échantillonnages est montrée par la validation croisée dans la figure 4.11 (a), (b) et (c) pour 25, 50 et 100 points, respectivement.

Les résultats de la validation croisée montrent que le prédicteur de krigeage avec 100 points donne une approximation de la conception originale avec une grande efficacité.

TABLEAU 4.5 – Mesures d'erreur du modèle de substitution par krigeage du problème mono-objectif

Mesures d'erreur	MAE	RME	RMSE
LHS à 25 points	4.0116	3.0436e-3	2.3258
LHS à 50 points	1.8576	2.0543e-3	2.2001
LHS à 100 points	1.5953	1.3942e-3	0.3166

Dans la section suivante, le modèle de krigeage sera couplé avec les approches RBDO pour analyser l'optimisation et la fiabilité du système étudié.

4.4.2.2 Résultats des méthodes DDO et RBDO

Le problème d'optimisation consiste à minimiser le volume total du système de refroidissement soumis à la température maximale atteinte (T_{\max}). Notant que la température critique pour la phase de chargement est d'environ $T_c=70^\circ\text{C}$. Généralement, l'indice de fiabilité cible est choisie égale à : $\beta_t=3$ qui correspond à une probabilité de défaillance presque égale à 10^{-3} . Pour l'approche DDO, le facteur de sécurité global S_g est basé sur l'expérience en ingénierie et est appliqué aux contraintes. En conséquence, la température de la conception optimale doit être inférieure aux valeurs maximales admissibles. Ensuite, le problème DDO peut être écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & V(x) \\ \text{t.q.} \quad & T_{\max}(x) \leq \frac{T_c}{S_g} \\ & lb \leq x \leq ub \end{aligned} \tag{4.32}$$

Le tableau 4.6 présente les résultats obtenus par la résolution de l'approche DDO. La solution obtenue vérifie la solution optimale (la contrainte thermique est vérifiée), mais son niveau de fiabilité β est raté ($\beta=1,79 < 3$). Par conséquent, pour résoudre ce problème, une méthode RBDO sera extrêmement recommandée.

TABLEAU 4.6 – Résultats d'optimisation déterministe (DDO)

		Valeurs initiales	Valeurs initiales	Points de défaillance	Solution optimale
		y_0	x_0	y^*	x^*
Variables de conception	L (mm)	115.6	118	121.83	125
	H (mm)	26.9	18	15	18.24
	d (mm)	3.6	2.8	4	4
	Q (mm)	2860	2560	2500	2500
Fonction Objectif	V (mm ³)	339084.82	231288.14	202018.93	264385.82
Contrainte thermique	T_{\max} (°C)	68.68	72.37	70	63
Indice de fiabilité	β		5.68		1.79

Comme présenté dans le chapitre 3, on peut constater que l'approche RHM est plus efficace que les autres approches RBDO considérant la gestion thermique du système de refroidissement à base du MCP. Par conséquent, les méthodes RHM et IRHM sont ensuite étudiées pour améliorer la gestion thermique du système de refroidissement.

L'équation (4.33) et l'équation (4.34) présentent respectivement le problème d'optimisa-

tion RHM et IRHM :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = V(x) \times d_{\beta}(x, y) \\
 \text{t.q.} \quad & T_{\max}(y) \leq 70^{\circ}\text{C} \\
 & lb \leq x, y \leq ub \\
 & d_{\beta}(x, y) \geq \beta_t \\
 & V(x) \geq V(y)
 \end{aligned} \tag{4.33}$$

et

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = V(x) \times d_{\beta}(x, y) \\
 \text{t.q.} \quad & T_{\max}(y) \leq 70^{\circ}\text{C} \\
 & lb \leq x, y \leq ub \\
 & d_{\beta}(x, y) \geq \beta_t \\
 & T(x) \leq T(y)
 \end{aligned} \tag{4.34}$$

Les résultats RBDO sont présentés dans les tableaux 4.7 et 4.8. Comme on pouvait constater, ces approches conduisent à une conception optimale x^* qui vérifie la condition de fiabilité β_t .

TABLEAU 4.7 – Résultats de la méthode hybride robuste (RHM)

		Valeurs initiales	Valeurs initiales	Points de défaillance	Solution optimale
		y_0	x_0	y^*	x^*
Variables de conception	L (mm)	115.6	118	116.93	119.84
	H (mm)	26.9	18	24.75	23.56
	d (mm)	3.6	2.8	4	3.15
	Q (mm)	2860	2560	2861.4	2556.9
Fonction objectif	V (mm ³)	339084.82	231288.14	317784.17	317784.29
Contrainte thermique	T_{\max} (°C)	68.68	72.37	70	62.23
Indice de fiabilité	β		5.68		3

TABLEAU 4.8 – Résultats de la méthode hybride robuste améliorée (IRHM)

		Valeurs initiales	Valeurs initiales	Points de défaillance	Solution optimale
		y_0	x_0	y^*	x^*
Variables de conception	L (mm)	115.6	118	115.74	118.49
	H (mm)	26.9	18	25.70	20.21
	d (mm)	3.6	3.97	4	3.81
	Q (mm)	2860	2560	2861.51	2556.86
Fonction objectif	V (mm ³)	339084.82	231288.14	323785.01	263234.97
Contrainte thermique	T_{\max} (°C)	68.68	72.37	70	67.4
Indice de fiabilité	β		5.68		3

De plus, la solution optimale semble être améliorée en raison de la contrainte supplémentaire. On note également que la fonction objectif obtenue par l'approche IRHM est

inférieure à celle obtenue par le RHM ($V_{IRHM} < V_{RHM}$).

La variation du profil de température en fonction du temps est présentée dans la figure 4.12 pour le modèle initial (courbe noire), la conception optimale IRHM (courbe rouge) et la conception optimale RHM (courbe bleue). Dans cette figure, les phases de chargement et de déchargement des composants électroniques de refroidissement sont étudiées.

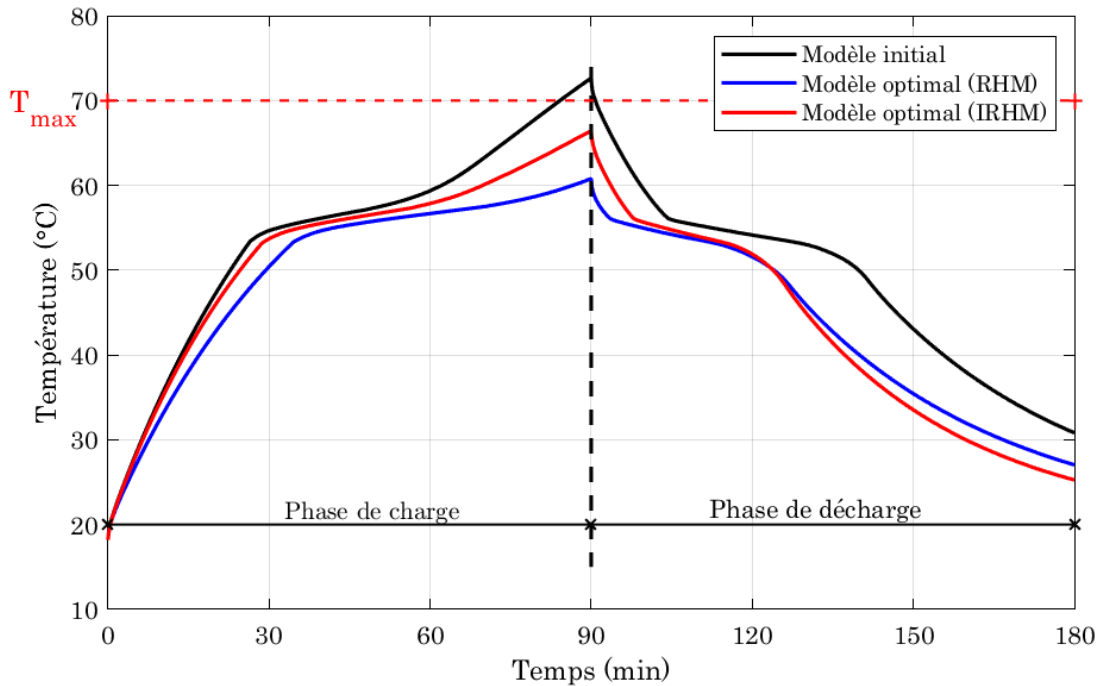


FIGURE 4.12 – Profil de température pour le modèle initial et les conceptions optimales : phases de chargement et de déchargement.

Les variations de la fraction liquide du MCP du modèle initial et optimal sont présentées dans la figure 4.13 (a) et la figure 4.13 (b) pour les phases de charge et de décharge, respectivement.

