

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMARI DE TIZIOUZOU

FACULTÉ DU GENIE DE LA CONSTRUCTION

DÉPARTEMENT DE GENIE MÉCANIQUE



Mémoire de fin d'études

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER

EN GENIE MÉCANIQUE

OPTION : GENIE DES MATÉRIAUX

Thème

**Diagnostic multi-échelle des plaques
composites stratifiées basé sur la courbure modale
: optimisation et étude statique**

Présenté par :

Mlle. HAMMADI Samia

Mlle. MOUSSOUS Cirta

FERHOUM Rabah

TIACHACHT Samir

SLIMANI Mohand

Président

Promoteur

Examineur

2024/2025

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à **Monsieur Samir TIACHACHT**, notre encadreur, pour son accompagnement rigoureux, sa disponibilité et la richesse de ses conseils tout au long de ce travail. Son encadrement a été déterminant pour la réalisation de ce mémoire.

Nous remercions également **Monsieur BEHTANI Amar**, pour son aide précieuse et ses remarques éclairées, qui ont contribué à enrichir ce travail.

Notre reconnaissance s'adresse également à **Monsieur SLIMANI Mohand, Monsieur Ferhoum Rabah**, membre du jury, pour l'intérêt porté à ce travail et pour ses observations constructives.

Nous souhaitons également adresser nos sincères remerciements à **l'administration de département de Génie Mécanique**, pour la qualité de l'encadrement pédagogique, l'organisation et le soutien apporté tout au long de notre parcours universitaire.

Enfin, nous remercions chaleureusement nos familles pour leurs appuis constant, leurs patiences et leurs encouragements tout au long de nos études.

Dédicace

À ma chère mère,

Pour ton amour inépuisable, ta force silencieuse et tes prières qui m'ont accompagné à chaque étape. Tu es le pilier de ma réussite, et ce mémoire est avant tout le tien.

À la mémoire de mon père, que Dieu ait son âme. Ton absence est immense, mais ta force, tes valeurs et ton souvenir m'accompagnent chaque jour.

À mes frères Menad et Mouhend, pour votre présence discrète mais rassurante, vos encouragements et votre soutien inestimable.

À mes sœurs Dhyia et Kahina, pour votre affection, vos mots doux et votre bienveillance à chaque étape de mon parcours.

À ma binôme et amie Samia

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance pour ces trois années de complicité, d'échanges et de travail partagé. Ta rigueur, ton esprit d'équipe et ton amitié ont grandement contribué à la réussite de ce mémoire. Merci pour ton soutien indéfectible tout au long de ce parcours.

Dédicace.

Louange à Dieu, le Tout-Puissant, pour le don de la vie, la foi, et pour avoir exaucé mes prières. C'est grâce à Sa force et à Sa miséricorde que j'ai pu mener ce travail à bien.

Je dédie ce modeste travail :

À mes chers parents, véritables piliers de ma vie, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices silencieux et leur soutien indéfectible.

À ma mère

Pour sa tendresse, sa patience et sa force silencieuse. Ton amour m'a portée plus loin que je ne l'aurais cru possible.

À mon père, pour sa présence bienveillante, ses encouragements et la sagesse de ses conseils. Merci d'avoir toujours cru en moi.

À mes frères **Rachid, Hamid et Smail**, et à mes sœurs **Faroudja, Djamila et Yamina**, pour leur présence constante, leur affection sincère et leurs encouragements. Vous êtes ma force et ma fierté.

À mes amies précieuses, **Djamila et Fadoua**, pour leur amitié sincère, leur soutien dans les moments difficiles et leur joie partagée dans les moments heureux.

À ma chère binôme Cirta, pour sa collaboration sérieuse, sa persévérance, et tous les instants de travail et de complicité partagés durant ce projet. Merci pour ta présence, ton écoute, ton énergie, et pour avoir été bien plus qu'une coéquipière : une amie, une sœur de cœur.

À tous les membres de ma famille, pour leur aide, leurs encouragements et leur bienveillance tout au long de ce parcours.

Lise des figures

Figure 0-1. Matériaux composites	4
Figure 0-2. Différents types de renforts [2].	5
Figure 0-3. Renforts unidirectionnels.....	5
Figure 0-4. Renforts toile ou taffetas.....	6
Figure 0-5. Renforts serge	6
Figure 0-6. Renforts satin.	7
Figure 0-7. Fibre de verre.....	7
Figure 0-8. Fibre de carbone.	8
Figure 0-9. Fibre d'aramide	8
Figure 0-10. Fibres céramiques	9
Figure 0-11. Différent types de matrice [2].	10
Figure 0-12. Principe du moulage au contact.....	12
Figure 0-13. Principe de moulage par projection	12
Figure 0-14. Principe de moulage sous vide	13
Figure 0-15. Constituant d'un stratifié.....	14
Figure II-1. les méthodes de maintenance.....	21
Figure II-2. Élément d'un stratifié	27
Figure III-1. Représentation tridimensionnelle de la plaque stratifiée	35
Figure III-2. La plaque CFFF.....	36
Figure III-3. La plaque CFFF.....	37
Figure III-4. La plaque CCCC.....	38
Figure III-5. La plaque CCCC.....	39
Figure IV-1 Plaque CFFF cas 1.....	48
Figure IV-2 Plaque CFFF cas 1.....	49
Figure IV-3 Plaque CFFF cas 1.....	51
Figure IV-4 Plaque CFFF cas 1.....	53
Figure IV-5 Plaque CFFF cas 2.....	55
Figure IV-6 Plaque CFFF cas 2.....	57
Figure IV-7 Plaque CFFF cas 2.....	59
Figure IV-8 Plaque CFFF cas 2.....	61

Liste des tableaux

Table I.1: caractéristiques mécaniques des renforts.....	9
Table II.2Caractéristique des matrices thermodurcissables et thermoplastiques.....	11
Table III.1.Element endommagées.....	35

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I. Introduction aux matériaux composites : Généralités et concepts fondamentaux.	3
I.1 Introduction	4
I.2 Renforts.....	4
I.2.1 Architecture des renforts.....	5
I.2.2 Fibre de verre.....	7
I.2.3 Fibre de carbone	7
I.2.4 Fibre d'aramide	8
I.2.5 Fibres céramique	8
I.2.6 Caractéristiques moyennes des fibres et renforts	9
I.3 Matrice	9
I.3.1 Résines thermodurcissables.....	10
I.3.2 Résines thermoplastiques	10
I.3.3 Les Caractéristiques des résines.....	11
I.4 Additifs.....	11
I.5 Procédés d'élaborations.....	11
I.5.1 Moulage au contact.....	11
I.5.2 Moulage par projection	12
I.5.3 Moulage sous vide.....	12
I.6 Structures composites stratifiées	13
I.7 La loi de mélange pour les composites stratifiés :.....	14
I.8 Comportement mécanique des matériaux composites	15
I.8.1 L'élasticité dans les matériaux composites	15
I.9 Différents types de matériaux :	16
I.9.1 Matériaux anisotropes :.....	16
I.9.2 Matériaux monocliniques :.....	16
I.9.3 Matériaux orthotropes :	17
I.9.4 Matériaux isotropes :.....	17
I.10 Conclusion :	18
Chapitre II. Maintenance et modélisation des plaques stratifiées.....	19

II.1	Introduction	20
II.2	Définitions normatives de la maintenance.	20
II.3	Méthode de maintenance.....	20
II.3.1	Maintenance corrective	21
II.3.2	La maintenance préventive.....	21
II.4	Principe méthodes non destructif	22
II.4.1	Le contrôle visuel	22
II.4.2	Le contrôle par ressuage.....	22
II.4.3	Le contrôle par ultrasons.....	22
II.4.4	Le contrôle par la radiographie	22
II.4.5	Contrôle par thermographie infrarouge	23
II.5	Contrôle continu de l'état de la structure	23
II.6	Méthodes basées sur des données vibratoires.	23
II.6.1	Méthode par changement de fréquence	23
II.6.2	Déformées propres.....	24
II.6.3	Amortissement	25
II.6.4	Fonctions de réponse fréquentielle (FRF)	25
II.7	Théorie des stratifié	26
II.8	Formulation d'un élément fini.....	26
II.8.1	Fonctions d'interpolation	27
II.8.2	Champ de déplacements	28
II.9	Conclusion.....	30
Chapitre III. Localisation d'endommagements basée sur les courbures modales.		31
III.1	Introduction	32
III.1.1	Travaux sur les méthodes basées sur les courbures modales (mode shapecurvature)	32
III.2	Présentation de la méthode	32
III.2.1	Méthode basée sur les courbures modales.....	32
III.2.2	Définition de l'indice de dommage.....	33
III.2.3	Indicateur d'endommagement de la forme des modes (MS)	33
III.2.4	Indice de dommage basé sur les courbures modales(DMC)	34

III.2.5 Indicateur d'endommagements NormalizedCurvature Damage Factor(NCDF) Error! Bookmark not defined.

III.3	Application de la méthode.....	34
III.3.1	Présentationsde la structure.....	34
III.4	Conclusion :	39
Chapitre IV. Localisation et quantification d’endommagement basé surles courbures modales couplée avec les algorithmes d’optimisation.		40
IV.1	Introduction.....	41
IV.1.1	Définition de l’optimisation.....	41
IV.1.2	Processus d’optimisation	41
IV.2	Définition de la méthode MantisShrimpOptimizationAlgorithm (MShOA)	41
IV.2.1	Modèle mathématique de la méthode MSHOA[24]	42
IV.3	Définition de la méthode Motheroptimizationalgorithm (MOA)	43
IV.3.1	Modèle mathématique de la méthode MotherOptimizationAlgorithm(MOA):	43
IV.4	Fonction objectif.....	46
IV.5	Résultat	47
IV.6	Conclusion	77
Conclusion Générale		78

Introduction générale

Dans les secteurs de l'aéronautique, du génie civil et de la mécanique, la fiabilité, la légèreté et la performance des structures sont des enjeux majeurs. C'est pourquoi les matériaux composites se sont imposés comme des solutions incontournables. Grâce à leurs propriétés mécaniques spécifiques élevées et à leur grande flexibilité de conception, ils permettent de créer des structures à la fois résistantes et légères. Cependant, leur comportement complexe, en particulier en présence d'endommagements internes souvent invisibles en surface, exige le développement de stratégies avancées pour assurer leur intégrité tout au long de leur durée de vie.

La Surveillance de l'État de Santé des Structures (SHM) répond à ces défis. Elle vise à détecter, localiser et quantifier les dommages de manière fiable, en s'appuyant sur des méthodes de mesure non destructives et automatisées. Parmi celles-ci, les approches basées sur l'analyse des données vibratoires se distinguent par leur sensibilité accrue aux variations de rigidité locale, notamment l'analyse des courbures modales comme un outil puissant pour la détection précoce des dégradations.

Ce mémoire adopte une démarche progressive, structurée autour de quatre chapitres complémentaires :

Chapitre I : Présentation des matériaux composites, de leurs constituants, de leurs propriétés mécaniques, ainsi que des lois de comportement et de la théorie des stratifiés, essentielles pour comprendre leur réponse mécanique.

Chapitre II : Examen des méthodes de maintenance, des techniques de contrôle non destructif (CND), et de la modélisation des plaques composites via la méthode des éléments finis, un outil crucial pour simuler les réponses vibratoires de la structure.

Chapitre III : Introduction de la méthode de détection et localisation basée sur les courbures modales, avec la présentation de divers indicateurs Normalized Curvature Damage Factor (NCDF) capables de localiser précisément les zones endommagées à partir des déplacements.

Chapitre IV : Approfondissement de cette démarche en associant à l'analyse vibratoire des algorithmes d'optimisation bio-inspirés Mother optimization algorithm (MOA) Mantis Shrimp Optimization Algorithm (MShOA), permettant une quantification plus efficace des dommages grâce à un processus automatisé et intelligent.

Ce travail vise ainsi à contribuer à l'amélioration des techniques de diagnostic des structures composites, en intégrant la simulation numérique, l'analyse modale et l'intelligence artificielle dans un cadre cohérent et innovant.

**Chapitre I. Introduction aux matériaux
composites : Généralités et concepts
fondamentaux.**

I.1 Introduction

Les matériaux composites sont des matériaux innovants constitués d'au moins deux éléments distincts : des renforts et une matrice. Les renforts, souvent des fibres (verre, carbone, etc.), apportent la résistance mécanique, tandis que la matrice (une résine, par exemple) assure la cohésion entre ces fibres[1].

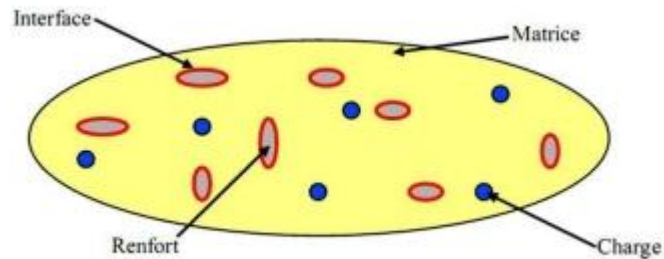


Figure 0-1. Matériaux composites

I.2 Renforts

Les renforts jouent un rôle essentiel dans les propriétés mécaniques des matériaux composites. Il existe une grande variété de fibres disponibles sur le marché, le choix dépendant souvent du coût souhaité pour la structure à réaliser. Les renforts en fibres se déclinent sous plusieurs formes, notamment :

Linéaires : Fils, mèches.

Tissus de surface : Tissus, mats.

Multidirectionnels : Tresses, tissus complexes, ou tissages tri-directionnels (voire plus).

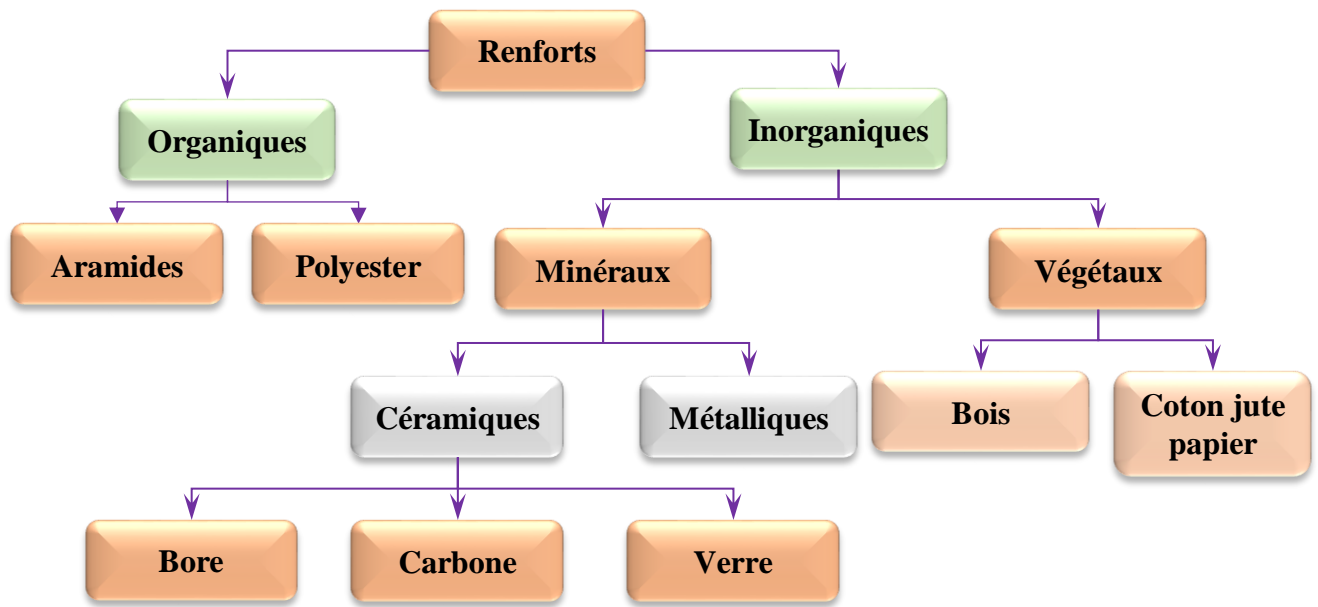


Figure 0-2. Différents types de renforts[2].

I.2.1 Architecture des renforts

Il existe différents géométries et textures de renforts.

➤ Les unidirectionnels (UD)

Dans une nappe unidirectionnelle (UD), les fibres sont disposées parallèlement les unes aux autres, maintenues par une trame très fine. Ces nappes présentent un taux de déséquilibre élevé (ou "fort déséquilibre"), car la majorité des propriétés mécaniques sont orientées dans une seule direction.

Les tissus, quant à eux, sont formés de fils de chaîne et de trame qui s'entrecroisent perpendiculairement. C'est le type d'entrecroisement, aussi appelé armure, qui définit leurs caractéristiques.

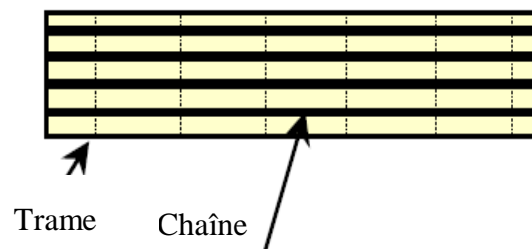


Figure 0-3. Renforts unidirectionnels

➤ Toile ou taffetas

Chaque fil de chaîne s'entrelace en passant alternativement au-dessus et en dessous de chaque fil de trame, et vice versa. Le tissu ainsi obtenu présente une bonne planéité et une certaine rigidité, mais il est

peu flexible lors de sa mise en œuvre. Les nombreux entrecroisements successifs entraînent un embuvage significatif, ce qui diminue les propriétés mécaniques.

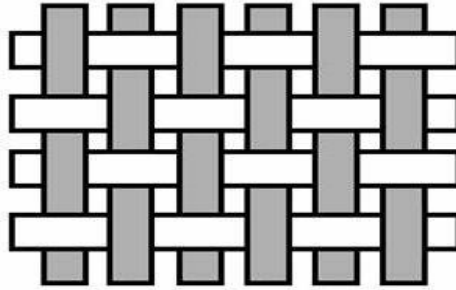


Figure 0-4. Renforts toile ou taffetas.

➤ **Serge**

Chaque fil de chaîne passe au-dessus de plusieurs fils de trame, tandis que chaque fil de trame passe au-dessus de plusieurs fils de chaîne. Cette armure est plus souple que celle du taffetas et présente une bonne densité de fils. À côté, on trouve un sergé 2/2.

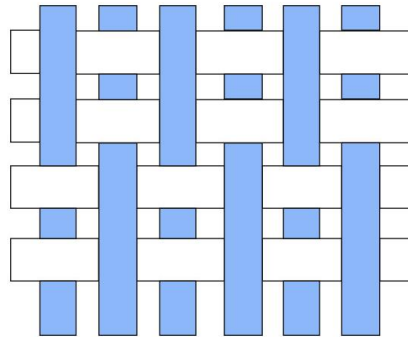


Figure 0-5. Renforts serge

➤ **Satin**

Chaque fil de chaîne passe au-dessus de plusieurs fils de trame ($n-1$) et inversement. Ces tissus présentent des aspects différents de chaque côté. Ils sont relativement souples et conviennent bien à la mise en forme de pièces aux surfaces complexes. Ces types de tissu ont une masse spécifique élevée.

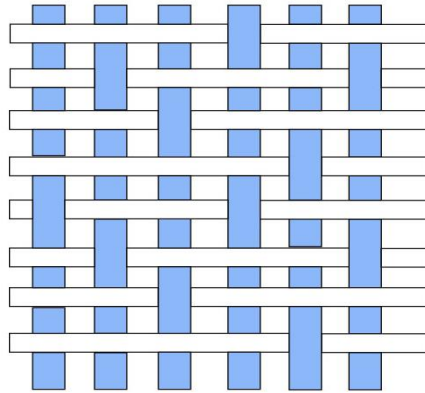


Figure 0-6. Renforts satin.

I.2.2 Fibre de verre

La fibre de verre est essentielle des composites de grand diffusion, constitué de fils très fins de verre, généralement tissés ou assemblés sous forme de matelas ou de tissu. Elle est souvent combinée avec des résines pour former un matériau rigide et résistant. Les fibres de verre sont obtenues à partir de sable (silice) et d'additif (alumine, magnésie, oxyde de bore). Cependant, en raison de la faible rigidité de ces fibres, celles-ci sont souvent remplacées par des fibres d'aramides ou des fibres de carbone dans les applications à hautes performances.



Figure 0-7. Fibre de verre.

I.2.3 Fibre de carbone

Les fibres de carbone sont fabriquées à partir de précurseurs chimique (fibres synthétiques, brai de charbon ou de pétrole) et principalement de poly acrylonitrile (PAN). C'est la fibre la plus utilisées dans les applications hautes performances.



Figure 0-8. Fibre de carbone.

I.2.4 Fibre d'aramide

Souvent désignée sous le nom de KEVLAR, la fibre d'aramide provient de la chimie des polyamides aromatiques. Nous pouvons trouver deux types de fibres d'aramide ayant des rigidités différentes :

- La fibre à faible module : utilisée pour les câbles et les gilets pare-balles.
- La fibre à haut module : employée dans le renforcement des composites hautes performances.

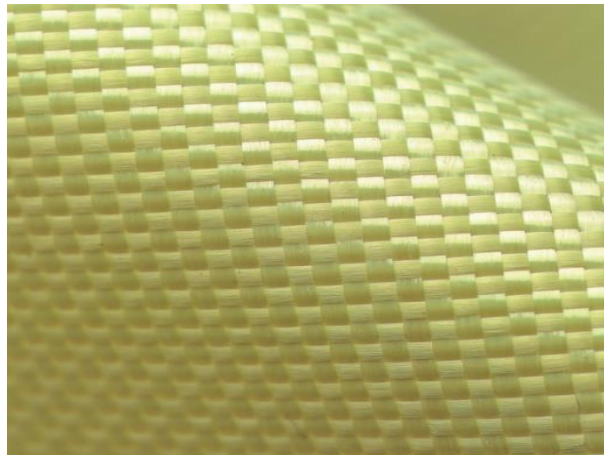


Figure 0-9. Fibre d'aramide

I.2.5 Fibres céramique

Les matériaux composites de type céramique sont généralement composés de renforts et d'une matrice en céramique. Les fibres sont fabriquées par dépôt chimique en phase vapeur sur un fil support. Utilisés dans des applications à très haute température, allant de 500 à 2000°C, ces matériaux sont notamment employés dans les parties chaudes des moteurs d'avion.

Voici deux exemples de fibres céramiques :

- Fibre de carbure de silicium.
- Fibre de bore.



Figure 0-10. Fibres céramiques

I.2.6 Caractéristiques moyennes des fibres et renforts

Ce tableau compare les propriétés mécanique moyennes des plusieurs types de fibre utilisées en renforcement.

Fibre	Verre E	Verre R	Aramide BM	Aramide HM	Kelvar
Densité	2.54	2.48	1.45	1.45	-
σ_r (Mpa) en traction	3400	4400	3100	3100	2900
Allongement à la rupture en %	4.8	5.4	2	1	2.3
E_L (Mpa) Longitudinale	73000	86000	70000	130000	130000
Diamètre du filament élémentaire μm	30-mars	30-mars	12	12	1.45

Table I.1: caractéristiques mécaniques des renforts

I.3 Matrice

La matrice est l'élément qui relie et maintient les fibres ensemble. Elle répartit les efforts (résistance à la compression ou à la flexion) et offre une protection chimique aux fibres. La classification des types de matrice que l'on rencontre fréquemment est présentée dans la figure :

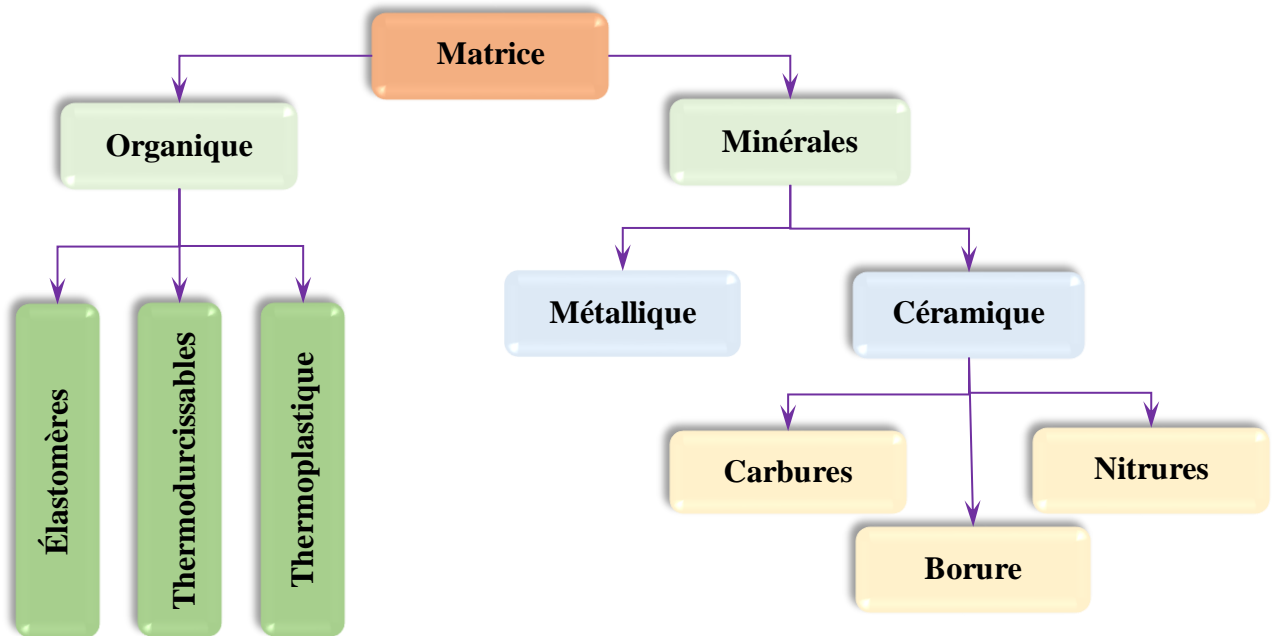


Figure 0-11. Différents types de matrice [2].

Les résines les plus employées dans les matériaux composites sont les résines thermodurcissables et les résines thermoplastiques.

I.3.1 Résines thermodurcissables

Les résines thermodurcissables, également appelées résines thermostable, sont des polymères qui durcissent lorsqu'ils sont exposés à la chaleur. Sont plus utilisées pour des raisons de prix, elle est généralement liquide qui imprègnent facilement les fibres, on distingue :

- Époxy : Très appréciées pour leur adhérence et leur résistance mécanique.
- Polyester : Utilisées pour leur bonne résistance aux acides et à l'eau.
- Phénolique : Connues pour leurs excellentes propriétés de résistance au feu.

I.3.2 Résines thermoplastiques

La résine thermoplastique est un type de matériau plastique qui peut être fondu et reformé plusieurs fois sans subir de modification chimique. Ils ont la capacité, à l'état ramolli, de se mouler facilement grâce à leur plasticité.

Les résines thermoplastiques utilisées pour la réalisation des matériaux composites :

- Les polymères de grandes diffusions, surtout le polypropylène.
- Les polymères techniques (PC, PET, PA, POM).

- Les polymères à haut performances, assimilés aux thermostables (PPE, PAI, PSU...etc.)

I.3.3 Les Caractéristiques des résines

Ce tableau compare les principales caractéristiques des matrices thermodurcissables et thermoplastiques, notamment leur état initial, leurs conditions de stockage, leur aptitude au moulage et la durée de leur cycle de transformation.

Matrice	Thermodurcissables	Thermoplastique
État de base	Liquide Visqueux à polymériser	Solide prêt à l'emploi
Stockage	Réduit	Illimité
Mouillabilité des renforts	Aisée	Difficile
Moulage	Chauffage continu	Chauffage+ refroidissement
Cycle	Long (polymérisation)	Court

Table II.2 Caractéristique des matrices thermodurcissables et thermoplastiques.

I.4 Additifs

Les additifs sont présents en petites quantités (quelques pourcents ou moins) et remplissent diverses fonctions telles que :

- Lubrifiants et agents de démoulage.
- Pigments et colorants.
- Agents anti-retrait.
- Agents anti-ultraviolets.

I.5 Procédés d'élaborations

La majorité des techniques de réalisation impliquent la création de composants en matériaux composites en superposant des couches successives qui comprennent une matrice et un renfort [3].

I.5.1 Moulage au contact

Le moulage au contact à Montréal est une technique ancienne qui utilise des matériaux composites. Elle consiste à appliquer une couche de surface (gelcoat) suivie de renforts en mat ou en tissu imprégnés de résine, en ajoutant des couches jusqu'à atteindre l'épaisseur désirée.

Le moule se polymérise ensuite à température ambiante ou par chauffage. Une fois la résine durcie, la pièce peut être démoulée et découpée.

