



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
La République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
Ministère de L'Enseignement Supérieur & la Recherche Scientifique  
جامعة عبد الحميد بن باديس - مستغانم  
Université Abdel Hamid Ben Badis – Mostaganem  
كلية العلوم والتكنولوجيا  
Faculté des Sciences et de la Technologie



ديوانة عمادة الطلبة المضلحة بما بعد التخرج والبحث العلمي والعلاقات الخارجية  
Vice Décanat Chargé de la Poste Graduation de la Recherche Scientifique et des Relations Extérieures

# Thèse

En vue de l'obtention du  
diplôme de Doctorat 3ème cycle

Présenté par

**AMAMRA Laid**

Intitulé

## Application des concepts de la biologie à l'optimisation des structures tridimensionnelles du Génie Civil.

**Domaine** : Science et technologie.

**Spécialité** : Génie civil.

**Intitulé de la formation** : Optimisation des structures.

Soutenue publiquement devant le jury composé de :

Nom & Prénom	Qualité	Etablissement de rattachement
Prof. KADRI Tahar	Président	Université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem
Prof. BENSOUA Mohamed	Directeur de Thèse	Université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem
Dr. BAHAR SADEK	Co-directeur de Thèse	Université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem
Prof. BRANCI Taïeb	Examineur	Université de Chlef
Prof. MALIKI Mustapha	Examineur	Université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem
Dr. ZELMAT Yassine	Examineur	Université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem
Prof. BENANANE Abdelkader	Invité	Université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem

Année universitaire 2024 -2025

## Remerciements

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à mes encadrants, le Professeur **BENSOULA Mohamed** et le Docteur **BAHAR Sadek**, pour leurs précieux conseils et les efforts considérables qu'ils ont déployés tout au long de ce projet. Je leur exprime ma profonde gratitude pour leur générosité et leur soutien constant du début à la fin.

Je remercie les membres du jury pour leur disponibilité, leurs remarques constructives et leurs suggestions précieuses, qui ont permis d'améliorer la qualité de cette thèse. Mes remerciements vont particulièrement à : prof. **KADRI Tahar**, prof. **MALIKI Mustapha**, Dr. **ZELMAT Yassine** de l'université de Mostaganem et prof. **BRANCI Taïeb** de l'université de Chlef, votre expertise et vos conseils avisés ont contribué de manière significative à enrichir ce travail de recherche. Je vous suis profondément reconnaissant pour le temps et l'attention que vous avez consacrés à évaluer cette thèse.

Je tiens également à exprimer ma gratitude profonde à mon épouse **KHALEF Lalia**, pour ses encouragements inébranlables et ses conseils précieux. Cette thèse n'aurait pas été possible sans son amour et son soutien.

Je remercie également mes enfants, **Habib Kamel**, **Yasser Mahmoud** et **Idriss Radoune**, pour leur patience et leur présence réconfortante.

Je remercie tout particulièrement mes parents ainsi que mes chers frères, qui m'ont soutenu tout au long de ce parcours.

Enfin, je souhaite exprimer mes remerciements au Professeur **BENANANE Abdelkader** pour ses encouragements, ses discours, ses informations précieuses et son aide continue.

## Résumé

L'objectif de cette recherche est de créer un outil informatique permettant d'obtenir une conception optimale des structures métalliques, en sélectionnant des sections d'acier standardisées. L'outil intègre les contraintes de résistance basées sur les spécifications de l'Eurocode 3, ainsi que des contraintes de déplacement et des limitations de taille pour les poutres et poteaux.

L'algorithme génétique (AG) est une méthode d'optimisation inspirée de la biologie et le concept génétique. Il utilise des concepts comme la sélection, le croisement et la mutation pour améliorer progressivement une population de solutions. Chaque solution est évaluée selon une fonction objectif, et les meilleures sont combinées et modifiées pour trouver une solution optimale.

L'algorithme à base de biogéographie (BBO) est une technique d'optimisation inspirée par la biogéographie, qui est l'étude de la répartition des espèces dans les différentes régions géographiques au fil du temps. Cet algorithme imite les mécanismes naturels d'immigration et d'émigration des espèces entre différents îles. Il modélise les solutions comme des îles avec des espèces migrantes. Les bonnes solutions (îles avec de nombreuses espèces) partagent leurs caractéristiques avec les autres, tandis que les solutions moins bonnes reçoivent des informations pour améliorer leurs performances.

L'algorithme génétique AG et l'algorithme de biogéographie BBO ne nécessitent pas de valeurs initiales pour les variables de décision. De plus, au lieu d'une recherche par gradient, les algorithmes AG et BBO utilisent une recherche aléatoire stochastique basée sur le principe de la survie biologique.

Les résultats prouvent que l'algorithme BBO est un outil puissant et efficace, en comparaison avec l'algorithme génétique AG. Les comparaisons ont également montré que l'algorithme BBO a produit des structures plus optimales pour les modèles présentés. De plus, le BBO converge vers des conceptions optimales avant l'algorithme AG et atteint la solution avant le nombre maximal d'itérations dans presque tous les cas.

**Mots clés :** Structures métalliques, Optimisation, Algorithme BBO, Algorithme AG, Systèmes experts, Optimisation multicritère, Eurocode 3.

## Abstract

The aim of this research is to develop a software tool for the optimal design of steel structures by selecting standardized steel sections. The tool integrates strength constraints based on Eurocode 3 specifications, along with displacement constraints and size limitations for beams and columns.

The Genetic Algorithm (GA) is an optimization method inspired by biological and genetic concepts. It applies procedures such as selection, crossover, and mutation to iteratively improve a population of solutions. Each solution is evaluated using an objective function, and the best-performing ones are combined and modified to seek an optimal result.

The Biogeography-Based Optimization (BBO) algorithm is another optimization technique, inspired by biogeography, which studies the distribution of species across various geographical regions over time. This algorithm simulates the natural mechanisms of species migration between islands. Solutions are modeled as islands, with species migrating between them. Strong solutions (islands with a high species count) share their traits with others, while weaker ones receive information to enhance their performance.

Both GA and BBO algorithms do not require initial values for decision variables. Rather than relying on gradient-based search methods, these algorithms use a stochastic, random search based on the principle of biological survival.

The results demonstrate that the BBO algorithm is a more powerful and effective tool compared to the Genetic Algorithm. The comparisons also show that BBO generates more optimal structural designs for the given models. Furthermore, BBO consistently converges to optimal solutions before reaching the maximum number of iterations in almost all cases, outperforming GA in terms of convergence speed.

**Keywords:** Steel structures, Optimization, BBO algorithm, GA algorithm, Expert systems, Multicriteria optimization, Eurocode 3.

## الملخص

الهدف من هذه الرسالة هو إنشاء أداة برمجية تمكن من التصميم الأمثل للهياكل الفولاذية من خلال اختيار المقاطع الفولاذية المعيارية. تدمج الأداة قيود القوة بناءً على مواصفات "Eurocode 3"، بالإضافة إلى قيود الإزاحة وحدود الحجم للعوارض والأعمدة.

الخوارزمية الجينية "AG" هي طريقة تحسين مستوحاة من علم الأحياء والمفاهيم الجينية. تستخدم هذه الخوارزمية مبادئ مثل الانتقاء، والتزاوج، والطفرات لتحسين مجموعة من الحلول بشكل تدريجي. يتم تقييم كل حل بناءً على دالة موضوعية، ويتم دمج وتحسين أفضل الحلول للوصول إلى حل أمثل.

أما خوارزمية التحسين الجغرافي الحيوي "BBO" فهي تقنية تحسين مستوحاة من علم الجغرافيا الحيوية، الذي يهتم بتوزيع الأنواع في مناطق جغرافية مختلفة عبر الزمن والمكان. تحاكي هذه الخوارزمية الآليات الطبيعية للهجرة بين أنواع الكائنات الحية وانتقالها بين الجزر المختلفة. يتم نمذجة الحلول على أنها جزر تحتوي على أنواع مهاجرة. تشارك الحلول الجيدة (الجزر التي تحتوي على العديد من الأنواع) خصائصها مع الحلول الأخرى، بينما تتلقى الحلول الأضعف معلومات لتحسين أدائها.

لا تتطلب كل من الخوارزمية الجينية "AG" وخوارزمية التحسين الجغرافي الحيوي "BBO" قيماً أولية للمتغيرات. علاوة على ذلك، بدلاً من البحث التدريجي، تستخدم هاتان الخوارزمتان بحثاً عشوائياً يعتمد على مبدأ البقاء البيولوجي.

تُظهر النتائج أن خوارزمية التحسين الجغرافي الحيوي هي أداة قوية وفعالة مقارنة بالخوارزمية الجينية. كما أظهرت المقارنات أن خوارزمية التحسين الجغرافي الحيوي أنتجت هياكل أكثر مثالية للنماذج المقدمة مقارنة مع الخوارزمية الجينية. بالإضافة إلى ذلك، تتقارب خوارزمية التحسين الجغرافي الحيوي نحو التصميمات المثلى قبل الوصول إلى الحد الأقصى لعدد التكرارات في معظم الحالات، متفوقاً على الخوارزمية الجينية من حيث سرعة التقارب.

**الكلمات المفتاحية:** الهياكل الفولاذية، التحسين، خوارزمية BBO، خوارزمية AG، الأنظمة الخبيرة، التحسين متعدد المعايير، Eurocode 3.

## Table des matières

Remerciements .....	
Résumé .....	I
Abstract .....	II
المُلخَص .....	III
Liste des acronymes .....	X
Liste des figures .....	XI
Liste des tableaux .....	XII
Introduction générale .....	1
Chapitre 01 : L'optimisation topologique des structures en génie civil .....	5
.1.1 Introduction .....	6
1.2. Méthodes d'optimisation.....	9
1.2.1. Optimisation dimensionnelle.....	10
1.2.2. Optimisation de forme.....	10
1.2.3. Optimisation topologique .....	10
1.3. Classification des optimisations topologiques.....	11
1.3.1. Optimisation géométrique .....	11
1.3.2. Optimisation des matériaux .....	11
1.3.3. Optimisation des charges.....	11
1.3.4. Optimisation de la connectivité .....	12
1.4. Avantages de l'optimisation topologique.....	12
1.4.1. Réduction du poids .....	12
1.4.2. L'efficacité des matériaux .....	12
1.4.3. Amélioration de la résistance et de la rigidité .....	13
1.4.4. Conception innovante .....	13
1.4.5. Gain de temps .....	14
1.4.6. Adaptabilité aux contraintes spécifiques .....	14
1.5. Étapes d'application d'optimisation topologique.....	14
1.5.1. Définition des objectifs et des contraintes .....	15
1.5.2. Modélisation de la structure .....	15
1.5.3. Définition de la zone de conception .....	15
1.5.4. Choix de l'algorithme d'optimisation.....	15
1.5.5. Paramétrage du modèle .....	15
1.5.6. Exécution de l'optimisation .....	16

1.5.7.	Analyse des résultats .....	16
1.5.8.	Validation .....	16
1.6.	Méthodologie d'optimisation topologique .....	16
1.6.1.	Analyse structurale approfondie .....	17
1.6.2.	Conception structurelle.....	17
1.6.3.	Optimisation de la distribution de matière .....	17
1.6.4.	Formulation mathématique.....	17
1.6.5.	Modélisation numérique .....	18
1.6.6.	Algorithmes d'optimisation avancés.....	18
1.6.7.	Processus itératif.....	18
1.7.	Sélection des paramètres de conception .....	18
1.7.1.	Type de charge.....	18
1.7.2.	Contraintes de conception .....	19
1.7.3.	Propriétés des matériaux.....	19
1.7.4.	Conditions environnementales .....	19
1.7.5.	Méthodes de fabrication .....	19
1.7.6.	Coûts et budget .....	19
1.8.	Analyse des performances structurelles .....	20
1.8.1.	Résistance .....	20
1.8.2.	Rigidité .....	20
1.8.3.	Poids .....	21
1.9.	Processus d'optimisation de la structure .....	21
1.9.1.	Etapas initiale .....	22
1.9.2.	Modélisation des contraintes .....	22
1.9.3.	Analyse structurelle .....	22
1.9.4.	Raffinement et itération .....	23
1.10.	Méthodes et algorithmes avancés pour une l'optimisation topologique .....	23
1.10.1.	Algorithmes génétiques (AG).....	23
1.10.2.	L'algorithme BBO (Biogeography-Based Optimization) .....	23
1.11.	Applications de l'optimisation topologique .....	24
1.11.1.	Définition des objectifs.....	24
1.11.2.	Sélection des paramètres .....	24
1.11.3.	Choix du logiciel et d'algorithme .....	24
1.11.4.	Validation des résultats.....	24