On voit clairement que, le modèle obtenu par la méthode RHM prend plus de temps pour réaliser le passage de phase solide à la phase liquide par rapport au modèle obtenu par la méthode IRHM. Cela peut s'expliquer par le fait que la conception de dissipateur de chaleur obtenue par la RHM a la capacité de stocker plus d'énergie thermique et de retarder l'augmentation de la température tout au long de la phase de charge.

Pour la phase de décharge, on constate qu'il existe plusieurs problèmes en matière de dissipation thermique liés à des conceptions plus importantes. En fait, le temps nécessaire pour terminer le processus de changement de phase liquide-solide par l'approche RHM est plus important que celui pris par IRHM. Par conséquent, une étude d'optimisation multiobjectif est nécessaire afin de minimiser le temps de décharge tout en gardant une géométrie optimale du système de refroidissement.

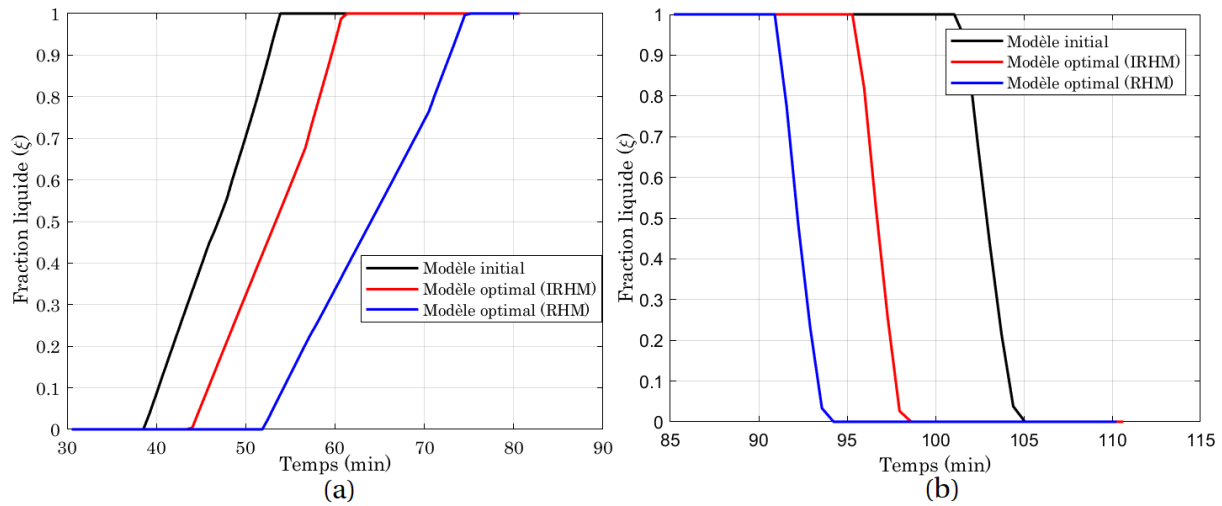


FIGURE 4.13 – Processus latent pour (a) : la phase de charge et (b) : la phase de décharge

4.4.3 Problème d'optimisation multi-objectif

Le problème consiste maintenant à minimiser le temps nécessaire pour atteindre 25°C pour la phase de décharge, qu'on va le noter t_f , en plus du volume total du système de refroidissement V .

En revanche, la température maximale atteinte T_{\max} ne doit pas dépasser la température critique T_c . En fait, pour la phase de décharge, plusieurs problèmes en matière de dissipation thermique liés à des conceptions plus importantes sont détectés [137]. Par conséquent, des modèles de substitution sont donc utilisés pour déterminer une approximation de T_{\max} et t_f en considérant les variables de conception.

Les paramètres de conception considérés dans cette étude sont supposés aléatoires probabilistes dont leurs caractéristiques sont spécifiées dans le tableau 4.9.

TABLEAU 4.9 – Propriétés des variables de conception du problème multi-objectif

Variables	Symbole	Loi de distribution	Cov	Valeur moyenne	Borne inférieure	Borne supérieure
					(lb)	(ub)
Longueur (mm)	L	Normale	0.1	114	110	125
Hauteur (mm)	H	Normale	0.1	25	15	30
Diamètre de broche (mm)	d	Normale	0.1	3	2	4

4.4.3.1 Résultats du modèle de substitution

Les paramètres présentés dans le tableau 4.9 sont alors considérés comme l'entrée de l'analyse EF. L'efficacité du modèle de substitution de krigeage est validée à l'aide de mesures d'erreur (les équations (4.22) à (4.24)) comme présentée dans le tableau 4.10.

TABLEAU 4.10 – Mesures d'erreur du modèle de substitution par krigeage du problème multi-objectif

Mesures d'erreur	LHS à 20 points		LHS à 30 points		LHS à 50 points	
	T_{\max}	t_f	T_{\max}	t_f	T_{\max}	t_f
MAE	1.354	2.054	1.216	2.1587	0.4353	1.3895
RME	1.046e-03	0.0032	8.1313e-04	0.0027	3.5979e-04	0.0017
RMSE	0.377	0.489	0.0905	0.7629	0.2531	0.3181

Une comparaison entre les mesures d'erreurs pour différents nombres de points d'échantillonnage est présentée par les figures 4.14 à 4.16 pour des LHS à 20, 30 et 50 points, respectivement.

On peut conclure que le modèle de krigeage obtenu par 50 points d'échantillonnage donne une bonne estimation de la conception originale avec une efficacité acceptable.

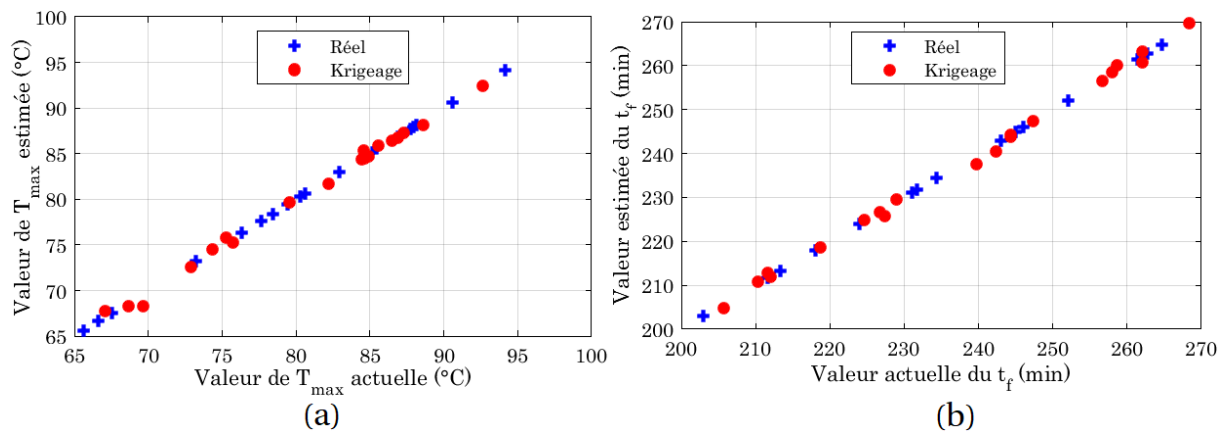


FIGURE 4.14 – Validation croisée avec LHS à 20 points pour (a) T_{\max} et (b) t_f

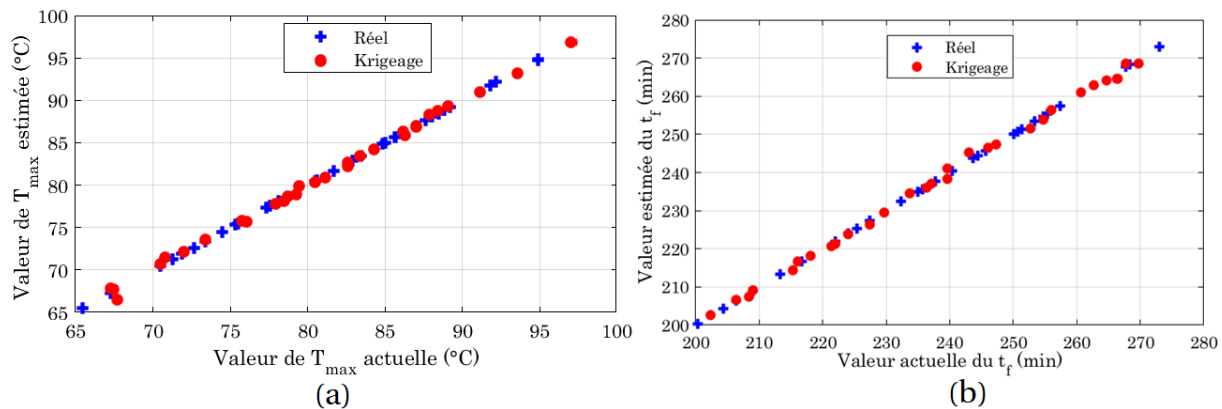


FIGURE 4.15 – Validation croisée avec LHS à 30 points pour (a) T_{\max} et (b) t_f