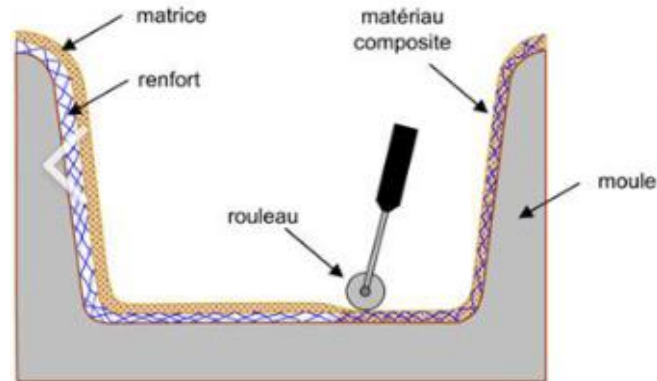


Figure 0-12. Principe du moulage au contact.

I.5.2 Moulage par projection

Le moulage est réalisé en projetant simultanément des fibres coupées et de la résine catalysée sur un moule. L'équipement utilisé comprend une machine qui coupe le stratifié et un pistolet qui projette les fibres et la résine, le tout fonctionnant avec de l'air comprimé. Ensuite, la couche de fibres imprégnées de résine est compactée et ébullée à l'aide d'un rouleau cannelé. Cette méthode de moulage par projection permet de produire de grandes quantités de pièces à un coût réduit.

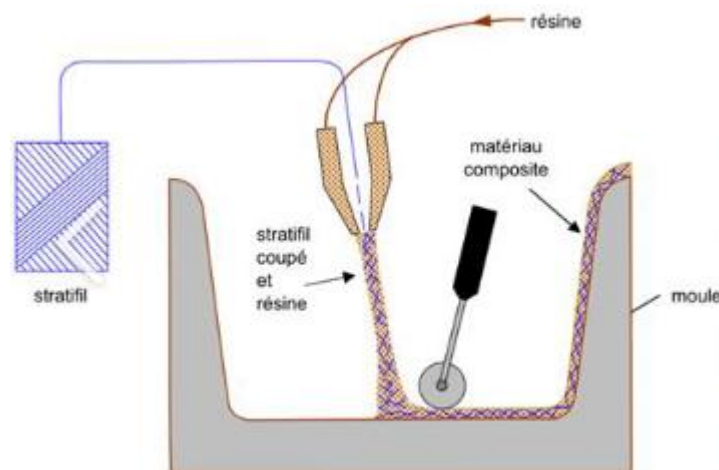


Figure 0-13. Principe de moulage par projection

I.5.3 Moulage sous vide

Le moulage sous vide se réalise entre un moule et un contre-moule qui peut être rigide, semi-rigide ou souple, selon la technologie utilisée. Le renfort est positionné à l'intérieur du moule, puis la résine catalysée

est versée sur ce renfort. La pression créée lors de la mise sous vide permet de répartir la résine et d'imprégner le renfort de manière homogène.

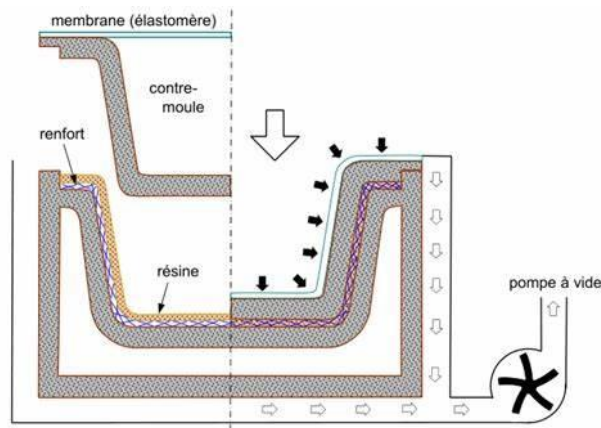


Figure 0-14. Principe de moulage sous vide

I.6 Structures composites stratifiées

Un matériau stratifié est constitué de plusieurs couches de fibres disposées selon des orientations spécifiques. Ces couches sont faites soit de nappes unidirectionnelles ou de tissus, et liées par une matrice. Cette structure permet d'ajuster l'orientation des fibres pour maximiser la résistance du matériau face aux faces, comme la traction, la compression ou la flexion. Il est crucial de comprendre comment ces couches réagissent aux différentes sollicitations pour concevoir des structures robustes et adaptées à leur utilisation.

Le choix de l'empilement et plus particulièrement des orientations permettra d'avoir des propriétés mécaniques spécifiques. On pourra avoir des stratifiées de type :

1. Équilibré : stratifié comportant autant de couches orientées suivant les directions couches orientées.
2. Symétrique : stratifié comportant des couches disposées symétriquement par rapport à un plan moyen.
3. Antisymétrique : stratifié comportant des couches disposées non symétriquement par rapport à un plan moyen.
4. Croisé : stratifié comportant autant des couches à 0° que de couches à 90° .
5. Hybride : les couches successives comportant des fibres de natures différentes, il s'agit d'un stratifié hybride.

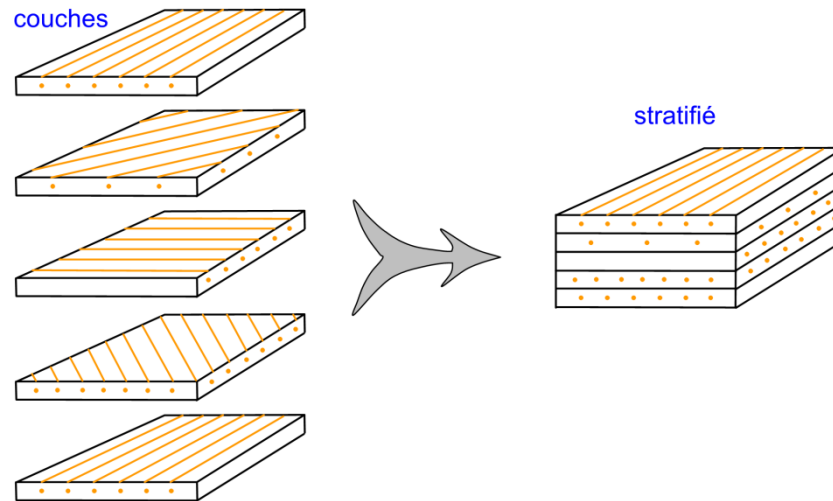


Figure 0-15. Constituant d'un stratifié

I.7 La loi de mélange pour les composites stratifiés :

Les déformations des matériaux homogènes de manière relativement simple à l'aide des modules d'élasticité et des contraintes de déformation, qui sont des caractéristiques fondamentales des matériaux bruts. En revanche, pour les composites, chaque composant joue un rôle distinct, et c'est la combinaison de ces propriétés qui donne au matériau final ses caractéristiques uniques. Bien que ces caractéristiques soient le fruit d'interactions complexes entre le renfort et la matrice, il est possible d'estimer simplement ces propriétés en utilisant la loi des Mélanges appliquée aux composites stratifiés :

$$\rho_c = \rho_f * V_f + \rho_m * V_m \quad \text{I.1}$$

Où $(V_f + V_m) = 1$ Dans cette équation.

- V_f : Représente la fraction volumique des fibres.
- V_m : Celle de la matrice.
- ρ_c : Représente le poids estimé du composite
- ρ_f : La masse volumique de fibre
- ρ_m : La masse volumique de la matrice

Ces valeurs sont théoriques, et en pratique, la présence de vides implique que $(V_f + V_m)$ est inférieur ou égal à 1. Par exemple, le module d'élasticité en traction peut être évalué en fonction des modules respectifs de la fibre et de la matrice. Cette relation peut être modélisée par un système de ressorts disposés en parallèle. L'équation s'exprime ainsi :

$$E_c = E_f * V_f + E_m * V_m \tag{I.2}$$

- E_c : Module d'élasticité de composites.
- E_f : Module d'élasticité de fibre.
- E_m Module d'élasticité de la matrice.
- V_f : Fraction volumique de fibre.
- V_m : Fraction volumique de la matrice.

I.8 Comportement mécanique des matériaux composites

I.8.1 L'élasticité dans les matériaux composites

Les champs de déformation et de contrainte dans un matériau sont reliés par des règles appelées lois de comportement, qui définissent le comportement mécanique de ce matériau. Ces règles sont formulées par des axiomes qui expliquent au mieux les phénomènes observés. À une température donnée, de nombreux matériaux solides déformables présentent un comportement élastique linéaire.

➤ Notation

La matrice des neuf composantes du tenseur des contraintes est simplifiée en une matrice colonne à six composantes. On emploie les notations suivantes :

Notation standard : $\sigma_{11} \sigma_{22} \sigma_{33} \sigma_{23} \sigma_{13} \sigma_{12}$

Notation contractée : $\sigma_1 \sigma_2 \sigma_3 \sigma_4 \sigma_5 \sigma_6$

Des notations similaires sont également utilisées pour les déformations. Sous l'effet de contraintes agissant dans toutes les directions, la loi de Hooke pour un élément en matériau linéaire élastique isotrope s'exprime de la manière.

➤ Matrice de rigidité

La relation d'élasticité linéaire peut s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} \sigma_1 \\ \sigma_2 \\ \sigma_3 \\ \sigma_4 \\ \sigma_5 \\ \sigma_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} & C_{16} \\ C_{12} & C_{22} & C_{23} & C_{24} & C_{25} & C_{26} \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & C_{34} & C_{35} & C_{36} \\ C_{14} & C_{24} & C_{34} & C_{44} & C_{45} & C_{46} \\ C_{15} & C_{25} & C_{35} & C_{45} & C_{55} & C_{56} \\ C_{16} & C_{26} & C_{36} & C_{46} & C_{56} & C_{66} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \tag{I.3}$$

Sous forme condensée :

$$\sigma = C\varepsilon \quad \text{I.4}$$

Cette loi, souvent désignée comme la loi de Hooke généralisée, présente la matrice de rigidité C , qui est symétrique. Ainsi, le comportement linéaire d'un matériau est décrit de manière générale à l'aide de 21 coefficients indépendants, qui constituent les 21 constantes de rigidité C_{ij} .

➤ **Matrice de flexibilité (souplesse) :**

La relation précédente peut également être exprimée sous sa forme inverse :

$$\varepsilon = S\sigma \quad \text{I.5}$$

La matrice S est désignée comme matrice de flexibilité ou matrice de souplesse, et elle s'exprime de manière générale comme suit :

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} & S_{14} & S_{15} & S_{16} \\ S_{12} & S_{22} & S_{23} & S_{24} & S_{25} & S_{26} \\ S_{13} & S_{23} & S_{33} & S_{34} & S_{35} & S_{36} \\ S_{14} & S_{24} & S_{34} & S_{44} & S_{45} & S_{46} \\ S_{15} & S_{25} & S_{35} & S_{45} & S_{55} & S_{56} \\ S_{16} & S_{26} & S_{36} & S_{46} & S_{56} & S_{66} \end{bmatrix} \quad \text{I.6}$$

Avec

$$S = C^{-1} \quad \text{I.7}$$

Les coefficients S_{ij} sont connus sous le nom de constantes de flexibilité ou constantes de souplesse.

I.9 Différents types de matériaux :

I.9.1 Matériaux anisotropes :

En règle générale, nous pouvons décrire le comportement linéaire d'un matériau en nous basant sur 21 constantes distinctes. Dans ce contexte, nous qualifions le matériau de triclinique (sans aucune propriété de symétrie). La majorité des matériaux anisotropes ont une structure qui présente une ou plusieurs symétries, diminuant ainsi le nombre de constantes indépendantes requises pour caractériser leur comportement.

I.9.2 Matériaux monocliniques :

Nous appelons un matériau monoclinique un matériau qui possède un plan de symétrie. Si le plan de symétrie est un plan (1, 2), nous obtenons :

$$C_{ij} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & 0 & 0 & C_{16} \\ C_{12} & C_{22} & C_{23} & 0 & 0 & C_{26} \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & 0 & 0 & C_{36} \\ 0 & 0 & 0 & C_{44} & C_{45} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & C_{45} & C_{55} & 0 \\ C_{16} & C_{26} & C_{36} & 0 & 0 & C_{66} \end{bmatrix} \quad \text{I.8}$$

Selon cette nouvelle version de la matrice de rigidité, nous observons que le nombre de constantes d'élasticité indépendantes s'élève à 13 plutôt qu'à 21 comme initialement prévu.

I.9.3 Matériaux orthotropes :

Un matériau orthotrope présente trois plans de symétrie qui sont perpendiculaires les uns aux autres. Il faut noter que l'existence de deux plans de symétrie perpendiculaires implique l'existence d'un troisième. Nous obtenons donc la configuration de la matrice de rigidité en ajoutant au matériau monoclinique un plan de symétrie qui est perpendiculaire à celui mentionné précédemment.

$$C_{ij} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & 0 & 0 & 0 \\ C_{12} & C_{22} & C_{23} & 0 & 0 & 0 \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{45} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{55} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & C_{66} \end{bmatrix} \quad \text{I.9}$$

La matrice de flexibilité a une forme identique. Nous réduisons le nombre de constantes d'élasticité indépendantes à 9.

I.9.4 Matériaux isotropes :

Nous qualifions un matériau d'isotrope lorsque ses propriétés ne dépendent pas de la sélection des axes de référence. Dans cette situation, le nombre de constantes de rigidité indépendantes est de 2. Habituellement, les coefficients de rigidité sont définis en utilisant les coefficients de Lamé λ et μ . Nous exprimons alors la matrice de rigidité sous cette forme :

Dans ce cas l'expression des contraintes en termes de déformations est fournie par la relation suivante :

$$C_{ij} = \begin{bmatrix} \lambda + 2\mu & \lambda & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & \lambda + 2\mu & \lambda & 0 & 0 & 0 \\ \lambda & \lambda & \lambda + 2\mu & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mu & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mu & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \mu \end{bmatrix} \quad \text{I.10}$$

$$\sigma_{ij} = \lambda \cdot \delta_{ij} \cdot \text{tr} \varepsilon + 2 \cdot \mu \cdot \varepsilon_{ij} \quad \text{I.11}$$

Nous :

$$\text{Tr} \varepsilon = \varepsilon_{kk} = \varepsilon_{11} + \varepsilon_{22} + \varepsilon_{33} \quad \text{I.12}$$

Nous parlons de déformation volumique du matériau. À l'inverse, la relation suivante exprime les déformations en fonction des contraintes :

$$\varepsilon_{ij} = \frac{\lambda}{2 \cdot \mu \cdot (3 \cdot \lambda + 2 \cdot \mu)} \cdot \delta_{ij} \cdot \text{tr} \sigma + \frac{1}{2\mu} \sigma_{ij} \quad \text{I.13}$$

La formule mentionnée précédemment est généralement déterminée en termes du module d'élasticité longitudinale E et de coefficient de poisson ν . Cela est dû au fait que ces deux paramètres peuvent être identifiés par une simple évaluation de traction.

$$\varepsilon_{ij} = -\frac{\nu}{E} \delta_{ij} \cdot \text{tr} \sigma + \frac{1 + \nu}{E} \sigma_{ij} \quad \text{I.14}$$

I.10 Conclusion :

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les généralités sur les matériaux composites en mettant en évidence leurs constituants et leurs principales caractéristiques. Nous avons décrit les différents types de renforts et de matrices, ainsi que leurs rôles respectifs dans les performances du matériau final. Ensuite, nous avons exposé les principaux modes d'élaboration des composites, en soulignant les techniques les plus couramment employées pour obtenir des structures homogènes et performantes. Enfin, nous avons brièvement abordé le comportement mécanique des composites, en présentant les notions de base nécessaires à la compréhension de leur réponse aux sollicitations.

L'ensemble de ces éléments fondamentaux constitue une base indispensable pour aborder les étapes suivantes de ce travail.

Chapitre II. Maintenance et modélisation des plaques stratifiées.

II.1 Introduction

Les tests non destructifs (CND) sont largement utilisés pour vérifier l'intégrité des structures, mais ils ne permettent pas une surveillance continue. La Surveillance de l'État de la Structure (SHM) est une évolution des méthodes traditionnelles de CND qui permet un contrôle automatisé et continu en temps réel, minimisant ainsi l'intervention humaine.

II.2 Définitions normatives de la maintenance.

Selon la norme "NF EN 13306 (2001)", la maintenance regroupe l'ensemble des actions techniques, administratives et de gestion mises en œuvre tout au long du cycle de vie d'un bien, dans le but de le conserver ou de le rétablir dans un état dans lequel il peut assurer les fonctions attendues, en toute sécurité. Elle a pour objectif de préserver ou de restaurer les équipements afin qu'ils soient en mesure de fournir les services prévus[4].

II.3 Méthode de maintenance

Le choix des méthodes de maintenance se fait en fonction de la politique de maintenance de l'entreprise et doit être validé par la direction. Pour faire ce choix, il est important de connaître les objectifs de la direction, les décisions politiques de maintenance, mais il faut en plus savoir l'exploitation et les éléments du matériel; le comportement du matériel en service; les conditions d'application de chaque méthodes les coûts de maintenance et les coûts de perte de production[4].

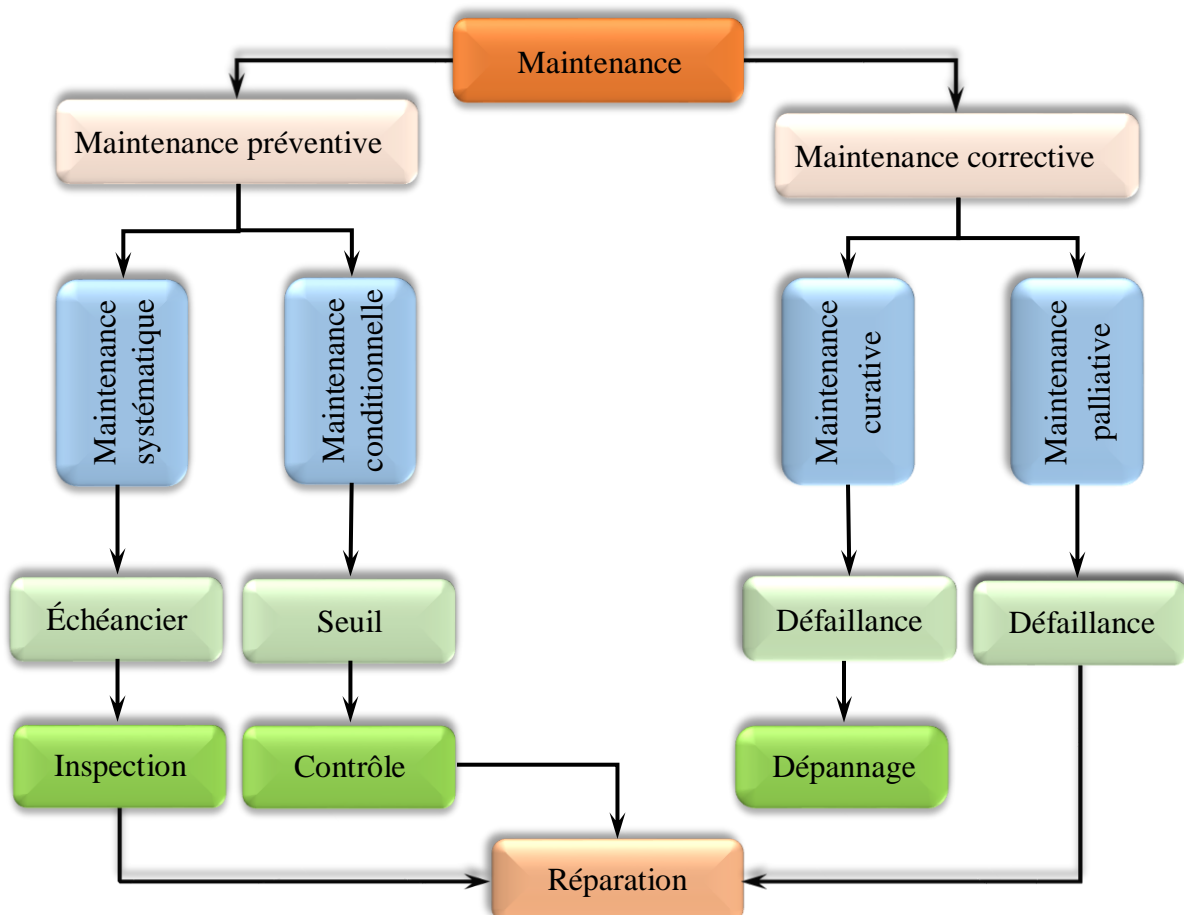


Figure II-1. les méthodes de maintenance

II.3.1 Maintenance corrective

Il s'agit du tout ensemble des activités du maintenance, exécutées après la perte d'un bien ou la détérioration de sa fonction, et qui lui permettent de remplir une fonction requise au moins temporairement. Ce type d'activités implique notamment la localisation de la défaillance et son diagnostic, la remise en état de bon fonctionnement avec ou sans modification. Celle-ci se décompose en deux types :

1. Maintenance palliative :

La maintenance palliative regroupe les actions de maintenances correctives visant à permettre à un équipement de remplir temporairement, en tout ou en partie, sa fonction. Souvent appelé dépannage, elle se compose principalement d'interventions provisoires qui devront être suivies d'une réparation définitive.

2. La maintenance curative

La maintenance curative consiste à réparer ou modifier un bien pour rétablir durablement son bon fonctionnement après une défaillance.

II.3.2 La maintenance préventive

Visé à éviter les pannes en assurant des interventions planifiées et régulières. Elle permet de détecter les dysfonctionnements temps afin de garantir la fiabilité, la performance et la longévité des équipements industriels.

Cette méthode se divise en deux types principaux :

1. La maintenance systématique

Consiste à remplacer ou réparer les composants à intervalles réguliers indépendamment à leur état réel.

2. Maintenance préventive conditionnelle

La maintenance préventive conditionnelle repose sur l'évaluation de l'état réel des éléments, les interventions sont effectuées uniquement lorsque des signes de dégradation sont détectés.

II.4 Principe méthodes non destructif

Les méthodes de contrôle non destructif (CND) les plus courantes pour analyser les défaillances des pièces en matériaux composites sont :

- Le contrôle visuel.
- Le contrôle par ressuage.
- Contrôle par ultrasons.
- Contrôle par radiographie.
- Contrôle par thermographie infrarouge.

II.4.1 Le contrôle visuel

Le contrôle visuel est la première de l'inspection des pièces. Il est simple permet de détecter les défauts en surface, mais il présente des limitations qui justifient le développement d'autres techniques de contrôle [5].

II.4.2 Le contrôle par ressuage

Le contrôle par ressuage est une méthode d'inspection visuelle qui utilise un liquide pénétrant pour détecter les fissures et autres défauts de surface dans les matériaux. Il est efficace pour les matériaux non magnétiques comme l'aluminium, le cuivre, le titane. Le ressuage peut détecter des défauts aussi petits que 1 à 2 μm d'ouverture et 1/100 de mm de profondeur.

II.4.3 Le contrôle par ultrasons

Le contrôle par ultrasons est une technique non destructive qui permet de détecter les défauts à l'intérieur d'un matériau. Cette méthode repose sur la transmission et la réflexion d'ondes ultrasonores à l'intérieur du matériau. Les ondes utilisées peuvent être libre (de compression ou de cisaillement) ou guidées (de surface ou de plaque) [6].

II.4.4 Le contrôle par la radiographie

La radiographie est une méthode de contrôle non destructif (CND) qui utilise les rayons X et gamma pour détecter les défauts internes ou débouchant dans divers matériaux. Ces rayons, qui sont des ondes électromagnétiques de très faible longueur d'onde, permettent de visualiser et de mesurer des imperfections telles que les porosités, les fissures et les manques de pénétration en soudure.

II.4.5 Contrôle par thermographie infrarouge

La structure à inspecter est soumise à un chauffage. En présence d'un défaut, le transfert de chaleur est altéré. Une caméra infrarouge capte le rayonnement thermique émis par la surface de l'objet et le transforme en une image visible. Cette méthode permet d'obtenir une cartographie des isothermes à la surface de la structure, facilitant ainsi l'évaluation de son intégrité.

II.5 Contrôle continu de l'état de la structure

Les méthodes de détection des dommages sont essentielles pour la surveillance de l'état de santé des structures (SHM). Un dommage est défini comme tout changement qui affecte les performances d'une structure. Il existe quatre niveaux de détection des endommagements :

Niveau 1 : détecter la présence d'endommagement.

Niveau 2 : identifier le type et l'emplacement des endommagements.

Niveau 3 : quantifier la gravité des endommagements.

Niveau 4 : prédire la durée de vie restante de la structure en suivant l'évolution des endommagements et les conditions d'utilisation.

Le développement des méthodes de détection des endommagements implique une collaboration entre diverses disciplines, notamment la technologie des capteurs, les matériaux intelligents, le traitement du signal, les systèmes intégrés et l'interprétation des données.

La détection par données vibratoires joue un rôle majeur dans la recherche SHM, avec de nombreuses techniques et algorithmes développés et appliqués dans des secteurs comme le génie civil, l'aéronautique, les plateformes offshore et les pipelines.

II.6 Méthodes basées sur des données vibratoires.

II.6.1 Méthode par changement de fréquence

Le changement de fréquence est un indicateur de dommage largement étudié. Il est considéré comme le plus simple à mesurer parmi tous les paramètres dynamiques. Ce changement dans les fréquences structurales modifie les fréquences propres de la structure.

Cependant, l'utilisation du changement de fréquence naturelle seul présente des limites dans certaines applications. Par exemple, dans le cas des ponts, le changement de fréquence peut être plus sensible à la température et l'humidité qu'à la présence de dommages (Ferrari et al)[7].

La détection de dommage basée sur la fréquence est une technique prometteuse pour évaluer l'état de santé des structures. Le principe repose sur le fait que les dommages affectent les propriétés vibratoires d'une structure, entraînant des changements dans ces fréquences naturelles.

Différentes méthodes ont été développées pour localiser et quantifier les dommages en analysant les variations de fréquences. Les travaux d'Adams et Cawley[8] ont démontré que le rapport de variation de fréquence entre deux modes est lié à la localisation du dommage, en supposant que la rigidité et la fréquence sont indépendantes. D'autres chercheurs, comme Stubbs et Osegueda[9][10] ont développé une approche de détection de dommage basée sur les changements de fréquence naturelle, s'appuyant sur le critère de Cawley-Adams. Friswell et al [10] ses collègues ont ensuite amélioré ce critère en intégrant des analyses statistiques pour les scénarios de dommages .

Palacz et Krawczuk[11] ont comparé différentes méthodes basées sur les données vibratoires, y compris le critère de Cawley-Adams, pour détecter les dommages sur des poutres fissurées.

Cependant, les fréquences naturelles ne sont pas toujours sensibles aux dommages situés dans les zones faibles contraintes. Pour pallier ce problème, Messina et al[12] ont développé un algorithme appelé DLAC, qui utilise les modèles de variation de fréquence pour localiser et a été généralisée pour prendre en compte les dommages multiples (MDLAC) en intégrant les formes propres aux fréquences.

Le DLAC a pour expression :

$$DLAC_j = \frac{|\Delta\omega_j^T \delta\omega_j|^2}{(\Delta\omega_j^T \Delta\omega_j)(\delta\omega_j^T \delta\omega_j)} \quad \text{II.1}$$

Avec :

$$\Delta\omega = \frac{\omega_s - \omega_d}{\omega_s} \quad \text{II.2}$$

II.6.2 Déformées propres

Les déformées propres représentent la distribution spatiale des amplitudes associées à chaque fréquence de résonance. Le critère d'assurance modale (MAC), ainsi que ses variantes, a été développé au cours des dernières décennies comme un outil d'analyse permettant d'évaluer l'information modale spatiale (Allemang)[13]. L'indicateur MAC s'exprime par la formule suivante :

$$MAC_{ij} = \frac{|\sum_{k=1}^n [\phi_s]_k^i [\phi_d]_k^j|^2}{\sum_{k=1}^n ([\phi_s]_k^i)^2 \sum_{k=1}^n ([\phi_s]_k^j)^2} \quad \text{II.3}$$

West [14] est sans doute l'un des premiers à avoir proposé une étude systématique utilisant le MAC comme indicateur statistique. Cet outil permet de corrélérer les déformées propres d'une structure saine avec celles d'une structure endommagée, sans recourir à la méthode des éléments finis. Un autre critère fréquemment employé est le COMAC (Coordinate Modal Assurance Criterion), introduit par Lieven et Ewins[15], qui permet d'identifier les coordonnées pour lesquelles deux vecteurs propres présentent des divergences. Le COMAC s'exprime ainsi :

$$COMAC_{ij} = \frac{|\sum_{k=1}^m [\phi_s]_k^i [\phi_d]_k^j|^2}{\sum_{k=1}^m ([\phi_s]_k^i)^2 \sum_{k=1}^m ([\phi_s]_k^j)^2} \quad \text{II.4}$$

Ratcliffe [16] a proposé une méthode de détection d'endommagement basée uniquement sur les déformées propres, en utilisant une approximation de l'opérateur Laplacien. Khan et al.[17] ont employé un vibro-mètre laser Doppler pour détecter les discontinuités dans ces déformées. Toutefois, L'estimation des vecteurs propres nécessite des mesures en de nombreux points, ce qui pose des défis pratiques liés au nombre de capteurs et à la fiabilité des données. De plus, la complexité de la structure et les techniques employées influencent la précision et la fiabilité de cette approche.