1.11.5.	Itération et raffinement .....	24
1.12.	Conclusion .....	25
Chapitre 02 : Etat de l'art sur les algorithmes métaheuristiques .....		26
2.1.	Introduction .....	27
2.2.	Généralités sur l'optimisation.....	28
2.3.	Fonction objectif.....	28
2.4.	Variables d'optimisation .....	28
2.4.1.	Taille du problème d'optimisation .....	29
2.4.2.	Domaine d'optimisation.....	29
2.5.	Contraintes.....	30
2.6.	Formulation mathématique du problème d'optimisation .....	31
2.7.	Objectifs d'optimisation.....	31
2.8.	Approches traditionnelles pour la résolution des problèmes d'optimisation .....	32
2.9.	Introduction aux métaheuristiques.....	36
2.9.1.	Caractéristiques des métaheuristiques .....	36
2.9.2.	Algorithmes Génétiques (AG).....	37
2.9.3.	Optimisation par essaim particulaire (PSO) .....	38
2.9.4.	Recherche Tabou (TS).....	38
2.9.5.	Recuit simulé (SA) .....	39
2.9.6.	Algorithme de colonie de fourmis (ACO).....	39
2.9.7.	Optimisation par Colonies d'Abeilles (ABC optimization).....	40
2.9.8.	Optimisation des loups gris (grey wolf optimization).....	40
2.9.9.	Optimisation basée sur la biogéographie (BBO).....	40
2.9.10.	Harmony search (HS) .....	40
2.9.11.	Systèmes immunitaires artificiels (SIA).....	41
2.9.12.	Réseaux neuronaux artificiels (RNA).....	41
2.10.	État de l'art sur les métaheuristiques.....	41
2.11.	Conclusion .....	46
Chapitre 03 : Application des AG et BBO pour les structures métalliques .....		47
3.1.	Introduction .....	48
3.2.	Le processus traditionnel de conception d'une construction métallique.....	48
3.3.	Objectifs des travaux de recherche .....	50
3.4.	Phase initiale du processus de production des structures métallique .....	52
3.4.1.	Analyse des besoins du client.....	52

3.4.2.	Étude de faisabilité .....	52
3.4.3.	Conception préliminaire .....	52
3.4.4.	Évaluation de la performance .....	52
3.4.5.	Consultation et collaboration.....	52
3.5.	Formulation du problème de la conception globale .....	54
3.6.	Type d'assemblages.....	57
3.6.1.	Assemblages articulés.....	57
3.6.2.	Assemblages encastrés .....	57
3.6.3.	Modes de fixation .....	57
3.7.	Types de connexions poutre- poteau .....	57
3.7.1.	Connexion par angle simple en âme.....	58
3.7.2.	Connexion par angle double en âme.....	58
3.7.3.	Connexion par plaque de tête. ....	59
3.7.4.	Connexion par angles supérieurs et inférieurs.....	59
3.7.5.	Connexion par angle supérieur et inférieur avec double angle en âme. ....	60
3.7.6.	Connexion par plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne .....	60
3.7.7.	Connexion par plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne.....	61
3.7.8.	Connexion en forme de T .....	61
3.8.	Application des algorithmes d'optimisation à des structures métalliques.....	62
3.9.	Algorithme génétique (AG).....	62
3.9.1.	Principes de l'Algorithme Génétique .....	63
3.9.2.	Composantes Clés de l'Algorithme Génétique .....	63
3.9.2.1.	Population.....	63
3.9.2.2.	Fonction Objectif .....	64
3.9.2.3.	Sélection .....	64
3.9.2.4.	Croisement.....	64
3.9.2.5.	Mutation.....	64
3.9.2.6.	Critère d'Arrêt .....	65
3.9.3.	Exemple d'applications de l'Algorithme Génétique .....	65
3.10.	Optimisation basée sur la Biogéographie .....	67
3.10.1.	Origine de l'algorithme BBO .....	67
3.10.2.	Principe de L'algorithme BBO .....	67
3.10.3.	Les composantes clés de BBO.....	68
3.10.4.	Archipel et îles.....	68

3.10.5. Variable d'Indice de Pertinence de l'Habitat (SIV).....	69
3.10.6. Indice de pertinence de l'habitat (HSI) .....	69
3.10.7. Migration et émigration .....	69
3.10.8. Mutation.....	70
3.10.9. Sélection naturelle .....	70
3.10.10. Exemple d'applications de l'Algorithme BBO .....	70
3.11. Conclusion .....	72
Chapitre 04 : Analyse et interprétation des résultats des méthodes d'optimisation appliquées.....	
4.1. Introduction .....	74
4.2. Problématique de l'optimisation .....	74
4.3. Formulation de la fonction objectif .....	76
4.3.1. Formule de la fonction objectif non contrainte .....	77
4.3.2. Formule de la fonction de violation des contraintes.....	77
4.3.3. Contraintes de déplacement.....	78
4.3.4. Explication détaillée des contraintes de déplacement .....	78
4.3.5. Déplacement du dernier étage .....	79
4.3.6. Déplacement entre étages .....	79
4.3.7. Contraintes de déformation .....	79
4.3.8. Déformation maximale pour chaque poutre .....	80
4.3.9. Contraintes de taille .....	80
4.3.10. Contrainte de taille pour des poteaux des étages supérieurs .....	80
4.3.11. Contrainte de taille des poteaux et poutres du plancher .....	81
4.3.12. Contraintes de résistance .....	81
4.4. Développement de l'algorithme d'optimisation AG .....	82
4.4.1. Taille de la population .....	82
4.4.2. Probabilité de sélection.....	82
4.4.3. Probabilité de croisement .....	82
4.4.4. Probabilité de mutation.....	82
4.4.5. Nombre maximal de générations .....	82
4.4.6. Génération de la population initiale.....	83
4.4.7. Fonction objectif non contrainte.....	83
4.4.8. Génération d'une nouvelle population .....	83
4.5. Développement de l'algorithme d'optimisation par BBO.....	84
4.5.1. Taille de la population initiale (habitat) .....	84

4.5.2.	Taux d'migration et d'émigration.....	84
4.5.3.	Nombre maximal de générations.....	84
4.5.4.	Nombre aléatoire.....	84
4.5.5.	Génération de la population initiale (habitat).....	84
4.5.6.	Fonction objectif non contrainte.....	85
4.5.7.	Génération d'une nouvelle population.....	85
4.6.	Caractéristiques dimensionnelles des éléments.....	85
4.6.1.	Type des assemblages.....	86
4.6.2.	Les appuis.....	87
4.7.	Création de l'algorithme d'optimisation.....	87
4.7.1.	Optimisation d'une structure métallique.....	87
4.7.2.	Paramètres constants de conception.....	89
4.7.3.	Constantes d'optimisation.....	89
4.7.4.	Critère n° 01 : Taille de la population.....	91
4.7.5.	Critère n° 02 : Nombre d'itérations.....	94
4.7.6.	Comparaison des résultats optimaux entre BBO et AG.....	97
	Conclusion générale.....	99
	Bibliographie.....	101

## Liste des acronymes

AG	: Algorithmes génétiques
BBO	: Biogeography-based optimization
CAO	: Conception Assistée par Ordinateur
MEF	: La méthode des éléments finis
CM	: Construction métallique
PSO	: Optimisation par Essaim Particulaire
TS	: Recherche tabou
SIA	: Systèmes immunitaires artificiels
ANN	: Réseaux neuronaux artificiels
SA	: Recuit simulé
ACO	: Algorithme de colonie de fourmis
ABC	: Optimisation par Colonies d'Abeilles
HS	: Harmony search HS
AISC	: American Institute of Steel Construction
LRFD	: Load and Resistance Factor Design
SQP	: Séquentielle quasi-newton
SPSA	: Approximation stochastique de perturbation simultanée
IFN	: Intersection des Frontières Normales
PSRS	: Perturbation Simultanée par Recuit Simulé
AIBP	: Apprentissage incrémental basé sur la population
DE	: Evolution différentielle
GSA	: Algorithme de recherche gravitationnelle
RC	: Structures en béton armé
IRM	: Modèle de régression intelligent
BB-BC	: Big bang-big crunch
CS	: Recherche du coucou
JA	: Algorithme de saut de sauterelle
CM	: Construction métallique

## Liste des figures

Figure 1.1 L’arche de St Louis (Missouri) décrit une “chaînette à poids (Smith M. , 2022)” ..7	7
Figure 1.2 Pavillon France de l'expo Milan 2015 (Derombise, 2020).....8	8
Figure 1.3 Tour de transmission d’énergie électrique en acier (Pylons, 2024).....8	8
Figure 1.4 Méthodes d'optimisation des structures en génie civil .....9	9
Figure 3.1 Connexion par angle simple en âme.....58	58
Figure 3.2 Connexion par angle double en âme. ....58	58
Figure 3.3 Connexion par plaque de tête .....59	59
Figure 3.4 Connexion par angles supérieurs et inférieurs.....60	60
Figure 3.5 Connexion par angle supérieur et inférieur avec double angle en âme.....60	60
Figure 3.6 Connexion par plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne.....61	61
Figure 3.7 Connexion par plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne.....61	61
Figure 3.8 Connexion en forme de T. ....62	62
Figure 3.9 Poutre console en béton armé à inertie constante.....65	65
Figure 3.10 Forme optimale de la structure initiale .....67	67
Figure 3.11 Opérateur de migration.....69	69
Figure 3.12 Opérateur d’émigration .....69	69
Figure 4.1. Organigramme général de la conception optimale.....74	74
Figure 4.2 Diagramme de l'algorithme génétique AG.....83	83
Figure 4.3 Diagrammes de l'algorithme basé sur la biogéographie BBO.....85	85
Figure 4.4 Portique typique pour l'optimisation .....88	88
Figure 4. 5 Organigramme de la méthode des Algorithmes Génétiques .....90	90
Figure 4.6 Comparaison de l'optimisation du poids de structure entre les algorithmes BBO et AG pour une population $P = 20$ .....93	93
Figure 4.7 Comparaison de l'optimisation du poids de la structure entre les algorithmes BBO et AG pour des populations allant de $P = 20$ à $P = 200$ .....94	94
Figure 4.8 Comparaison de l'optimisation du poids de la structure entre les algorithmes BBO et AG pour une itération $I = 20$ .....96	96
Figure 4.9 Comparaison de l'optimisation du poids de la structure entre les algorithmes BBO et AG pour une itération allant de $I = 20$ à $I = 200$ .....97	97

## Liste des tableaux

Tableau 4. 1 Codage des profilés métalliques normalisés (IPE, HEA et HEB) .....	85
Tableau 4.2 Codage des différents types d'assemblages de structure .....	86
Tableau 4.3 Paramètre des algorithmes d'optimisations utilisés dans l'optimisation du portique .....	90
Tableau 4.4 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme BBO avec un nombre de populations = 20.....	92
Tableau 4.5 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme AG avec un nombre de population = 20 .....	92
Tableau 4.6 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme BBO avec un nombre d'itérations = 20.....	94
Tableau 4. 7 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme AG avec numéro d'itération = 20 .....	95

## Introduction générale

L'optimisation du processus de conception des structures en génie civil repose sur une prise en compte anticipée des défis liés à la construction dès les premières étapes de la conception. Cela inclut la sélection du système porteur, qui est crucial pour assurer la stabilité structurelle, la sécurité des occupants et la durabilité de l'ouvrage. Ces décisions techniques sont primordiales pour garantir que la structure réponde aux normes de sécurité tout en optimisant son efficacité.

Les algorithmes d'optimisation sont des outils puissants conçus pour minimiser ou maximiser une fonction donnée, en fonction de l'objectif à atteindre. Pour maximiser une fonction, il suffit souvent de reformuler le problème en minimisant son opposé, ce qui permet d'adapter les mêmes techniques mathématiques. Cette approche consiste à combiner des méthodes issues des mathématiques et de l'informatique afin de modéliser, analyser et résoudre des problèmes complexes. Ces problèmes visent à identifier les solutions optimales qui répondent à des objectifs quantitatifs, tout en respectant les contraintes spécifiques.

L'efficacité des résultats et des prédictions obtenues repose non seulement sur la précision du modèle utilisé, mais aussi sur la performance des algorithmes d'optimisation et des méthodes numériques employées. Les algorithmes d'optimisation traditionnels (comme les méthodes basées sur le gradient) et les algorithmes heuristiques (tels que les métaheuristiques) ont été largement utilisés pour identifier l'optimum global d'un problème donné, souvent appelé fonction objectif ou fonction coût.