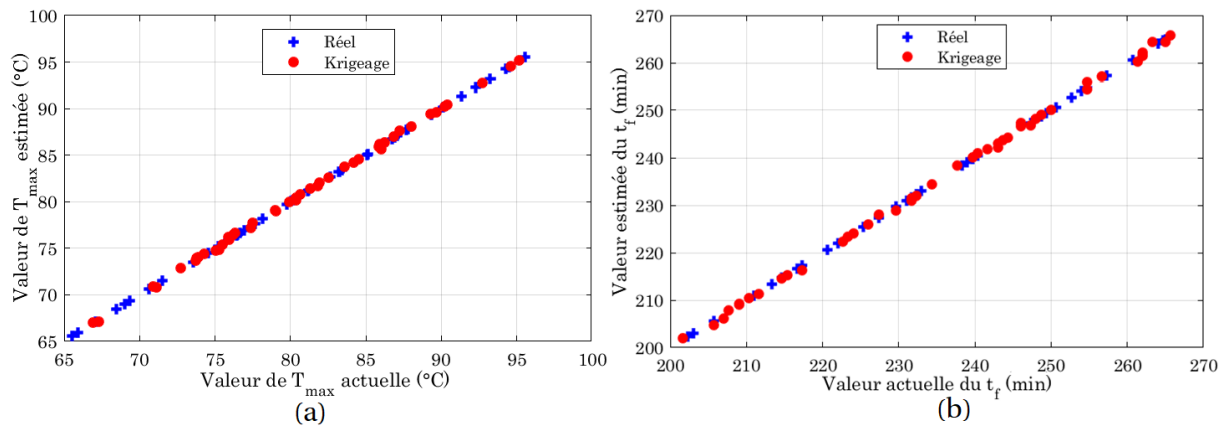


FIGURE 4.16 – Validation croisée avec LHS à 50 points pour (a) T_{max} et (b) t_f

Dans la section suivante, le modèle de krigage sera couplé avec les méthodes de simulation MORBDO pour analyser l'optimisation et la fiabilité du système étudié.

4.4.3.2 MORBDO des dissipateurs thermique à base du MCP

Une comparaison des fronts de Pareto pour différentes tailles de population est présentée dans la figure 4.17. La configuration de 500 générations maximum et de 200 populations est considérée. Cette configuration est utilisée afin de déterminer si la dispersion des solutions est maintenue.

Le problème d'optimisation consiste à minimiser le volume du système de refroidissement ainsi le temps final de la phase de décharge (t_f) en considérant la température maximale atteinte (T_{max}). Notant que la température critique pour la phase de charge est d'environ $T_c=70^\circ\text{C}$. Ici, le niveau de fiabilité cible est supposé égal à : $\beta_t=3$.

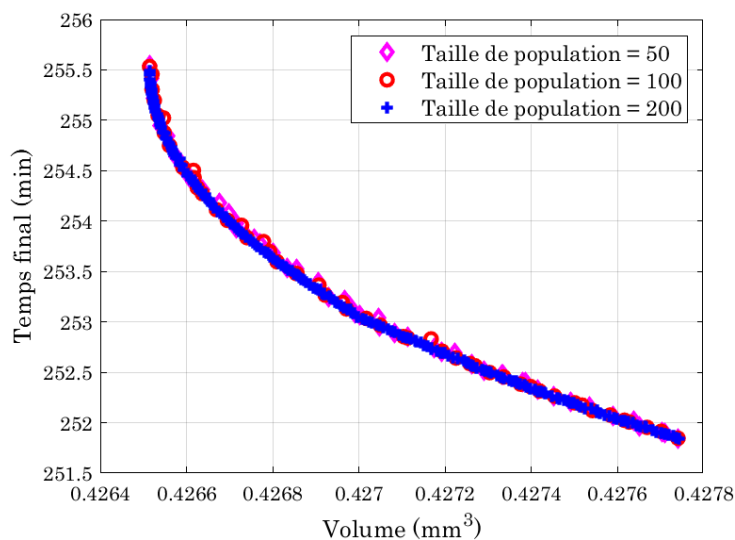


FIGURE 4.17 – Comparaison des différentes tailles de populations

• Résultats de l'approche DMOO

Le problème DMOO est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \min_x \quad & \{f_1(x) = V, f_2(x) = t_f\} \\ \text{t.q.} \quad & T_{\max}(x) \leq \frac{T_c}{S_g} \\ & lb \leq x \leq ub \end{aligned} \tag{4.35}$$

La figure 4.18 présente le front de Pareto optimal de l'approche DMOO. Il fournit aux décideurs un ensemble de solutions sur l'espace de Pareto, pour le choix de la conception.

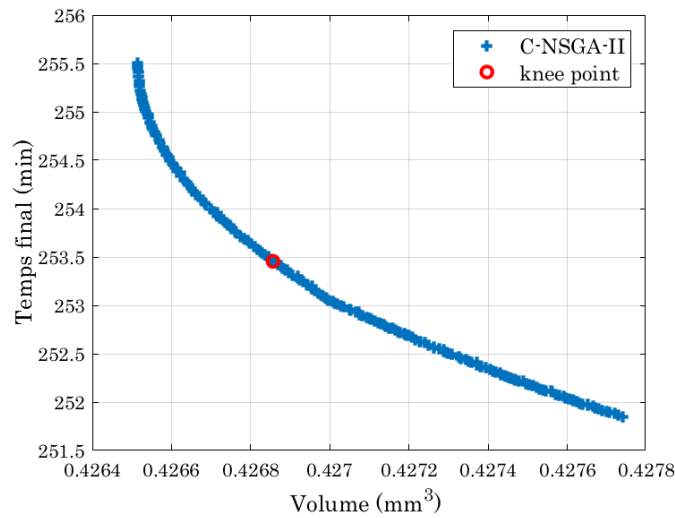


FIGURE 4.18 – Front de Pareto de l'approche DMOO

TABLEAU 4.11 – Résultats de l'approche DMOO

Description		Point de défaillance	Point optimale
		y^*	x^*
Variables de conception	L (mm)	125	125
	H (mm)	23.78	28.64
	d (mm)	4	3.72
Fonction objectif	V (mm ³)	3.51e+05	4.268e+05
	t_f (min)	236.47	253.45
Contrainte thermique	T_{\max} (°C)	70	63
Indice de fiabilité	β		1.85

Pour sélectionner le meilleur optimum, appelé *Knee point* [138], la méthode de sélection de distance minimale (MDSM : *Minimum Distance Selection Method*) [139] est considérée ici, comme présentée par la figure 4.18. Dans un front Pareto, la knee point

offre un bon compromis entre les fonctions objectifs. Il présente la distance minimale du point d'utopie.

Le tableau 4.11 présente les résultats MOO déterministes. En se référant au modèle de base, l'approche DMOO présente une conception optimale (la contrainte thermique est vérifiée), mais son niveau de fiabilité β est raté ($\beta=1,85 < 3$). Par conséquent, pour résoudre ce problème, des méthodes MORBDO sont extrêmement recommandées.

• **Résultats de l'approche MORBDO**

Les équations (4.36) et (4.37) présentent respectivement le problème d'optimisation MORBDO-HM et MORBDO-RHM :

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = [V(x), t_f(x)] \times d_\beta(x, y) \\
 \text{t.q.} \quad & T_{max}(y) \leq 70^\circ\text{C} \\
 & lb \leq x, y \leq ub \\
 & d_\beta(x, y) \geq \beta_t
 \end{aligned} \tag{4.36}$$

$$\begin{aligned}
 \min_{x,y} \quad & F(x, y) = [V(x), t_f(x)] \times d_\beta(x, y) \\
 \text{t.q.} \quad & T_{max}(y) \leq 70^\circ\text{C} \\
 & lb \leq x, y \leq ub \\
 & d_\beta(x, y) \geq \beta_t \\
 & V(x) \geq V(y) \\
 & t_f(x) \geq t_f(y)
 \end{aligned} \tag{4.37}$$

Le front de Pareto correspondant est illustré dans la figure 4.19 pour les approches MORBDO-HM et MORBDO-RHM.