II.6.3 Amortissement

L'estimation de la matrice d'amortissement a été largement étudiée, mais la détection d'endommagement basée uniquement sur les variations d'amortissement reste peu explorée, contrairement aux méthodes utilisant fréquences naturelles et vecteurs propres. Cela s'explique par la diversité des types d'amortissement et les incertitudes de mesure. Bien qu'une augmentation anormale de l'amortissement puisse signaler un endommagement, des baisses ou des variations complexes sont aussi possibles. L'amortissement seul ne permet pas une localisation précise, mais il reste utile pour détecter des endommagements peu visibles par les méthodes classiques, comme les microfissures qui altèrent peu les fréquences naturelles mais modifient fortement l'amortissement.

II.6.4 Fonctions de réponse fréquentielle (FRF)

Les fonctions de réponse fréquentielle (FRF) sont essentielles en dynamique des structures pour l'identification des fréquences de résonance, des vecteurs propres, des coefficients d'amortissement, et pour

la validation des matrices de masse, raideur et amortissement. Elles jouent également un rôle clé dans la détection d'endommagement, car les données FRF contiennent des informations exploitables à cette fin. Wang et al.[18] ont proposé un algorithme utilisant directement les FRF mesurées pour localiser et quantifier les dommages. Mottershead et al. ont développé des méthodes basées sur l'analyse des non-linéarités et des distorsions dans les FRF pour détecter et évaluer l'endommagement.

II.7 Théorie des stratifié

Nous portons un intérêt particulier aux plaques, qui représentent une partie significative de l'application des méthodes composites, ou une dimension se distingue particulièrement par sa taille [19]. Nous allons supposer par la suite que nous parlons de l'axe Z .

Un stratifié se compose de n couches numérotées de la plus inférieure à la plus supérieure (fig.II.2). On opte pour le plan médian comme référence (Oxy), et l'axe O_z est orienté vers le haut. L'objectif de la théorie des stratifiés est de transformer le problème en trois dimensions en un problème bidimensionnel. L'idée fondamentale de la théorie des plaques est de représenter le mouvement de chaque point M ayant pour coordonnées (x, y, z) de la plaque en fonction polynomial de Z . Le modèle le plus courant et le plus simple est celui du premier ordre, également appelé théorie de Reissner-Mindlin. Cette théorie basée essentiellement sur les hypothèses suivantes :

-Cinématiques :

- Chaque segment droit standard à la surface moyenne non déformée demeure droit, sans pour autant être obligatoirement perpendiculaire à la surface moyenne déformée.
- La composante transversale du mouvement selon l'épaisseur reste contrainte.

-Mécaniques :

- L'élément de contrainte σ_z est insignifiant par rapport aux autres composantes du tenseur des contraintes.
- L'hypothèse d'anisotropie plane est appliquée à chaque couche dans le contexte d'une plaque composite. Cette axe Z d'orthotropie pour toutes les couches (orthotropie dans le plan (Oxy)).

II.8 Formulation d'un élément fini

La méthode des éléments finis suit une procédure fondamentale qui consiste à représenter les coordonnées de l'élément par le biais d'une interpolation basée sur les coordonnées nodales. Dans le cas général d'un élément en trois dimensions, les coordonnées interpolées se présentent comme suit :

$$\begin{aligned}
 X &= \sum_{i=1}^q h_i(x, y, z) x_i \\
 Y &= \sum_{i=1}^q h_i(x, y, z) y_i \\
 Z &= \sum_{i=1}^q h_i(x, y, z) z_i
 \end{aligned}
 \tag{II.5}$$

Les coordonnées locales de chaque point de l'élément sont notées x, y, z alors que les coordonnées des nœuds de cet élément sont représentées par x_i, y_i, z_i ou $i = 1, 2, \dots, \dots$, on appelle ces fonctions h_i des fonctions d'interpolation ou de forme. Leur caractéristique principale est qu'elles atteignent la valeur un pour le nœud i donné, et la valeur 0 pour tous les autres nœuds.

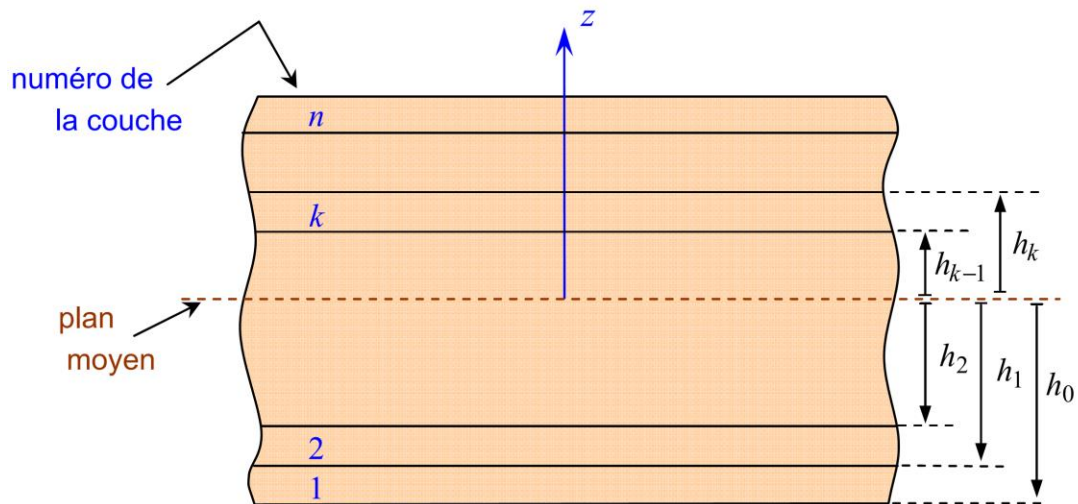


Figure II-2. Élément d'un stratifié

II.8.1 Fonctions d'interpolation

Dans notre étude, nous avons choisi un composant fini à quatre nœuds. L'expression de l'interpolation des coordonnées est donnée par :

$$\left. \begin{aligned}
 &h_1 x_1 + h_2 x_2 + h_3 x_3 + h_4 x_4 \\
 &h_1 y_1 + h_2 y_2 + h_3 y_3 + h_4 y_4
 \end{aligned} \right\}
 \tag{II.6}$$

Les fonctions d'interpolation sont :

$$\begin{aligned}
 h_1 &= \frac{1}{4}(1-r)(1-s) ; & h_2 &= \frac{1}{4}(1+r)(1-s) \\
 h_3 &= \frac{1}{4}(1+r)(1+s) ; & h_4 &= \frac{1}{4}(1-r)(1+s)
 \end{aligned}
 \tag{II.7}$$

II.8.2 Champ de déplacements

En se référant à la théorie des plaques avec déformation en cisaillement transverse, nous considérons un élément de plaque plane. Cette théorie repose sur l'hypothèse que les particules de la plaque situées sur une ligne normale au plan milieu ne restent pas déformées sur la même trajectoire après déformation, cette ligne n'est pas nécessairement perpendiculaire au plan déformé intermédiaire. Les éléments de déplacement d'un point ayant pour coordonnées (x, y, z) sont fournis par :

$$\begin{aligned} u(x, y, z, t) &= u_0(x, y, t) + z\varphi_x(x, y, t) \\ v(x, y, z, t) &= v_0(x, y, t) + z\varphi_y(x, y, t) \\ w(x, y, z, t) &= w_0(x, y, t) \end{aligned} \quad \text{II.8}$$

Les déplacements dans le plan au point $(x, y, 0)$ du plan moyen sont notés u_0, v_0, w_0 . Les fonctions φ_x et φ_y dépendent des rotations β_x et β_y associées à la déformation des lignes normales aux plans (x, z) et (y, z) respectivement. Elles peuvent aussi être interprétées comme les rotations θ_x et θ_y autour des (x, y) .

$$\theta_x = \beta_y \quad ; \quad \theta_y = -\beta_x \quad \text{II.9}$$

Les fonctions φ_x et φ_y sont données par :

$$\begin{aligned} \varphi_x(x, y) &= -\beta_x(x, y) = \theta_y(x, y) \\ \varphi_y(x, y) &= -\beta_y(x, y) = -\theta_x(x, y) \end{aligned} \quad \text{II.10}$$

Les équations de déplacements (II.8) peuvent être réécrites :

$$\left. \begin{aligned} u(x, y, z, t) &= u_0(x, y, t) - z\beta_x(x, y, t) \\ v(x, y, z, t) &= v_0(x, y, t) - z\beta_y(x, y, t) \\ w(x, y, z, t) &= w_0(x, y, t) \end{aligned} \right\} \quad \text{II.11}$$

Où

$$\left. \begin{aligned} u(x, y, z, t) &= u_0(x, y, t) + z\theta_x(x, y, t) \\ v(x, y, z, t) &= v_0(x, y, t) - z\theta_y(x, y, t) \\ w(x, y, z, t) &= w_0(x, y, t) \end{aligned} \right\} \quad \text{II.12}$$

Il en résulte que le comportement du stratifié, en tenant compte de la déformation en cisaillement transverse, peut être décrit à l'aide de cinq degrés de liberté généralisés : $u_0, v_0, w_0, \theta_x, \theta_y$. Ces degrés de liberté sont exprimés en fonction des degrés de liberté de chaque nœud de l'élément, par interpolation, ce qui donne :

$$\left. \begin{aligned} u_0(x, y, t) &= h_1(x, y)u_1(t) + h_2(x, y)u_2(t) + h_3(x, y)u_3(t) + h_4(x, y)u_4(t) \\ v_0(x, y, t) &= h_1(x, y)v_1(t) + h_2(x, y)v_2(t) + h_3(x, y)v_3(t) + h_4(x, y)v_4(t) \\ w_0(x, y, t) &= h_1(x, y)w_1(t) + h_2(x, y)w_2(t) + h_3(x, y)w_3(t) + h_4(x, y)w_4(t) \\ \theta_x(x, y, t) &= h_1(x, y)\theta_x^1(t) + h_2(x, y)\theta_x^2(t) + h_3(x, y)\theta_x^3(t) + h_4(x, y)\theta_x^4(t) \\ \theta_y(x, y, t) &= h_1(x, y)\theta_y^1(t) + h_2(x, y)\theta_y^2(t) + h_3(x, y)\theta_y^3(t) + h_4(x, y)\theta_y^4(t) \end{aligned} \right\} \quad \text{II.13}$$

Les déplacements généralisés sont interpolés indépendamment en utilisant les mêmes fonctions de forme :

$$\begin{aligned} w &= \sum_{i=1}^n N_i(\xi, \eta)w_i \\ \theta_x &= \sum_{i=1}^n N_i(\xi, \eta)\theta_{xi} \\ \theta_y &= \sum_{i=1}^n N_i(\xi, \eta)\theta_{yi} \end{aligned} \quad \text{II.14}$$

Où $N_i(\xi, \eta)$ sont les fonctions de forme d'un élément Q4 bilinéaire à quatre nœuds. Les contraintes sont définies comme :

$$\epsilon_f = zB_f d^e; \quad \epsilon_c = B_c d^e \quad \text{II.15}$$

Les matrices de formes de déformation pour les contributions de flexion et de cisaillement sont obtenues par dérivation des fonctions de forme :

$$B_f = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial N_1}{\partial x} & 0 \dots 0 & \frac{\partial N_4}{\partial x} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\partial N_1}{\partial y} \dots 0 & 0 & \frac{\partial N_4}{\partial y} \\ 0 & \frac{\partial N_1}{\partial y} & \frac{\partial N_1}{\partial x} \dots 0 & \frac{\partial N_4}{\partial y} & \frac{\partial N_4}{\partial x} \end{bmatrix} \quad \text{II.16}$$

Où

$$B_c = \begin{bmatrix} \frac{\partial N_1}{\partial x} & N_1 & 0 \dots & \frac{\partial N_4}{\partial x} & N_4 & 0 \\ \frac{\partial N_1}{\partial y} & 0 & N_1 \dots & \frac{\partial N_4}{\partial y} & 0 & N_4 \end{bmatrix} \quad \text{II.17}$$

$$d^{eT} = \{w_1\theta_{x1}\theta_{y1} \dots w_4\theta_{x4}\theta_{y4}\} \quad \text{II.18}$$

$$d^{eT} = \{w_1\theta_{x1}\theta_{y1} \dots w_4\theta_{x4}\theta_{y4}\} \quad \text{II.19}$$

Nous obtenons alors que les plaques trainent de l'énergie comme

$$U = \frac{1}{2}d^{eT} \int \int B_f^T D_f B_f dz d'\Omega^e d^e + \frac{\alpha}{2}d^{eT} \int \int B_c^T D_c B_c dz d'\Omega^e d^e \quad \text{II.20}$$

La matrice de rigidité de plaque de Mindlin est alors obtenue comme

$$K^e = \frac{h^3}{12} \int B_f^T D_f B_f d'\Omega^e + \alpha h \int \int B_c^T D_c B_c d'\Omega^e \quad \text{II.21}$$

Où

$$K^e = \frac{h^3}{12} \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 \int B_f^T D_f B_f |J| d\xi d\eta + \alpha h \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 \int B_c^T D_c B_c |J| d\xi d\eta \quad \text{II.22}$$

Où J est le déterminant de la matrice jacobéenne.

II.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases de la maintenance et des méthodes de contrôles non destructifs (CND) appliquées aux structures, en soulignant l'importance de ces techniques pour détecter d'éventuels défauts sans compromettre l'intégrité des matériaux. Nous avons mis en évidence les limites des CND classiques, notamment leur incapacité à assurer une surveillance continue. Cette limitation a conduit au développement de la surveillance de l'état des structures (SHM), qui permet un suivi automatique et en temps réel de la santé des systèmes, tout en réduisant l'intervention humaine.

Enfin, nous avons introduit la modélisation des plaques stratifiées par la méthode des éléments finis, outil indispensable pour simuler le comportement des plaques et analyser leur réponse. Ces notions fondamentales constituent un socle essentiel pour la suite de ce travail, qui portera sur la détection et la localisation des dommages à partir des signatures mesurées sur les structures.

Chapitre III. Localisation d'endommagements basée sur les courbures modales.

III.1 Introduction

Dans plusieurs domaines comme le génie civil, l'aéronautique ou la mécanique, beaucoup de recherches ont été faites pour trouver des moyens de détecter les endommagements dans les structures. L'idée principale est d'agir avant que des problèmes graves n'apparaissent, pour éviter des réparations coûteuses et pour que les structures restent solides et durent plus longtemps. Dans ce travail, nous nous intéressons à une méthode particulière : la méthode permet de localiser les dommages en analysant les changements dans les formes de vibrations de la structure.

III.1.1 Travaux sur les méthodes basées sur les courbures modales (mode shapecurvature)

Plusieurs chercheurs se sont intéressés à la méthode de la courbure modale pour détecter les endommagements dans les structures. Cette méthode a été introduite au début des années 1990 par Pandey, Biswas et Samman [20], qui ont montré que la courbure des formes de vibration (ou formes modales) est bien plus sensible aux défauts que les formes elles-mêmes. Ce travail a manqué un tournant dans la détection non destructive des endommagements. Ensuite, d'autres chercheurs comme Farrar, Doebling et Prime [21], ont contribué à renforcer la cadre théorique autour de l'analyse modale et ses applications en surveillance de structures. Woo et Kim [22] ont quant à eux appliqué cette méthode à des structures plus complexes comme les plaques composites, en montrant qu'elle restait efficace même dans ces cas plus réalistes. Plus récemment, des chercheurs comme Montalvao et Maia ont combiné cette approche avec des outils numériques avancés, comme la transformée en ondelettes, pour améliorer encore la détection et la localisation des défauts. Enfin les travaux pionniers de Cawley et Adame [8], bien antérieurs, ont posé les bases de la détection par les caractéristiques vibratoires, et sont souvent citées en parallèle à cette approche.

III.2 Présentation de la méthode

III.2.1 Méthode basée sur les courbures modales

Cette méthode s'appuie sur trois indicateurs extraits des formes modales : les déplacements, les pentes et les courbures. En comparant leurs performances, il apparaît clairement que les courbures modales sont les plus efficaces pour détecter les endommagements. Leur supériorité tient à leur sensibilité : un endommagement local entraîne une variation plus marquée et plus facilement repérable dans la courbure, ou la courbe de flexion de la structure, que dans la simple pente ou le déplacement. En résumé, l'analyse de la courbure modale offre une détection plus précise et plus fiable des altérations structurales.

III.2.2 Définition de l'indice d'endommagement

Dans les structures de types poutre, la courbure des formes modales ne s'exprime que dans la direction longitudinale (u_{xx}). En revanche, pour les structures de types plaque, la situation se complique : la courbure modale comprend trois composantes distinctes : Longitudinale (u_{xx}), transversale (u_{yy}) et torsionnelle (u_{xy}).

Afin de tenir compte de l'ensemble de ces effets, on définit la courbure modale de la plaque par la formule suivante :

$$U = \sqrt{(u_{xx}^2 + u_{xy}^2 + u_{yy}^2)} \quad \text{III.1}$$

Lorsqu'une partie de la structure subit un endommagement, la courbure modale à cet endroit change : elle peut augmenter ou diminuer, en fonction de chute de rigidité locale. Cet écart est capté par l'indice d'endommagement.

III.2.3 Indicateur d'endommagement de la forme des modes (MS)

L'indicateur le plus simple est l'indice d'endommagement de la forme modale, qui consiste à calculer la différence entre les formes modales de la structure saine et de la structure endommagée [23] :

$$\Delta v_i = |v_{id} - v_i| \quad \text{III.2}$$

Où v_{id} et v_i représentent les formes modales mesurées au nœud (ou point) i de l'état endommagé et de l'état sain de la structure, où i désigne le numéro du nœud ou le point de mesure.

Les formes modales obtenues expérimentalement sont inévitablement perturbées par du bruit de mesure. Ce bruit provoque des perturbations locales dans la forme modale, susceptibles de générer des pics dans les profils de pente, de courbure ou du carré de la courbure. Ces pics peuvent être interprétés à tort comme des endommagements, ou à l'inverse, masquer des endommagements réels dans une plaque, conduisant ainsi à des faux positifs ou à des détections manquées.

Pour pallier ce problème, il est proposé de moyenniser les indices d'endommagement issus de plusieurs modes. Pour résumer les résultats de tous les modes, nous définissons un indice global, obtenu en faisant la moyenne des indices calculés sur chaque mode.

$$MS_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\Delta v_i)_n \quad \text{III.3}$$

III.2.4 Indice d'endommagement basé sur les courbures modales Normalized Curvature Damage Factor (NCDF)

Dans cet algorithme, la localisation d'endommagement est obtenue en comparant les courbures modales mesurées pour les états sain et endommagé de la structure :

$$NCDF_i'' = |v_{id}'' - v_i''| \quad \text{III.4}$$

Les courbures modales sont calculées à partir des formes modales, qu'elles soient mesurées expérimentalement ou calculées numériquement, en utilisant l'approximation par différences centrales :

$$u_{xx}(x_i, y_j) = \frac{u_{i+1,j} + 2u_{i,j} - u_{i-1,j}}{\Delta x^2} + \frac{-u_{i,j+1} + 2u_{i,j} - u_{i,j-1}}{\Delta y^2} \quad \text{III.5}$$

III.3 Application de la méthode

Pour tester la fiabilité de notre méthode, nous avons étudié plusieurs situations en modifiant les conditions aux limites, ainsi que la position et le nombre d'éléments endommagés dans la structure.

Dans notre modèle, un endommagement est représenté par une diminution du module de Young. Ainsi, ce travail prend en compte différents types d'endommagements : ceux qui suivent la direction des fibres, ceux perpendiculaires aux fibres (direction transverse), ainsi que les cas où les deux types sont combinés.

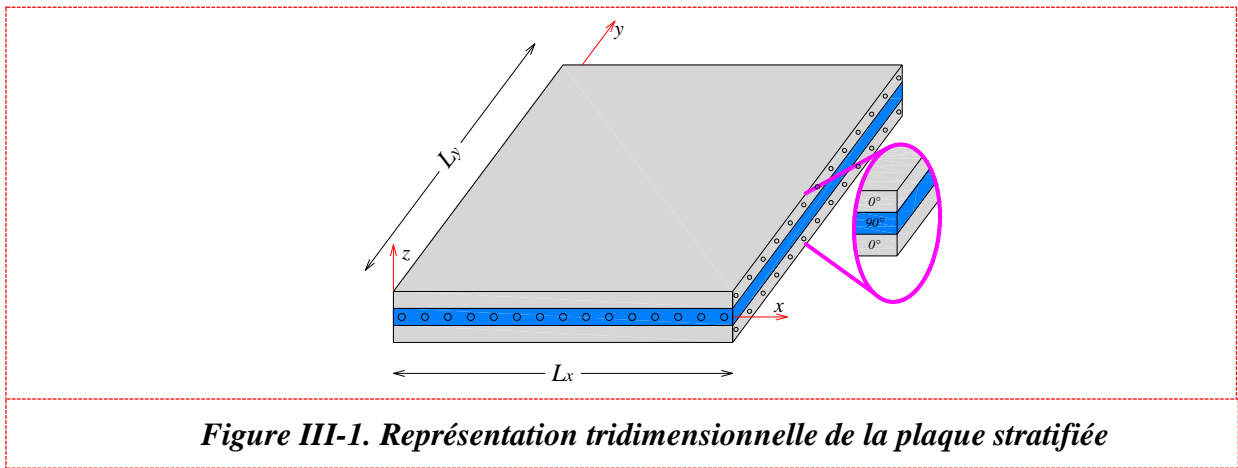
III.3.1 Présentations de la structure

La structure étudiée est une plaque en composite, composée de couches de fibres orientées toutes dans la même direction. Elle est modélisée dans MATLAB avec une grille 10×10 , où chaque nœud peut se déplacer dans les trois directions (x, y, z) et se tourner autour de x et y, soit 5 degrés de liberté. Ce modèle permet de prendre en compte les déformations dues à la flexion, à l'étirement (membrane) et au cisaillement, tout en reflétant les propriétés spécifiques du matériau. (Figure III.1)

Les propriétés géométriques de la plaque sont :

- Longueur : =1m.
- L'épaisseurs (t)/m =0,1
- Module de Young (E1) /N/m²= 40.
- Module de Young (E2) / N/m² = 1.
- Coefficient de Poisson $\nu_{12} = 0,25$.
- Coefficient de Poisson $\nu_{12} = 0,00625$.

Le matériau choisi se compose de 3 couches, sa désignation est : [0/90/0]s.

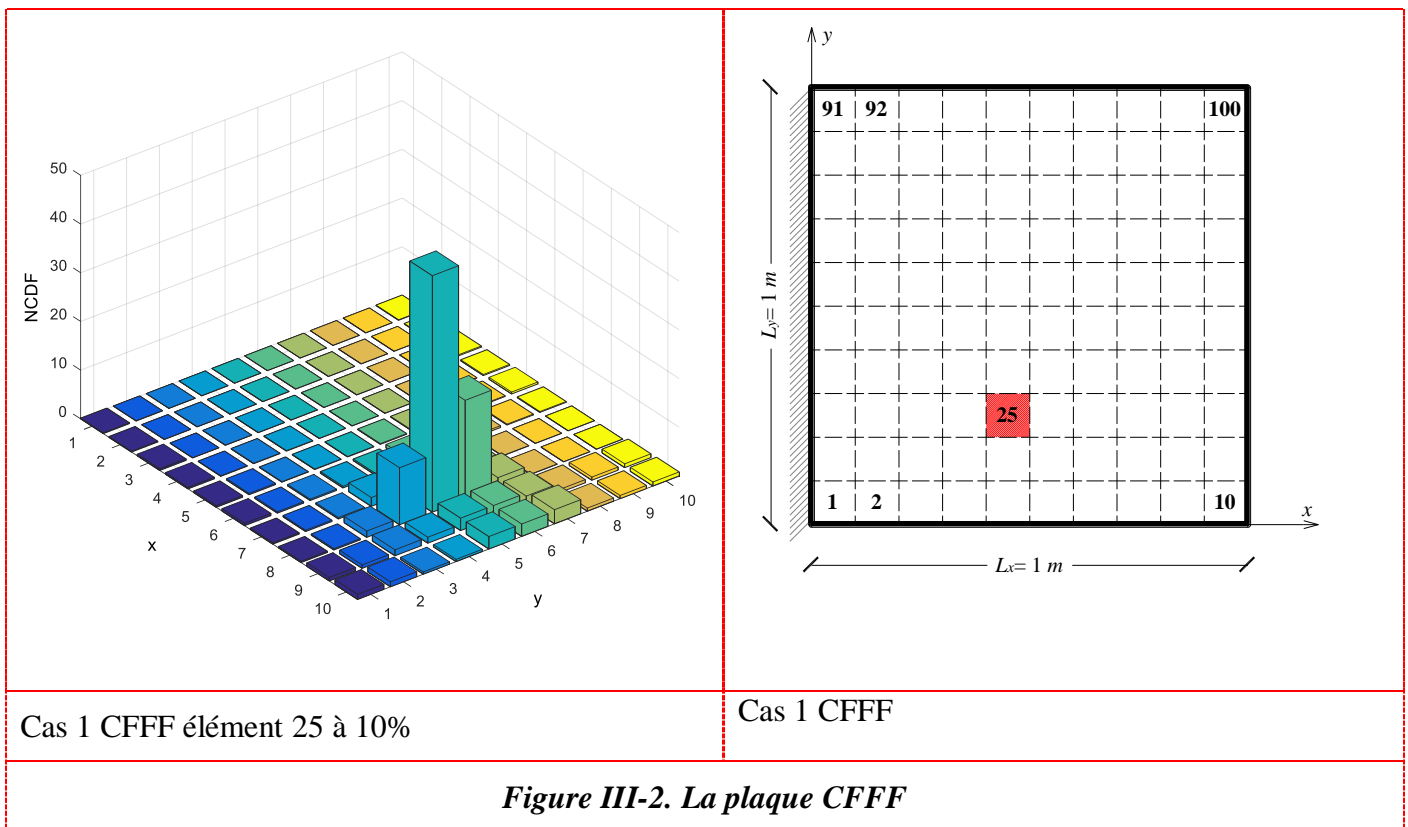


Le tableau résumé quatre cas d'endommagement sur une plaque stratifiée, en variant les conditions aux limites (CFFF et CCCC), le nombre d'éléments endommagés est les pourcentages de perte de rigidité.