Dans le domaine de l'optimisation des structures métalliques, l'objectif principal est souvent la minimisation du poids de la structure, ce qui réduit les coûts de matériaux tout en assurant la stabilité et la sécurité. Toutefois, il convient de noter que les assemblages représentent une part relativement faible du poids total d'une structure (généralement moins de 5 %) mais leur impact sur le coût global peut être significatif. En effet, la complexité des assemblages, leur mise en œuvre et les matériaux utilisés peuvent influencer sur les dépenses finales bien au-delà de leur contribution directe au poids de la structure.

Ainsi, une bonne approche d'optimisation ne doit pas se limiter à la minimisation du poids. Elle doit également intégrer des facteurs économiques, comme le coût des matériaux et de la fabrication, ainsi que des contraintes liées à la performance de la structure, telles que la résistance, la durabilité et la facilité de montage. L'utilisation d'algorithmes heuristiques et

métaheuristiques, tels que l'algorithme génétique (AG) ou l'algorithme basé sur la biogéographie (BBO), permet de mieux explorer l'espace de solutions et de trouver des compromis entre ces multiples objectifs.

L'AG s'inspire des mécanismes génétiques et biologiques, tandis que le BBO puise son inspiration dans la biogéographie, qui étudie la répartition des espèces à travers différents environnements géographiques. Ces deux algorithmes sont appliqués pour optimiser la conception des structures métalliques. Ils sont modélisés et implémentés afin de produire une conception optimale, en minimisant le poids de la structure grâce à la sélection d'un ensemble standard de sections en acier. L'optimisation respecte les normes de l'Eurocode 3 (Union, 2006), en intégrant les contraintes de résistance, de déplacement ainsi que les limites de dimensions pour les poutres et les poteaux, imposées sur la structure.

Ces algorithmes, contrairement aux méthodes traditionnelles, n'ont pas besoin de connaître les dérivées de la fonction objectif, ce qui les rend particulièrement adaptés aux problèmes non linéaires complexes avec de nombreuses variables. Ils sont également capables d'éviter les minima locaux, ce qui leur permet de mieux approcher l'optimum global, surtout dans des problèmes multidimensionnels où les interactions entre les variables sont nombreuses et compliquées à modéliser analytiquement.

Dans cette perspective, une méthodologie d'optimisation a été développée afin de minimiser le coût global de la réalisation des structures métalliques. Cette approche prend en compte plusieurs aspects, notamment les coûts des matériaux, leur poids et l'assemblage. Le coût global considéré dans notre méthodologie inclut non seulement les matériaux de construction, mais aussi les coûts associés aux éléments structurels, à leur assemblage qui assurent la stabilité globale de la construction.

Notre travail consiste à développer un outil informatique reposant sur des algorithmes d'optimisation AG et BBO, conçu pour fournir aux concepteurs un système d'aide à la décision permettant d'obtenir le poids optimal d'une structure métallique en sélectionnant un ensemble standard de sections en acier, en vue de restreindre le choix des structures métalliques optimales. Cet outil doit respecter les contraintes de résistance spécifiées par l'Eurocode 3 et les propriétés plastiques de l'acier et permet de maximiser la résistance des éléments structurels. Contrairement aux études antérieures, qui se limitaient à l'application des critères de rigidité et de plasticité juste pour les sections nodales, cette recherche s'étend à l'ensemble

de la structure. L'objectif est d'améliorer l'efficacité globale de la conception tout en réduisant les coûts et l'utilisation de matériaux, sans compromettre la sécurité ni la performance structurelle.

Ainsi, la méthodologie d'optimisation prend en compte les paramètres clés de la conception, tout en respectant les contraintes techniques et économiques, en intégrant ces éléments dans un modèle d'optimisation global qui propose des solutions plus performantes, tant en termes de coût que de résistance et de durabilité des structures.

La thèse est structurée en quatre chapitres. Chaque chapitre aborde un objectif bien déterminé, qui forment l'ensemble du travail effectué :

Après l'introduction générale, le premier chapitre explore l'optimisation topologique des structures en génie civil, détaillant dans cette section les méthodes d'optimisations, ces classifications et avantages. Il présente les étapes clés d'application, incluant la définition du problème, la modélisation, et le choix de l'algorithme d'optimisation.

Le deuxième chapitre présente un état de l'art sur les algorithmes métaheuristiques, débutant par une généralité sur l'optimisation, y compris ses domaines et objectifs. Il aborde ensuite les métaheuristiques comme des stratégies d'optimisation avancées. Ces algorithmes, tels que les algorithmes génétiques AG et le BBO, sont discutés pour leur capacité à résoudre des problèmes complexes en optimisation.

Le troisième chapitre explore l'application des algorithmes génétiques (AG) et de l'optimisation basée sur les comportements biologiques (BBO) dans la conception de structures métalliques. Il décrit le processus traditionnel de conception, la phase initiale de production des structures métalliques, et la formulation du problème de conception globale. Enfin, il explore de quelle manière les algorithmes d'optimisation sont appliqués pour améliorer l'efficacité et la performance des structures métalliques.

Le quatrième chapitre se concentre sur l'analyse et l'interprétation des résultats des méthodes d'optimisation appliquées. Il aborde la problématique de l'optimisation, la formulation de la fonction objectif, le développement et l'application des algorithmes d'optimisation. Le chapitre inclut également l'interprétation et la comparaison des résultats obtenus avec les différentes méthodes utilisées, offrant une évaluation critique de leur efficacité et de leurs performances.

## Introduction générale

Enfin, une conclusion générale dont laquelle une analyse et une comparaison des résultats obtenues par les deux algorithmes d'optimisation AG et BBO appliqués à la conception des structures métalliques. Des perspectives futures sont proposées suggérant l'exploitation par hybridation des algorithmes.

# **Chapitre 01 : L'optimisation topologique des structures en génie civil**

## 1.1. Introduction

Dans un marché toujours plus compétitif, les entreprises sont confrontées à la nécessité de réduire les coûts de production tout en offrant des produits innovants. Pour répondre à ce défi croissant, l'optimisation des structures en génie civil apparaît comme une solution indispensable. L'optimisation des performances structurelles consiste à utiliser des méthodes avancées et des algorithmes sophistiqués pour concevoir des structures qui répondent aux exigences de charge et de résistance avec le minimum de matériau nécessaire. Cela implique l'analyse minutieuse des charges, des contraintes et des points de défaillance potentiels afin de s'assurer que chaque composant de la structure utilise juste ce qu'il faut de matière pour assurer sa fonction.

Réduire la masse des structures a plusieurs avantages économiques directs. Premièrement, cela diminue le coût des matériaux, qui représente une part importante du budget dans les projets de construction. Moins de matériau signifie également une réduction des coûts de transport, puisque le poids à déplacer est inférieur. De plus, les processus de fabrication et d'assemblage sont souvent simplifiés, ce qui réduit les dépenses de main-d'œuvre et de temps de production.

En outre, une structure plus légère impose moins de charges sur les fondations et les infrastructures de support, ce qui peut réduire considérablement les coûts associés à la préparation du site et à la construction des fondations. Par exemple, des bâtiments avec des fondations moins massives nécessitent moins de béton et d'acier, entraînant des économies supplémentaires.

Ces économies ne se limitent pas à la phase de construction. Une structure optimisée est également plus facile à entretenir et à réparer, ce qui se traduit par des coûts d'exploitation plus bas à long terme. Par exemple, les points d'usure peuvent être minimisés, prolongeant la durée de vie de la structure et réduisant la fréquence et la gravité des interventions de maintenance.

Depuis l'Antiquité, les premiers écrits témoignant d'une volonté d'optimiser une structure selon des considérations physiques, cela vient du scientifique anglais Robert Hooke (Robert, 1676). Robert Hooke (1635-1703) a décrit la relation entre une chaîne suspendue, qui forme une chaînette sous la tension de son propre poids, et une arche, qui tient sous la compression. Bien qu'il n'ait pas pu dériver l'équation de la chaînette, Hooke savait que son intuition était correcte. Il a donc inscrit sa découverte sous forme d'anagramme en latin dans la marge d'un autre livre.

Cette observation de Hooke a changé l'idée sur l'optimisation des structures en génie civil. En effet, l'idée qu'une chaîne suspendue forme une courbe idéale, appelée chaînette, lorsqu'elle est soumise uniquement à la tension de son propre poids, a des implications profondes pour la conception des arches. En inversant cette courbe, on obtient la forme optimale d'une arche en compression, capable de supporter des charges importantes de manière efficace et stable.

L'application de ce principe permet aux ingénieurs civils de concevoir des structures qui utilisent les matériaux de manière plus efficace, en minimisant les contraintes internes et en maximisant la stabilité. Par exemple, les ponts en arche et les voûtes utilisent cette forme pour distribuer les charges de manière uniforme, réduisant ainsi la quantité de matériaux nécessaires et augmentant la durabilité de la structure.

L'optimisation des formes basées sur les principes de Hooke (Figure 1.1) est également cruciale dans la réduction de la masse des structures, ce qui, comme mentionné précédemment, permet de réaliser des économies substantielles. Moins de matériaux signifient des coûts réduits en termes de production, de transport et d'installation. De plus, une structure optimisée nécessite moins de maintenance et de réparations, ce qui diminue les coûts d'exploitation à long terme.



*Figure 1.1 L'arche de St Louis (Missouri) décrit une "chaînette à poids (Smith M. , 2022)"*

Les ingénieurs utilisent ces principes pour définir la silhouette générale de leurs constructions, comme la courbure d'un toit ou l'orientation des piliers. Ils en tirent également des motifs élémentaires pour optimiser les détails structurels, tels que la forme des ouvertures dans les

façades. Les techniques modernes d'optimisation des formes rendent ces études plus systématiques et réalistes, permettant de tester et d'affiner les conceptions avant la construction réelle. En intégrant des outils de simulation avancés et des algorithmes d'optimisation, les ingénieurs peuvent concevoir des structures innovantes, durables et économiquement viables (Figure 1.2).

L'optimisation des formes en ingénierie mécanique trouve ses origines avec Maxwell en 1869 et fut approfondie par Michell en 1904 (Michell, 1904 ; F. Tisserand, 1889). Ces pionniers se sont concentrés sur les treillis, ou réseaux de barres, cherchant à minimiser la masse de ces structures tout en assurant que chaque barre puisse supporter une contrainte spécifique. Leurs travaux ont établi les bases pour identifier les conditions permettant d'atteindre cet équilibre optimal.

Maxwell et Michell ont ainsi amélioré les fondements de l'optimisation structurelle en démontrant comment la distribution optimale des matériaux dans un treillis pouvait réduire le poids tout en maintenant la résistance nécessaire (Figure 1.3). En définissant les règles et les principes qui régissent cette optimisation, ils ont permis aux ingénieurs de concevoir des structures plus légères et plus efficaces, ouvrant la voie à des avancées significatives dans le domaine de l'ingénierie mécanique et civile.



*Figure 1.2 Pavillon France de l'expo Milan 2015  
(Derombise, 2020)*



*Figure 1.3 Tour de transmission d'énergie électrique en acier (Pylons, 2024)*

L'optimisation des structures est aujourd'hui au cœur de la recherche, bénéficiant des avancées constantes dans les outils de modélisation, les capacités de calcul et les algorithmes avancés. Ce progrès significatif a ouvert la voie à des méthodes et des approches d'optimisation de plus en plus sophistiquées, en particulier dans le domaine du génie civil. Cette discipline cruciale de l'ingénierie vise à améliorer les performances des structures tout en réduisant leur poids et en optimisant leur conception. Cette démarche peut s'effectuer de deux façons principales : d'une part, en modifiant les paramètres des structures existantes pour répondre à de nouvelles exigences ou contraintes, d'autre part, en créant de nouvelles conceptions par des ajustements géométriques. Quelle que soit la méthode, l'optimisation repose souvent sur l'analyse et l'adaptation de la forme générale des structures (F. Feppon, 2020).

## 1.2. Méthodes d'optimisation

L'optimisation des structures en génie civil se divise principalement en trois méthodes : l'optimisation dimensionnelle, l'optimisation de forme et l'optimisation topologique (Figure 1.4). Chacune de ces méthodes offre des approches uniques pour améliorer les performances structurelles tout en réduisant les coûts et en augmentant l'efficacité (Allaire, 2007).