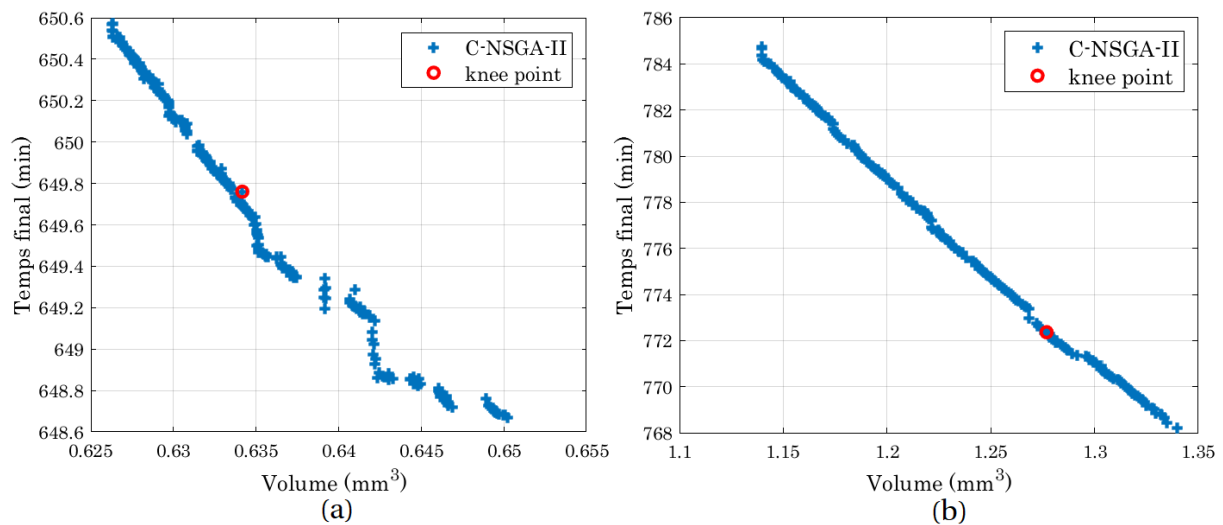


FIGURE 4.19 – Front de Pareto pour (a) : MORBDO-HM et (b) : MORBDO-RHM

Chapitre 4. Méta-modélisation pour l'étude d'optimisation fiabiliste multiobjectif des systèmes de refroidissement à base des MCP

Les résultats MORBDO sont présentés dans le tableau 4.12. de la même façon que l'approche DMOO, les résultats MORBDO fournissent un ensemble de points optimaux dans l'espace de Pareto. Par contre, le niveau de fiabilité avec les approches MORBDO est respecté.

Le tableau 4.12 montre que l'approche MORBDO-HM donne un point résultant dans la zone de défaillance ($T_{\max}=90,98^{\circ}\text{C} > 70^{\circ}\text{C}$). Cependant, l'approche MORBDO-RHM conduit à obtenir une configuration optimale en respectant de la contrainte de fiabilité ainsi que de la contrainte thermique.

TABLEAU 4.12 – Résultats de MORBDO

Description	MORBDO-HM		MORBDO-RHM		
	Point de défaillance	Point optimale	Point de défaillance	Point optimale	
	y^*	x^*	y^*	x^*	
Variables de conception	$L(mm)$	124.67	110.81	122.62	121.96
	$H(mm)$	24.04	18.89	26.82	30
	$d(mm)$	4	4	2.82	3.92
Fonction objectif	$V(mm^3)$	3.53e+05	2.11e+05	3.8279e+05	4.2558e+05
	$t_f(\text{min})$	237.43	216.56	254.8	257.42
Contrainte thermique	$T_{\max}(^{\circ}\text{C})$	70	90.98	69.86	64.61
Indice de fiabilité	β		3		3

Le profil température en fonction du temps, mesuré à la base du dissipateur, est présenté par la figure 4.20, pour la conception déterministe (courbe rouge) et la conception obtenue par l'approche MORBDO-RHM (courbe bleue). Dans cette figure, la charge et la décharge du composant électronique sont étudiées.

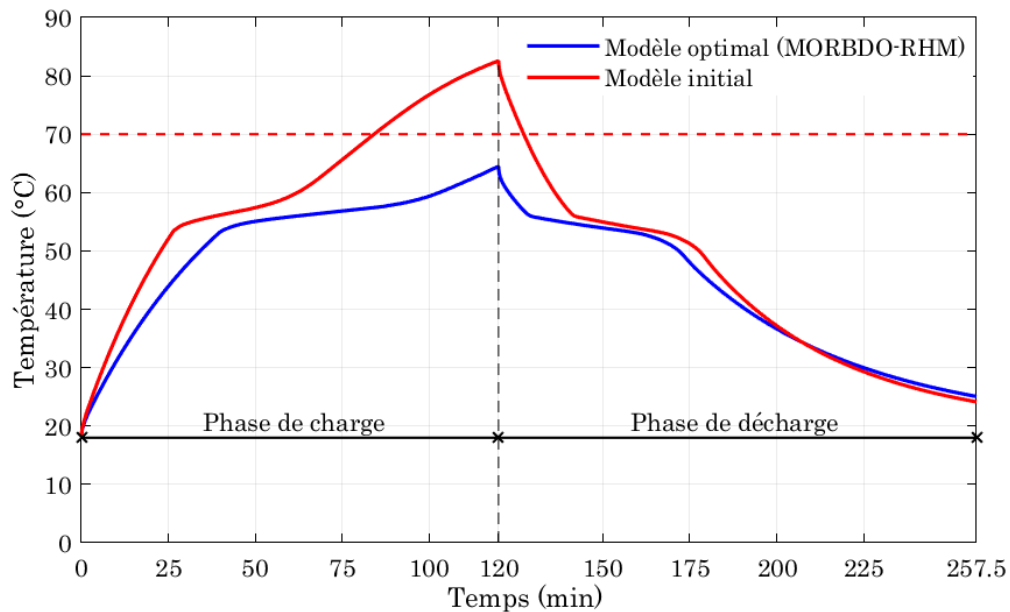


FIGURE 4.20 – Profil de température pour le modèle initial et la conception optimale

Pour la configuration optimale, la période de phase de chaleur latente est plus importante que pour la conception déterministe. Cela indique que la configuration optimale a la capacité de stocker une grande quantité d'énergie thermique par rapport à la conception initiale. De plus, à $t=120\text{min}$, la conception obtenue par l'approche MORBDO-RHM vérifie à la fois les contraintes thermiques et fiabiliste. Néanmoins, pour la phase de décharge, les deux modèles atteignent (25°C) à peu près en même temps.

4.5 Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de développer une méthodologie efficace permettant d'avoir une conception optimale des systèmes de de refroidissement à base du MCP qui garantit un niveau de fiabilité requis. Dans cette étude, une simulation numérique transitoire d'un dissipateur thermique à broches rondes entièrement rempli de MCP a été réalisée pour étudier le comportement thermique pour le refroidissement passif des composants électroniques.

Pour déterminer la relation entre les variables de conception et leurs réponses, les modèles de substitution en utilisant l'approche de krigeage sont proposés. Les résultats de la validation croisée et des mesures d'erreurs montrent que l'estimateur par krigeage avec 50 points LHS donne une approximation du plan original avec une grande précision pour un système de refroidissement avec trois variables de conceptions et 100 points LHS en considérant le flux thermique comme étant la quatrième variable d'entrée.

Deux problèmes ont été étudiés : un problème d'optimisation mono-objectif et un problème d'optimisation multiobjectif. Dans le cas du problème mono-objectif on constate que l'approche IRHM est plus efficace et plus fiable que l'approche RHM.

Les résultats montrent que, comme prévu, l'augmentation du volume du MCP conduit à retarder l'augmentation de la température maximale atteinte tout au long de la phase de charge. Pour la phase de décharge, le modèle optimal obtenu par l'approche IRHM nécessite plus de temps pour dissiper l'énergie thermique stockée à l'intérieur du système de refroidissement. Pour cette raison, une étude d'optimisation multiobjectif a été appliquée pour minimiser le temps de décharge.

Bien que l'approche DMOO soit facile à appliquer et puisse garantir une conception optimale, un niveau de fiabilité pour la contrainte thermique est raté. Par conséquent, et afin de surmonter ce problème, une nouvelle approche qui consiste à combiner le modèle EF du dissipateur thermique, les techniques de substitution et les méthodes MORBDO, a été proposée. L'étude numérique prouve que l'approche MORBDO-RHM proposée est plus efficace et plus performante que l'approche MORBDO-HM pour l'étude des systèmes de refroidissement à base du MCP.