CAN		Éléments endommagés		Pourcentage d'endommagement	
CFFF	Cas 1	25		10%	
	Cas 2	25	49	10%	15%
CCCC	Cas 3	79		10%	
	Cas 4	33	74	10%	20%

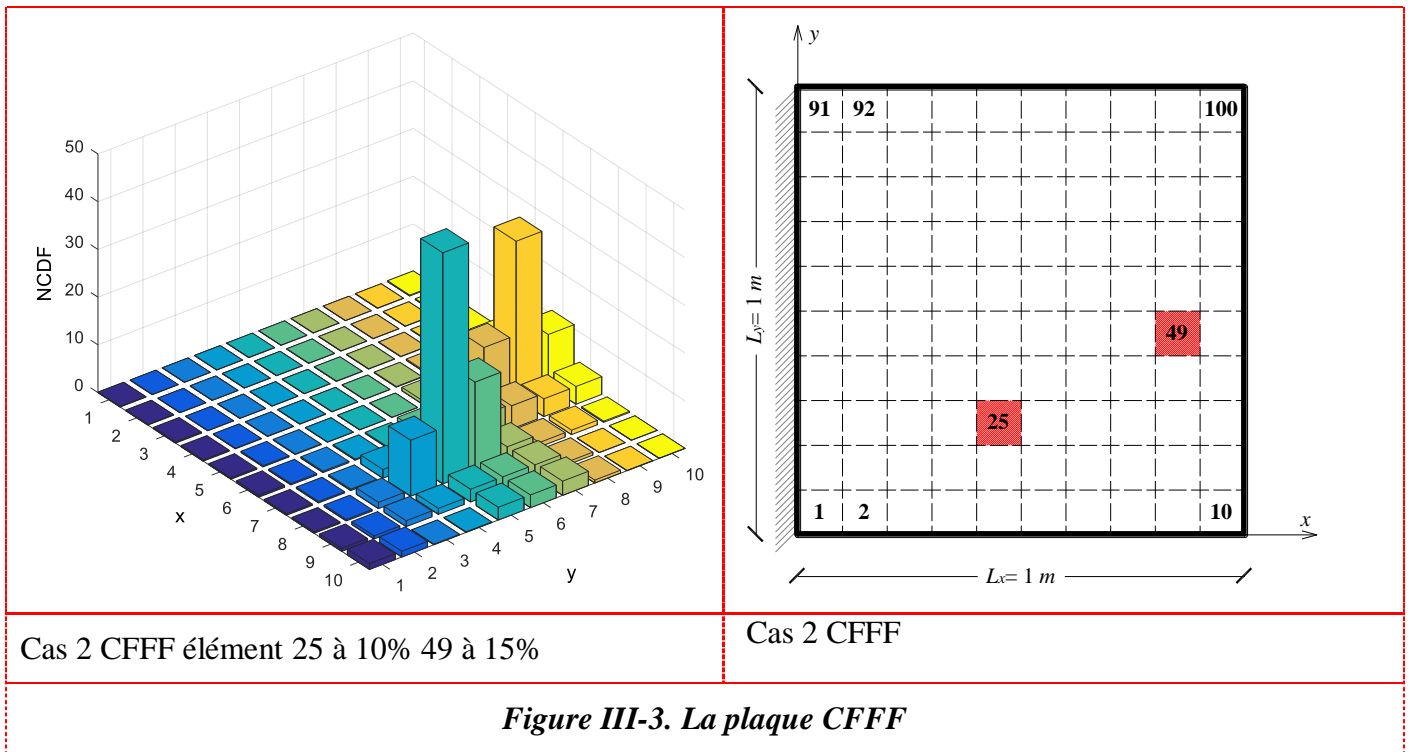
Table III.1. Element endommagées

- Cas un seul élément endommagé 25 à 10%



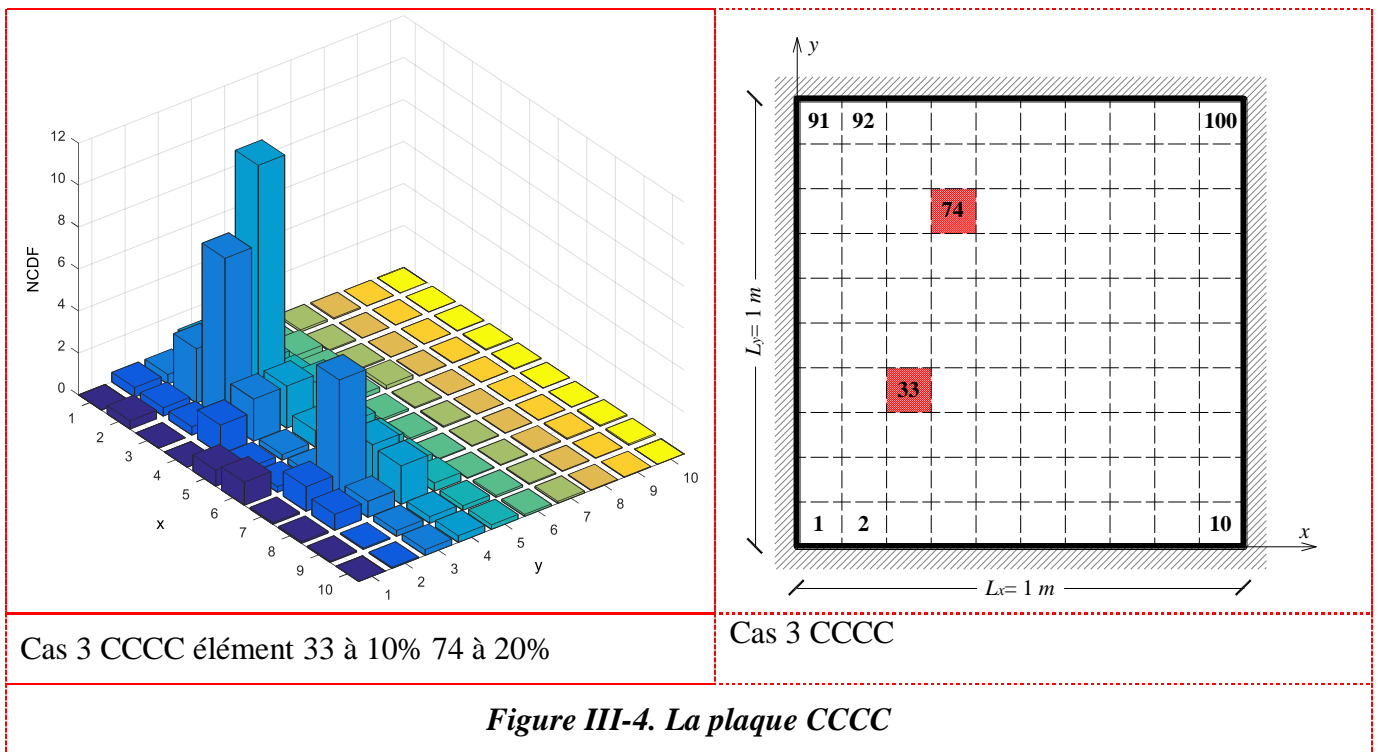
Ce cas concerne un seul élément endommagé sur une plaque avec conditions aux limites CFFF (encastrée sur un bord, libre sur les autres). Cette figure illustre de manière claire la localisation d'un endommagement à l'aide d'un indicateur NCDF basé sur la courbure modale. La valeur la plus élevée du diastogramme dominant, bien visible, correspond à l'élément endommagé n°25. Ce bar indique l'endroit précis où la structure a subi une altération significative de ses propriétés mécaniques. Autour de ce bar principal, on observe plusieurs petits bars secondaires, de faible amplitude, qui correspondent aux éléments voisins. Ces derniers présentent des valeurs similaires à celle de l'élément endommagé en raison de la propagation locale de la perturbation de déplacement dans la structure ou d'une sensibilité de l'algorithme de détection à l'environnement proche d'endommagement. Cela témoigne du bon fonctionnement de la méthode, capable de détecter précisément l'endommagement tout en capturant les effets diffus autour de celui-ci.

- **Cas 2 deux éléments endommagés 25 à 10% 49 à 15 %**



Dans ce cas, deux éléments sont endommagés sur une plaque présentant des conditions aux limites. Cette figure met en évidence deux zones endommagées sur une plaque composite : l'élément n°25 de et l'élément n°49 (15%). L'indicateur NCDF permet une localisation précise des endommagements, y compris dans un contexte de dommages multiples. Les éléments voisins présentent des valeurs modérées dues à la propagation locale, tandis que le reste de la plaque reste sain, avec des valeurs proches de zéro. Cette représentation confirme l'efficacité du NCDF pour détecter et différencier plusieurs zones endommagées.

- **Cas 3 deux éléments endommagés 33 à 10% 74 à 20 %**



Dans ce cas, deux éléments sont endommagés sur une plaque composite encastree sur les quatre cotes (condition aux limites CCCC). La figure met en evidence deux zones endommagees : l'element n°33 et l'element n°74 (15 %). L'indicateur NCDF permet une localisation precise des endommagements, meme en presence d'endommagement multiples. Les elements voisins presentent des valeurs moderees en raison de la propagation locale, tandis que le reste de la plaque conserve des valeurs proches de zero.

- **Cas 4 deux elements endommages 79 à 10%**

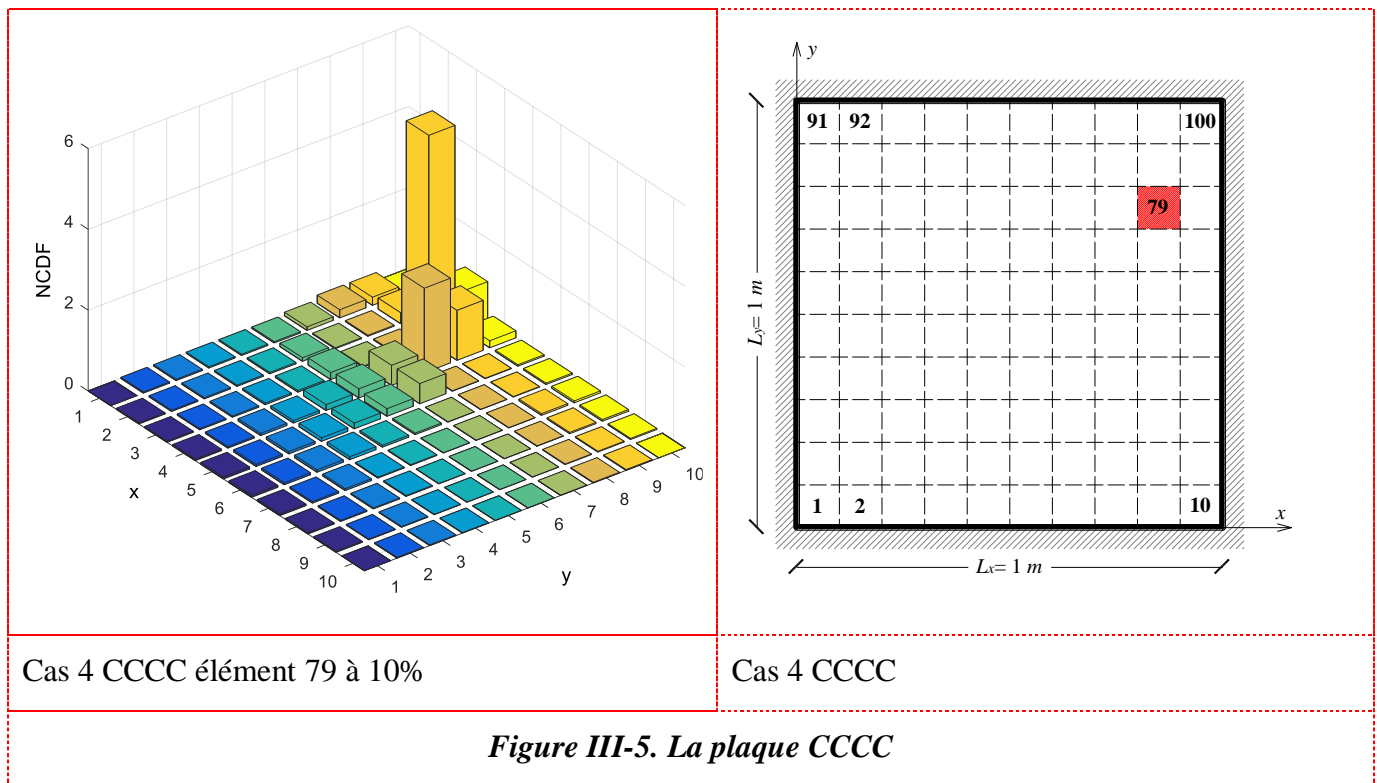


Figure III-5. La plaque CCCC

Ce cas concerne un seul élément endommagé sur une plaque avec des conditions aux limites CCCC (encastrée sur les quatre côtés). Cette figure illustre de manière claire la localisation d'un endommagement à l'aide d'un indicateur NCDF basé sur la courbure modale. La valeur la plus élevée du diastogramme dominant, bien visible, correspond à l'élément endommagé n°79. Ce bar indique l'endroit précis où la structure a subi une altération significative de ses propriétés mécaniques. Autour de ce bar principal, on observe plusieurs petits bars secondaires, de faible amplitude, qui correspondent aux éléments voisins. Ces derniers présentent des valeurs similaires à celle de l'élément endommagé en raison de la propagation locale de la perturbation de déplacement dans la structure ou d'une sensibilité de l'algorithme de détection à l'environnement proche d'endommagement.

III.4 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons étudié une méthode de détection des dommages basée sur la courbure modale des structures. Cette approche permet de localiser avec précision les zones endommagées en analysant les variations dans les formes de vibration. Plusieurs indicateurs comme le MS, DMC et NCDF ont été utilisés pour améliorer la détection et réduire les erreurs. Les résultats obtenus sur une plaque composite montrent que cette méthode est efficace, même avec différents types de dommages et de conditions aux limites. Elle représente donc une solution fiable pour surveiller l'état des structures et prévenir les défaillances.

**Chapitre IV. Quantification
d'endommagement basé sur les courbures
modales couplée avec les algorithmes
d'optimisation.**

IV.1 Introduction

Dans le domaine de la mécanique, l'optimisation est particulièrement utile pour améliorer la conception des pièces et des structures : choix des matériaux, forme géométrique, épaisseur, réparation de la matière, etc. Elle permet de concevoir des structures plus légères, plus performantes, et adaptées à leurs environnements de fonctionnement. Tous en respectant des contraintes liées à la sécurité, à la fabrication ou aux conditions d'exploitation. L'essor des outils numériques, tels que les logiciels de simulation (éléments finis) et les algorithmes d'optimisation de plus en plus puissants, a permis de généraliser cette approche dans la plupart des secteurs industriels : aéronautique, automobile, etc.

IV.1.1 Définition de l'optimisation

L'optimisation est une méthode mathématique qui s'occupe plusieurs domaines (mécanique, physique, électrique...) quel que soit la nature de la substance. Elle sert à modéliser et trouver la solution optimale d'un problème de minimisation ou de maximisation. C'est une discipline qui regroupe plusieurs activités ayant toutes un but comme qui est minimiser le coût, le temps et maximiser les performances.

IV.1.2 Processus d'optimisation

Le dimensionnement classique dans un bureau d'études repose souvent sur une approche essais-erreurs, c'est-à-dire pour réaliser un composant, le concepteur doit :

- Réaliser un modèle initial à partir d'un cahier des charges, de son expérience et de l'environnement général où se situe sa pièce
- Réaliser ensuite des modélisations (statique, dynamique, etc.) permettant de vérifier les critères de dimensionnement
- Itérer en modifiant sa conception de manière à respecter son cahier des charges.

IV.2 Définition de la méthode Mantis Shrimp Optimization Algorithm (MShOA)

La méthode Mantis Shrimp Optimization Algorithm (MShOA) est une technique d'optimisation utilisée en mécanique pour améliorer la conception des structures (comme les plaques, poutres, pièces mécaniques, etc.).

Elle s'inspire du comportement d'un animal marin, la crevette-mante, qui a une vision très précise et des réflexes rapides pour détecter et attaquer ses cibles. En imitant ces capacités, la méthode

MShOA cherche automatiquement la meilleure solution à un problème, par exemple : Trouver la forme la plus résistante, réduire le poids d'une pièce, ou détecter une zone endommagée dans une structure.

Dans le domaine mécanique, MShOA est très utile pour résoudre des problèmes complexes, avec plusieurs contraintes, là où les méthodes classiques deviennent longues ou moins efficaces.

IV.2.1 Modèle mathématique de la méthode MSHOA [24]

IV.2.1.1 Initialisation de la population

On commence par générer un ensemble de solutions candidates aléatoires (appelé population) :

$$X_{i,j} = lb_j + rand(0,1) \times (ub_j - lb_j) \quad \text{IV.1}$$

- $X_{i,j}$: La j^{e} variable de la i^{e} solution.
- lb_j, ub_j : Bornes inférieure et supérieure de variable.
- $rand(0,1)$: Un nombre aléatoire ente 0 et 1 (uniforme).

IV.2.1.2 Mise à jour des solutions (exploration et exploitation)

La crevette-mante combine exploration (chercher dans de nouvelles directions) et exploitation(améliorer les bonnes solutions).

IV.2.1.3 . Exploration (nouvelle position dans l'espace de recherche)

$$X_i^{i+1} = X_i^t + \alpha \cdot rand(0,1) \cdot (X_{best}^t - X_i^t) \quad \text{IV.2}$$

- X_i^t : Position actuelle de la solution.
- X_{best}^t : Meilleure solution actuelle.
- α : Coefficient de mouvement (contrôle l'amplitude du saut).

IV.2.1.4 Exploitation (ajustement local fin)

$$X_i^{i+1} = X_i^t + \beta \cdot randn().(ub - lb) \quad \text{IV.3}$$

- $randn()$: Nombre aléatoire suivant une loi normale (mouvement aléatoire local).
- β = facture d'apprentissage local.

Évaluation de la fonction objective.

À chaque itération, on calcule la valeur de la fonction à optimiser (par exemple, minimiser le poids, maximiser la rigidité, etc.) :

$$F_i = f(X_i) \quad \text{IV.4}$$

- F_i :valeur de la fonction pour la i^e solution
- f :fonction objectif

IV.3 Définition de la méthode Mother optimization algorithm (MOA)

C'est une méthode d'optimisation méta-heuristique inspirée du rôle éducatif d'une mère. Elle simule trois comportements clés d'une mère envers ses enfants l'éducation, les conseils et l'accompagnement pour guider une population de solutions vers l'optimum. Chaque solution est améliorée au fil des itérations, comme un enfant progresse grâce à l'encadrement de sa mère.

IV.3.1 Modèle mathématique de la méthode Mother Optimization Algorithm (MOA)

La méthode MOA est une technique d'optimisation qui fonctionne avec un groupe de solutions (appelé population)[25]. Elle cherche la meilleure solution à un problème en répétant plusieurs étapes (on parle de processus itératif).

Chaque solution dans ce groupe est représentée par un ensemble de valeurs (comme un point dans un espace), et toutes ces solutions sont rangées dans une matrice. Cette matrice est créée au début du processus selon une formule et remplie de valeur de départ grâce à une autre formule.

Ensuite, chaque solution décide des valeurs à ester selon sa position dans l'espace du problème. Le groupe entier est utilisé pour explorer les possibilités et trouver la meilleure solution possible.

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} X_{1,i} & X_{1,j} & X_{1,m} \\ X_{1,i} & X_{i,j} & X_{i,m} \\ X_{N,i} & X_{1Nj} & X_{N,m} \end{bmatrix}_{N,m} \quad \text{IV.5}$$

$$x_{i,j} = lb_j + rand(0,1). (ub_j - lb_j), i = 1,2, \dots, N, j = 1,2, \dots, m \quad \text{IV.6}$$

- X représente la matrice de population dans la méthode MOA.
- N est le nombre de membres dans cette population (c'est-à-dire le nombre de solutions testée).
- M est le nombre de variables de décision dans le problème à résoudre.

- $X_i = (X_{i,1} \cdots X_{i,j} \cdots X_{i,m})$ la i^e solution candidate, c'est-à-dire un ensemble de valeurs pour les variables.

La fonction rand (0,1) généré un nombre aléatoire entre 0 et 1, pris dans une distribution uniforme (tous les nombres ont la même chance d'apparaître).

Les bornes inférieure et supérieure (limites) de la j^e variable de décision sont notées respectivement lb_j et ub_j .

Chaque membre de la population représente donc une solution possible au problème à optimiser.

On peut calculer la fonction objective (la valeur à maximiser ou minimiser) à partir des variables proposées par chaque solution.

D'un point de vue mathématique, le résultat de la fonction objectif pour toute la population peut être représenté dans in vecteur, comme indique dans l'équation.

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} F_1(X_1) \\ \vdots \\ F_i(X_i) \\ \vdots \\ F_N(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad \text{IV.7}$$

Où F est le vecteur des valeurs de la fonction objective et F_i est la valeur de la fonction objective pour la i -ème solution candidate. Les valeurs de la fonction objective fournissent une mesure de la qualité des solutions générées par les membres de la population. Les meilleurs et les pires membres de la population peuvent être identifiés en fonction de leurs meilleures et pires valeurs de la fonction objective, respectivement. À mesure que les positions des membres de la population sont mises à jour à chaque itération, le meilleur membre de la population doit également être mis à jour en conséquence. Enfin, à la fin des itérations de l'algorithme, le meilleur membre de la population résout le problème.

Dans la conception de MOA, la population de l'algorithme est mise à jour en trois phases, basées sur la modélisation mathématique de l'interaction d'élevage des enfants par la mère, comme discuté ci-dessous.

➤ **Phase 1 : éducation (phase d'exploration) :**

La première phase, appelée « Éducation », de la mise à jour de la population dans l'approche MOA proposée s'inspire de l'éducation des enfants. Elle vise à augmenter les capacités de recherche et d'exploration globales en apportant des changements significatifs dans la position des membres de

la population. La mère dans la conception du MOA est considérée comme le meilleur membre de la population, et son comportement dans l'éducation de ses enfants est modélisé pour simuler la phase d'éducation. Dans cette phase, une nouvelle position pour chaque membre est créée en utilisant. Si la valeur de la fonction objective s'améliore dans la nouvelle position, elle est acceptée comme étant la position correspondante du membre.

$$X_{i,j}^{p1} = X_{i,j} + rand(0,1).M_i - rand(2).X_{i,,j} \quad \text{IV.8}$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{p1}, & F_i^{p1} \leq F_i \\ X_i, & \text{autre} \end{cases} \quad \text{IV.9}$$

Phase 2 : conseils (phase d'exploration)

L'un des principaux devoirs des mères dans l'éducation de leurs enfants est de les conseiller et de ne pas les encourager à mal se comporter. Cette action de la mère dans les conseils aux enfants est intégrée dans la conception de la deuxième phase de mise à jour de la population dans la MOA. La phase de conseil mène à une augmentation de la capacité de la MOA à rechercher et explorer globalement en apportant des changements significatifs dans la localisation des membres de la population. Dans la conception de la MOA, pour chaque membre de la population, la position des autres membres de la population ayant une valeur de fonction objective supérieure est considérée comme un comportement

Déviant à éviter. L'ensemble des mauvais comportements BB_i pour chaque membre est déterminé en comparant la valeur de la fonction objective à l'aide de l'Éq18. Pour chaque X_i , un membre est sélectionné aléatoirement dans l'ensemble construit de mauvais comportements BB_i . Tout d'abord, une nouvelle position est créée pour chaque membre à l'aide de l'Éq19. Pour simuler le fait de tenir l'enfant à l'écart des mauvais comportements. Par la suite, si cela améliore la valeur de la fonction objective, cette nouvelle position remplace la position précédente du membre correspondant.

$$BB_i = \{X_k, F_k > F_i \wedge k \in \{1,2, \dots, N\}\} \quad \text{IV.10}$$

$$X_{i,j}^{p2} = X_{i,j} + rand(0,1).M_i - rand(2).SBB_{i,,j} \quad \text{IV.11}$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{p2}, & F_i^{p2} \leq F_i \\ X_i, & \text{autre} \end{cases} \quad \text{IV.12}$$

où BB_i est l'ensemble des mauvais comportements pour le $i^{ème}$ membre de la population. $SBB_{i,j}$ est le mauvais comportement sélectionné pour le $i^{ème}$ membre de la population. SBB_j est sa $j^{ème}$ dimension. $Xp2$ est la nouvelle position calculée pour le $i^{ème}$ membre de la population basée sur la deuxième phase du MOA proposé. $X_{i,j}^{p1}$ est sa $j^{ème}$ dimension. F^{p2} est la valeur de sa fonction objective. la fonction $rand(0, 1)$ génère un nombre aléatoire uniforme dans l'intervalle $[0,1]$, et $rand(2)$ est la fonction aléatoire qui génère uniformément un nombre aléatoire du jeu $[1,2]$.

Phase 3 : éducation (phase d'exploitation)

Les mères utilisent diverses formes pour encourager les enfants à améliorer leurs compétences dans le processus éducatif. L'éducation conduit à une augmentation de la capacité de recherche locale et d'exploitation dans la phase MOA en faisant de petits changements dans la position des membres de la population. Pour simuler la phase d'éducation, tout d'abord, une nouvelle position est créée pour chaque membre de la population en se basant sur la modélisation du développement de la personnalité des enfants en utilisant l'équation. Si la valeur de la fonction objective s'améliore dans la nouvelle position, la position précédente du membre correspondant est remplacée par la nouvelle, comme spécifié dans l'équation.

$$X_{i,j}^{p3} = X_{i,j} + (1 - 2 \cdot rand(0,1)) \cdot M_i - rand(2) \cdot \frac{ub_j - lb_j}{t} \quad \text{IV.13}$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{p3}, & F_i^{p3} \leq F_i \\ X_i, & \text{autre} \end{cases} \quad \text{IV.14}$$

où X^{p3} est la nouvelle position calculée pour le $i^{ème}$ membre de la population basée sur la troisième phase de la MOA proposée. $X_{i,j}^{p3}$ est sa $j^{ème}$ dimension, $FP3$ est la valeur de sa fonction objective. La fonction $rand(0, 1)$ génère un nombre aléatoire dans l'intervalle $[0, 1]$, et t est la valeur réelle du compteur d'itération.

IV.4 Fonction objectif

Les techniques d'optimisation présentées dans la section précédente permettent de déterminer la localisation optimale des endommagements avec une gravité basée sur une fonction objectif (OBF). Le déplacement est introduit dans le nouvel indicateur proposé en tant que fonction objective et

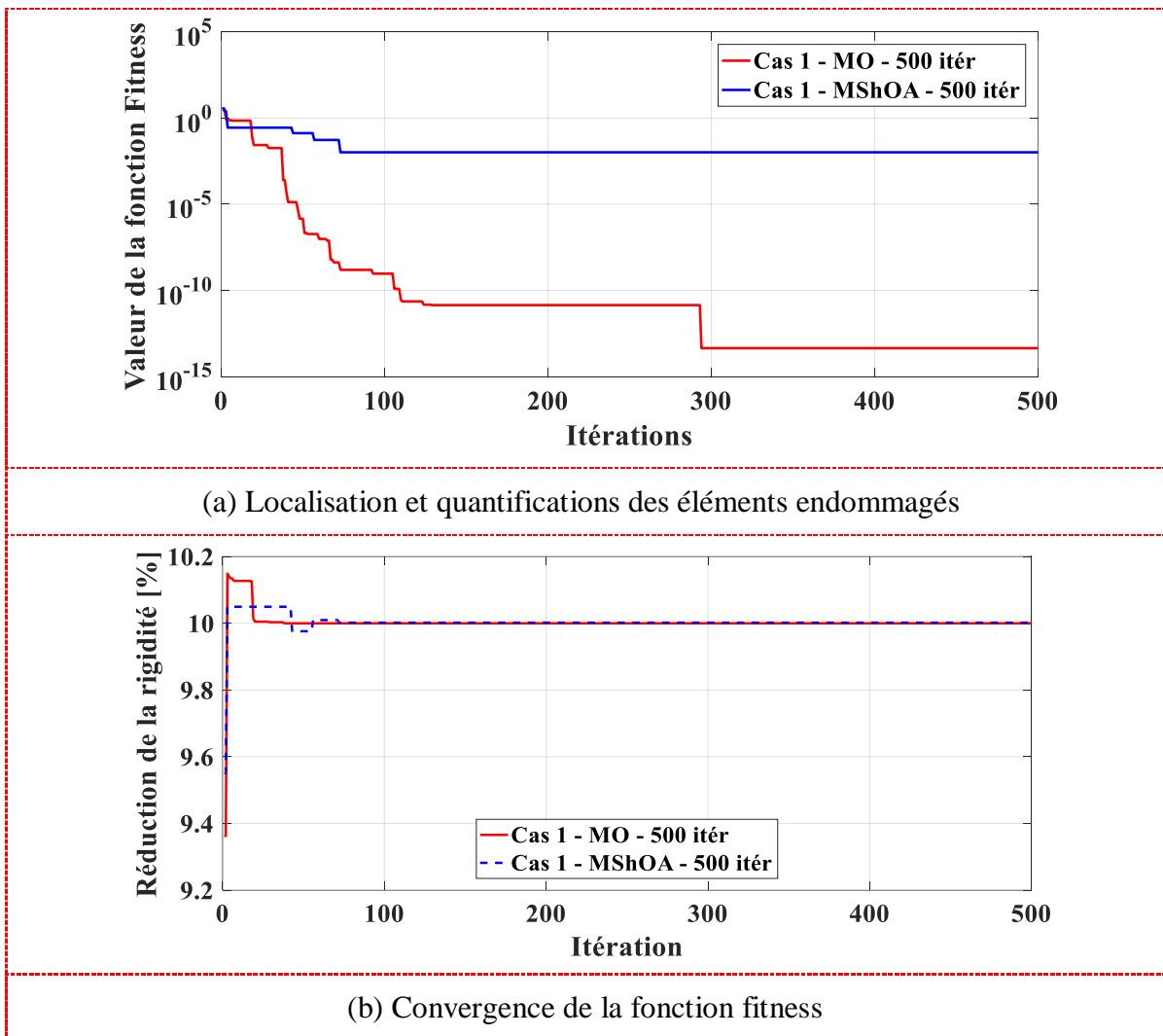
intégrée dans MO et MShOA. La fonction objectif, qui est de minimiser la différence entre le mesuré et le calculé par les deux algorithmes MO et MShOA, et est donné par :

$$\text{Erreu} = NCDF^{mesurer} - NCDF^{calculer} \quad \text{IV.15}$$

IV.5 Résultat

Afin de réalises une étude comparative, à partir de deux méthodes MO et MShOA. Nous avons fait varier les itérations (200, 500) en fixant la population a 50 puis nous avons fixons les itérations a 100 on varie les populations (100, 500) les résultats obtenue sont présenté au-dessous.