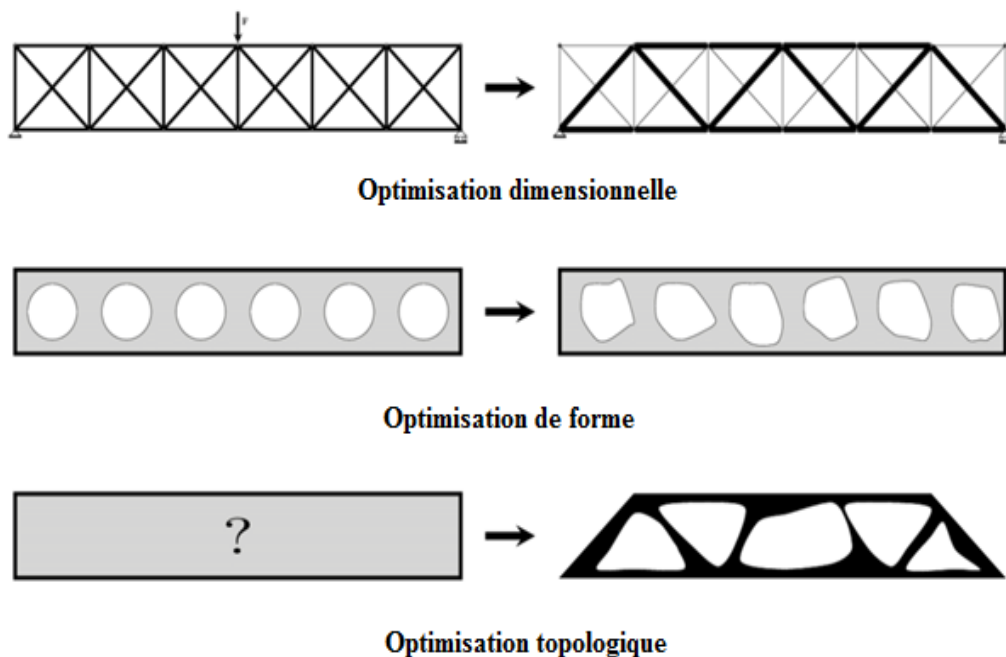


Figure 1.4 Méthodes d'optimisation des structures en génie civil

### **1.2.1. Optimisation dimensionnelle**

Cette méthode consiste à ajuster les dimensions des composants de la structure, tels que les poutres, les poteaux et les plaques, pour optimiser les performances globales.

L'objectif est d'identifier les dimensions les plus efficaces qui satisfont les exigences de charge tout en réduisant au maximum le poids de la structure.

Pour atteindre cet objectif, des algorithmes d'optimisation numérique sont utilisés. Ces algorithmes analysent les contraintes spécifiques du projet et calculent les dimensions optimales pour chaque composant. En adaptant les tailles des éléments structurels, il est possible de créer des structures plus légères sans compromettre leur résistance ou leur stabilité, contribuant ainsi à des solutions plus économiques et durables.

### **1.2.2. Optimisation de forme**

Cette approche implique la modification de la géométrie de la structure pour améliorer ses performances.

Contrairement à l'optimisation dimensionnelle qui se concentre sur les dimensions linéaires, l'optimisation de forme permet des modifications plus complexes de la géométrie, telles que l'ajout de nervures, de renflements ou de découpes pour répartir les contraintes de manière plus uniforme.

Des techniques avancées telles que la modélisation par éléments finis et les algorithmes d'optimisation évolutionnaire sont utilisées pour réaliser cette optimisation.

### **1.2.3. Optimisation topologique**

L'optimisation topologique dans l'ingénierie des structures de génie civil représente une approche révolutionnaire visant à améliorer l'efficacité et la robustesse des structures en minimisant la quantité de matériau utilisé et en optimisant la disposition des composants. Cette méthodologie utilise des algorithmes avancés et des logiciels de simulation pour déterminer la configuration géométrique optimale d'une structure donnée, permettant ainsi de réduire le poids tout en maximisant sa résistance et sa rigidité.

En s'appuyant sur la théorie mathématique de l'optimisation et les outils CAO (Conception Assistée par Ordinateur), l'optimisation topologique génère des solutions innovantes et structurellement efficaces. Cette approche a profondément transformé l'industrie du génie civil

en permettant la conception de structures plus légères, plus durables et plus performantes (Jihong, 2021).

L'optimisation topologique est généralement considérée comme la méthode la plus avancée et la plus efficace en termes de réduction de poids et d'amélioration des performances.

### **1.3. Classification des optimisations topologiques**

#### **1.3.1. Optimisation géométrique**

L'optimisation géométrique consiste à modifier la forme ou la géométrie de la structure pour améliorer ses performances, telles que la résistance ou la rigidité. En ajustant la configuration extérieure et intérieure d'une structure, il est possible de mieux répartir les charges, de réduire les zones de contrainte concentrée et d'augmenter l'efficacité globale de la structure. Cette méthode permet non seulement d'améliorer les performances mécaniques, mais aussi d'optimiser l'utilisation des matériaux, contribuant ainsi à des conceptions plus durables et économiquement viables.

#### **1.3.2. Optimisation des matériaux**

L'optimisation des matériaux vise à sélectionner les matériaux les plus adaptés pour chaque composant de la structure afin de minimiser le poids tout en garantissant les performances requises. Cette approche permet de choisir des matériaux qui offrent le meilleur compromis entre légèreté, résistance, durabilité et coût. En utilisant des techniques avancées de simulation et d'analyse, les ingénieurs peuvent évaluer différentes combinaisons de matériaux et identifier celles qui répondent le mieux aux exigences spécifiques du projet. L'optimisation des matériaux contribue ainsi à la création de structures plus efficaces et plus performantes, tout en réduisant les impacts environnementaux et les coûts de production.

#### **1.3.3. Optimisation des charges**

L'optimisation des charges implique l'ajustement des charges appliquées à la structure pour minimiser les contraintes et réduire les déformations, tout en maintenant la sécurité et la stabilité. Cette méthode consiste à analyser et à redistribuer les charges de manière à équilibrer les forces internes de la structure. En optimisant la manière dont les charges sont supportées et transférées, il est possible de réduire les zones de haute contrainte, diminuer les risques de défaillance et prolonger la durée de vie de la structure. L'optimisation des charges est essentielle

pour assurer que la structure puisse supporter les charges prévues sans compromettre sa performance ou sa sécurité.

#### **1.3.4. Optimisation de la connectivité**

L'optimisation de la connectivité consiste à optimiser la connexion entre les différents éléments de la structure pour améliorer la transmission des charges et renforcer la stabilité globale. En assurant des liaisons plus efficaces entre les composants, il est possible de mieux distribuer les charges et de minimiser les points de faiblesse. Cette approche permet de créer des structures plus robustes et plus résistantes aux contraintes mécaniques, en garantissant une performance optimale sous diverses conditions de charge. En utilisant des techniques avancées de modélisation et d'analyse, les ingénieurs peuvent identifier les configurations de connexion idéales pour maximiser la résistance et la durabilité de la structure.

Ces différentes approches permettent d'explorer diverses possibilités d'optimisation et de trouver la solution la plus efficace pour chaque projet spécifique.

### **1.4. Avantages de l'optimisation topologique**

#### **1.4.1. Réduction du poids**

L'optimisation topologique permet une réduction significative du poids global de la structure en optimisant la disposition des matériaux. En identifiant et en éliminant les zones où le matériau est sous-utilisé ou superflu, cette méthode permet de conserver uniquement le matériau nécessaire pour maintenir les performances structurelles. Cette approche conduit à des conceptions plus légères sans compromettre la résistance ou la stabilité de la structure. La réduction de poids obtenue grâce à l'optimisation topologique se traduit par des avantages économiques, tels que des coûts de production et de transport réduits, ainsi qu'une diminution de l'empreinte environnementale de la structure. De plus, des structures plus légères peuvent améliorer les performances globales en termes de charge utile et dynamique, ouvrant la voie à des innovations dans divers domaines d'ingénierie et de construction.

#### **1.4.2. L'efficacité des matériaux**

L'optimisation topologique permet une utilisation plus efficace des matériaux disponibles, maximisant ainsi leur performance tout en minimisant le gaspillage. En optimisant la répartition du matériau dans la structure, cette méthode identifie les zones critiques qui nécessitent un renforcement et élimine le matériau superflu des zones moins sollicitées. Cela

conduit à une réduction significative de la quantité de matériau nécessaire pour atteindre les mêmes niveaux de performance, ce qui diminue les coûts de production.

Cette approche n'améliore pas seulement l'efficacité économique, mais a également des avantages environnementaux. Moins de matériaux utilisés signifient moins de ressources extraites et transformées, réduisant ainsi l'empreinte carbone associée à la fabrication et à l'utilisation des structures métalliques. De plus, une utilisation plus efficace des matériaux entraîne moins de déchets, ce qui contribue à des pratiques de construction plus durables et respectueuses de l'environnement.

### **1.4.3. Amélioration de la résistance et de la rigidité**

L'optimisation topologique permet d'améliorer la résistance et la rigidité globales d'une structure en identifiant les zones de contrainte élevée et en les renforçant de manière stratégique. En analysant la distribution des forces et des charges, cette méthode cible les points critiques où des renforts sont nécessaires. Cela permet de concevoir des structures capables de supporter des charges plus importantes et de résister à des conditions de stress plus sévères sans compromettre leur intégrité.

Grâce à cette approche, la performance sous charge des structures est considérablement améliorée. En renforçant uniquement les zones nécessaires, on obtient une structure plus légère mais aussi plus robuste, capable de maintenir sa forme et sa fonction même sous des charges élevées. Cette optimisation contribue non seulement à une meilleure durabilité mais aussi à une performance accrue dans des conditions variées, allant des charges statiques aux charges dynamiques et aux impacts.

### **1.4.4. Conception innovante**

L'optimisation topologique permet d'explorer une vaste gamme de configurations géométriques, favorisant ainsi la conception de structures innovantes et souvent inattendues. En libérant les contraintes des méthodes de conception traditionnelles, cette approche ouvre la voie à des solutions qui dépassent souvent les limites de ce qui était auparavant considéré comme impossible. Les algorithmes d'optimisation permettent de découvrir des formes et des structures optimisées qui maximisent l'efficacité des matériaux et des performances.

Cette exploration géométrique avancée conduit à des conceptions plus audacieuses et efficaces, capables de répondre à des exigences de performance rigoureuses tout en étant plus légères et

plus durables. Les structures résultantes peuvent présenter des caractéristiques uniques et avant-gardistes, telles que des formes organiques ou des motifs biomimétiques, qui non seulement améliorent les performances techniques mais aussi esthétiques.

#### **1.4.5. Gain de temps**

Grâce à l'utilisation d'algorithmes avancés et de simulations informatiques, l'optimisation topologique permet d'explorer rapidement de nombreuses alternatives de conception, réduisant ainsi considérablement le temps nécessaire au processus de conception. En automatisant l'évaluation de différentes configurations géométriques et en identifiant les solutions optimales en temps réel, cette méthode accélère le cycle de développement des projets.

Les ingénieurs peuvent ainsi tester et affiner un large éventail de concepts en quelques heures ou jours, plutôt qu'en semaines ou mois, comme c'était souvent le cas avec les méthodes traditionnelles. Cette efficacité accrue permet non seulement de respecter des délais plus serrés, mais aussi de réagir rapidement aux changements et aux exigences de dernière minute, offrant une flexibilité sans précédent dans le processus de conception.

#### **1.4.6. Adaptabilité aux contraintes spécifiques**

L'optimisation topologique permet de prendre en compte diverses contraintes telles que les charges de service, les conditions environnementales et les exigences de fabrication dès les premières étapes de conception. En intégrant ces paramètres dès le début, cette approche garantit que la structure optimisée répond précisément aux besoins spécifiques du projet.

Cette méthode offre une grande flexibilité en adaptant les solutions de conception aux réalités et aux défis uniques de chaque projet. Par exemple, elle peut optimiser une structure pour résister à des charges dynamiques dans des environnements sismiques, ou pour supporter des conditions climatiques extrêmes, tout en respectant les contraintes de fabrication et de coûts. En ajustant les conceptions en fonction de ces facteurs, les ingénieurs peuvent créer des structures qui non seulement répondent aux normes de performance mais sont également durables et rentables.

### **1.5. Étapes d'application d'optimisation topologique**

Pour appliquer l'optimisation topologique à l'ingénierie des structures, il est essentiel de suivre plusieurs étapes clés (Amroune, 2022).