Conclusion générale

L'objectif principal de cette thèse est de proposer des méthodes numériques et analytiques qui permettent de déterminer la conception optimale en proposant des méthodologies d'optimisation fiabiliste mono-objectif et multiobjectif en étudiant le comportement thermique d'un système de refroidissement à base des MCP. Ce travail a été réalisé au sein du *Laboratoire de Mécanique de Normandie (LMN)* en collaboration avec le *Laboratoire de recherche de Mécanique, Modélisation et Production (LA2MP)* de l'*Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax* en tant que thèse en cotutelle internationale.

Dans la première partie, une analyse déterministe par éléments finis d'un système de refroidissement a été proposée afin de quantifier les performances thermiques d'un dissipateur de chaleur à base de MCP. L'efficacité des résultats numériques a été vérifiée en se référant aux données expérimentales illustrées dans la littérature. De plus, l'évolution de la température du dissipateur a été étudiée pour le processus de chargement et de déchargement. Les résultats présentés montrent l'impact de quatre paramètres (le type de MCP ; le niveau de flux de chaleur ; la fraction volumique de MCP et la géométrie du dissipateur thermique) sur le comportement thermique du système de refroidissement proposé.

Les résultats obtenus confirment les avantages de l'utilisation de l'analyse par éléments finis pour un système de refroidissement à comportement complexe. Cette étude a conduit à proposer une conception optimale du système de refroidissement qui présente une performance thermique efficace. Le modèle proposé présente un intérêt direct pour concevoir un système de refroidissement à base de MCP. Les résultats obtenus sont encourageants, compte tenu de la littérature sur les systèmes de refroidissement. Cette étude crée une étape supplémentaire pour renforcer les techniques qui permettent d'étudier le comportement des systèmes de refroidissement à base de MCP.

Par la suite, nous avons élaboré une méthode efficace qui consiste à déterminer une conception optimale des systèmes de refroidissement en considérant un niveau de fiabilité requis. Ainsi, les méthodes DDO et RBDO ont été appliquées. Une nouvelle approche appelée RHM couplée au modèle de dissipateur thermique à base de MCP a été par la suite développée. On peut conclure que, pour les systèmes de refroidissement non linéaires, l'approche RHM vérifie à la fois les contraintes thermiques et la contrainte de fiabilité. De plus, il minimise clairement le temps de calcul, en comparant avec les autres méthodes déterministe et fiabiliste.

Les différents résultats ont été obtenus en couplant le code développé avec MATLAB et le logiciel de calcul par éléments finis ANSYS. Il est à noter que la non-linéarité des

propriétés des matériaux présente le défi majeur pour la résolution de la procédure d'optimisation. En fait, une petite variation des données paramétriques peut conduire à une divergence des résultats.

L'objectif de la dernière étape est de proposer une méthodologie qui permet de trouver la conception optimale et fiable d'un modèle réel d'un système de refroidissement à base de MCP par une étude d'optimisation mono-objectif et multiobjectif d'un modèle 3D du dissipateur thermique. Pour déterminer la relation entre les variables d'entrée et de sortie, l'approche de krigeage est utilisée dans la construction des modèles de substitution. En fait, l'objectif dans un premier temps était de construire une approximation permettant d'assurer une bonne représentativité du modèle réel obtenue par le simulateur. Les méthodes RBDO et MO-RBDO ont été étudiées par la suite pour étudier le système de refroidissement. Ces approches ont été couplés avec les modèles de substitution construits à partir du modèle de dissipateur thermique à base de MCP.

Les résultats ont montré que l'approche MORBDO-RHM proposée est plus efficace et plus fiable que l'approche MORBDO-HM. Par conséquent, pour un système de refroidissement à base de MCP, l'approche MORBDO-RHM conduit à obtenir une conception optimale, où les contraintes thermiques et de fiabilité sont vérifiées.

Publications scientifiques

Ce travail de recherche a mené à développer les publications scientifiques suivantes :

1. Articles publiés

A1. Bessem DEBICH, Abdelkhalak EL HAMI, Ahmed YAICH, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR (2020). “**Design optimization of PCM-based finned heat sinks for mechatronic components : A numerical investigation and parametric study.**” *Journal of Energy Storage*, 32, 101960. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101960>

A2. Bessem DEBICH, Abdelkhalak EL HAMI, Ahmed YAICH, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR (2020). “**An efficient reliability-based design optimization study for PCM-based heat-sink used for cooling electronic devices.**” *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, 1-13. <https://doi.org/10.1080/15376494.2020.1836291>

2. Articles acceptés

AA1. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Khalil DAMMAK, Abdelkhalak EL HAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR. “**Integration of multi-objective reliability-based design optimization into thermal energy management : Application on phase change material-based heat sinks**”, *Journal of Energy Storage*, 2021.

3. Articles sous révision

AS1. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Khalil DAMMAK, Abdelkhalak EL HAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR. “**Improved reliability-based design optimization using kriging surrogate model for thermal management of phase change material-based heat sink**”.

4. Communications

C1. Bessem DEBICH, Abdelkhalak ELHAMI, Ahmed GUERINE, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR, “**Modeling of cooling system using PCM**”. A3M’2018, December 19–21, 2018, Hammamet, Tunisia.

C2. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak ELHAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR, “**Numerical study of a cooling system using the PCM for mechatronic components**”. MECHATRONICS 4.0, June 8–9, 2019, Mahdia, Tunisia

C3. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak ELHAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR, “**Numerical Modeling of Cooling System Using PCM**”. JDD 2019 ED MIIS and PSIME, June 12–13, 2019, University of Normandie, France.

C4. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak ELHAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR, “**Coupling PCM-based Heat Sinks finite elements model for mechatronic devices with Design Optimization procedure**”. ICOA’2020, April 20–21, 2020, Beni Mellal, Morocco (*Meilleure papier de la session*).

C5. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak ELHAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR, “**An optimization strategy for investigating thermal performance of pcm based cooling system** ”. ”. ICOME’2020, JUNE 03-05, 2020, METZ, FRANCE. (Reportée à cause du COVID-19).

C6. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak ELHAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR, “**An efficient Deterministic Design Optimization procedure for PCM-based Heat Sinks for mechatronic devices**”, ICAV’2020, March 15-16, 2021, Sfax-Tunisia.

5. Chapitres de Livres publiés

CH1. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak EL HAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR (2020). “**Coupling PCM-based Heat Sinks finite elements model for mechatronic devices with Design Optimization procedure**”, 2020 IEEE 6th International Conference on Optimization and Applications (ICOA), Beni Mellal, Morocco, 2020, pp. 1-4,doi :10.1109/ICOA49421.2020.9094460

6. Chapitres de Livres sous révision

CHS1. Bessem DEBICH, Ahmed YAICH, Abdelkhalak EL HAMI, Wajih GAFSI, Lassaad WALHA, Mohamed HADDAR (2021). “**Parametric study for PCM-based heat sinks : A numerical investigation**”, 2021 The first “International Workshop on Modelling and Simulation of COmplex Systems for Sustainable Energy Efficiency”, MOS-COSSEE’2021, February 25-26, 2021, Online sessions.

Bibliographie

- [1] Hasna Louahlia and Sébastien Yon. Dissipation thermique dans les composants/systemes électroniques, 2015.
- [2] Harald Mehling and Luisa F Cabeza. *Heat and cold storage with PCM*, volume 308. Springer, 2008.
- [3] Ming Liu, Wasim Saman, and Frank Bruno. Review on storage materials and thermal performance enhancement techniques for high temperature phase change thermal storage systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(4) :2118–2132, 2012.
- [4] Adèle Soupart Soupart-Caron. *Stockage de chaleur dans les matériaux à changement de phase*. Theses, Université Grenoble Alpes, December 2015.
- [5] Tom Theis and Jonathan Tomkin. Sustainability : a comprehensive foundation. 2015.
- [6] Amy S Fleischer. *Thermal energy storage using phase change materials : fundamentals and applications*. Springer, 2015.
- [7] Christopher Nebel and Juergen Ristein. *Thin-Film Diamond I :(part of the Semiconductors and Semimetals Series)*. Academic Press, 2003.
- [8] Kathryn Oseen-Senda. *Etude de l'ébullition du pentane en monocanal en vue de son utilisation pour le refroidissement des piles à combustible PEMFC*. PhD thesis, Université Henri Poincaré-Nancy I, 2006.
- [9] Sameer Khare, Mark Dell'Amico, Chris Knight, and Scott McGarry. Selection of materials for high temperature latent heat energy storage. *Solar energy materials and solar cells*, 107 :20–27, 2012.
- [10] H Mehling, S Hiebler, and E Günther. New method to evaluate the heat storage density in latent heat storage for arbitrary temperature ranges. *Applied thermal engineering*, 30(17-18) :2652–2657, 2010.
- [11] Atul Sharma, V Veer Tyagi, CR Chen, and Dharam Buddhi. Review on thermal energy storage with phase change materials and applications. *Renewable and Sustainable energy reviews*, 13(2) :318–345, 2009.