- Cas 1 un seul élément à 10%
- Test N°1 pop (50) itération (500)



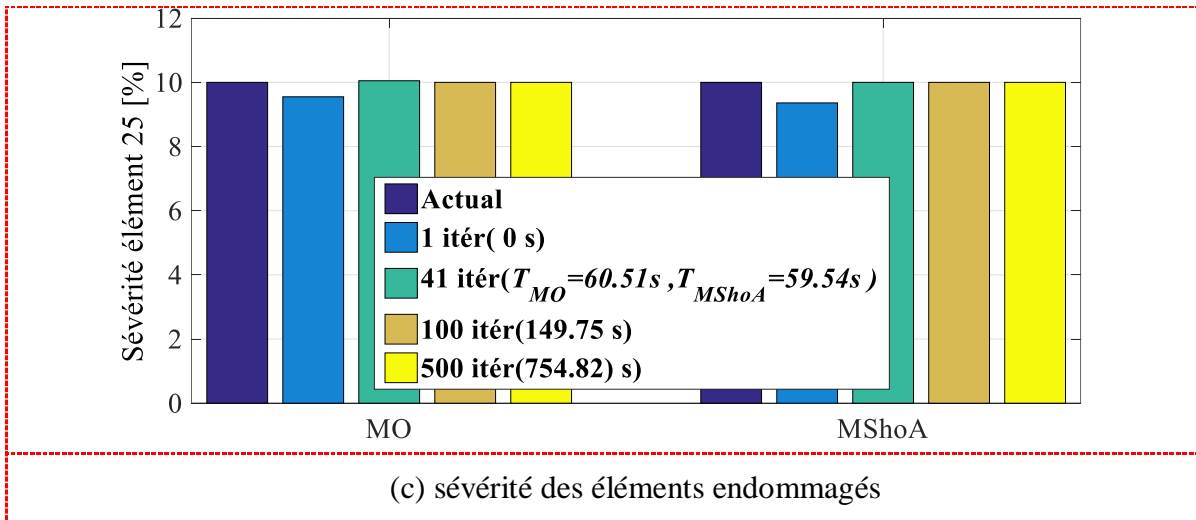


Figure IV-1 Plaque CFFF cas 1.

Figure (III.3.a) Représente l'évolution de la fonction objective (fitness) au cours des itérations pour deux méthodes d'optimisation

La méthode MO montre une diminution progressive et continue de la fonction fitness tout au long des itérations, jusqu'à se stabiliser autour de 10^{-10} vers les dernières itérations, traduisant une recherche approfondie et efficace. En revanche, la méthode MShoA converge très rapidement dès les premières itérations, mais reste figée autour de la valeur 10^{-5} .

Les figures (III.3.b) et (III.3.c) représentent l'évolution de la sévérité estimée pour l'élément endommagé n°25 au fil des itérations. La figure (b) illustre que la méthode MO converge rapidement vers une valeur stable autour de 10 %, avec une stabilisation qui commence dès la 30 itération. En revanche, la méthode MShoA commence à se stabiliser plus tard, aux alentours de la 60 itérations, ce qui indique une convergence plus lente. La figure (c), sous forme de diagramme en barres, montre l'estimation de la sévérité pour cet élément à différentes itérations (1, 41, et 500). La méthode MO atteint la valeur exacte de 10 % dès la 41 itérations à (59,54s), correspondant à la sévérité réelle, tandis que MShoA n'atteint pas cette valeur même après 200 itérations avec un temps 60,51s à 41 itérations, ce qui reflète une précision plus limitée.

➤ **Test N°2 Pop (50) itération (200)**

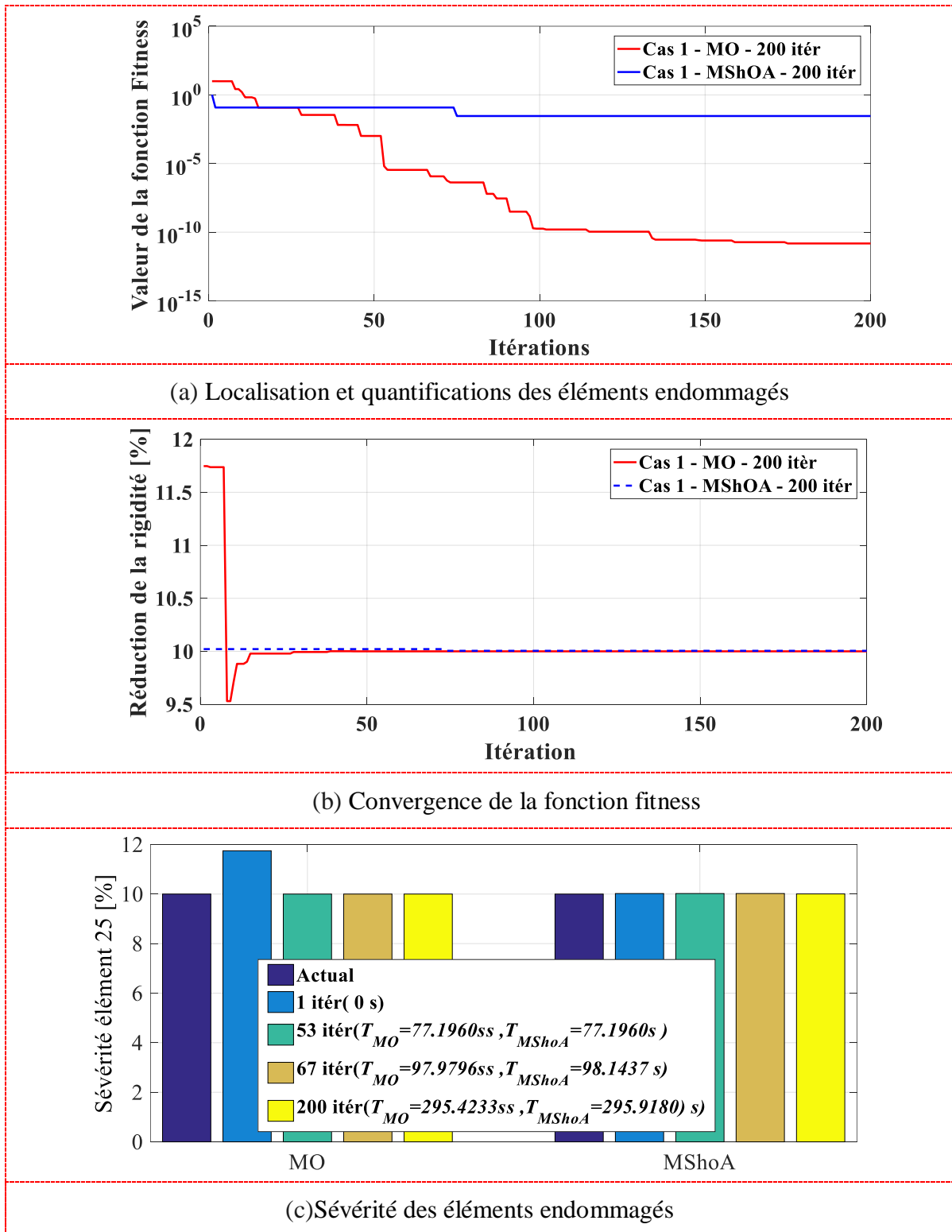


Figure IV-2 Plaque CFFF cas 1.

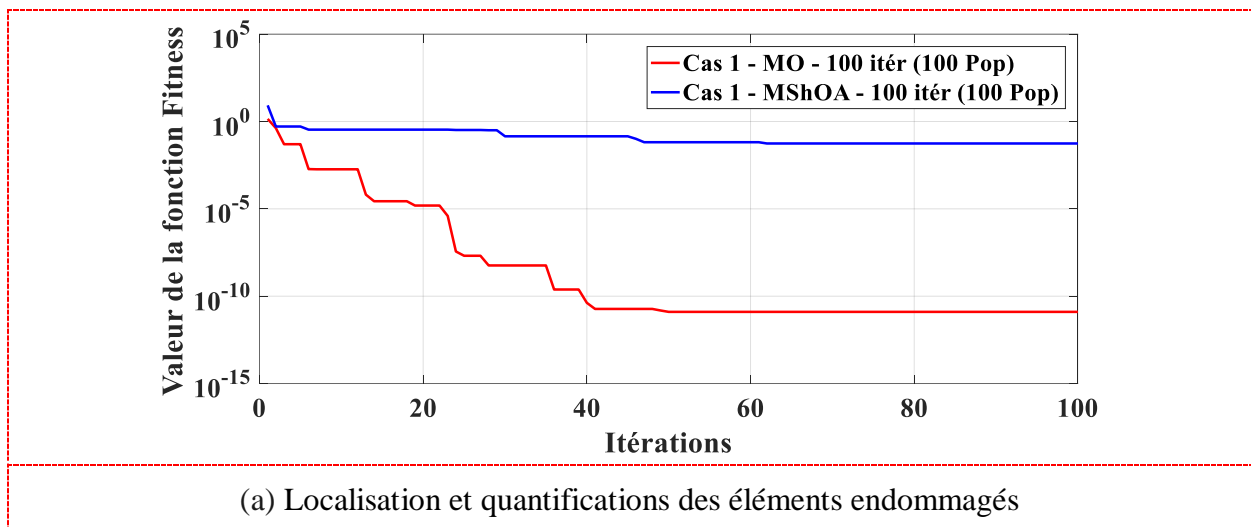
Figure (III.4.a) la méthode MO présente une réduction progressive et continue de la fonction fitness au fil des itérations, atteignant une valeur stable très faible de l'ordre de 10^{-12} vers la fin du

processus. En revanche, la méthode MShOA converge très rapidement dès les premières itérations, mais reste bloquée autour de 10^{-2} .

Les figures (III.4.b) et (III.4.c) représentent l'évolution de la sévérité estimée pour l'élément endommagé n°25 au cours des itérations, selon les deux méthodes d'optimisation. La figure (b) montre que la méthode MO converge rapidement vers la valeur réelle de 10 %, avec une stabilisation qui commence dès la 10^e itération. En revanche, la méthode MShOA converge de manière très rapide et atteint une stabilisation dès la 1^{re} itération, indiquant une estimation quasi immédiate. Cette différence révèle que MShOA propose une solution très rapidement, tandis que MO évolue plus progressivement mais de façon plus régulière.

La figure (c), quant à elle, illustre l'estimation de la sévérité du même élément à différentes itérations (1, 53 et 200), comparée à la valeur réelle de 10 %. À la 1^{re} itération (0 s), MO n'atteint pas encore cette valeur, ce qui est normal en début d'optimisation, tandis que MShOA parvient dès cette première itération à détecter la sévérité exacte. À la 53^e itération, les deux méthodes donnent une estimation égale à 10 %, avec un temps de calcul identique de 77,19 s. À la 200^e itération, les deux approches conservent cette valeur de manière stable, confirmant une convergence complète, avec des temps de calcul très proches : 295,42 s pour MO et 295,91 s pour MShOA.

➤ **Test N°3 Pop (100) itération (100)**



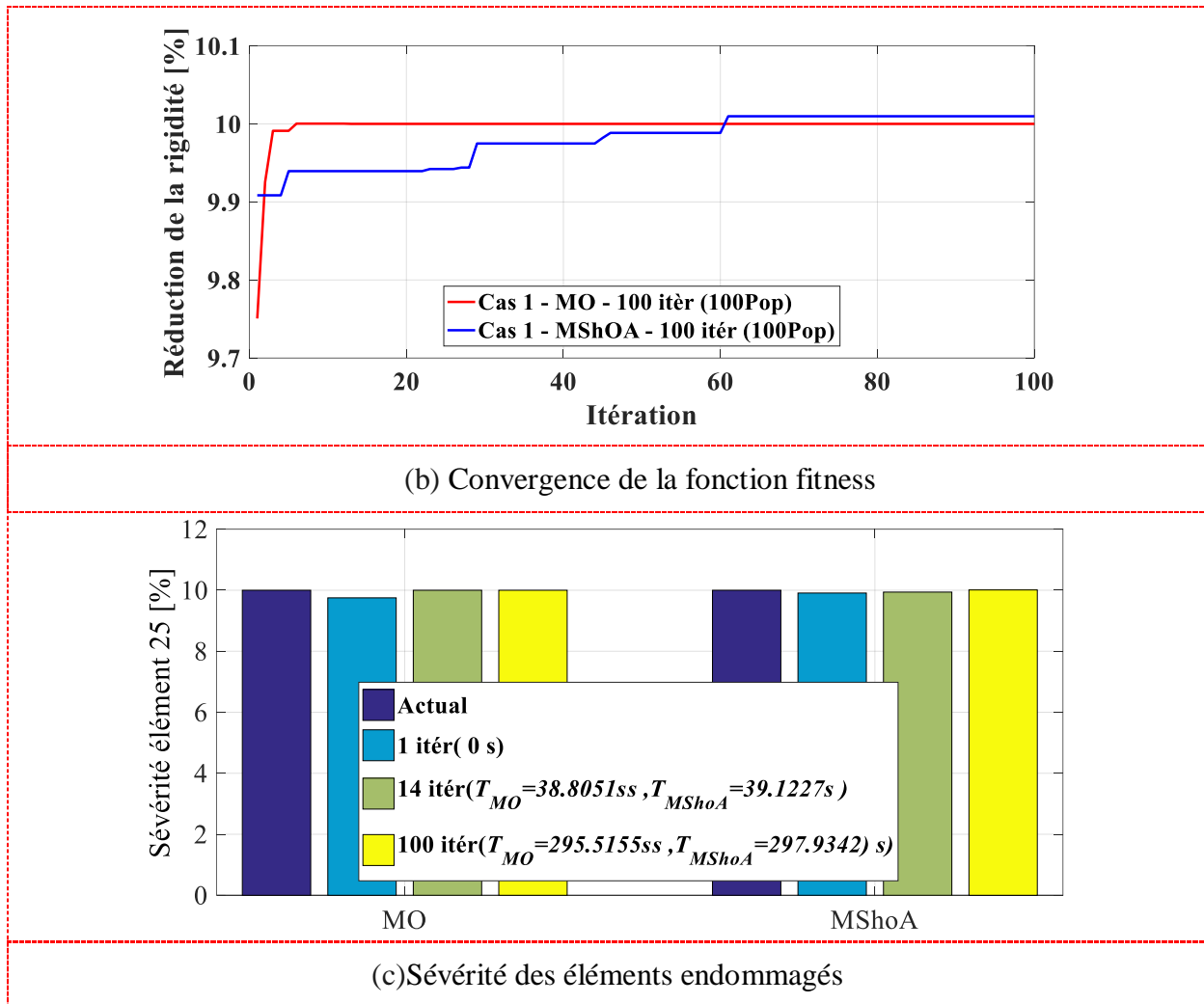


Figure IV-3 Plaque CFFF cas 1.

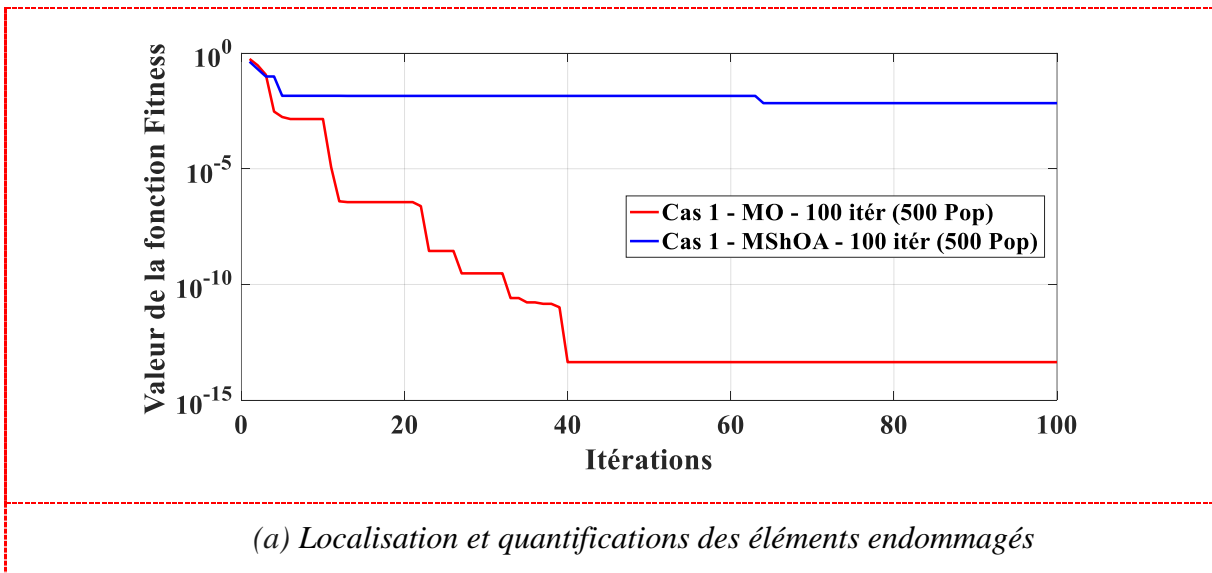
Figure (III.5.a) présente l'évolution de la valeur de la fonction fitness en fonction du nombre d'itérations pour les deux algorithmes d'optimisation, MO et MShoA. L'algorithme MO débute avec une valeur de fitness plus élevée, mais converge rapidement vers une valeur très faible, de l'ordre de 10^{-12} , dès la 40^e itération environ. Cette valeur reste ensuite stable jusqu'à la 100^e itération, ce qui témoigne d'une excellente capacité de MO à minimiser la fonction fitness et à atteindre une solution quasi-optimale en peu d'itérations. En comparaison, l'algorithme MShoA commence avec une valeur légèrement inférieure à celle de MO, mais sa convergence est plus lente et moins marquée. Sa valeur de fitness se stabilise autour de 10^{-2} dès la 20^e itération, ce qui reste significativement plus élevé que la performance atteinte par MO.

Les figures (III.5.b) et (III.5.c) illustrent respectivement l'évolution de la réduction de rigidité en pourcentage d'endommagement pour un élément donné, en fonction du nombre d'itérations, pour

les deux algorithmes d'optimisation MO et MShOA. La figure (b) montre que l'algorithme MO atteint rapidement une réduction de rigidité proche de 10 %, avec une stabilisation dès les 10 à 15 premières itérations. En revanche, l'algorithme MShOA affiche une évolution plus lente et irrégulière, ne se stabilisant autour de 10,02 % qu'à partir de la 60 itérations. Bien que les deux algorithmes convergent vers des niveaux de réduction de rigidité très proches (environ 10 %), MO parvient à cette estimation de manière bien plus rapide, ce qui le rend plus efficient en termes de temps de calcul.

La figure (c), sous forme de diagramme à barres, compare la sévérité détectée par MO et MShOA à différentes étapes d'itérations (1, 14 et 100), en les confrontant à la valeur réelle ("Actual") fixée à 10 %. Pour les deux méthodes, la première itération donne une estimation légèrement inférieure (environ 9,7 %). Après 14 itérations, les deux algorithmes fournissent une estimation très proche de la valeur réelle (environ 10 %), et cette précision se maintient à la 100^e itération. Les temps de calcul sont également très similaires : pour 14 itérations, MO nécessite 38,8051 s contre 39,1227 s pour MShOA ; pour 100 itérations, MO atteint 295,5155 s contre 297,9342 s pour MShOA. Cela montre que, bien que les deux méthodes donnent des résultats comparables en termes de précision, MO conserve un léger avantage en vitesse de convergence, surtout dans les premières phases de l'optimisation.

➤ **Test N°4 Pop (500) itération (100)**



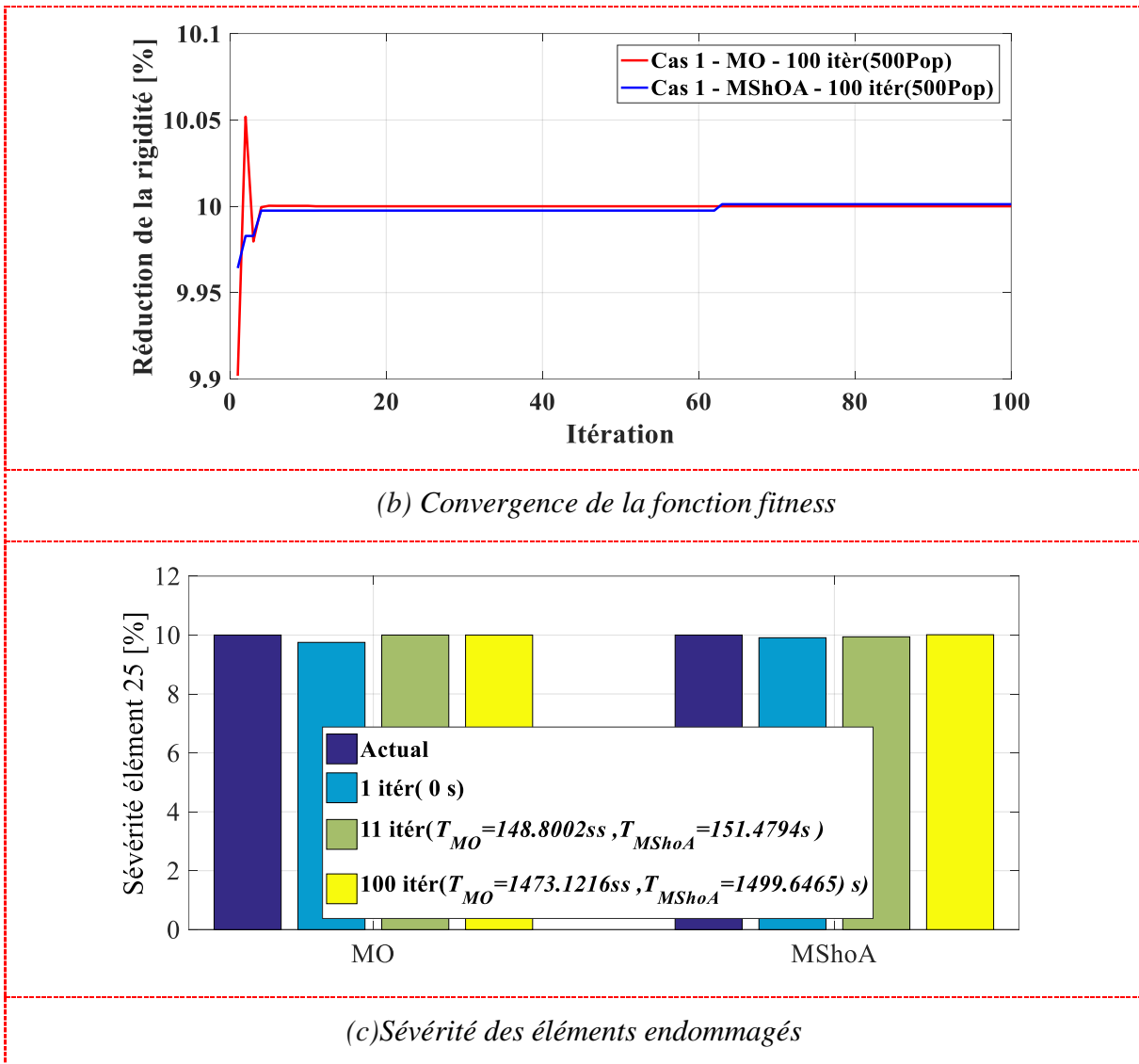


Figure IV-4 Plaque CFFF cas 1.

La figure (III.6.a) illustre l'évolution de la valeur de la fonction fitness en fonction du nombre d'itérations pour une population de 500, en comparant les performances des algorithmes MO et MShoA. L'algorithme MO débute avec une valeur de fitness élevée (environ 100) et présente une convergence très rapide et marquée. Il atteint une valeur extrêmement faible, de l'ordre de 10^{-14} , dès la 40 itération, après plusieurs phases de réduction significative, puis cette valeur reste stable jusqu'à la fin. De son côté, MShoA démarre également autour de 100, mais bien qu'il montre une réduction initiale rapide, il se stabilise très tôt, autour de 10^{-2} , dès les 5 à 10 premières itérations. Une légère amélioration est observée vers la 60 itération, mais la valeur finale de fitness reste significativement plus élevée, autour de 10^{-3} , comparée à celle obtenue par MO. Comme dans le cas de la population de 100, l'algorithme MO surpasse largement MShoA pour cette configuration à 500. La taille de

population plus importante semble même renforcer l'efficacité de MO en termes de qualité de solution et de capacité à minimiser la fonction fitness.

Les figures (III.6.b) et (III.6.c) représentent l'évolution de la réduction de la rigidité et de la sévérité estimée pour un élément endommagé, en fonction du nombre d'itérations, pour une population de 500 individus, en comparant les performances des algorithmes MO et MShOA. Dans la figure (b), l'algorithme MO montre une oscillation initiale marquée avec un pic à 10,05 %, puis une stabilisation rapide autour de 10 % dès la 5^e itération. L'algorithme MShOA, quant à lui, présente une évolution plus progressive, atteignant la même valeur entre la 5^e et la 10^e itération. Les deux courbes suivent ensuite des trajectoires similaires et convergent vers une réduction stable de 10 % sur l'ensemble des 100 itérations, avec une légère amélioration pour MShOA autour de la 60^e itération. Dans la figure (c), un diagramme à barres compare les estimations de sévérité d'un élément endommagé par rapport à la valeur réelle (10 %) pour différentes itérations. Pour MO, l'estimation est légèrement inférieure à 10 % après 1 itération, devient très proche de 10 % après 11 itérations (148,80 s), et atteint presque exactement 10 % à 100 itérations (1473,12 s). Pour MShOA, la tendance est similaire avec des estimations légèrement inférieures au départ, puis proches de 10 % à 11 itérations (151,47 s) et à 100 itérations (1499,64 s).

En résumé, les résultats des quatre tests montrent que les deux méthodes, MO et MShOA, sont capables de quantifier correctement la sévérité du dommage. De manière générale, MO se distingue par une meilleure qualité de solution grâce à sa capacité d'exploration plus étendue, tandis que MShOA converge plus rapidement, mais avec une précision parfois inférieure. Toutefois, dans le premier test, c'est MShOA qui donne les meilleurs résultats, atteignant rapidement la valeur cible avec une bonne stabilité. Pour les autres tests, MO montre des performances supérieures ou comparables, avec des temps de calcul similaires.