### **1.5.1. Définition des objectifs et des contraintes**

Lors de la phase de définition des objectifs et des contraintes, il est crucial d'identifier clairement les buts de conception spécifiques ainsi que les limitations à respecter. En définissant clairement les objectifs de conception et les contraintes à respecter dès le début du processus, établir un cadre solide pour orienter le reste du travail d'optimisation. Cela permet de s'assurer que la conception finale répondra aux besoins du projet tout en respectant les contraintes et en atteignant les objectifs fixés.

### **1.5.2. Modélisation de la structure**

Création d'un modèle géométrique de la structure métallique à l'aide de logiciels CAO (Conception Assistée par Ordinateur) par l'importation des dimensions et les spécifications techniques pertinentes. Ensuite, l'utilisation des outils de modélisation pour créer chaque composant de la structure, y compris les poutres, les poteaux, les plaques et les connexions. Il faut ainsi respecter les échelles et les proportions appropriées pour garantir la précision du modèle. Lors de la création du modèle, une attention particulière doit être portée aux détails comme les points de fixation, les joints soudés et les renforts. Ces éléments jouent un rôle crucial dans la représentation fidèle de la structure et sont indispensables pour une analyse précise de ses performances.

### **1.5.3. Définition de la zone de conception**

Identification des zones de la structure où des modifications peuvent être apportées pour optimiser la disposition des matériaux. Cette zone peut être l'ensemble de la structure ou des zones spécifiques où le poids doit être réduit ou la résistance améliorée.

### **1.5.4. Choix de l'algorithme d'optimisation**

Choix de l'algorithme d'optimisation approprié en fonction des objectifs de conception et des contraintes. Les méthodes couramment utilisées incluent les algorithmes génétiques, les méthodes de gradient, la méthode des éléments finis avec remaillage et les méthodes basées sur l'analyse de sensibilité.

### **1.5.5. Paramétrage du modèle**

Définition des paramètres de conception qui peuvent être modifiés pour optimiser la structure, tels que l'épaisseur des pièces, la disposition des renforts et la forme des éléments.

### **1.5.6. Exécution de l'optimisation**

Sélection et utilisation de logiciel d'optimisation pour générer plusieurs itérations du modèle de conception, en ajustant les paramètres de manière itérative pour atteindre les objectifs définis tout en respectant les contraintes.

### **1.5.7. Analyse des résultats**

Analyse et évaluation des modèles optimisés pour déterminer s'ils répondent aux critères de conception et aux exigences de performance. Ceci peut inclure des analyses de résistance, de stabilité et de rigidité.

### **1.5.8. Validation**

Validation des résultats de l'optimisation à l'aide de tests physiques ou d'analyses numériques approfondies. Si nécessaire, itérez le processus d'optimisation en ajustant les paramètres ou les contraintes pour améliorer les performances de la structure.

## **1.6. Méthodologie d'optimisation topologique**

L'optimisation topologique dans le domaine de génie civil et de l'ingénierie des structures repose sur une méthodologie sophistiquée visant à trouver les configurations les plus optimales en termes de performances structurelles. Cette approche cherche à minimiser le poids de la structure tout en maximisant sa rigidité et sa résistance et en maintenant une répartition uniforme des contraintes.

Pour atteindre cet objectif, l'optimisation topologique repose sur des algorithmes avancés qui analysent de manière exhaustive de nombreuses configurations possibles de la structure. Ces algorithmes intègrent divers paramètres, tels que les charges appliquées, les matériaux disponibles et les contraintes de conception (EL Khadiri, 2023; Mahmoud, 2021). Grâce à des modèles mathématiques et des simulations informatiques, ils évaluent chaque configuration pour identifier celle qui répond le mieux aux critères spécifiques définis par l'ingénieur.

Une fois les configurations optimales identifiées, les ingénieurs peuvent utiliser ces informations pour guider le processus de conception et de fabrication. Cela peut impliquer des modifications dans la géométrie de la structure, la disposition des éléments structuraux ou même le choix des matériaux. En fin de compte, l'objectif est de créer une structure qui soit à la fois légère, robuste et économiquement fiable.

L'optimisation topologique repose sur plusieurs principes fondamentaux qui permettent de concevoir des structures efficaces et innovantes. Voici les principaux piliers qui soutiennent cette méthode avancée.

### **1.6.1. Analyse structurale approfondie**

Avant d'entamer l'optimisation topologique, une analyse structurale approfondie est cruciale pour comprendre les caractéristiques fondamentales de la structure. Cela implique d'évaluer la rigidité et la distribution des contraintes à travers la structure. Ces analyses sont généralement réalisées à l'aide de simulations informatiques avancées et de logiciels spécialisés. Cette analyse fournit des informations détaillées pour guider le processus d'optimisation.

### **1.6.2. Conception structurelle**

Une fois l'analyse initiale terminée, la phase de conception de la topologie commence. Elle consiste à synthétiser différentes configurations structurelles qui répondent aux exigences de performances établies. Cette phase implique l'utilisation d'algorithmes sophistiqués pour explorer une variété de combinaisons de matériaux et de formes.

### **1.6.3. Optimisation de la distribution de matière**

L'optimisation de la matière constitue un élément central de l'approche topologique. Ce processus vise à rationaliser la répartition des matériaux en éliminant ou en réduisant les zones superflues qui ne contribuent pas de manière significative à la résistance structurelle. L'objectif ultime est de parvenir à une conception plus légère tout en préservant la rigidité et les performances requises pour la structure. On peut obtenir une économie de poids substantielle sans compromettre l'intégrité structurelle. Ainsi, l'optimisation de la distribution de matière joue un rôle crucial dans la création de structures plus efficaces, durables et économiques.

### **1.6.4. Formulation mathématique**

Une formulation mathématique rigoureuse qui décrit les objectifs et les contraintes du problème c'est la base de l'optimisation topologique. Cela inclut la définition de la fonction objectif (par exemple, minimiser le poids de la structure) et l'établissement des contraintes (comme les limites de déformation et les critères de performance). La formulation mathématique permet d'utiliser des algorithmes de manière efficace pour trouver des solutions optimales.

### **1.6.5. Modélisation numérique**

Une modélisation numérique précise est cruciale pour représenter fidèlement la géométrie et les conditions de charge de la structure. Cette étape utilise des outils de Conception Assistée par Ordinateur (CAO) et des techniques de simulation avancées, telles que la méthode des éléments finis (MEF). La modélisation numérique permet de créer un modèle détaillé qui sert de base pour l'analyse et l'optimisation.

### **1.6.6. Algorithmes d'optimisation avancés**

Les algorithmes d'optimisation jouent un rôle central dans l'optimisation topologique. Ces algorithmes explorent un vaste espace de conception pour identifier les configurations optimales. Des méthodes comme l'algorithme génétique, l'optimisation par essaim de particules, et les algorithmes de gradient sont couramment utilisés pour naviguer dans l'espace des solutions possibles et trouver les designs les plus efficaces.

### **1.6.7. Processus itératif**

L'optimisation de la topologie est souvent un processus itératif, où les solutions sont générées, évaluées et ajustées de manière répétée pour améliorer progressivement les performances structurelles. Cette approche itérative est essentielle pour parvenir à des solutions optimales et efficaces.

## **1.7. Sélection des paramètres de conception**

Lorsqu'il s'agit d'optimisation topologique, le choix des paramètres de conception est crucial pour obtenir les meilleurs résultats possibles. Ces paramètres influent directement sur la forme, la structure, et les performances du composant final.

### **1.7.1. Type de charge**

Pour commencer, il est essentiel de prendre en compte le type de charge que le composant doit supporter. Cela inclut des charges statiques, dynamiques, ou cycliques. En identifiant les zones critiques où les contraintes sont les plus élevées, il est possible de déterminer où une allocation plus importante de matériaux est nécessaire, assurant ainsi une résistance et une durabilité accrues. Par exemple, pour des structures supportant des charges fluctuantes, des matériaux flexibles et résistants à la fatigue pourraient être privilégiés.

### **1.7.2. Contraintes de conception**

En plus des charges, il est important de considérer les contraintes de conception telles que les limitations d'espace ou de poids. Ces facteurs orientent le choix des paramètres vers une approche plus ou moins conservatrice, en tenant compte de la faisabilité pratique du composant final. Les contraintes géométriques, comme les dimensions maximales admissibles et les zones réservées, doivent être intégrées dès le début du processus d'optimisation pour garantir que la solution finale est non seulement performante mais également réalisable.

### **1.7.3. Propriétés des matériaux**

Les propriétés des matériaux utilisés sont un autre paramètre clé. Les caractéristiques mécaniques comme la résistance à la traction, la résistance à la compression, et la rigidité doivent être alignées avec les exigences de la structure. De plus, des aspects tels que la densité, la conductivité thermique, et la résistance à la corrosion peuvent influencer la sélection des matériaux pour répondre à des besoins spécifiques, notamment dans des environnements extrêmes.

### **1.7.4. Conditions environnementales**

Les conditions environnementales dans lesquelles la structure sera utilisée jouent un rôle déterminant dans la sélection des paramètres de conception. Les variations de température, l'humidité, et les éventuelles charges de vent ou de séisme sont des facteurs qui doivent être pris en compte pour s'assurer que la structure optimisée peut résister aux conditions réelles d'exploitation.

### **1.7.5. Méthodes de fabrication**

Les techniques de fabrication disponibles influencent également le choix des paramètres de conception. Par exemple, certaines formes complexes générées par l'optimisation topologique peuvent être difficiles à réaliser avec des méthodes de fabrication traditionnelles mais peuvent être facilement produites avec des technologies avancées comme l'impression 3D. Intégrer ces considérations dès le début permet d'éviter des ajustements coûteux et des délais supplémentaires.

### **1.7.6. Coûts et budget**

Enfin, les contraintes budgétaires ne doivent pas être ignorées. Le coût des matériaux, des processus de fabrication, et de la maintenance doit être pris en compte. L'objectif est d'optimiser

non seulement les performances structurelles, mais aussi de trouver un équilibre économique qui rend le projet viable.

En considérant soigneusement ces paramètres, il est possible de développer des structures optimisées répondant aux exigences de performance, durabilité, et faisabilité.

Enfin, il est important de souligner que le choix des paramètres est un processus itératif et dynamique. Ce processus implique plusieurs analyses et comparaisons pour déterminer la meilleure solution. L'utilisation d'outils d'optimisation automatique peut également faciliter ce processus en permettant des évaluations rapides entre différentes combinaisons de paramètres.

## **1.8. Analyse des performances structurelles**

L'analyse des performances structurelles est une étape essentielle dans le processus d'optimisation topologique des structures métalliques. Cette analyse vise à évaluer trois aspects clés : la résistance, la rigidité et le poids de la structure.

### **1.8.1. Résistance**

La résistance d'une structure métallique se réfère à sa capacité à supporter des charges sans subir de déformations permanentes ou de ruptures. Cette résistance dépend de plusieurs facteurs, notamment la qualité et l'épaisseur des matériaux utilisés, la conception des connexions et des joints soudés, ainsi que la configuration globale de la structure.

L'évaluation de la résistance inclut des tests tels que les essais de traction, de compression et de flexion. Les ingénieurs utilisent souvent des méthodes d'analyse par éléments finis pour simuler le comportement de la structure sous différentes charges et pour évaluer les contraintes et les déformations dans les éléments structuraux.

Les codes de conception et les normes de sécurité définissent les critères de résistance que la structure doit satisfaire pour garantir sa fiabilité et sa durabilité.

### **1.8.2. Rigidité**

La rigidité d'une structure métallique détermine sa capacité à résister aux déformations sous l'action des charges. Une structure rigide maintient sa forme initiale et évite les mouvements excessifs qui pourraient compromettre sa stabilité. La rigidité est souvent évaluée par :

- Le module de Young : Une mesure de la raideur du matériau, indiquant la relation entre la contrainte (force par unité de surface) et la déformation (changement relatif de dimension).
- Le moment d'inertie : Représente la répartition de la matière autour de l'axe neutre d'une section, affectant la capacité de la section à résister à la flexion.

Une analyse approfondie de la rigidité peut inclure des simulations par la méthode des éléments finis (MEF) pour prévoir les déformations sous différentes conditions de charge.

Les ingénieurs évaluent la rigidité de la structure en analysant sa raideur globale ainsi que la flexibilité des éléments individuels. Cela peut impliquer des calculs de déformation, des tests de résistance à la flexion et des simulations de comportement sous charge.