- [12] A Abhat. Low temperature latent heat thermal energy storage : heat storage materials. *Solar energy*, 30(4) :313–332, 1983.
- [13] Murat M Kenisarin. High-temperature phase change materials for thermal energy storage. *Renewable and sustainable energy reviews*, 14(3) :955–970, 2010.
- [14] LF Cabeza, J Roca, M Nogués, H Mehling, and S Hiebler. Immersion corrosion tests on metal-salt hydrate pairs used for latent heat storage in the 48 to 58° c temperature range. *Materials and corrosion*, 53(12) :902–907, 2002.
- [15] Johannes P Kotzé, Theodor W von Backström, and Paul J Erens. A combined latent thermal energy storage and steam generator concept using metallic phase change materials and metallic heat transfer fluids for concentrated solar power. *SolarPACES 2011*, 2011.
- [16] Haoshan Ge, Haiyan Li, Shengfu Mei, and Jing Liu. Low melting point liquid metal as a new class of phase change material : An emerging frontier in energy area. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 21 :331–346, 2013.
- [17] Syukri Himran, Aryadi Suwono, and G Ali Mansoori. Characterization of alkanes and paraffin waxes for application as phase change energy storage medium. *Energy sources*, 16(1) :117–128, 1994.
- [18] SM Hasnain. Review on sustainable thermal energy storage technologies, part i : heat storage materials and techniques. *Energy conversion and management*, 39(11) :1127–1138, 1998.
- [19] Kinga Pielichowska and Krzysztof Pielichowski. Phase change materials for thermal energy storage. *Progress in materials science*, 65 :67–123, 2014.
- [20] K Muraishi, Y Suzuki, and A Kikuchi. Kinetics of the thermal decomposition of dicarboxylic acids. *Thermochimica acta*, 239 :51–59, 1994.
- [21] F Roget, C Favotto, and J Rogez. Study of the kno3–lino3 and kno3–nano3–lino3 eutectics as phase change materials for thermal storage in a low-temperature solar power plant. *Solar Energy*, 95 :155–169, 2013.
- [22] WR Humphries. Performance of finned thermal capacitors. ph. d. thesis-texas univ., austin. 1974.
- [23] William R Humphries and Edwin I Griggs. *A design handbook for phase change thermal control and energy storage devices*. NASA Huntsville, AL, 1977.

- [24] PH Theunissen and JM Buchlin. Numerical optimization of a solar air heating system based on encapsulated pcm storage. *Solar Energy*, 31(3) :271–277, 1983.
- [25] JCY Wang, Sui Lin, CCK Kwok, and GH Vatistas. An analytical study of heat exchanger effectiveness and thermal performance in a solar energy storage system with pcm jcy wang1, sui lin2, cck kwok2, and gh vatistas2. *Journal of Solar Energy Engineering*, 106 :231, 1984.
- [26] MJ Santamouris and CC Lefas. On the coupling of pcm stores to active solar systems. *International journal of energy research*, 12(4) :603–610, 1988.
- [27] AD Solomon. Design criteria in pcm wall thermal storage. *Energy*, 4(4) :701–709, 1979.
- [28] P Grodzka, J Price, C Serbin, and A Solomon. On the development of heat storage building materials. In *Proc., Intersoc. Energy Convers. Eng. Conf. ;(United States)*, volume 4. Lockheed Corporation, Huntsville, Alabama, 1982.
- [29] John Patrick O'Connor and Richard M Weber. Thermal management of electronic packages using solid-to-liquid phase change techniques. 1997.
- [30] Da Pal and YK Joshi. Application of phase change materials to thermal control of electronic modules : a computational study. 1997.
- [31] Mark J Vesligaj and Cristina H Amon. Transient thermal management of temperature fluctuations during time varying workloads on portable electronics. *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies*, 22(4) :541–550, 1999.
- [32] Nihal Sarier and Emel Onder. Organic phase change materials and their textile applications : an overview. *Thermochimica acta*, 540 :7–60, 2012.
- [33] Napoleon Leoni and Cristina H Amon. Bayesian surrogates for integrating numerical, analytical, and experimental data : application to inverse heat transfer in wearable computers. *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies*, 23(1) :23–32, 2000.
- [34] S.C. Fok, W. Shen, and F.L. Tan. Cooling of portable hand-held electronic devices using phase change materials in finned heat sinks. *International Journal of Thermal Sciences*, 49(1) :109–117, 2010.
- [35] Ravi Kandasamy, Xiang-Qi Wang, and Arun S. Mujumdar. Application of phase change materials in thermal management of electronics. *Applied Thermal Engineering*, 27(17) :2822–2832, 2007.

- [36] AJ Fossett, MT Maguire, AA Kudirka, FE Mills, and DA Brown. Avionics passive cooling with microencapsulated phase change materials. 1998.
- [37] Debabrata Pal and Yogendra K Joshi. Thermal management of an avionics module using solid-liquid phase-change materials. *Journal of Thermophysics and Heat Transfer*, 12(2) :256–262, 1998.
- [38] Akin Burak Etemoglu. A brief survey and economical analysis of air cooling for electronic equipments. *International communications in heat and mass transfer*, 34(1) :103–113, 2007.
- [39] Ronan Grimes, Ed Walsh, and Pat Walsh. Active cooling of a mobile phone handset. *Applied Thermal Engineering*, 30(16) :2363–2369, 2010.
- [40] Zhaoxia Luo, Hyejung Cho, Xiaobing Luo, and Kyung-il Cho. System thermal analysis for mobile phone. *Applied Thermal Engineering*, 28(14-15) :1889–1895, 2008.
- [41] Kireeti Chintakrinda, Randy D Weinstein, and Amy S Fleischer. A direct comparison of three different material enhancement methods on the transient thermal response of paraffin phase change material exposed to high heat fluxes. *International Journal of Thermal Sciences*, 50(9) :1639–1647, 2011.
- [42] Rajesh Baby and C Balaji. Thermal performance of a pcm heat sink under different heat loads : an experimental study. *International Journal of Thermal Sciences*, 79 :240–249, 2014.
- [43] Dan Zhou and CY Zhao. Experimental investigations on heat transfer in phase change materials (pcms) embedded in porous materials. *Applied Thermal Engineering*, 31(5) :970–977, 2011.
- [44] Yuan Tian and Chang-Ying Zhao. A numerical investigation of heat transfer in phase change materials (pcms) embedded in porous metals. *Energy*, 36(9) :5539–5546, 2011.
- [45] Ibrahim Mjallal, Hussien Farhat, Mohammad Hammoud, Samer Ali, and Ibrahim Assi. Improving the cooling efficiency of heat sinks through the use of different types of phase change materials. *Technologies*, 6(1) :5, 2018.
- [46] Bessem Debich, Ahmed Yaich, Abdelkhalak Elhami, Wajih Gafsi, Lassaad Walha, and Mohamed Haddar. Coupling pcm-based heat sinks finite elements model for

- mechatronic devices with design optimization procedure. In *2020 IEEE 6th International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, pages 1–4. IEEE, 2020.
- [47] Sandip K Saha and Pradip Dutta. Role of melt convection on optimization of pcm-based heat sink under cyclic heat load. *Heat transfer engineering*, 34(11-12) :950–958, 2013.
- [48] Ayse K Coskun, David Atienza, Tajana Simunic Rosing, Thomas Brunschwiler, and Bruno Michel. Energy-efficient variable-flow liquid cooling in 3d stacked architectures. In *2010 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE 2010)*, pages 111–116. IEEE, 2010.
- [49] Huijin Xu, Yan Wang, and Xingchao Han. Analytical considerations of thermal storage and interface evolution of a pcm with/without porous media. *International Journal of Numerical Methods for Heat & Fluid Flow*, 2019.
- [50] HJ Xu. Thermal transport in microchannels partially filled with micro-porous media involving flow inertia, flow/thermal slips, thermal non-equilibrium and thermal asymmetry. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 110 :104404, 2020.
- [51] José Henrique Nazzi Ehms, Rejane De Césaró Oliveski, Luiz Alberto Oliveira Rocha, Cesare Biserni, and Massimo Garai. Fixed grid numerical models for solidification and melting of phase change materials (pcms). *Applied Sciences*, 9(20) :4334, 2019.
- [52] JH Nazzi Ehms, R De Césaró Oliveski, LA Oliveira Rocha, and C Biserni. Theoretical and numerical analysis on phase change materials (pcm) : A case study of the solidification process of erythritol in spheres. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 119 :523–532, 2018.
- [53] Yue-Tzu Yang and Yi-Hsien Wang. Numerical simulation of three-dimensional transient cooling application on a portable electronic device using phase change material. *International Journal of Thermal Sciences*, 51 :155 – 162, 2012.
- [54] Yi-Hsien Wang and Yue-Tzu Yang. Three-dimensional transient cooling simulations of a portable electronic device using pcm (phase change materials) in multi-fin heat sink. *Energy*, 36(8) :5214 – 5224, 2011. PRES 2010.
- [55] V. Shatikian, G. Ziskind, and R. Letan. Numerical investigation of a pcm-based heat sink with internal fins : Constant heat flux. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 51(5) :1488 – 1493, 2008.