- **Cas 2 deux éléments 10% 15%**
- **Test N°1Pop (50) itération (500)**

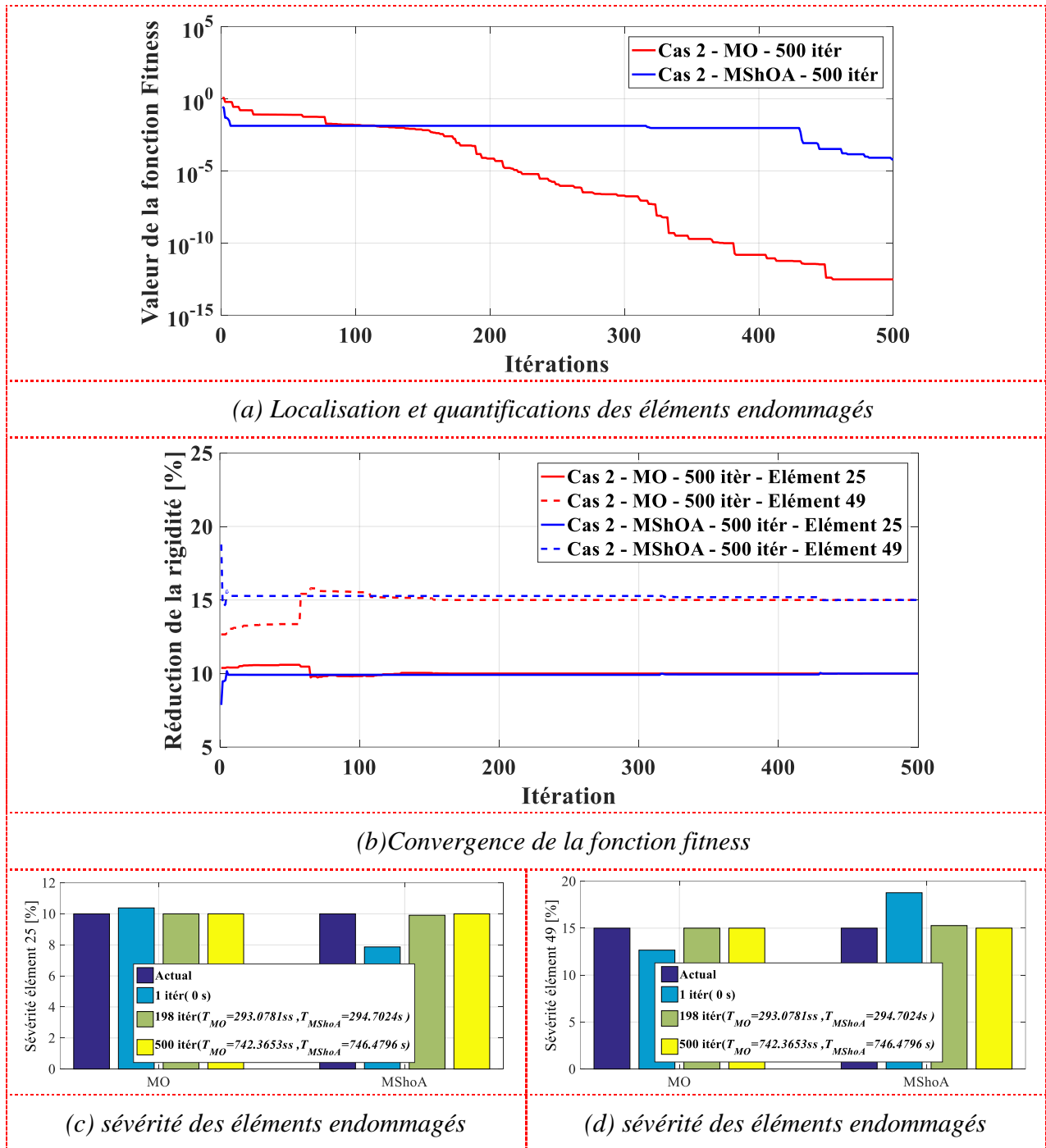


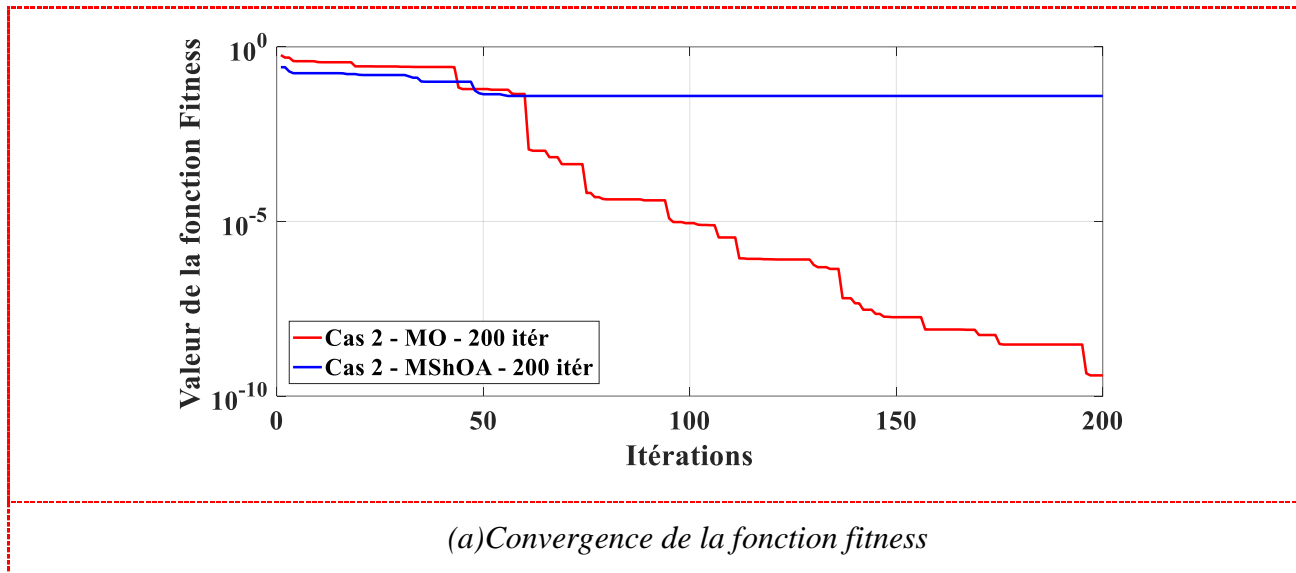
Figure IV-5 Plaque CFFF cas 2

La figure (III.7.a) montre que la méthode MO affiche une convergence rapide et efficace, atteignant des valeurs très faibles de la fonction fitness, de l'ordre de 10^{-12} à 10^{-13} dès la 40^e itération. En revanche, la méthode MSHOA présente une amélioration initiale rapide, mais sa fonction fitness se fige très tôt, autour de 10^{-2} dès les 5 à 10 premières itérations.

La figure III.7.b illustre la réduction de rigidité estimée par les deux méthodes. La méthode MO affiche une croissance très rapide de la réduction de la rigidité, atteignant 10,05 % dès les 2 à 3 premières itérations, puis se stabilise autour de 10,00 % dès la 10^e itération, traduisant une convergence rapide et stable. En revanche, la méthode MSHOA présente une augmentation plus progressive, atteignant la valeur cible de 10,00 % seulement vers la 60^e itération, avec un palier intermédiaire autour de 9,95 %.

Les figures III.7.c et III.7.d comparent, à travers des diagrammes à barres, la sévérité d'élément estimée par MO et MSHOA aux valeurs réelles ("Actual") pour plusieurs éléments, à différentes étapes (1, 100 et 500 itérations). Les barres "Actual" indiquent une sévérité de 10 % pour l'élément 25 et de 15 % pour l'élément 49, tandis que les autres éléments ne présentent aucune sévérité (0 %). Après une seule itération, les estimations de MO et MSHOA sont encore éloignées des valeurs réelles. Toutefois, à 198 itérations, les deux méthodes commencent à fournir des estimations plus proches des valeurs cibles à (MO=293,07s), (MShOA=294,70s), tout en respectant correctement la sévérité nulle des autres éléments. À 500 itérations, les deux algorithmes parviennent à estimer avec une grande précision les sévérités de 10 % et 15 % pour les éléments endommagés à (MO=742,36s), (MShOA=747,47s), et presque 0 % pour les éléments sains.

Test N°2Pop (50) itération (200)



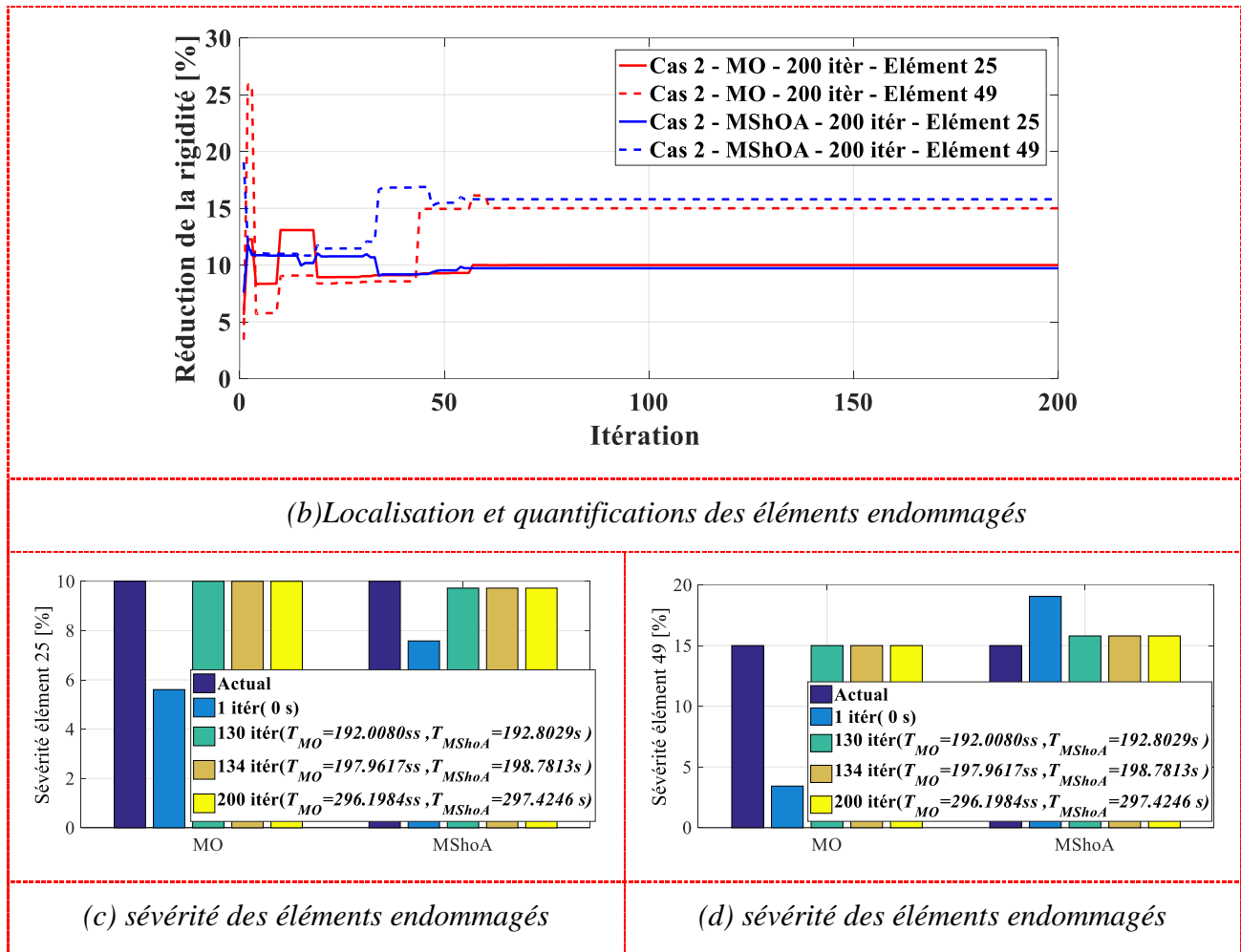


Figure IV-6 Plaque CFFF cas 2

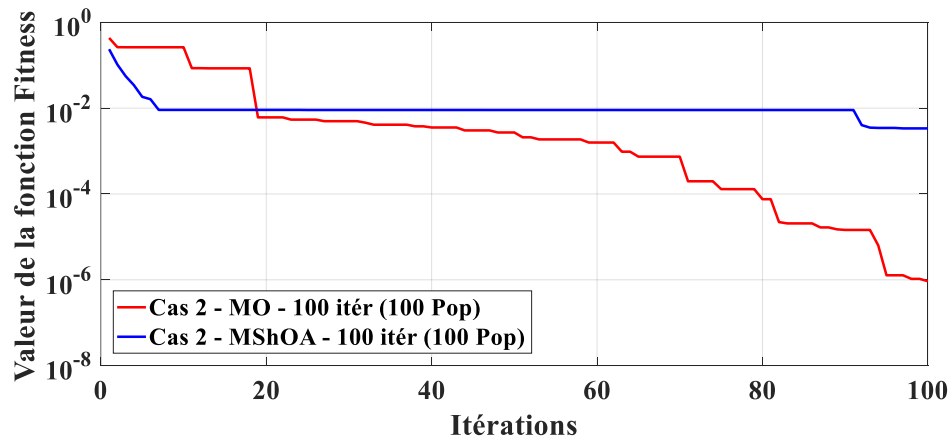
La figure (III.8.a) compare l'évolution de la fonction fitness pour les deux algorithmes. L'algorithme MO (courbe rouge) démarre avec une valeur de fitness autour de 100 et montre une convergence claire et progressive. Il descend régulièrement, passant sous 10^{-1} après environ 50 itérations, pour atteindre une valeur finale d'environ 10^{-9} à la fin des 200 itérations. En revanche, l'algorithme MSHOA (courbe bleue) débute également autour de 100, mais sa convergence est beaucoup plus limitée : il se stabilise très rapidement dès les premières itérations à une valeur comprise entre 10^{-1} . Une légère amélioration est observée vers 60 itérations, mais la valeur finale reste nettement supérieure à celle obtenue par MO.

La figure (III.8.b) illustre l'évolution de la réduction de rigidité estimée pour les éléments endommagés 25 et 49 par les deux algorithmes. Pour MO, l'élément 25 (ligne continue) se stabilise très rapidement autour de 10 %, tandis que l'élément 49 (ligne pointillée) présente des oscillations initiales avant d'atteindre une valeur stable proche de 15 % après environ 50 itérations. Ces valeurs

correspondent probablement aux réductions réelles de rigidité des éléments endommagés. Concernant MSHOA, l'élément 25 converge également vers 10 % avec quelques variations initiales. En revanche, pour l'élément 49, l'algorithme converge vers une valeur stable autour de 10 %, ce qui reste significativement inférieur à la valeur estimée par MO pour ce même élément.

Les figures (III.8.c) et (III.8.d) comparent la sévérité estimée par les deux méthodes aux valeurs réelles. Après 1 itération, les estimations de MO et MSHOA sont encore éloignées des valeurs "Actual". À 130 itérations, les estimations commencent à s'améliorer, bien qu'elles ne soient pas encore parfaites. Les temps de calcul associés sont de 192,008 s pour MO et de 192,802 s pour MSHOA. Après 200 itérations, les deux méthodes fournissent des estimations très proches des valeurs réelles : 10 % pour l'élément 25 et 15 % pour l'élément 49, tandis que les éléments non endommagés sont correctement évalués à 0 %. Les temps de calcul à ce stade sont de 296,198 s pour MO et 297,424 s pour MSHOA, restant très similaires entre les deux algorithmes.

➤ **Test N°3Pop (100) itération (100)**



(a) Localisation et quantifications des éléments endommagés

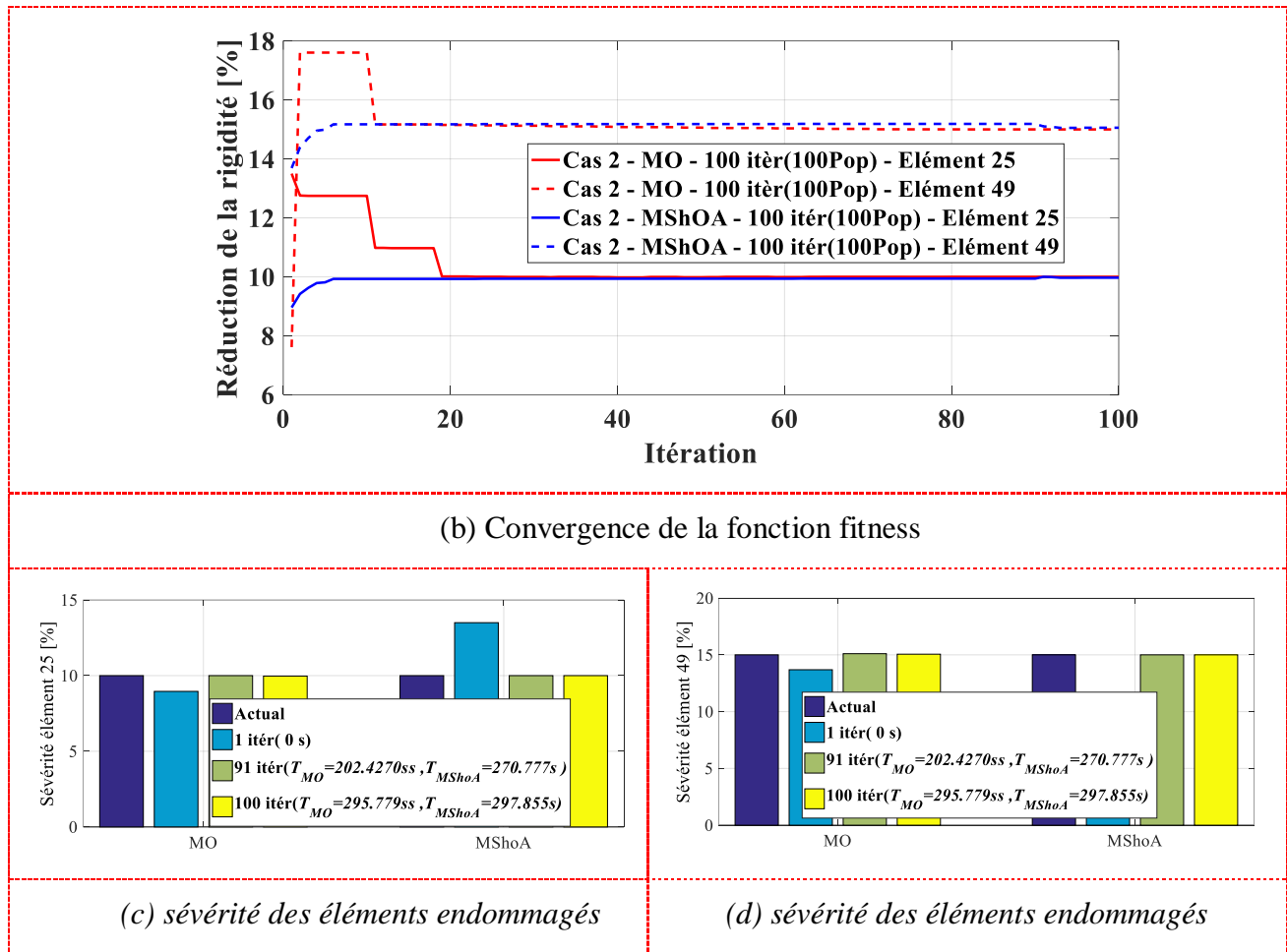


Figure IV-7 Plaque CFFF cas 2

La figure (III.9.a) présente l'évolution de la valeur de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les deux méthodes : MO et MSHOA. On observe que la méthode MO améliore progressivement la solution, avec plusieurs phases de descente successives, atteignant une valeur minimale de l'ordre de 10^{-6} . En revanche, MSHOA converge plus rapidement dès les premières itérations, mais reste bloquée à une valeur plus élevée, autour de 10^{-2} , indiquant une solution moins optimale.

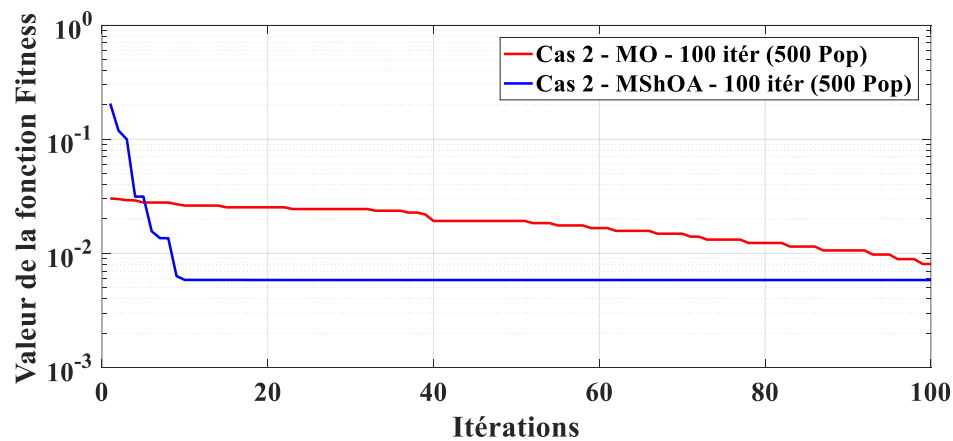
La figure (III.9.b) illustre la valeur de la fonction fitness pour les éléments endommagés 25 et 49, estimée par les deux méthodes. Pour MO, l'élément 25 (ligne continue) se stabilise très rapidement autour de 10 %, tandis que l'élément 49 (ligne pointillée) présente des oscillations initiales avant d'atteindre une valeur stable proche de 15 % après environ 50 itérations. Ces valeurs correspondent aux sévérités réelles des éléments endommagés. Concernant MSHOA, l'élément 25 converge également vers 10 % avec quelques légères variations initiales. En revanche, pour l'élément 49,

MSHOA converge vers une valeur stable autour de 10 %, ce qui reste significativement inférieur à la valeur réelle de 15 % estimée par MO.

Les figures (c) et (d) présentent l'évolution de la sévérité estimée pour les éléments endommagés 25 et 49 en comparaison avec les valeurs réelles ("Actuelles") de 10 % et 15 %. Pour les deux algorithmes, MO et MSHOA, les premières itérations ne permettent pas d'atteindre ces valeurs cibles : les estimations sont encore éloignées. Ce n'est qu'à partir de la 91^e itération que les deux méthodes commencent à fournir des estimations très proches des valeurs réelles. À 100 itérations, les estimations de la sévérité pour les deux éléments (25 et 49) correspondent parfaitement aux valeurs "Actuelles", soit 10 % et 15 %. Cela montre que MO comme MSHOA convergent correctement à partir de la 91^e itération.

Concernant les temps de calcul, à 91 itérations, la méthode MO est plus rapide que MSHOA, avec un temps de 202,4270 secondes contre 270,7770 secondes. À 100 itérations, les deux algorithmes atteignent pratiquement les mêmes temps : 295,7790 secondes pour MO et 297,8550 secondes pour MSHOA, ce qui donne un léger avantage à MO (environ 2 secondes). Ces résultats confirment que MO est plus efficace pour un nombre modéré d'itérations, en offrant des résultats précis plus rapidement et avec une charge computationnelle légèrement réduite.

➤ **Test N°4Pop (500) itération (100)**



(a) Localisation et quantifications des éléments endommagés

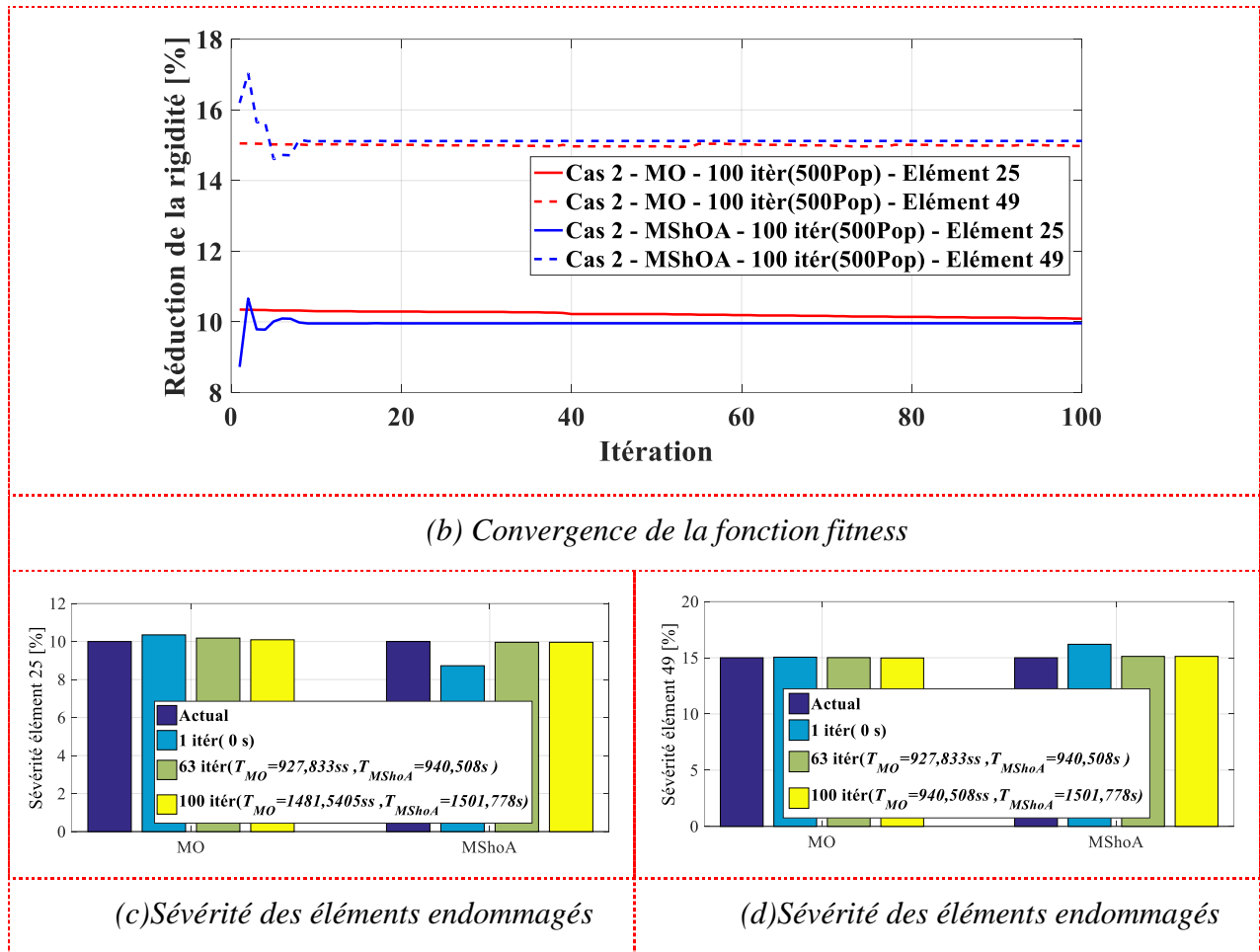


Figure IV-8 Plaque CFFF cas 2

La figure (III.10.a) illustre l'évolution de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour deux méthodes d'optimisation : MO (en rouge) et MShoA (en bleu). On remarque que la méthode MShoA converge très rapidement dès les 10 à 15 premières itérations vers une valeur relativement basse de la fonction objective, puis se stabilise. En revanche, la méthode MO présente une diminution plus progressive, mais reste bloquée à une valeur plus élevée de la fonction objective par rapport à MShoA, traduisant une convergence moins performante dans ce cas.

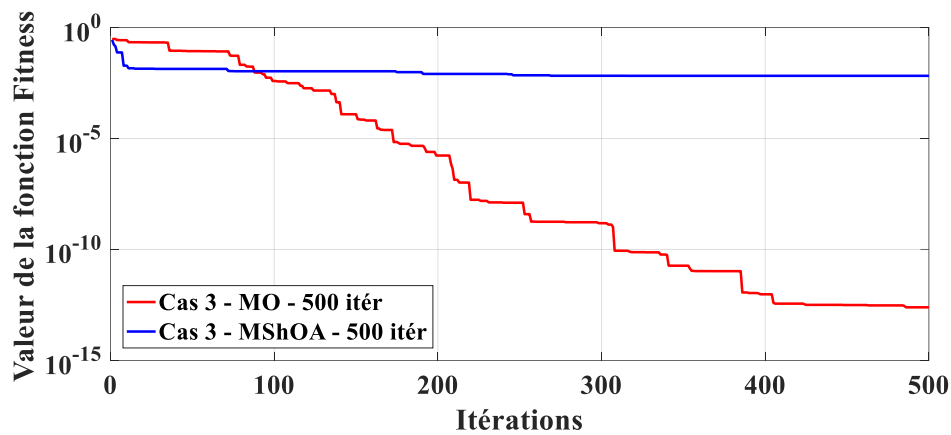
La figure (III.10.b) présente la rigidité estimée par chaque méthode (MO et MShoA) pour deux éléments endommagés : les éléments 25 et 49. La méthode MO converge rapidement et se stabilise autour de 10,01 % pour l'élément 25 et 15 % pour l'élément 49. En revanche, la méthode MShoA atteint une stabilité après environ 13 itérations, avec une estimation de 10 % pour l'élément 25 et 15,02 % pour l'élément 49.

Les figures (III.10.c) et (III.10.d) illustrent l'évolution de la sévérité estimée des éléments endommagés au cours des itérations pour les deux méthodes. À la première itération, aucune des méthodes n'atteint la valeur actuelle cible. Ce n'est qu'à partir de la 63^e itération que les deux algorithmes commencent à fournir des estimations proches de la valeur réelle, avec un temps de calcul de 927,833 secondes pour MO et 940,508 secondes pour MShoA. Cette convergence se poursuit jusqu'à la 100^e itération, avec un temps total de 1481,540 secondes pour MO et 1501,778 secondes pour MShoA.

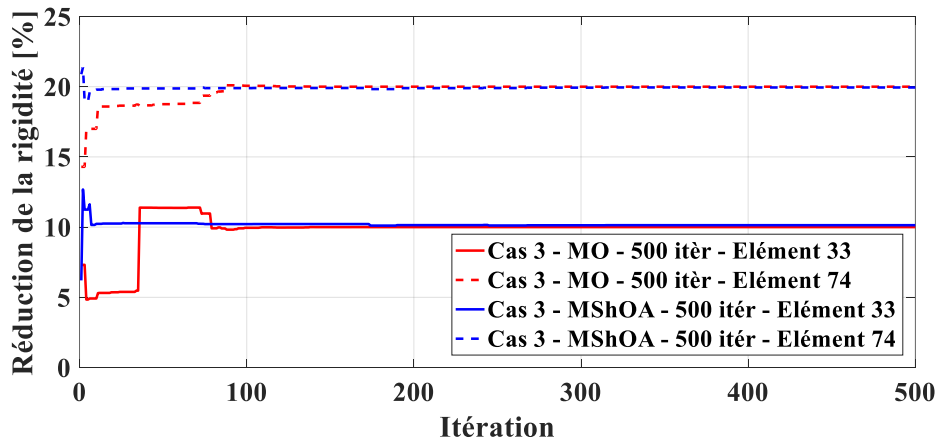
Ces résultats confirment que MO est légèrement plus rapide, tout en maintenant une précision équivalente à celle de MShoA.