La conception des joints et des assemblages joue un rôle crucial dans la rigidité de la structure, car les défaillances dans ces zones peuvent entraîner des déformations non souhaitées et des mouvements excessifs.

### **1.8.3. Poids**

Le poids des structures métalliques est un facteur critique, qui influence non seulement la charge appliquée sur les fondations et autres parties de la structure, mais aussi les coûts de matériaux et de transport. Le poids d'une structure métallique est déterminé par la quantité de matériaux utilisés, ainsi que par la densité et la masse volumique de ces matériaux.

Les ingénieurs cherchent à minimiser le poids de la structure tout en maintenant sa résistance et sa rigidité. Cela peut impliquer l'utilisation de matériaux légers, la conception de profilés optimisés et l'optimisation de la répartition des charges.

L'analyse du poids prend également en compte les facteurs économiques, tels que les coûts de fabrication, de transport et de montage. Une structure plus légère peut être plus rentable, mais elle doit également être suffisamment solide pour supporter les charges prévues.

## **1.9. Processus d'optimisation de la structure**

Les étapes du processus d'optimisation de la structure peuvent varier en fonction du type de structure et des objectifs spécifiques de l'optimisation. Cependant, de manière générale, ce processus comprend plusieurs étapes clés :

### **1.9.1. Etapes initiale**

La première étape dans le processus d'optimisation de la structure est la génération de la grille. Cette phase se réfère au processus de création d'une structure de base pour une analyse ou une simulation. Dans le contexte des structures métalliques, cela implique généralement la modélisation de la structure sous forme de grille ou de maillage, où chaque élément de la grille représente une petite portion de la structure globale. Ce maillage permet de diviser la structure en éléments finis, facilitant ainsi les calculs et les simulations des performances structurelles.

À ce stade, la génération de maillage représente un jalon crucial dans le processus d'optimisation. Les points de référence sont créés sur la surface destinée à recevoir les éléments finis. La génération de la grille peut s'effectuer de diverses manières, mais l'objectif demeure constant qui est l'obtention d'une répartition uniforme et cohérente des points sur la surface.

Une fois la génération de la grille achevée, une première évaluation est effectuée pour déterminer les conditions aux limites et les contraintes du problème. Cette évaluation initiale permet d'établir les objectifs de l'optimisation et de définir les contraintes à respecter tout au long du processus. Cette étape est cruciale pour garantir que l'optimisation soit alignée sur les exigences et les spécifications du projet.

### **1.9.2. Modélisation des contraintes**

La modélisation des contraintes constitue un autre volet essentiel du processus d'optimisation. Durant cette phase, les restrictions qui influent sur la configuration et la forme des composants optimisés sont identifiées et intégrées. Ces contraintes peuvent inclure des considérations relatives aux charges, à l'espace ou à la géométrie. Une modélisation précise des contraintes est indispensable pour aboutir à une solution optimale répondant à toutes les exigences techniques du projet.

### **1.9.3. Analyse structurelle**

Après la modélisation des contraintes, une analyse structurelle est menée afin d'évaluer les performances de l'objet à optimiser. Cette analyse prend en compte des critères tels que la résistance, la rigidité et la stabilité de l'objet. Grâce à cette analyse, il est possible d'identifier les zones critiques nécessitant une attention particulière au cours du processus d'optimisation.

#### **1.9.4. Raffinement et itération**

La dernière étape du processus d'optimisation de la topologie consiste à affiner le modèle et à réitérer les étapes précédentes. Durant cette phase, des ajustements sont apportés au modèle optimisé afin d'améliorer ses performances. Ce processus repose sur l'évaluation des résultats obtenus et la recherche constante de solutions plus performantes. Le raffinement et l'itération sont essentiels pour parvenir à un résultat optimal, tant du point de vue technique qu'esthétique.

### **1.10. Méthodes et algorithmes avancés pour une l'optimisation topologique**

Cette section présente les techniques et les algorithmes avancés qui permettent une optimisation topologique efficace. L'objectif central est d'améliorer la structure et l'efficacité d'un système tout en minimisant les coûts et en maximisant les performances.

Dans le domaine de l'optimisation de la topologie, l'algorithme de génération de solutions retenues est largement privilégié. Cette méthode implique la création d'une série de solutions sous forme d'éléments discrets représentant la géométrie ou les structures potentielles complètes. Une fois les solutions établies, différentes approches peuvent être explorées pour optimiser sa topologie. L'algorithme prend en compte les contraintes et les charges appliquées au système pour optimiser sa topologie, en maximisant le transfert de charge, en réduisant les déformations et en minimisant les contraintes.

#### **1.10.1. Algorithmes génétiques (AG)**

Les algorithmes génétiques s'inspirent du processus de sélection naturelle pour rechercher des solutions optimales. Ils utilisent des techniques de mutation, de croisement et de sélection pour explorer un espace complexe des solutions et identifier les configurations de structure les plus performantes.

#### **1.10.2. L'algorithme BBO (Biogeography-Based Optimization)**

Cet algorithme s'inspire des principes de la biogéographie, qui étudie la distribution des espèces vivantes sur la Terre, pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes. L'algorithme BBO peut être utilisé pour optimiser la conception des structures en trouvant la meilleure répartition des matériaux tout en respectant les contraintes de charge et de performance.

Une fois ces techniques d'optimisation de la topologie appliquées, des résultats remarquables peuvent être obtenus. En effet, cela peut se traduire par une réduction significative du poids et des coûts de matériaux, tout en améliorant la robustesse et l'efficacité du système. De plus,

l'utilisation d'algorithmes avancés contribue à accélérer le processus d'optimisation et à obtenir des résultats plus précis et fiables.

## **1.11. Applications de l'optimisation topologique**

Lors de l'application de l'optimisation topologique dans les structures de génie civil, il est important de suivre certaines recommandations et bonnes pratiques pour garantir des résultats efficaces et fiables. Voici quelques recommandations à prendre en compte.

### **1.11.1. Définition des objectifs**

Avant de commencer le processus d'optimisation, il est crucial de définir clairement les objectifs et les exigences de conception, tels que la réduction de poids, l'augmentation de la rigidité, ou la minimisation des coûts.

### **1.11.2. Sélection des paramètres**

Les paramètres doivent être choisis judicieusement pour lancer l'optimisation de la structure, tels que la forme des composants, la répartition des matériaux, ou les contraintes de chargement. Une sélection appropriée des paramètres garantit que l'optimisation se concentre sur les aspects les plus critiques de la conception.

### **1.11.3. Choix du logiciel et d'algorithme**

Il est nécessaire de faire une sélection d'un logiciel d'optimisation topologique adapté aux besoins spécifiques et de choisir l'algorithme le plus approprié en fonction des caractéristiques du problème de conception.

### **1.11.4. Validation des résultats**

La validation des résultats de l'optimisation se fait à l'aide de techniques d'analyse structurelle telles que la modélisation par éléments finis. Cela garantit que la conception optimisée répond aux exigences de performance et de sécurité.

### **1.11.5. Itération et raffinement**

L'optimisation topologique est souvent un processus itératif qui nécessite de répéter les étapes d'optimisation et de raffiner progressivement la conception pour obtenir les meilleurs résultats possibles.

## **1.12. Conclusion**

En conclusion, l'optimisation topologique dans l'ingénierie des structures de génie civil émerge comme un domaine dynamique et d'un vif intérêt pour les ingénieurs et les concepteurs. Grâce à l'exploitation d'algorithmes sophistiqués et de techniques novatrices, cette approche permet de créer des structures à la fois légères et hautement performantes, répondant ainsi aux normes de qualité de plus en plus exigeantes du secteur.

L'intégration de l'optimisation topologique dans ce domaine présente des avantages significatifs en termes de réduction de la consommation de matériaux, limitant ainsi les déchets et favorisant la durabilité environnementale. De surcroît, l'utilisation de techniques de simulation avancées offre la possibilité d'évaluer avec précision le comportement structural, ce qui renforce la sécurité et la robustesse des structures.

Sur le plan économique, l'optimisation topologique permet de réduire les coûts de production et de maintenance à long terme. En outre, l'adoption de topologies optimisées facilite l'incorporation de technologies innovantes comme l'impression 3D de structures métalliques complexes et sur mesure.

En somme, l'optimisation topologique transforme profondément l'approche de conception des structures métalliques, offrant des niveaux d'efficacité sans précédent. Son application promet de contribuer de manière significative aux avancées dans les domaines du génie civil et industriel, ouvrant la voie à de nouvelles perspectives et solutions pour un avenir plus durable et progressiste.

## **Chapitre 02 : Etat de l'art sur les algorithmes métaheuristiques**

## 2.1. Introduction

Le génie civil englobe de nombreuses applications, notamment des problèmes tels que la conception de structures et d'infrastructures, la planification des réseaux de transport, la gestion des ressources en eau, etc. En fait, toutes les applications fournissant un environnement de vie relèvent essentiellement du domaine du génie civil.

Le facteur le plus important dans la conception des applications de génie civil est la sécurité. En raison des aléas naturels et des conditions terrestres, les normes de sécurité définies sont variées. Par conséquent, plusieurs réglementations existent dans différentes régions et pays.

Un autre facteur important est les exigences et les demandes des personnes et des autorités. Pour cette raison, une conception meilleure et optimale du génie civil la plus acceptable doit être approuvée par les utilisateurs (Gebrail Bekdaş, 2019).

De plus, atteindre cette conception doit être plus rapide qu'auparavant. Dans ce cas, pour tenir compte de toutes les contraintes de conception, il est nécessaire d'utiliser des méthodes de recherche d'optimum. Les méthodes itératives fonctionnent en explorant progressivement l'espace des solutions possibles, en évaluant chaque solution selon un critère prédéfini, puis en ajustant les solutions pour s'approcher de l'optimum. Ce processus se répète itérativement jusqu'à ce qu'une solution optimale ou satisfaisante soit trouvée ou qu'un critère d'arrêt prédéterminé soit atteint.

Dans le contexte du génie civil, ces méthodes itératives sont souvent utilisées pour trouver et déterminer les conceptions des structures les plus optimisées, telles que les ponts, les bâtiments, les barrages, etc. Par exemple, pour concevoir un pont, les ingénieurs doivent prendre en compte des facteurs tels que la sécurité, la durabilité, les contraintes de coût, les conditions environnementales, etc. Les méthodes itératives peuvent les aider à explorer les différentes configurations de ponts, à évaluer chaque conception en fonction de ces critères et à ajuster les paramètres de conception pour améliorer les performances globales du pont.

L'utilisation des méthodes de recherche d'optimum, en particulier les méthodes itératives, est cruciale dans le domaine du génie civil pour trouver des solutions optimales à des problèmes complexes et multifactoriels. Ces méthodes permettent aux ingénieurs d'explorer efficacement l'espace des solutions possibles et de concevoir des infrastructures qui répondent aux exigences de sécurité, de durabilité et de rentabilité.

Les méthodes de recherche d'optimum itérative peuvent être classées en deux catégories en fonction de leurs approches et de leurs mécanismes de recherche.

## 2.2. Généralités sur l'optimisation

L'optimisation est un terme fréquemment utilisé pour décrire et guider les processus de conception dans le développement de produits. En général, l'optimisation signifie l'amélioration ou le perfectionnement d'une conception en termes de performance et de qualité.

Cependant, d'un point de vue mathématique rigoureux, l'optimisation a une signification technique très spécifique. L'hypothèse de base derrière cette définition est que le processus de conception est considéré comme un processus décisionnel. Cela implique de choisir la forme fonctionnelle appropriée parmi de nombreuses solutions alternatives. Ensuite, cette configuration est développée en sélectionnant les valeurs appropriées pour les quantités et attributs de la conception, qui décrivent pleinement la configuration actuelle. Il est essentiel de comprendre et de maîtriser certains termes clés qui permettent de définir et d'analyser les problèmes et les solutions. Ces concepts forment la base de la théorie et de la pratique de l'optimisation, et leur compréhension est cruciale pour appliquer les méthodes appropriées à différents types de problèmes. Voici les définitions des termes fondamentaux associés à l'optimisation.

## 2.3. Fonction objectif

La fonction objectif, ou fonction coût, est une évaluation de la qualité d'une solution. L'objectif de l'optimisation sera de maximiser ou de minimiser sa valeur voire équation (2.1). Dans le cas de l'optimisation des structures, la fonction à minimiser est typiquement le poids global de la structure et la fonction à maximiser est la stabilité. Il est à noter qu'un problème de maximisation peut facilement se formuler sous la forme d'un problème de minimisation.

$$\min (f) = \max (-f) \dots\dots\dots(2.1)$$

Où f est la fonction coût. Dans la suite on s'attachera à résoudre un problème de minimisation.