- [56] K.C. Nayak, S.K. Saha, K. Srinivasan, and P. Dutta. A numerical model for heat sinks with phase change materials and thermal conductivity enhancers. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 49(11) :1833 – 1844, 2006.
- [57] Jonathan A Dantzig. Modelling liquid–solid phase changes with melt convection. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 28(8) :1769–1785, 1989.
- [58] Ahmad Hasan, Hassan Hejase, Shaimaa Abdelbaqi, Ali Assi, and Mohammed O Hamdan. Comparative effectiveness of different phase change materials to improve cooling performance of heat sinks for electronic devices. *Applied Sciences*, 6(9) :226, 2016.
- [59] Kamil Kaygusuz. Experimental and theoretical investigation of latent heat storage for water based solar heating systems. *Energy conversion and management*, 36(5) :315–323, 1995.
- [60] LF Cabeza, J Illa, J Roca, F Badia, H Mehling, S Hiebler, and F Ziegler. Middle term immersion corrosion tests on metal-salt hydrate pairs used for latent heat storage in the 32 to 36° c temperature range. *Materials and corrosion*, 52(10) :748–754, 2001.
- [61] F Berroug, EK Lakhal, M El Omari, M Faraji, and H El Qarnia. Thermal performance of a greenhouse with a phase change material north wall. *Energy and Buildings*, 43(11) :3027–3035, 2011.
- [62] VV Tyagi and D Buddhi. Thermal cycle testing of calcium chloride hexahydrate as a possible pcm for latent heat storage. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 92(8) :891–899, 2008.
- [63] Roger Fletcher. *Practical methods of optimization*. John Wiley & Sons, 2013.
- [64] A Makhloufi, Y Aoues, and A El Hami. Reliability based design optimization of wire bonding in power microelectronic devices. *Microsystem Technologies*, 22(12) :2737–2748, 2016.
- [65] Ghias Kharmanda and Abdelkhalak El Hami. *Reliability in Biomechanics*. Wiley Online Library, 2016.
- [66] Ghias Kharmanda and Abdelkhalak El Hami. *Biomechanics : optimization, uncertainties and reliability*. John Wiley & Sons, 2017.
- [67] R El Maani, A Makhloufi, B Radi, and A El Hami. Reliability-based design optimization with frequency constraints using a new safest point approach. *Engineering Optimization*, 50(10) :1715–1732, 2018.

- [68] Rabii El Maani. *Étude basée sur l'optimisation fiabiliste en aérodynamique*. PhD thesis, INSA de Rouen ; Université Hassan Ier (Settat, Maroc), 2016.
- [69] K Dammak, A El Hami, S Koubaa, L Walha, and M Haddar. Reliability based design optimization of coupled acoustic-structure system using generalized polynomial chaos. *International Journal of Mechanical Sciences*, 134 :75–84, 2017.
- [70] Ibuki Kusano, Aitor Baldomir, José Ángel Jurado, and Santiago Hernández. Reliability based design optimization of long-span bridges considering flutter. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 135 :149–162, 2014.
- [71] N AFNOR. Terminologie relative à la fiabilité-maintenabilité-disponibilité. *NF X*, 60, 500, 1988.
- [72] Seifedine Kadry. *Couplage éléments finis et méthode de transformation probaliste*. PhD thesis, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II, 2007.
- [73] Abraham M Hasofer. An exact and invariant first order reliability format. *J. Eng. Mech. Div., Proc. ASCE*, 100(1) :111–121, 1974.
- [74] Bernd Fiessler, Hans-Joachim Neumann, and Rudiger Rackwitz. Quadratic limit states in structural reliability. *Journal of the Engineering Mechanics Division*, 105(4) :661–676, 1979.
- [75] Adeel Arshad, Hafiz Muhammad Ali, Shahab Khushnood, and Mark Jabbal. Experimental investigation of pcm based round pin-fin heat sinks for thermal management of electronics : effect of pin-fin diameter. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 117 :861–872, 2018.
- [76] Rasool Kalbasi, Masoud Afrand, Jalal Alsarraf, and Minh-Duc Tran. Studies on optimum fins number in pcm-based heat sinks. *Energy*, 171 :1088–1099, 2019.
- [77] Bessem Debich, Abdelkhalak El Hami, Ahmed Yaich, Wajih Gafsi, Lassaad Walha, and Mohamed Haddar. Design optimization of pcm-based finned heat sinks for mechatronic components : A numerical investigation and parametric study. *Journal of Energy Storage*, 32 :101960, 2020.
- [78] Raphael T Haftka and Zafer Gürdal. *Elements of structural optimization*, volume 11. Springer Science & Business Media, 2012.
- [79] Pablo Pedregal. *Introduction to optimization*, volume 46. Springer Science & Business Media, 2006.

- [80] Kenneth Lange. *MM optimization algorithms*. SIAM, 2016.
- [81] M Asghar Bhatti. *Practical Optimization Methods : With Mathematica® Applications*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [82] Jasbir Singh Arora. *Introduction to optimum design*. Elsevier, 2004.
- [83] Younes Aoues and Alaa Chateaneuf. Benchmark study of numerical methods for reliability-based design optimization. *Structural and multidisciplinary optimization*, 41(2) :277–294, 2010.
- [84] HO Madsen and P Friis Hansen. A comparison of some algorithms for reliability based structural optimization and sensitivity analysis. In *Reliability and Optimization of Structural Systems' 91*, pages 443–451. Springer, 1992.
- [85] Fred Moses. Structural system reliability and optimization. *Computers & Structures*, 7(2) :283–290, 1977.
- [86] YS Feng and Fred Moses. A method of structural optimization based on structural system reliability. *Journal of structural Mechanics*, 14(4) :437–453, 1986.
- [87] G Kharmanda, A Mohamed, and Maurice Lemaire. Efficient reliability-based design optimization using a hybrid space with application to finite element analysis. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 24(3) :233–245, 2002.
- [88] G Kharmanda, Samar Sharabatey, Haisam Ibrahim, A Makhoulfi, and Abdelkhalak Elhami. Reliability-based design optimization using semi-numerical strategies for structural engineering applications. *International Journal of CAD/CAM*, 9(1) :1–16, 2010.
- [89] A Yaich, G Kharmanda, Abdelkhalak El Hami, L Walha, and M Haddar. Reliability based design optimization for multi-axial fatigue damage analysis using robust hybrid method. *Journal of Mechanics*, 34(5) :551–566, 2018.
- [90] Khalil Dammak, Ahmed Yaich, Abdelkhalak El Hami, Lassaad Walha, and Mohamed Haddar. An efficient optimization based on the robust hybrid method for the coupled acoustic–structural system. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, 27(21) :1816–1826, 2020.
- [91] Fatma Abid, Abdelkhalak El Hami, Tarek Merzouki, Lassaad Walha, and Mohamed Haddar. An approach for the reliability-based design optimization of shape memory alloy structure. *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, pages 1–17, 2019.