Cas 3 deux éléments 10% 20%

➤ **Test N°1Pop (50) itération (500)**



(a) Localisation et quantifications des éléments endommagés



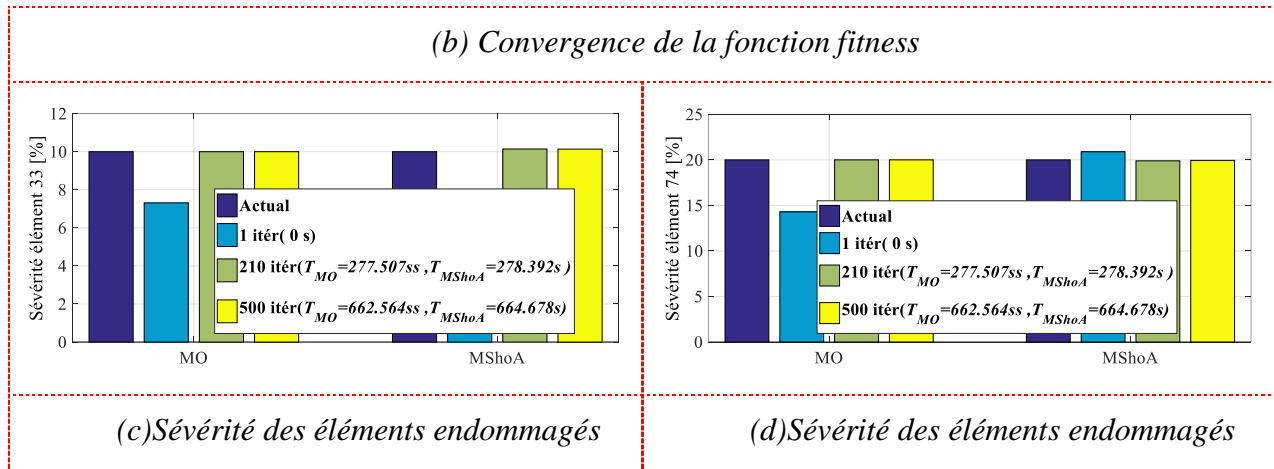


Figure III.11. Plaque CCCC cas3.

La figure (III.11.a) montre l'évolution de la valeur de la fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les deux méthodes. La méthode MO présente une diminution progressive de la fonction objective tout au long des 500 itérations, marquée par des phases de chute régulières suivies d'une stabilisation finale à une valeur plus basse. En revanche, la méthode MShoA converge très rapidement vers une valeur stable dès les premières itérations, mais cette valeur reste plus élevée que celle obtenue par MO.

La figure (III.11.b) illustre la réduction de la rigidité pour deux éléments endommagés, les éléments 33 et 74. Les deux méthodes, MO et MShoA, convergent vers une sévérité d'environ 10 % pour l'élément 33 et 20 % pour l'élément 74. La méthode MO atteint cette stabilité après environ 100 itérations, tandis que MShoA converge beaucoup plus rapidement, se stabilisant dès la 15^e itération.

Les figures (III.11.c) et (III.11.d) présentent l'évolution de la sévérité estimée pour les éléments endommagés 33 et 74. À la première itération, aucune des deux méthodes (MO et MShoA) n'atteint la valeur actuelle attendue pour ces deux éléments. Ce n'est qu'à partir de la 210^e itération que les estimations deviennent précises et se stabilisent autour des valeurs cibles. À ce stade, le temps d'exécution est de 277,507 secondes pour MO et de 278,392 secondes pour MShoA. Cette stabilité se maintient jusqu'à la 500^e itération, avec un temps total de 662,564 secondes pour MO et de 664,678 secondes pour MShoA.

➤ **Test N°2Pop (50) itération (200)**

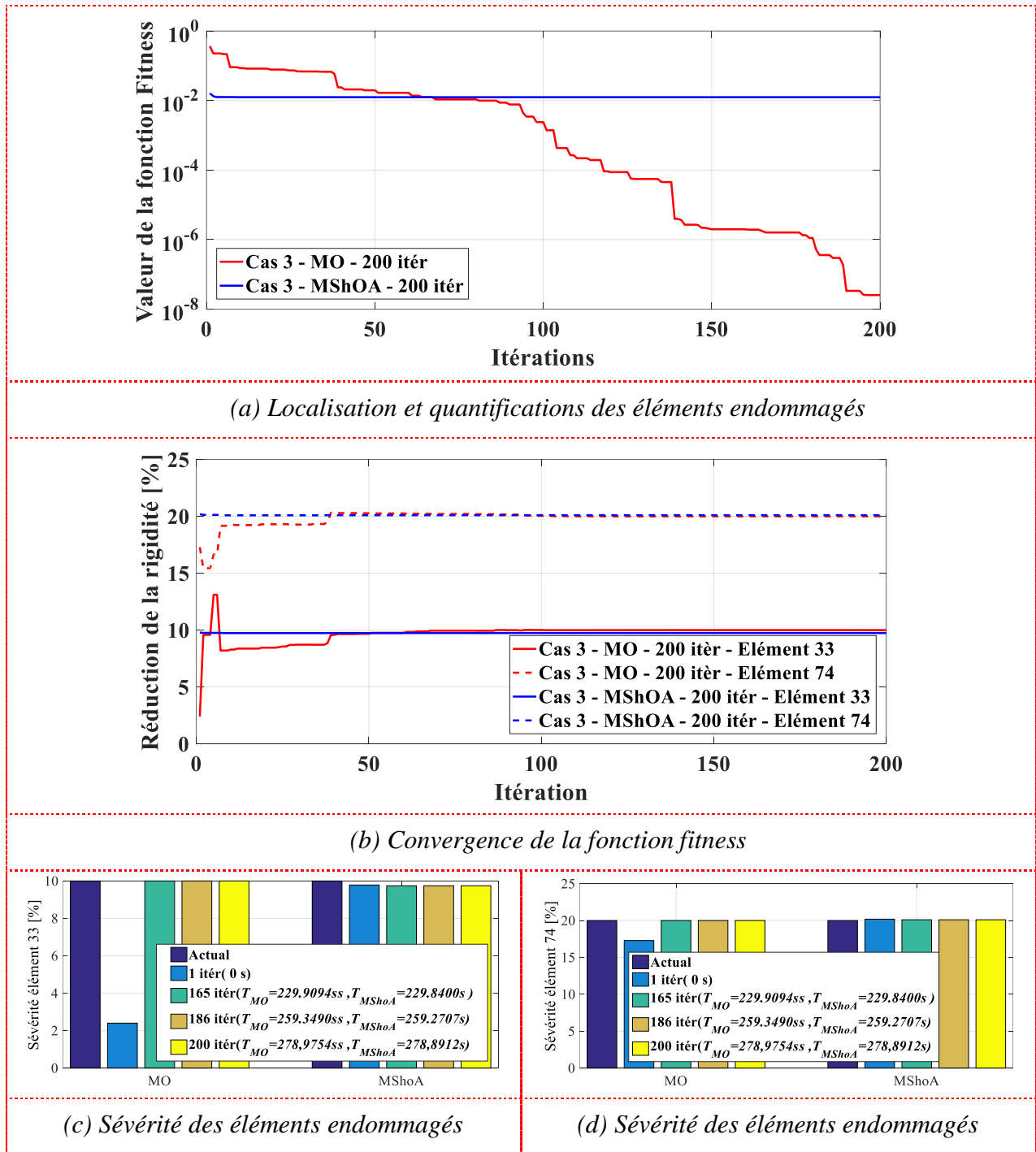


Figure III.12. Plaque CCCC cas 3.

La figure (III.12.a) représente l'évolution des valeurs de la fonction fitness au cours des itérations pour les deux méthodes. La méthode MO démarre avec une valeur relativement élevée, proche de 10^0 , puis la courbe diminue progressivement, en particulier après 70 itérations, traduisant une amélioration continue de la solution. À la fin des 200 itérations, la fonction fitness atteint des valeurs extrêmement

faibles, de l'ordre de 10^{-8} , ce qui reflète une optimisation de très haute qualité. En revanche, la méthode MShoA présente une courbe quasiment plate, se stabilisant autour de 10^{-2} tout au long des 200 itérations.

La figure (III.12.b) représente la réduction de la rigidité en fonction du nombre d'itérations pour deux éléments endommagés : l'Élément 33 et l'Élément 74. Les deux méthodes, MO et MShoA, parviennent à la même valeur finale : environ 10 % pour l'Élément 33 et environ 20 % pour l'Élément 74. Cependant, leur comportement diffère. La méthode MO montre une évolution plus instable, notamment pour l'Élément 33, avec une chute brutale au début, suivie d'une remontée et d'une stabilisation après 50 itérations. Sa convergence est globalement plus lente, surtout pour cet élément. En revanche, la méthode MShoA se stabilise très rapidement, dès les premières itérations, et ses courbes sont plates, ce qui traduit une convergence rapide et stable. Ainsi, bien que les deux approches atteignent les mêmes niveaux finaux de réduction de rigidité, MShoA se distingue par une meilleure stabilité et une rapidité de convergence, avantageuse pour des analyses ciblées ou rapides.

Les figures (III.12.c) et (III.12.d) comparent les performances des méthodes MO et MShoA à différentes étapes d'itération (1, 165 et 200), pour deux cas où la valeur cible "Actuelle" est de 10 (figure c) et 20 (figure d). Dans les deux cas, les deux algorithmes convergent parfaitement vers la valeur attendue à partir de la 165^e itération (MO : 229.9094 s, MShoA : 229.8400 s), et maintiennent une stabilité remarquable jusqu'à la 200^e itération (MO : 278.9754 s, MShoA : 278.8912 s). Toutefois, leurs comportements initiaux diffèrent. MShoA démarre très proche de la valeur "Actuelle" dès la première itération (10 pour la figure c et 20.5 pour la figure d), traduisant une très bonne précision dès le début. À l'inverse, MO commence plus bas (2.3 dans la figure c et 17 dans la figure d), ce qui indique une sous-estimation initiale. Ainsi, bien que les deux méthodes soient équivalentes à long terme, MShoA présente dans ce cas une meilleure précision initiale ainsi qu'un léger avantage en temps de calcul, ce qui peut constituer un atout dans des contextes à ressources limitées ou nécessitant un nombre réduit d'itérations.

➤ **Test N°3Pop (100) itération (100)**

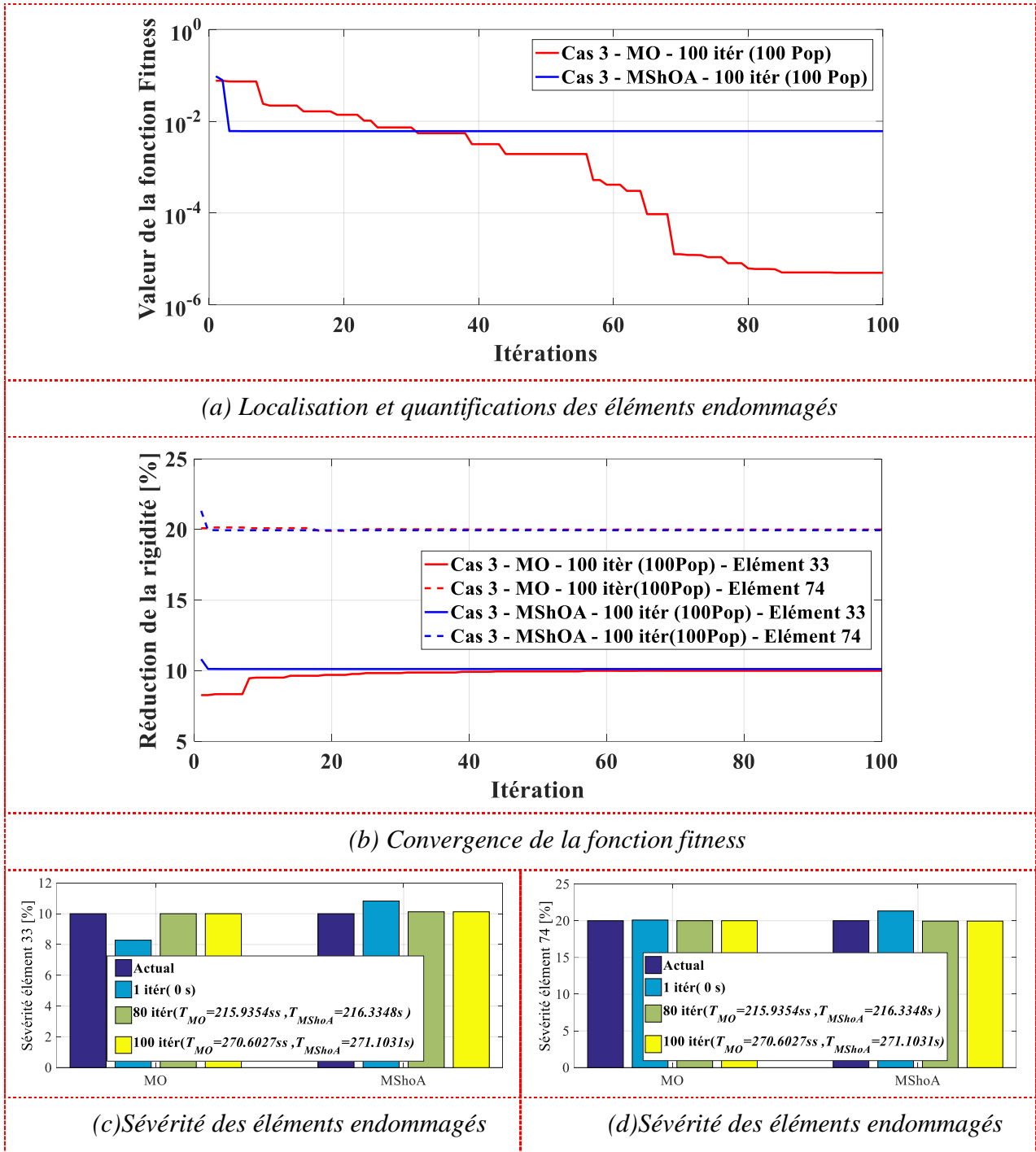


Figure III.13. Plaque CCCC cas 3.

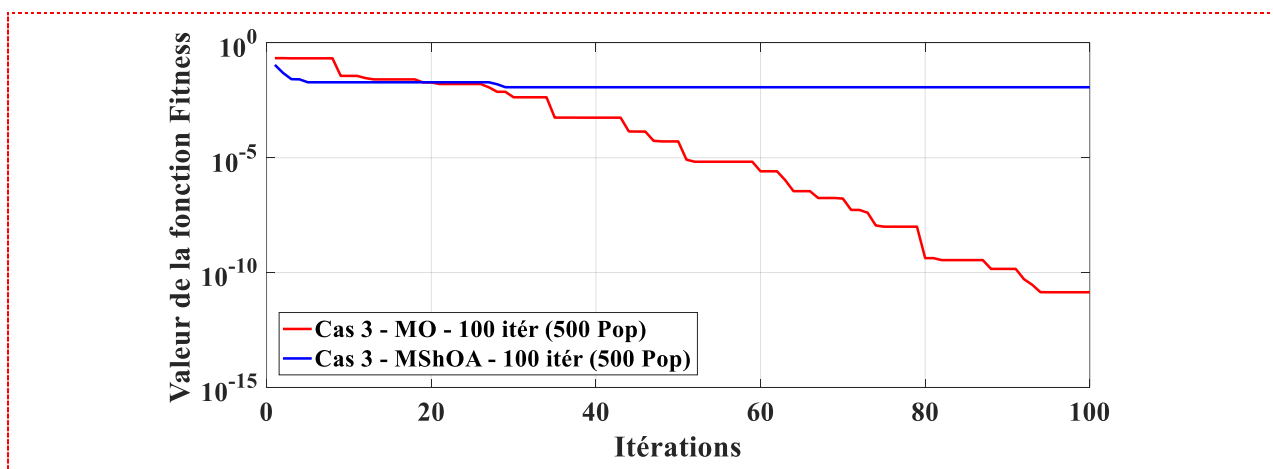
La figure (III.13.a) représente l'évolution de la valeur de la fonction de fitness en fonction du nombre d'itérations. La courbe rouge, correspondant à la méthode MO, démarre avec une valeur relativement élevée (10^{-1}), puis diminue progressivement et régulièrement pour atteindre des valeurs très basses, de l'ordre de 10^{-6} à la fin des itérations. En comparaison, la courbe bleue, représentant la

méthode MShOA, commence avec une erreur plus faible (10^{-3}), mais reste globalement stable, avec quelques oscillations, tout au long des 100 itérations. L'algorithme MO montre ainsi une amélioration continue et significative de la précision, en réduisant fortement l'erreur au fil des itérations.

La figure (III.13.b) montre la convergence des méthodes d'optimisation MO et MShOA pour estimer la réduction de rigidité de deux éléments endommagés, les éléments 33 et 74, sur 100 itérations avec une population de 100. Pour la méthode MO, l'Élément 33 (ligne rouge continue) démarre autour de 8–9 %, puis progresse progressivement vers 10 %, avec une stabilisation observée après environ 30 à 40 itérations. En ce qui concerne l'Élément 74 (ligne rouge pointillée), la courbe débute autour de 20 %, subit une légère diminution, puis se stabilise autour de cette même valeur, avec une convergence atteinte rapidement, vers 10 à 15 itérations. Du côté de la méthode MShOA, l'Élément 33 (ligne bleue continue) démarre autour de 10 % et se stabilise immédiatement à cette valeur, atteignant la convergence en moins de 10 itérations. Pour l'Élément 74 (ligne bleue pointillée), la courbe débute autour de 20 % et converge presque instantanément, avec une courbe très stable dès le début.

Ces figures (III.13.c) (III.13.d) présentent l'évolution de la sévérité estimée pour les éléments endommagés 33 et 74, dont les dommages réels sont respectivement de 10 % et 20 %. À la première itération, aucune des deux méthodes (MO et MShOA) n'atteint encore la valeur réelle de la sévérité. La convergence vers la valeur actuelle commence à partir de la 80^e itération, où les deux algorithmes fournissent des estimations très proches des valeurs réelles. En termes de temps de calcul, pour 80 itérations, MO prend 215,93 s contre 216,33 s pour MShOA. Pour 100 itérations, les durées sont de 270,60 s pour MO et 272,10 s pour MShOA.

➤ **Test N°4Pop (500) itération (100)**



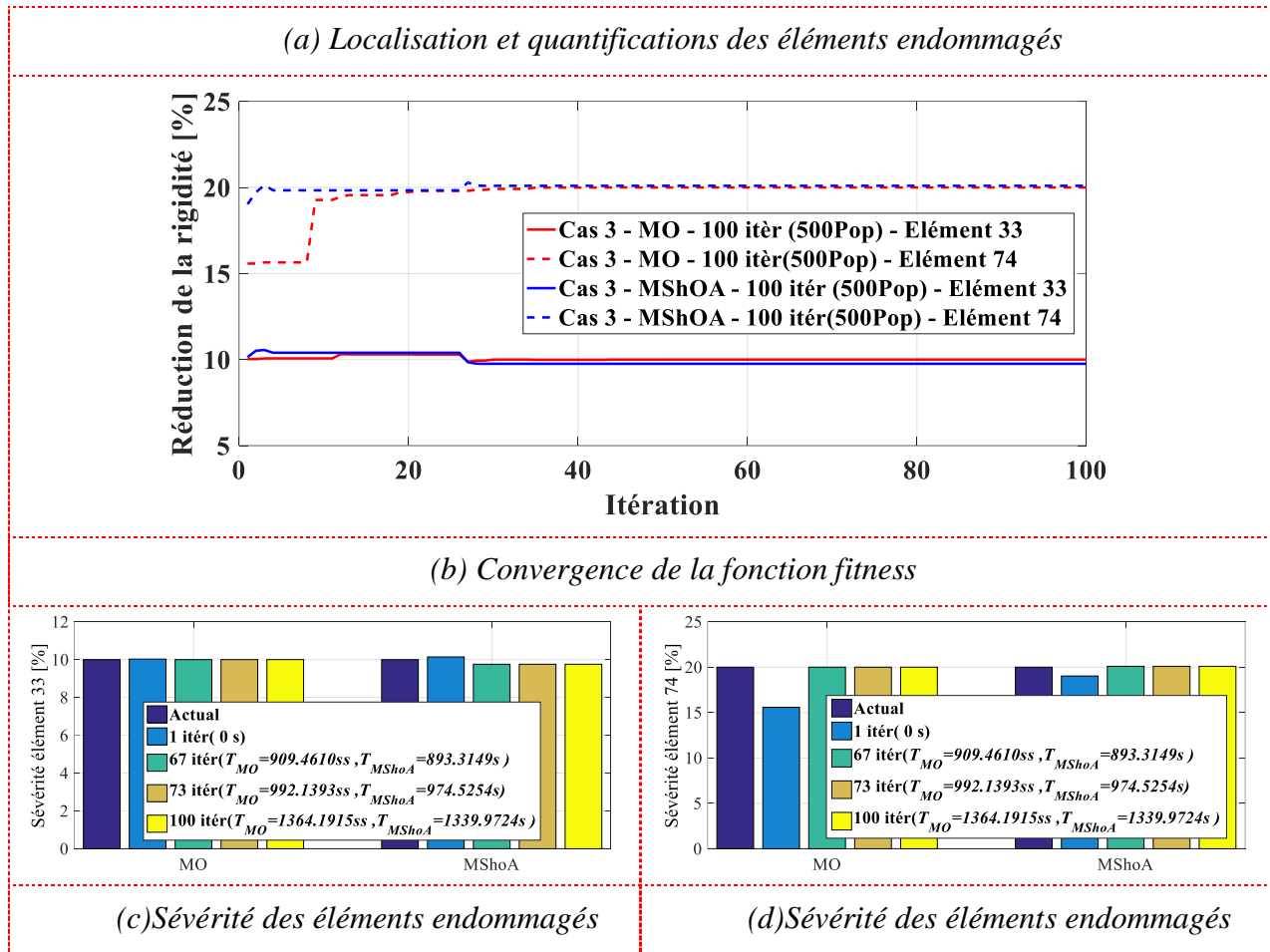


Figure III.14. Plaque CCCC cas 3.

La figure (III.14.a) illustre l'évolution de la valeur de fonction objective au fil des itérations pour les deux méthodes d'optimisation. La méthode MO (courbe rouge) débute avec une erreur relativement faible, de l'ordre de 10^{-3} , et converge rapidement et de manière stable vers des valeurs très basses, atteignant environ 10^{-5} dès les premières itérations. En revanche, la méthode MShOA (courbe bleue) commence avec une erreur plus élevée, autour de 10^{-1} , et connaît une diminution plus lente, atteignant seulement 10^{-4} à la 100^e itération.

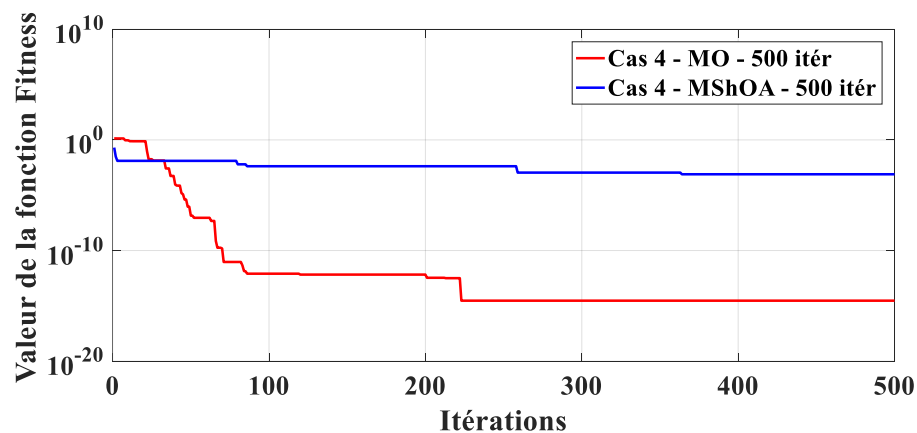
La figure (III.14.b) illustre la réduction de la rigidité estimée pour deux éléments endommagés (33 et 74) à l'aide des méthodes d'optimisation MO et MShOA, avec une population de 500 sur 100 itérations. Pour l'élément 33, la méthode MO indique une réduction progressive de la rigidité, partant de valeurs proches de 10 %, pour se stabiliser autour de 10,02 % à partir de la 22 itération. La méthode MShOA montre quant à elle une convergence plus rapide, avec une estimation directement proche de 10%, stable dès la 22^e itération. En ce qui concerne l'élément 74, la réduction de rigidité estimée par

MO commence aux alentours de 20 %, avec une stabilisation observée vers la 15^e itération. Pour MShOA, cette valeur est atteinte plus rapidement, avec une stabilisation dès la 12^e itération.

Les figures (III.14.c) et (III.14.d) illustrent l'évolution de l'estimation de la sévérité des dommages pour les éléments endommagés 33 et 74. À la première itération, aucune des deux méthodes (MO et MShOA) n'atteint les valeurs réelles des réductions de rigidité, fixées à 10 % pour l'élément 33 et 20 % pour l'élément 74. À partir de la 67^e itération, les deux approches convergent vers les valeurs actuelles avec une grande précision. À ce stade, le temps de calcul cumulé est de 909,46 secondes pour MO et de 893,31 secondes pour MShOA. Cette convergence se maintient jusqu'à la 100^e itération, où le temps total atteint 1364,19 secondes pour MO et 1339,97 secondes pour MShOA.

Les résultats des quatre tests montrent que la méthode MO offre une précision finale plus élevée, avec une amélioration continue de l'erreur et une bonne stabilité. Cependant, la méthode MShOA converge plus rapidement dès les premières itérations et demande un temps de calcul légèrement inférieur. Ainsi, MO est plus performante pour une estimation précise, tandis que MShOA est mieux adaptée pour une détection rapide et efficace.

- **Cas 4 un seul élément 10%**
- **Test N°1Pop (50) itération (500)**



(a) Localisation et quantifications des éléments endommagés

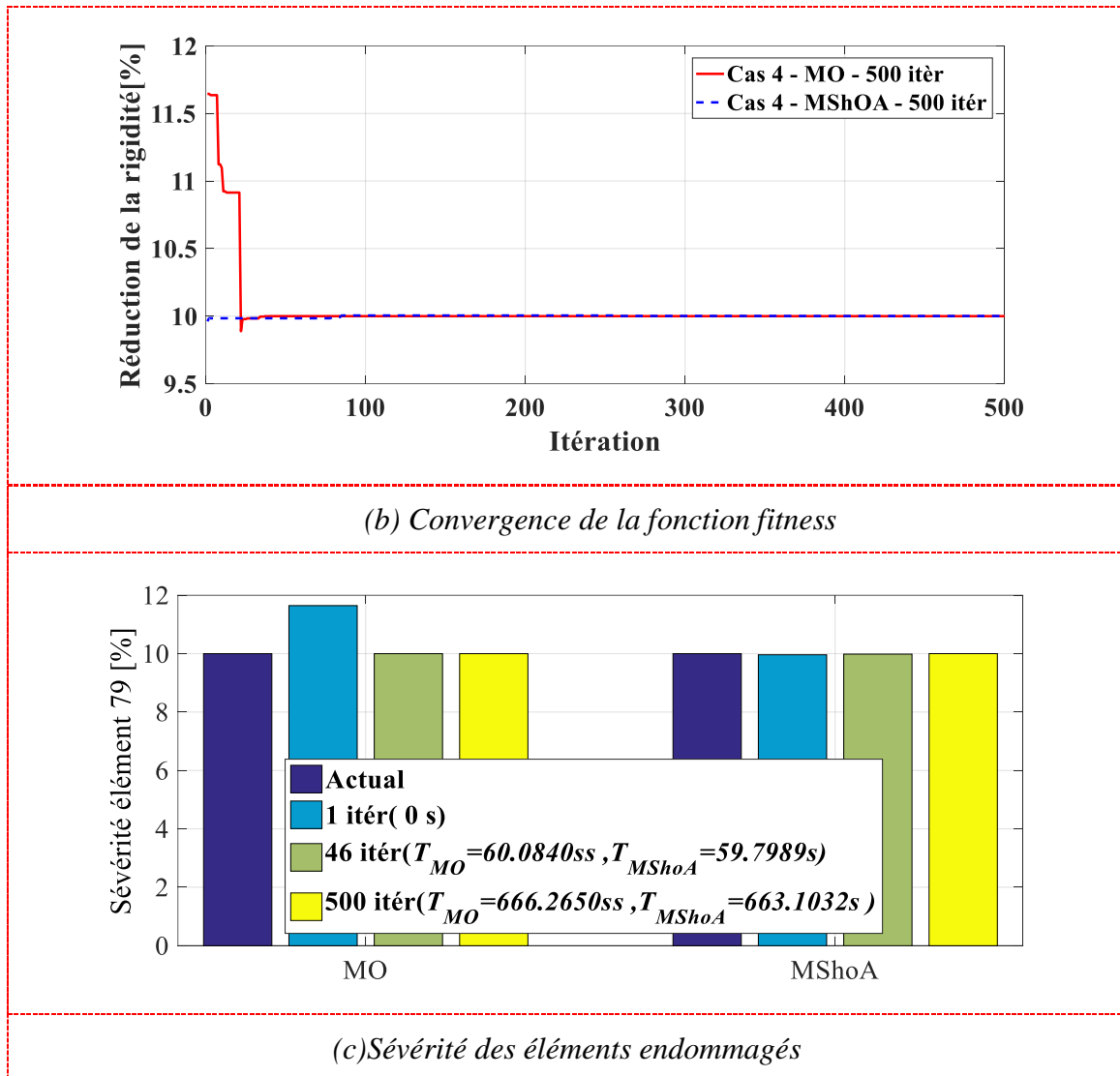


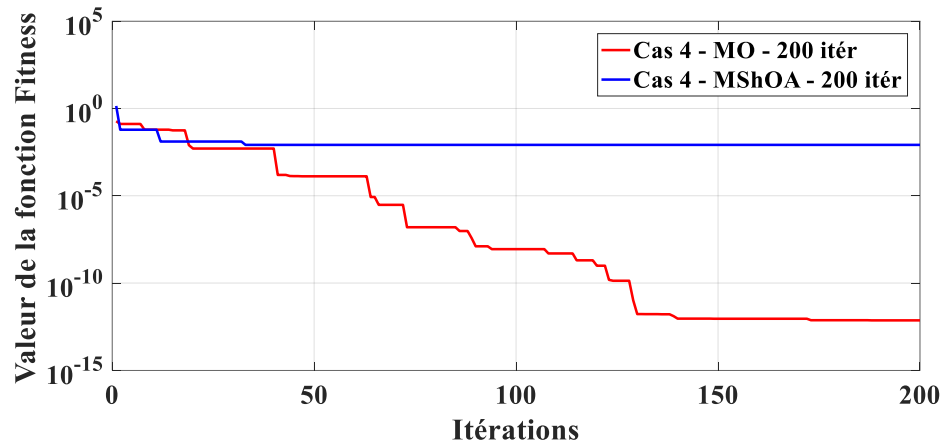
Figure III.15. Plaque CCCC cas 4.