## 2.4. Variables d'optimisation

Dans l'objectif de minimiser la fonction coût f, il est nécessaire de définir les variables d'optimisation, c'est-à-dire les paramètres d'optimisation qui permettent de faire varier la valeur de f. Ces paramètres sont notés x.

$$\min_{x \in X} f(x) \dots \dots \dots (2.2)$$

Dans la plupart des cas, les paramètres d'entrée d'un processus sont très nombreux. Les paramètres d'entrée d'un processus de minimisation des structures peuvent inclure :

- Les charges appliquées sur la structure.
- Les propriétés matérielles des composants de la structure.
- Les dimensions et géométries des éléments structurels.
- Les conditions aux limites telles que les supports et les appuis.
- Les critères de conception spécifiques, tels que les exigences de résistance, de rigidité, ou de déformation.
- Les contraintes de conception, telles que les limitations de poids, de coût, ou de taille.
- Les exigences de performances, comme la résistance aux séismes, la résistance au vent, ou la durabilité.
- Les méthodes d'analyse et de modélisation utilisées pour évaluer la réponse de la structure....

Tous ces paramètres ont une influence plus ou moins significative sur la stabilité de la structure et peuvent donc être considérés comme des variables d'optimisation.

**2.4.1. Taille du problème d'optimisation**

La taille du problème d'optimisation (dimension du problème), représentée par n, est équivalente au nombre de variables d'optimisation prises en compte. Ainsi, le vecteur des variables d'optimisation x est de dimension n dans le problème d'optimisation.

**2.4.2. Domaine d'optimisation**

La détermination des variables d'optimisation conduit logiquement à définir le domaine d'optimisation, qui représente l'étendue des variations des paramètres x. Ce domaine sera désigné par X. Pour cette étude, nous nous concentrerons uniquement sur des domaines d'optimisation continus.

$$x \in X$$

$$X = \{x \in \mathbb{R}^n : h(x) = 0, g(x) \leq 0\} \dots \dots \dots (2.3)$$

$$X \subset \mathbb{R}^n$$

Dans le cadre de l'optimisation des structures, la définition des bornes de variation des paramètres d'optimisation permet de définir ce domaine d'optimisation comme le montre l'équation (2.3).

## **2.5. Contraintes**

Dans le domaine de l'optimisation, les contraintes sont essentielles pour définir les limites et les conditions auxquelles une solution optimale doit se conformer. Ces contraintes peuvent être regroupées en deux catégories : les contraintes explicites et les contraintes implicites.

Les contraintes explicites sont directement associées aux paramètres d'optimisation. Elles déterminent si un ensemble de paramètres est valide ou non sans la nécessité de l'évaluation complète de la solution. Un exemple de contrainte explicite dans l'optimisation des structures pourrait être la contrainte de dimensionnement, où les dimensions d'un élément de structure doivent respecter des limites spécifiques pour assurer la sécurité et la performance de la structure. Par exemple, dans la conception d'une poutre en acier, une contrainte explicite peut être la hauteur qui doit être supérieure à une valeur minimale pour garantir une résistance suffisante sous les charges appliquées. Ainsi, si les dimensions proposées pour la poutre ne respectent pas cette contrainte explicite, la solution serait considérée comme invalide sans même évaluer d'autres aspects de la conception.

D'autre part, les contraintes implicites ne sont appliquées qu'après l'évaluation complète d'une solution potentielle. Elles sont souvent exprimées sous forme d'équations ou d'inégalités qui lient les variables d'optimisation et définissent les relations entre différents composants du système. Ces contraintes peuvent résulter de considérations physiques, économiques ou réglementaires et sont cruciales pour garantir la faisabilité et la validité des solutions optimales. Un exemple de contrainte implicite pour l'optimisation des structures pourrait être la contrainte de déformation maximale autorisée. Cette contrainte peut être implicite car elle ne peut être évaluée qu'après avoir calculé la solution complète du problème d'optimisation. Par exemple, dans la conception d'une poutre en acier, la déformation maximale admissible peut être dictée par les spécifications de conception ou les normes de sécurité. Cette contrainte n'est pas explicitement spécifiée dans les paramètres d'optimisation initiaux, mais elle est prise en compte lors de l'évaluation des solutions pour s'assurer que la structure finale respecte les exigences de déformation.

## 2.6. Formulation mathématique du problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se formule mathématiquement de la manière suivante :

$$\min f(x) \in \mathfrak{R}, x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathfrak{R}^n \dots\dots\dots (2.4)$$

$$h_i(x) = 0, i=1, 2, \dots, p \dots\dots\dots (2.5)$$

$$g_j(x) \leq 0, j=1, 2, \dots, q \dots\dots\dots (2.6)$$

$$h(x) \text{ et } g(x) \in \mathfrak{R}$$

La solution du problème d'optimisation vérifie ces quatre conditions.  $x$  représente les variables d'optimisation,  $h$  et  $g$  les contraintes d'égalité et d'inégalité.

## 2.7. Objectifs d'optimisation

L'objectif de l'algorithme d'optimisation vise à trouver un ensemble de variables de conception  $x_i$  qui minimisent la fonction objectif  $f(x)$  (équation 2.4), tout en respectant les contraintes qui peuvent être des fonctions d'égalité  $h(x)$  (équation 2.5) ou d'inégalité  $g(x)$  (équation 2.6). Dans cette section, les objectifs et les contraintes possibles en ingénierie structurelle sont mentionnés. La résolution se fait de manière itérative.

Le poids est l'une des fonctions objectifs qu'il est nécessaire de minimiser dans les structures de génie civil tout en maximisant la sécurité. Une structure plus légère peut assurer la stabilité face aux charges sismiques et aux vents violents, tout en réduisant les efforts sur les fondations. Cela peut également entraîner une diminution des coûts de construction, car des matériaux moins volumineux et potentiellement moins coûteux peuvent être utilisés. Dans les projets de construction de ponts, par exemple, minimiser le poids de la structure peut réduire la tension sur les câbles et les piles, prolongeant ainsi la durée de vie du pont et améliorant sa sécurité. De plus, des structures plus légères sont plus faciles à construire et à assembler, ce qui peut accélérer les délais de construction et diminuer les perturbations dans les zones urbaines denses.

Le deuxième objectif est le coût. Il peut également être directement lié au poids, mais les matériaux composites ont des coûts différents, d'où les variations de prix entre les matériaux peuvent influencer significativement le coût global.

Troisièmement, la réponse des éléments structurels, telle que la déflexion ou la contrainte, peut être considérée comme un objectif. La réponse des structures peut également être considérée comme un objectif ou comme une contrainte.

L'efficacité de l'utilisation de systèmes supplémentaires dans la conception peut être utilisée comme fonction objectif. En particulier, pour les systèmes de contrôle structurel, l'efficacité de la réduction de la réponse peut être maximisée pour créer un système de contrôle parfaitement ajusté.

Enfin, des facteurs environnementaux tels que la minimisation des émissions de CO<sub>2</sub> peuvent être utilisés comme objectif pour trouver une conception durable.

## **2.8. Approches traditionnelles pour la résolution des problèmes d'optimisation**

Historiquement, les techniques de programmation mathématique ont été les premières à être utilisées pour obtenir la solution du problème de conception optimale (Arora, 2004). Les développements survenus dans le domaine informatique et dans les méthodes de programmation mathématique ont initié une nouvelle ère dans la conception des structures d'ingénierie (Chong, 2013). Le besoin de concevoir des composants d'aéronefs avec un poids minimal, puis les exigences des programmes spatiaux, ont fourni les fonds nécessaires et la motivation aux ingénieurs pour développer des outils de conception efficaces (Goldberg, 1989). En résultat d'un grand nombre de travaux de recherche, de nombreuses techniques numériques ont été développées pour la résolution des problèmes de programmation non linéaire (Kirsch, 2018; Rao, 2009; Rao, 2011). Cependant, lorsque ces techniques ont été appliquées à la conception des structures métalliques pratiques à grande échelle, des difficultés numériques ont été rencontrées (Snyman, 2005). Il a été constaté que les méthodes d'optimisation structurelle basées sur la programmation mathématique étaient seulement capables de concevoir des structures métalliques avec quelques dizaines de variables de conception.

L'examen de la formulation mathématique de l'optimisation de la conception des cadres en acier est réalisé selon les développements historiques qui ont eu lieu dans les méthodes de conception. Les premiers codes de conception en acier étaient basés sur le concept de conception par contrainte admissible, tandis que les codes de conception ultérieurs utilisent la perception de la conception par états limites.

Le problème de conception optimale des structures métalliques se révèle être un problème de programmation non linéaire, car la conception par contrainte admissible est toujours adoptée, quelle que soit la méthode de formulation du problème. Ce type de problème est complexe en raison de la nature des relations entre les variables de conception, qui ne sont souvent pas linéaires (Luo, 2016).

Il est important de noter la différence entre les problèmes de programmation linéaire et non linéaire. Dans la programmation linéaire, les relations entre les variables sont exprimées par des équations linéaires, ce qui simplifie le processus de résolution et permet souvent d'utiliser des méthodes analytiques ou des algorithmes de recherche efficaces (Bartlett, 2017). Ces problèmes peuvent être résolus plus rapidement et avec moins de ressources computationnelles, car l'ensemble des solutions possibles forme un espace convexe (Burnell, 2020).

En revanche, la programmation non linéaire implique des équations ou des inégalités qui comportent des termes non linéaires, rendant le problème beaucoup plus difficile à résoudre. Les méthodes de résolution doivent souvent recourir à des approches itératives ou heuristiques pour explorer l'espace de solution, qui peut être non convexe et comporter de nombreux points locaux optimaux (Bekdaş, 2019). Cela requiert une gestion plus sophistiquée des ressources computationnelles et des stratégies de recherche avancées pour trouver la solution optimale.

Dans le contexte de la conception des structures métalliques, cette distinction est cruciale, car elle détermine les techniques et les algorithmes qui peuvent être appliqués pour obtenir des conceptions efficaces et sécuritaires (Mei, 2021).

Les problèmes de programmation linéaire sont des problèmes d'optimisation mathématique dans lesquels l'objectif est de maximiser ou minimiser une fonction linéaire de variables appelées variables de décision, sous des contraintes exprimées sous forme de relations linéaires. Ces contraintes limitent les valeurs que les variables de décision peuvent prendre. En d'autres termes, les variables de décision sont sujettes à des contraintes linéaires qui définissent un ensemble faisable dans un espace multidimensionnel. Les problèmes de programmation linéaire sont souvent résolus dans le but de maximiser les bénéfices, minimiser les coûts ou optimiser d'autres mesures de performance, tout en tenant compte des limitations imposées par les contraintes.

Les problèmes de programmation non linéaire sont des problèmes d'optimisation mathématique dans lesquels l'objectif est de maximiser ou minimiser une fonction non linéaire de variables

appelées variables de décision, sous des contraintes exprimées sous forme de relations non linéaires. Contrairement aux problèmes de programmation linéaire, les fonctions objectifs et les contraintes peuvent être non linéaires, ce qui rend la résolution de ces problèmes plus complexe.

Les méthodes de résolution et/ou d'optimisation des problèmes de programmation non linéaire disponibles dans la littérature peuvent être largement classées en deux groupes : les algorithmes déterministes et algorithmes stochastiques (métaheuristique). Les techniques d'optimisation déterministes utilisent les dérivées de la fonction objectif et des contraintes dans la recherche de la solution optimale et n'impliquent aucune variable aléatoire dans le développement des techniques de solution.

En revanche, les techniques stochastiques, également appelées techniques d'optimisation métaheuristiques, ne nécessitent pas les dérivées de la fonction objectif et des contraintes. Elles reposent sur des paradigmes de recherche aléatoire basés sur la simulation de phénomènes naturels. Ces méthodes sont des méthodes de recherche et d'optimisation non traditionnelles, et elles sont très adaptées et efficaces pour trouver la solution des problèmes d'optimisation combinatoire.

Les approches de résolution des problèmes d'optimisation font référence à des méthodes classiques et bien établies qui sont souvent basées sur des techniques mathématiques ou algorithmiques. Les approches traditionnelles visent généralement à trouver la solution optimale en explorant de manière exhaustive l'espace des solutions possibles ou en utilisant des méthodes analytiques pour déterminer les optimums locaux ou globaux. Voici quelques-unes des approches traditionnelles les plus couramment utilisées :

Méthodes de recherche exhaustive, ces méthodes consistent à explorer systématiquement tout l'espace des solutions pour trouver celle qui optimise la fonction objectif. Parmi ces méthodes, on trouve la méthode de recherche par force brute et la méthode de recherche par énumération exhaustive (Nocedal J., 2006).