- [92] A Kamel, K Dammak, A El Hami, M Ben Jdidia, L Hammami, and M Haddar. A modified hybrid method for a reliability-based design optimization applied to an offshore wind turbine. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, pages 1–14, 2020.
- [93] I Enevoldsen and John Dalsgaard Sørensen. Reliability-based optimization in structural engineering. *Structural safety*, 15(3) :169–196, 1994.
- [94] Efstratios Nikolaidis and Ricardo Burdisso. Reliability based optimization : a safety index approach. *Computers & structures*, 28(6) :781–788, 1988.
- [95] de Maurice Lemaire. Fiabilité des structures : Couplage mécano-fiabiliste statique. *European Journal of Computational Mechanics/Revue Européenne de Mécanique Numérique*, 15(7-8) :989–992, 2006.
- [96] Dan M Frangopol and Samer Hendawi. Incorporation of corrosion effects in reliability-based optimization of composite hybrid plate girders. *Structural safety*, 16(1-2) :145–169, 1994.
- [97] Samer A Barakat, Abdallah I Husein Malkawi, and H Tahat Ra’ed. Reliability-based optimization of laterally loaded piles. *Structural safety*, 21(1) :45–64, 1999.
- [98] Jian Tu, Kyung K Choi, and Young H Park. A new study on reliability-based design optimization. 1999.
- [99] G Kharmanda, Niels Olhoff, and A El-Hami. Optimum values of structural safety factors for a predefined reliability level with extension to multiple limit states. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 27(6) :421–434, 2004.
- [100] G Kharmanda and Niels Olhoff. An optimum safety factor approach for reliability-based optimal design. In *An Optimum Safety Factor Approach for Reliability-Based Optimal Design*, page 6, 2003.
- [101] G. Kharmanda, M-H. Ibrahim, A. Abo Al-kheer, F. Guerin, and A. El-Hami. Reliability-based design optimization of shank chisel plough using optimum safety factor strategy. *Computers and Electronics in Agriculture*, 109 :162–171, 2014.
- [102] G Kharmanda and Niels Olhoff. Extension of optimum safety factor method to nonlinear reliability-based design optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 34(5) :367–380, 2007.

- [103] Ravi Kandasamy, Xiang-Qi Wang, and Arun S Mujumdar. Transient cooling of electronics using phase change material (pcm)-based heat sinks. *Applied thermal engineering*, 28(8-9) :1047–1057, 2008.
- [104] Alexander Forrester, Andras Sobester, and Andy Keane. *Engineering design via surrogate modelling : a practical guide*. John Wiley & Sons, 2008.
- [105] Achille Messac. *Optimization in practice with MATLAB® : for engineering students and professionals*. Cambridge University Press, 2015.
- [106] A Ben Abdesslem and Abdelkhalak El-Hami. A probabilistic approach for optimising hydroformed structures using local surrogate models to control failures. *International Journal of Mechanical Sciences*, 96 :143–162, 2015.
- [107] K Dammak, S Koubaa, A El Hami, L Walha, and M Haddar. Numerical modelling of vibro-acoustic problem in presence of uncertainty : Application to a vehicle cabin. *Applied Acoustics*, 144 :113–123, 2019.
- [108] A Guerine, A El Hami, L Walha, T Fakhfakh, and M Haddar. A polynomial chaos method for the analysis of the dynamic behavior of uncertain gear friction system. *European Journal of Mechanics-A/Solids*, 59 :76–84, 2016.
- [109] Timothy W Simpson, JD Poplinski, Patrick N Koch, and Janet K Allen. Metamodels for computer-based engineering design : survey and recommendations. *Engineering with computers*, 17(2) :129–150, 2001.
- [110] Nestor V Queipo, Raphael T Haftka, Wei Shyy, Tushar Goel, Rajkumar Vaidyanathan, and P Kevin Tucker. Surrogate-based analysis and optimization. *Progress in aerospace sciences*, 41(1) :1–28, 2005.
- [111] Genichi Taguchi. Introduction to quality engineering : designing quality into products and processes. Technical report, 1986.
- [112] Raymond H Myers, Douglas C Montgomery, and Christine M Anderson-Cook. *Response surface methodology : process and product optimization using designed experiments*. John Wiley & Sons, 2016.
- [113] Felipe AC Viana. Things you wanted to know about the latin hypercube design and were afraid to ask. In *10th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization*, Orlando, Florida, USA, 2013.

- [114] M. D. McKay, R. J. Beckman, and W. J. Conover. Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code. *Technometrics*, 21(2) :239–245, 1979.
- [115] Boxin Tang. Orthogonal array-based latin hypercubes. *Journal of the American Statistical Association*, 88(424) :1392–1397, 1993.
- [116] Art B. Owen. Controlling correlations in latin hypercube samples. *Journal of the American Statistical Association*, 89(428) :1517–1522, 1994.
- [117] Boxin Tang. Selecting latin hypercubes using correlation criteria. *Statistica Sinica*, pages 965–977, 1998.
- [118] Jeong-Soo Park. Optimal latin-hypercube designs for computer experiments. *Journal of statistical planning and inference*, 39(1) :95–111, 1994.
- [119] B. Beachkofski and R. Grandhi. Improved distributed hypercube sampling. In *43rd Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference*, Reston, VA, 2002. American Institute of Aeronautics and Astronautics.
- [120] Lei Shi, RJ Yang, and Ping Zhu. A method for selecting surrogate models in crashworthiness optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 46(2) :159–170, 2012.
- [121] Changwu Huang, Bouchaïb Radi, and Abdelkhalak El Hami. Uncertainty analysis of deep drawing using surrogate model based probabilistic method. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 86(9-12) :3229–3240, 2016.
- [122] Fatma Abid, Khalil Dammak, Abdelkhalak El Hami, Tarek Merzouki, Hassen Tra-belsi, Lassaad Walha, and Mohamed Haddar. Surrogate models for uncertainty analysis of micro-actuator. *Microsystem Technologies*, pages 1–12, 2020.
- [123] Khalil Dammak and Abdelkhalak El Hami. Multi-objective reliability based design optimization using kriging surrogate model for cementless hip prosthesis. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, pages 1–14, 2020.
- [124] Christopher KI Williams and Carl Edward Rasmussen. *Gaussian processes for machine learning*, volume 2. MIT press Cambridge, MA, 2006.
- [125] Jay D Martin and Timothy W Simpson. A study on the use of kriging models to approximate deterministic computer models. In *International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, volume 37009, pages 567–576, 2003.

- [126] Irfan Kaymaz. Application of kriging method to structural reliability problems. *Structural Safety*, 27(2) :133–151, 2005.
- [127] Jerome Sacks, Susannah B Schiller, and William J Welch. Designs for computer experiments. *Technometrics*, 31(1) :41–47, 1989.
- [128] Ann-Britt Ryberg, Rebecka Domeij Bäckryd, and Larsgunnar Nilsson. *Metamodel-based multidisciplinary design optimization for automotive applications*. Linköping University Electronic Press, 2012.
- [129] Yao Lin. *An efficient robust concept exploration method and sequential exploratory experimental design*. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 2004.
- [130] Khalil Dammak and Abdelkhalak El Hami. Multi-objective reliability based design optimization of coupled acoustic-structural system. *Engineering Structures*, 197 :109389, 2019.
- [131] Kalyanmoy Deb. Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms : an introduction. In *Multi-objective evolutionary optimisation for product design and manufacturing*, pages 3–34. Springer, 2011.
- [132] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and TAMT Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2) :182–197, 2002.
- [133] Aimin Zhou, Bo-Yang Qu, Hui Li, Shi-Zheng Zhao, Ponnuthurai Nagaratnam Suganthan, and Qingfu Zhang. Multiobjective evolutionary algorithms : A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(1) :32–49, 2011.
- [134] A Elhami, G Lallement, P Minotti, and S Cogan. Methods that combine finite group theory with component mode synthesis in the analysis of repetitive structures. *Computers & structures*, 48(6) :975–982, 1993.
- [135] Jianguang Fang, Yunkai Gao, Guangyong Sun, and Qing Li. Multiobjective reliability-based optimization for design of a vehicledoor. *Finite Elements in Analysis and Design*, 67 :13–21, 2013.
- [136] Hans Bruun Nielsen et al. Dace-a matlab kriging toolbox. 2002.
- [137] Bessem Debich, Abdelkhalak El Hami, Ahmed Yaich, Wajih Gafsi, Lassaad Walha, and Mohamed Haddar. An efficient reliability-based design optimization study for pcm-based heat-sink used for cooling electronic devices. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, pages 1–13, 2020.

- [138] Guangyong Sun, Guangyao Li, Shiwei Zhou, Hongzhou Li, Shujuan Hou, and Qing Li. Crashworthiness design of vehicle by using multiobjective robust optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 44(1) :99–110, 2011.
- [139] Samer Barakat, Khaldoon Bani-Hani, and Mohammed Q Taha. Multi-objective reliability-based optimization of prestressed concrete beams. *Structural Safety*, 26(3) :311–342, 2004.