La figure (III.15.a) illustre l'évolution de la fonction fitness au cours des itérations pour les deux algorithmes, MO et MShOA. La méthode MO montre une diminution continue et progressive de la valeur de la fonction objective, atteignant des niveaux extrêmement faibles de l'ordre de 10^{-14} . En revanche, MShOA converge très rapidement dès les premières itérations, puis se stabilise autour de 10^{-5} .

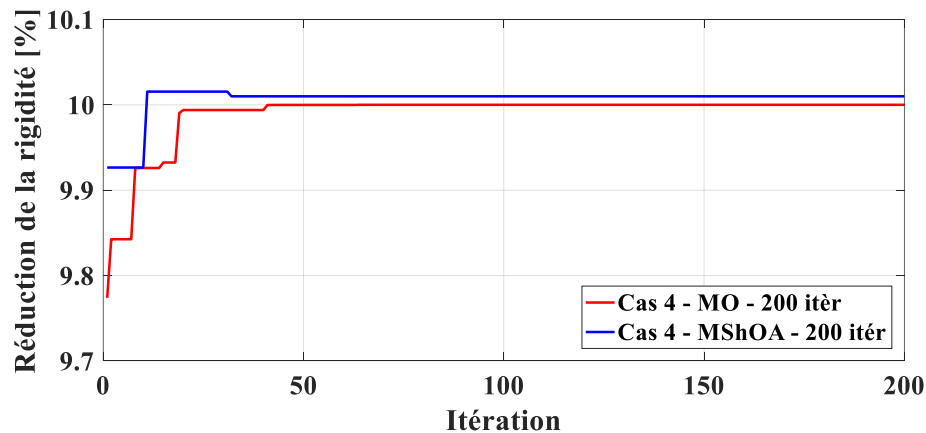
La figure (III.15.b) montre l'estimation de la réduction de rigidité (en pourcentage) pour un cas d'endommagement unique à 10 %. Les deux méthodes identifient correctement une réduction autour de 10 %, ce qui correspond à la valeur réelle. La méthode MShOA atteint cette estimation dès les premières itérations avec une stabilité remarquable, tandis que MO met plus de temps à converger et se stabilise à partir de la 30e itération, rejoignant progressivement la même valeur.

La figure (III.15.c) présente l'évolution de l'estimation de la sévérité de l'élément endommagé (élément 79) sur 500 itérations. MShOA atteint une estimation très proche de la valeur réelle dès la 46e itération, avec un temps de calcul de 59,79 secondes, tandis que MO converge plus lentement, atteignant une précision similaire à long terme, avec un temps de 60,08 secondes. Jusqu'à la 500e itération, MO totalise un temps de calcul de 666,26 secondes contre 663,10 secondes pour MShOA.

➤ **Test N°2Pop (50) itération (200)**



(a) Localisation et quantifications des éléments endommagés



(b) Convergence de la fonction fitness

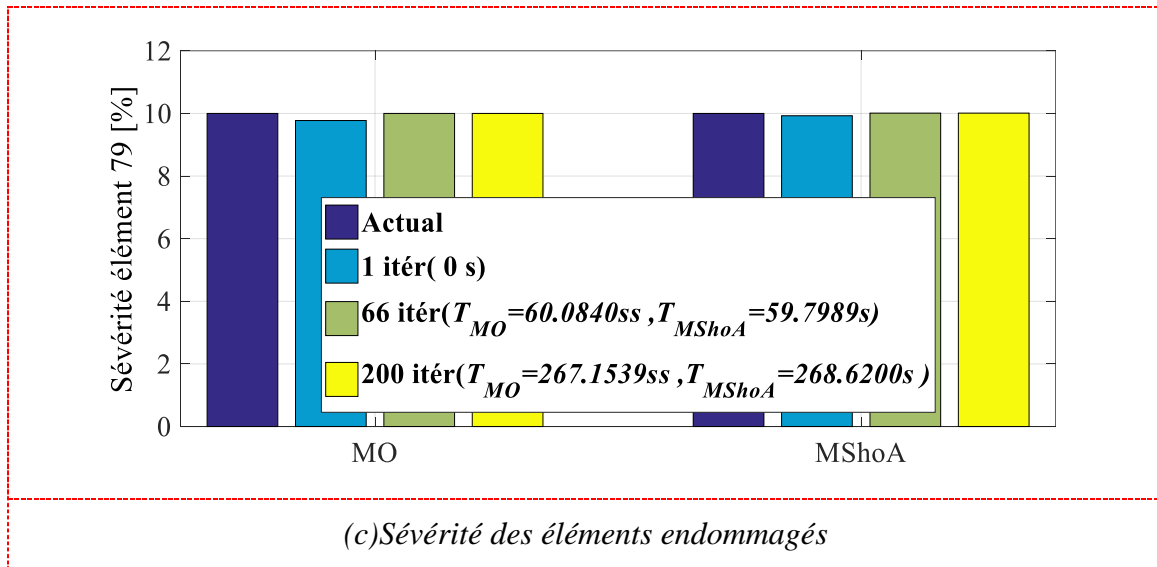


Figure III.16. Plaque CCCC cas 4.

La figure (III.16.a) illustre l'évolution de la fonction fitness sur 500 itérations pour les deux méthodes. L'algorithme MO montre une diminution continue et progressive de la valeur de la fonction objective, atteignant des niveaux extrêmement faibles de l'ordre de 10^{-12} . En revanche, MShoA se stabilise rapidement autour de 10^{-2} , ce qui montre une convergence prématurée mais rapide.

La figure (III.16.b) montre l'estimation de la réduction de rigidité (en %) pour un cas d'endommagement unique à 10 %. La méthode MO converge progressivement vers la valeur réelle et se stabilise autour de 10 % à partir de la 47e itération. En revanche, MShoA surestime légèrement la réduction, atteignant rapidement une valeur autour de 11 % dès les premières itérations, avec une très bonne stabilité. Cette différence met en évidence une convergence plus rapide pour MShoA, mais une estimation plus précise pour MO.

La figure (III.16.c) présente l'évolution de l'estimation de la sévérité de l'élément endommagé (élément 79) sur 200 itérations. MShoA converge rapidement dès la 66e itération avec un temps de calcul de 59,79 secondes, mais sans atteindre une estimation très proche de la valeur réelle. En revanche, MO progresse plus lentement mais atteint une précision plus satisfaisante à long terme, avec un temps de 60,08 secondes. À la 200e itération, MO enregistre un temps total de 267,15 secondes contre 268,62 secondes pour MShoA.

➤ **Test N°3Pop (100) itération (100)**

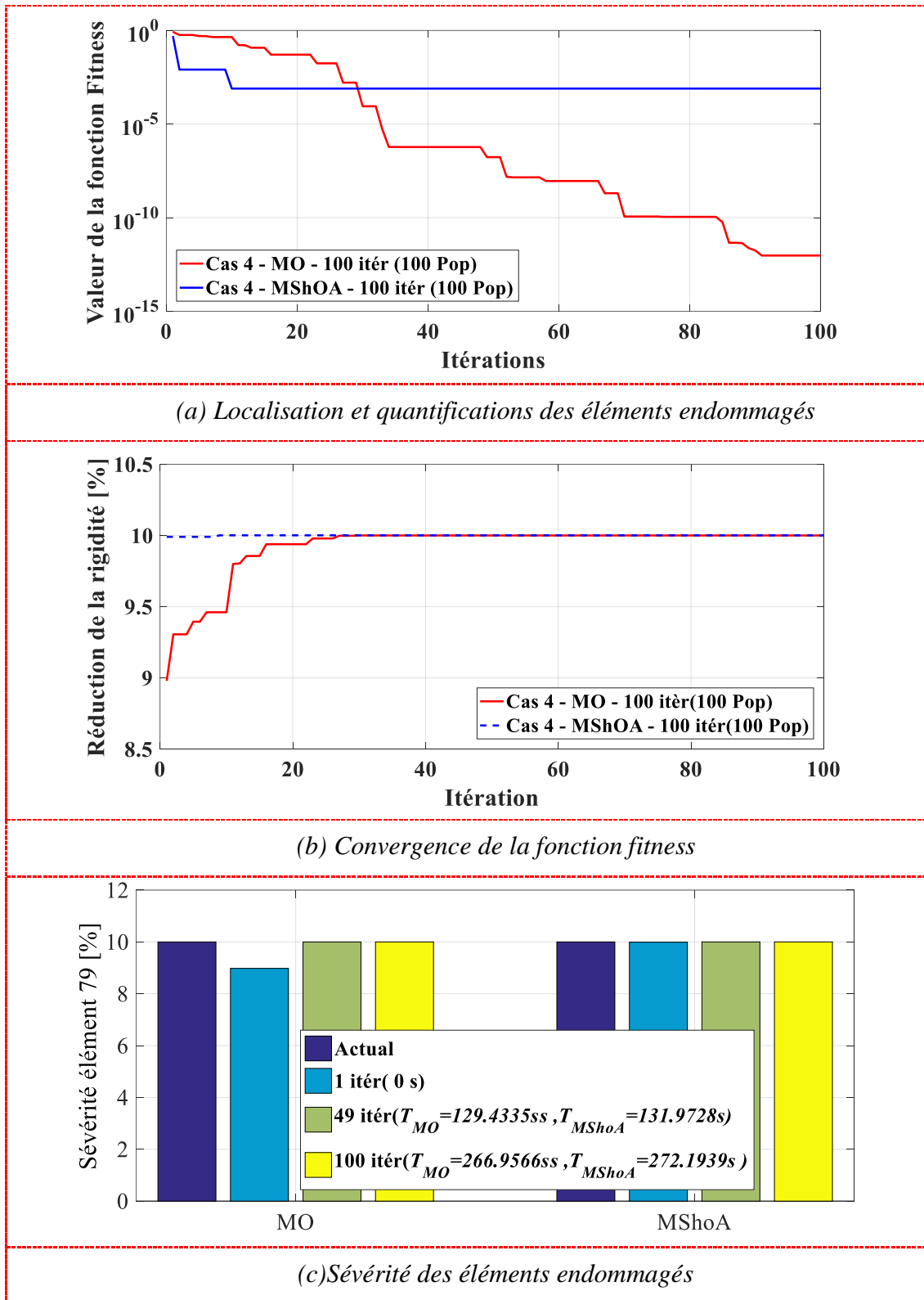


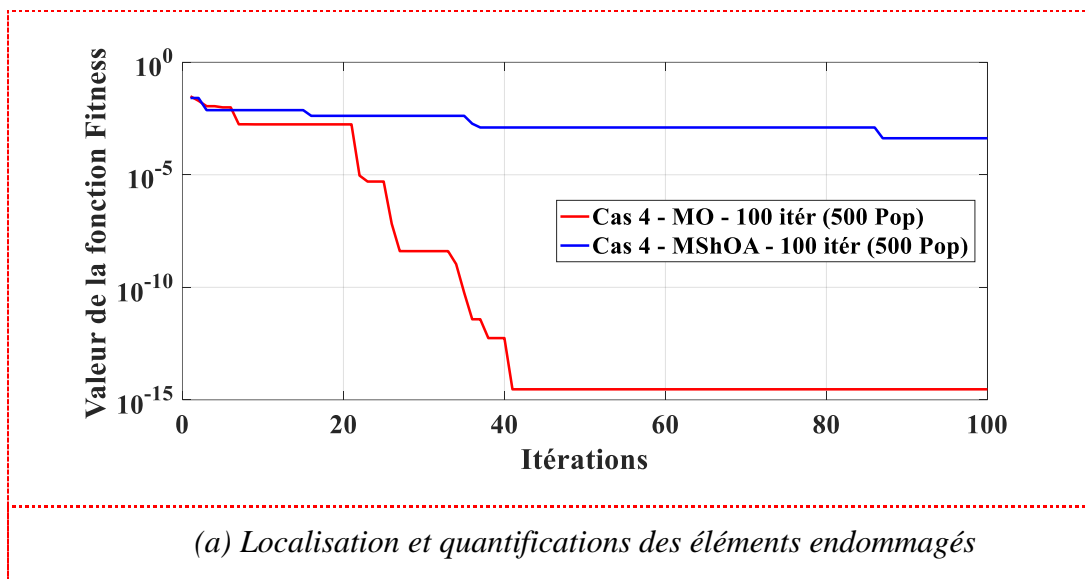
Figure III.17. Plaque CCCC cas 4.

La figure (III.17.a) illustre l'évolution de la fonction objective (fitness) au cours des 100 itérations. L'algorithme MO montre une diminution rapide et progressive de la valeur de la fonction, atteignant un minimum de l'ordre de 10^{-13} . En revanche, MShOA se stabilise autour de 10^{-3} .

La figure (III.17.b) présente l'estimation de la réduction de rigidité (en %) pour un cas d'endommagement unique fixé à 10 %. L'algorithme MO converge rapidement vers une valeur proche de 9,8 %, très proche de la valeur réelle, alors que MShOA présente une convergence plus lente et moins précise sur le même intervalle. Cela montre un avantage de MO en termes de rapidité et de précision de localisation de l'endommagement.

La figure (III.17.c) présente l'évolution de l'estimation de la sévérité de l'élément endommagé (élément 79) sur 100 itérations. Les deux algorithmes atteignent une estimation très proche de la valeur réelle (10 %) dès la 49e itération, avec un temps de calcul de 129,43 secondes pour MO et 131,97 secondes pour MShOA. À la 100e itération, MO atteint un temps total de 266,95 secondes contre 272,19 secondes pour MShOA.

➤ **Test N°4Pop (500) itération (100)**



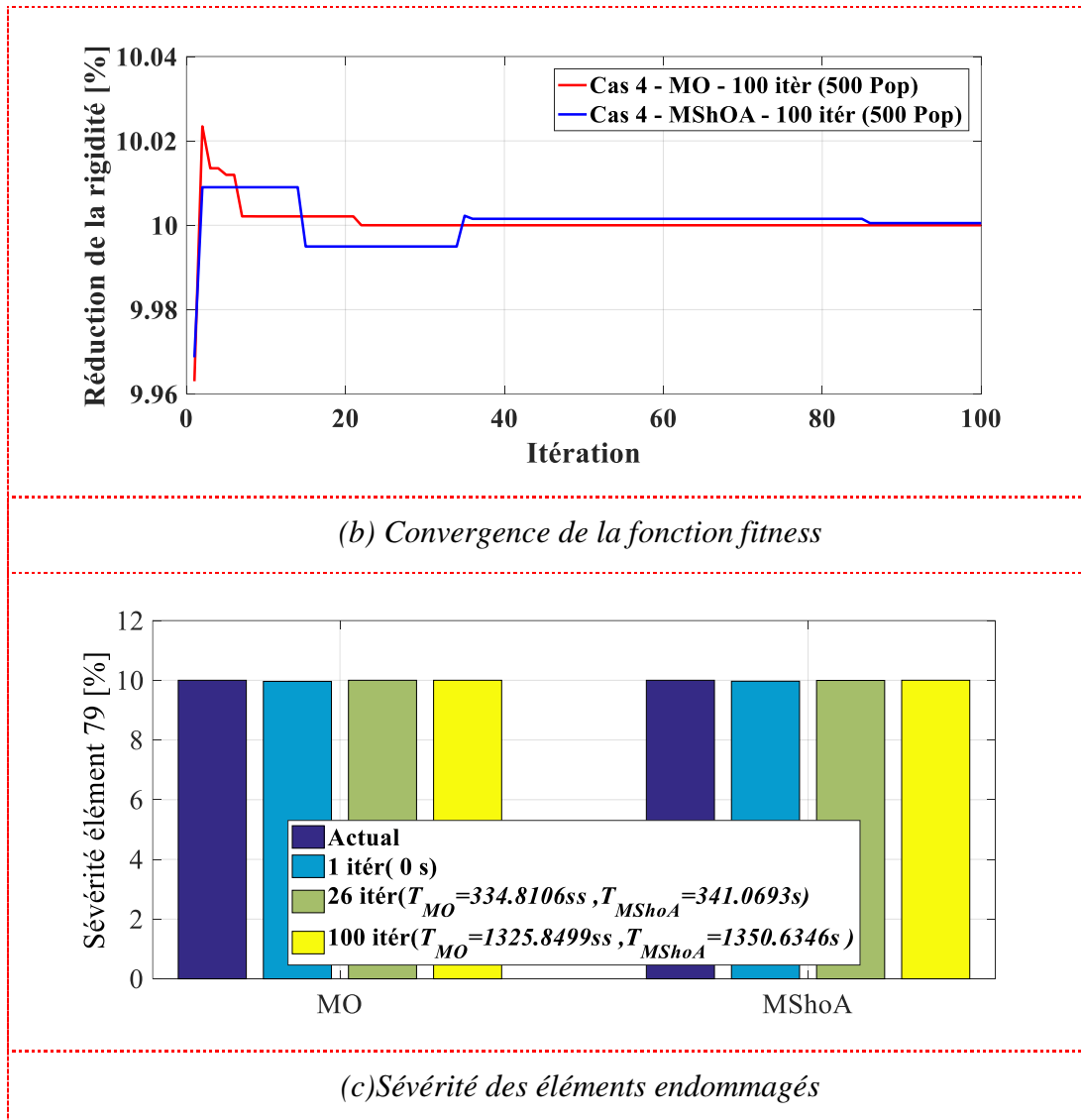


Figure III.18. Plaque CCCC cas 4.

La figure (III.18.a) illustre l'évolution de la fonction fitness au cours des itérations pour les deux algorithmes. L'algorithme MO montre une diminution rapide et progressive de la valeur de la fonction objective, atteignant des valeurs très faibles de l'ordre de 10^{-14} . En revanche, MShoA converge plus lentement et se stabilise autour de 10^{-6} .

La figure (III.18.b) présente l'estimation de la réduction de rigidité (en %) pour un endommagement simulé à 10 %. Les deux méthodes approchent correctement la valeur réelle, avec une convergence légèrement plus rapide pour MO. MShoA atteint une estimation proche, mais avec une stabilité légèrement inférieure, tandis que MO atteint une valeur très proche de 10 % avec plus de régularité.

La figure (III.18.c) montre l'évolution de l'estimation de la sévérité de l'élément endommagé (élément 79) sur 100 itérations. Les deux algorithmes parviennent à estimer une sévérité proche de la réalité dès la 26e itération, avec un temps de calcul de 334,81 secondes pour MO et 341,06 secondes pour MShOA. À la 100e itération, MO atteint un temps total de 1325,84 secondes contre 1350,63 secondes pour MShOA. Cela confirme l'efficacité des deux méthodes pour la localisation de l'endommagement, avec un léger avantage pour MO en termes de vitesse de convergence et de coût computationnel.

Nous concluons l'analyse comparative des résultats obtenus à partir des tests de détection d'endommagement met en évidence la supériorité de la méthode MO par rapport à la méthode MShOA tant en termes de qualité des solutions optimisées que de temps de convergence.

Sur le plan de la fonction objective, les simulations montrent que la méthode MOA est capable de minimiser efficacement la valeur de la fonction de coût, atteignant des résultats proches de zéro. Cela traduit une excellente capacité de l'algorithme à identifier précisément la localisation et l'intensité de l'endommagement. À l'inverse, la méthode MShOA présente des valeurs de fonction objective plus éloignées de zéro, ce qui suggère une moindre précision dans l'approximation du vecteur de dommages.

Concernant la quantification de l'endommagement, les résultats montrent que MOA permet de restituer des pourcentages d'endommagement très proches de la valeur réelle imposée (ex. : 10 %), même dans le cas de structures multi-endommagées. Cette fidélité dans la détection est essentielle pour des applications en maintenance prédictive et en diagnostic structurel. À l'opposé, MShOA affiche des écarts plus importants entre les pourcentages détectés et les valeurs réelles, ce qui reflète une précision algorithmique moins robuste dans les configurations complexes.

Enfin, en ce qui concerne le temps de calcul et la convergence, l'algorithme MOA démontre une efficacité computationnelle supérieure. Grâce à sa structure en trois phases (éducation, conseil, accompagnement), l'algorithme parvient à explorer globalement et exploiter localement l'espace de recherche de manière coordonnée, réduisant significativement le nombre d'itérations nécessaires pour converger vers une solution stable. En comparaison, la dynamique de recherche du MShOA, bien qu'inspirée de processus biologiques adaptatifs, montre des performances plus lentes et une convergence vers des minima locaux plus fréquente.

En synthèse, la méthode MOA constitue une approche plus performante et plus stable que MShOA pour la détection d'endommagement dans les structures mécaniques, tant sur le plan de la précision des résultats que sur le plan algorithmique et numérique.

IV.6 Conclusion

Ce chapitre présente l'optimisation comme un outil essentiel pour améliorer la conception des structures mécaniques. Deux méthodes bio-inspirées sont étudiées : MShOA, basée sur le comportement d'une crevette, et MOA, inspirée du rôle d'une mère. Ces techniques permettent de trouver des solutions efficaces à des problèmes complexes en testant et en améliorant progressivement des solutions possibles.

Conclusion Générale

Ce travail a porté sur la modélisation et l'optimisation des structures composites, en se concentrant particulièrement sur la détection d'endommagements et la caractérisation mécanique. Face aux exigences croissantes en performance et durabilité dans des secteurs tels que l'aéronautique ou le génie civil, l'utilisation des matériaux composites est devenue incontournable.

L'étude comparative entre les algorithmes d'optimisation MO et MShOA a permis de dégager des résultats clairs selon les objectifs visés. L'algorithme MO s'est montré très performant pour la minimisation de la fonction fitness, atteignant des valeurs très faibles (jusqu'à 10^{-12} à 10^{-15}), même avec un grand nombre d'itérations. Son aptitude à explorer efficacement l'espace de recherche et à converger vers des solutions très précises en fait une méthode adaptée aux problèmes nécessitant une optimisation globale fine, tout en maintenant un temps de calcul raisonnable par itération.

De son côté, MShOA s'est distingué par sa convergence rapide et stable vers les objectifs de réduction de rigidité et de sévérité des éléments endommagés. Bien qu'il atteigne plus tôt des résultats acceptables, il montre une tendance à stagner sur la fonction fitness, ce qui peut être une limite dans les cas nécessitant une précision extrême. Toutefois, cette caractéristique fait de lui un excellent candidat dans des contextes où la rapidité d'obtention de solutions fiables et la stabilité de réponse sont prioritaires.

En définitive, ces deux approches ne s'opposent pas mais se complètent stratégiquement. Le choix entre MO et MShOA dépendra des priorités du problème à résoudre : recherche de performance optimale ou satisfaction rapide de contraintes précises. Cette étude renforce ainsi la pertinence de ces algorithmes dans le domaine du SHM appliqué aux structures composites, en particulier pour la détection d'endommagements à partir de données vibratoires.

Les perspectives futures pourraient inclure l'application de ces méthodes à des modèles plus complexes, l'intégration de données expérimentales en temps réel, ou encore l'exploration d'optimisations multi-objectifs combinant simultanément précision, réduction de rigidité et contraintes temporelles. Ces développements offriraient des outils puissants pour une gestion plus intelligente, économique et sécuritaire des structures composites.

1. Gornet, L., *Généralités sur les matériaux composites*. 2008.
2. Boudenne, A., *Etude expérimentale et théorique des propriétés thermophysiques de matériaux composites à matrice polymère*. 2003, Paris 12.
3. Martin, J.W., R.D. Doherty, and B. Cantor, *Stability of microstructure in metallic systems*. 1997: Cambridge University Press.
4. AFNOR, N., *Terminologie de la maintenance*. NF-EN, 2001. **13306**: p. X60-319.
5. Fillon, J.D., *Contrôle non destructif*. Technique de l'ingénieur, 1996.
6. Perdijon, J., *Le contrôle non destructif par ultrasons*. 1993: Hermes.
7. Doebling, S.W., C.R. Farrar, and M.B. Prime, *A summary review of vibration-based damage identification methods*. Shock and vibration digest, 1998. **30**(2): p. 91-105.
8. Cawley, P. and R.D. Adams, *The location of defects in structures from measurements of natural frequencies*. The Journal of Strain Analysis for Engineering Design, 1979. **14**(2): p. 49-57.
9. Osegueda, R.A., '*Global Non-destructive Damage Evaluation in Solids*,'. 2013.
10. Friswell, M., J. Penny, and D. Wilson, *Using vibration data and statistical measures to locate damage in structures*. Modal Analysis: The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis, 1994. **9**(4): p. 239-254.
11. Palacz, M. and M. Krawczuk, *Vibration parameters for damage detection in structures*. Journal of Sound and vibration, 2002. **249**(5): p. 999-1010.
12. Messina, A., T. Contursi, and E. Williams. *Multiple damage evaluation using natural frequency changes*. in *Proceedings of the 15th International Modal Analysis Conference*. 1997. Society for Experimental mechanics, Inc.
13. ALLEMANG, R.J. *The modal assurance criterion*. in *SPIE proceedings series*. 2002. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers.
14. Santamato, G., et al. *Approaches to the detectability of faults in railway pantograph mechanism*. in *Advances in Italian Mechanism Science: Proceedings of the First International Conference of IFToMM Italy*. 2017. Springer.
15. Lieven, N. and D. Ewins. *Spatial correlation of mode shapes, the coordinate modal assurance criterion (COMAC)*. in *Proceedings of the 6th international modal analysis conference*. 1988. Kissimmee Florida, USA.
16. Ratcliffe, C.P., *Damage detection using a modified Laplacian operator on mode shape data*. Journal of sound and vibration, 1997. **204**(3): p. 505-517.
17. Khan, A., A.B. Stanbridge, and D.J. Ewins, *Detecting damage in vibrating structures with a scanning LDV*. Optics and Lasers in Engineering, 1999. **32**(6): p. 583-592.
18. YANG, H.-Z., *Damage localization of offshore platform under ambient excitation*. China Ocean Eng., 2003. **17**(4): p. 495-504.
19. Chikhaoui, N., *Détection des endommagements dans des structures en matériaux multicouches en utilisant des données vibratoires: application aux plaques stratifiées*. 2012, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou.

20. Pandey, A., M. Biswas, and M. Samman, *Damage detection from changes in curvature mode shapes*. Journal of sound and vibration, 1991. **145**(2): p. 321-332.
21. Doebling, S.W., et al., *Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review*. 1996.
22. Kim, H.-Y., *Vibration-based damage identification using reconstructed FRFs in composite structures*. Journal of Sound and Vibration, 2003. **259**(5): p. 1131-1146.
23. Ho, Y. and D. Ewins. *On the structural damage identification with mode shapes*. in *Proceedings of the European COST F3 conference on system identification and structural health monitoring*. 2000. Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, Spain.
24. Jones, R., *Mechanics of composites materials—2nd edition*, Taylor & Francis Inc. Philadelphia, PA, 1999.
25. Dehghani, M., et al., *DM: Dehghani Method for modifying optimization algorithms*. Applied Sciences, 2020. **10**(21): p. 7683.