Méthodes de programmation mathématique, la programmation linéaire, la programmation quadratique, la programmation non linéaire et la programmation dynamique sont des exemples de méthodes de résolution de problèmes d'optimisation basées sur des techniques mathématiques avancées. Ces méthodes reposent sur la formulation de contraintes et d'objectifs

sous forme de fonctions mathématiques, puis sur l'application d'algorithmes spécifiques pour trouver la solution optimale (Bertsekas, 1999; Mokhtar S. Bazaraa, 2005).

Méthodes de descente de gradient, ces méthodes consistent à trouver le minimum d'une fonction en suivant itérativement le gradient de cette fonction. Les méthodes de descente de gradient peuvent être utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation avec des fonctions objectif différentiables (Vandenbergh, 2004).

Méthodes heuristiques simples telles que la recherche locale ou la recherche aléatoire, sont souvent utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation de petite taille ou pour fournir des solutions de départ pour des méthodes plus avancées (Christos H. Papadimitriou, 1998; Wolpert & Macready, 1997).

Bien que ces approches traditionnelles soient souvent efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation simples ou de petite taille, elles peuvent rencontrer des limitations importantes lorsqu'elles sont appliquées à des problèmes complexes ou de grande dimension.

Les inconvénients qui peuvent limiter leur efficacité dans la résolution de certains types de problèmes. Voici quelques-uns de ces inconvénients :

- Sensibilité aux conditions initiales : Certaines méthodes traditionnelles, telles que les méthodes de gradient, peuvent être sensibles aux conditions initiales et converger vers des optima locaux plutôt que vers l'optimum global du problème.
- Convergence lente : Les méthodes traditionnelles peuvent parfois converger lentement vers la solution optimale, surtout dans le cas de problèmes complexes avec de nombreuses variables et contraintes.
- Limitations sur la forme de la fonction objectif : De nombreuses méthodes traditionnelles supposent que la fonction objectif est différentiable et convexe, ce qui limite leur applicabilité à des problèmes où cette hypothèse n'est pas vérifiée.
- Sensibilité aux contraintes : Les méthodes traditionnelles peuvent avoir du mal à traiter efficacement les problèmes avec des contraintes non linéaires ou des contraintes d'égalité/inégalité complexes.
- Besoin de connaissances préalables : Certaines méthodes traditionnelles peuvent nécessiter une connaissance préalable de la structure du problème, comme la forme de la fonction objectif et des contraintes, ce qui peut rendre difficile leur application à des problèmes réels complexes.

- Difficulté à gérer les problèmes multi-objectifs : Les méthodes traditionnelles sont généralement conçues pour optimiser une seule fonction objectif, ce qui les rend moins adaptées à la résolution de problèmes avec des objectifs multiples et souvent contradictoires.

Dans de nombreux domaines, des problèmes d'optimisation complexes se posent, pour lesquels les approches traditionnelles de résolution ne sont pas toujours efficaces.

C'est là que les approches basées sur les métaheuristiques entrent en jeu, en offrant des approches plus flexibles et évolutives pour résoudre une gamme plus large de problèmes d'optimisation difficiles. Pour aborder ces défis, les métaheuristiques se sont avérées être des outils puissants et flexibles.

## **2.9. Introduction aux métaheuristiques**

Le terme heuristique se réfère à des méthodes d'optimisation spécifiques qui utilisent des processus stochastiques pour optimiser un problème bien défini. Ces méthodes sont capables de trouver une solution de bonne qualité en un temps raisonnable. Les métaheuristiques sont des approches d'optimisation inspirées par des phénomènes naturels, heuristiques, des processus biologiques ou des concepts mathématiques (Nigdeli, 2023). Elles reposent sur des algorithmes de recherche heuristique qui tirent leur inspiration des phénomènes naturels ou des principes heuristiques pour guider la recherche de solutions efficaces. Ces méthodes permettent d'explorer efficacement l'espace des solutions à la recherche de solutions de haute qualité, sans garantie d'optimalité. Les métaheuristiques les plus utilisées sont basées sur l'évolution et s'inspirent généralement de la génétique. Ces algorithmes imitent le processus de sélection naturelle pour trouver des solutions optimales. Un processus d'évolution peut également être formulé de manière créative pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Ces méthodes offrent une alternative prometteuse aux méthodes traditionnelles, en particulier lorsque la recherche exhaustive de toutes les solutions possibles est impraticable en raison de contraintes de temps ou de ressources.

### **2.9.1. Caractéristiques des métaheuristiques**

Les métaheuristiques se distinguent par plusieurs caractéristiques essentielles :

- Ces algorithmes, généralement stochastiques et non déterministes, reposent largement sur le hasard dans leurs prises de décision. Cette approche assure une diversification

continue tout au long du processus, favorisant ainsi l'exploration d'un large éventail de solutions.

- Compte tenu de la complexité inhérente à l'espace de recherche en optimisation, il est souvent impossible d'assurer l'atteinte de la solution optimale, même en commençant avec une bonne option. De ce fait, ces algorithmes acceptent une détérioration contrôlée, augmentant ainsi les chances de découvrir des solutions optimales.
- Les métaheuristiques peuvent incorporer différentes formes de mémoire pour suivre l'historique des recherches. Stockage à court terme, cette méthode conserve la meilleure position rencontrée pour permettre un retour en arrière si les améliorations échouent. Stockage à long terme, ce système enregistre de manière sélective des solutions prometteuses pour une utilisation ultérieure.
- La capacité à synchroniser l'exploration et l'exploitation dans l'espace de recherche permet aux métaheuristiques d'élargir leur champ d'action et d'améliorer les chances de découvrir des solutions optimales.

En intégrant ces caractéristiques, les métaheuristiques se révèlent particulièrement adaptées à la résolution de divers problèmes d'optimisation, offrant ainsi des approches efficaces et flexibles.

Voici quelques-unes de ces approches avec leurs applications dans le domaine de génie civil :

### **2.9.2. Algorithmes Génétiques (AG)**

Les algorithmes génétiques sont inspirés du processus de sélection naturelle et la génétique des populations (Holland, 1992). Ils sont utilisés dans le génie civil pour l'optimisation de la conception de structures, la planification des transports et la gestion des ressources hydriques.

Sandesh et Shankar (Sandesh, 2010) ont introduit une méthode hybride basée sur l'optimisation par essaim particulaire (PSO : Particle Swarm Optimization) et l'algorithme génétique. Cette méthode est utilisée pour identifier les dommages dans une plaque mince causés par plusieurs fissures. Dans cette application, bien qu'un PSO seul soit rapide, la méthode hybride a fourni une prédiction des dommages plus précise.

### **2.9.3. Optimisation par essaim particulaire (PSO)**

L'optimisation par essaim particulaire (PSO : Particle Swarm Optimization) a été développée par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 (J. Kennedy, 1995). Cette méthode s'inspire des mouvements collectifs observés chez certains animaux sociaux, tels que les poissons et les oiseaux migrateurs. Elle repose sur le principe d'imitation des comportements couronnés de succès, tout en permettant des variations individuelles.

Dans PSO, un ensemble de particules forme un essaim, chaque particule représentant une solution potentielle au problème d'optimisation. Chaque particule se déplace dans l'espace de recherche en fonction de sa propre expérience et de celle de ses voisines. Ce mouvement est guidé par trois composantes principales : la composante physique, cognitive et sociale.

La composante physique incite la particule à poursuivre sa trajectoire actuelle, tandis que la composante cognitive l'oriente vers la meilleure solution qu'elle ait trouvée jusqu'à présent. Enfin, la composante sociale prend en compte les solutions des particules voisines pour guider le déplacement vers de meilleures régions de l'espace de recherche.

Chaque particule maintient en mémoire sa meilleure position personnelle ainsi que la meilleure position connue de son voisinage. À chaque itération, la vitesse et la position de chaque particule sont mises à jour en fonction de ces informations, permettant ainsi à l'essaim de converger vers l'optimum global.

Afin d'éviter des mouvements excessifs qui pourraient entraîner une convergence prématurée vers des solutions sous-optimales, une vitesse maximale peut être définie. Cette vitesse maximale permet de limiter les déplacements des particules dans l'espace de recherche, tout en maintenant un équilibre entre exploration et exploitation.

### **2.9.4. Recherche Tabou (TS)**

La recherche Tabou utilise des stratégies de diversification et d'intensification inspirées de l'observation humaine pour explorer l'espace des solutions (Glover & Laguna, 1997). Elle est largement utilisée dans la conception de réseaux de transport, la planification des itinéraires et l'optimisation des horaires.

### **2.9.5. Recuit simulé (SA)**

Le recuit simulé est une méthode probabiliste inspirée du processus de refroidissement des métaux (Bonomi, 1988). Il est utilisé dans le génie civil pour résoudre des problèmes d'optimisation tels que la conception de structures métalliques et la planification urbaine.

### **2.9.6. Algorithme de colonie de fourmis (ACO)**

L'optimisation par colonie de fourmis (ACO : Ant Colony Optimization) a été pionnièrement introduite par Marco Dorigo et ses collègues (Dorigo, 2006). Cette méthode s'inspire du comportement des fourmis réelles dans leur recherche de nourriture [Deneubourg et al., 1990]. Les fourmis parviennent à trouver le chemin le plus court entre leur nid et une source de nourriture sans nécessiter de capacités cognitives avancées. Elles explorent leur environnement en effectuant une marche aléatoire tout en déposant une substance chimique, la phéromone, qui marque les chemins favorables.

Dans ACO, une colonie artificielle de fourmis construit des solutions en parcourant un graphe complet où les nœuds représentent les composants de solutions et les arêtes sont les connexions entre ces composants. L'algorithme ACO se décompose en trois étapes principales à chaque itération :

Construction des solutions par les fourmis : Chaque fourmi construit itérativement une solution en sélectionnant des composants de solution selon une probabilité basée sur les quantités de phéromones déposées par d'autres fourmis et des informations heuristiques sur le problème.

Actions spécifiques : Certaines actions spécifiques au problème ou centralisées peuvent être effectuées, telles que la recherche locale parmi les solutions construites pour améliorer leur qualité.

Mise à jour des traces de phéromones : Les traces de phéromones sont mises à jour en réduisant leur valeur par évaporation et en augmentant les valeurs associées aux bonnes solutions trouvées par les fourmis.

La mise à jour des traces de phéromones est effectuée selon une formule qui combine l'évaporation des phéromones existantes et le dépôt de nouvelles phéromones sur les bonnes solutions. Cette mise à jour est cruciale pour guider les fourmis vers des solutions de meilleure qualité au fil du temps.

### **2.9.7. Optimisation par Colonies d'Abeilles (ABC optimization)**

L'optimisation par colonies d'abeilles (artificial bees colony optimization ABC) est inspirée du comportement des abeilles dans la recherche de nourriture. Elle est utilisée dans divers domaines du génie civil, tels que la conception de réseaux d'approvisionnement en eau, l'optimisation de la conception des bâtiments, et la planification des routes et des transports (KARABOGA, 2005).

### **2.9.8. Optimisation des loups gris (grey wolf optimization)**

L'optimisation des loups gris est basée sur la hiérarchie sociale et le comportement de chasse coopératif des loups gris. Elle est utilisée dans le génie civil pour l'optimisation de la conception de structures, la planification urbaine, et la gestion des ressources naturelles (Seyedali Mirjalili, 2014).

### **2.9.9. Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)**

L'algorithme d'optimisation basé sur la biogéographie (Biogeography-Based Optimization BBO), élaboré par Dan Simon en 2008 (Simon, 2008), tire ses origines de la théorie de l'équilibre dynamique, également connue sous le nom de théorie de la biogéographie insulaire, développée par MacArthur et Wilson (Wilson, 1967). L'optimisation basée sur la biogéographie est inspirée par la distribution des espèces dans les habitats naturels. Elle est appliquée dans le génie civil pour résoudre des problèmes d'optimisation tels que la conception de réseaux de transport, la gestion des ressources hydriques, et la planification urbaine.

### **2.9.10. Harmony search (HS)**

L'algorithme harmony search (HS) a été proposé par (Geem, 2001), s'inspirant du processus d'improvisation des musiciens. Dans ce processus, chaque musicien joue une note dans le but de trouver une meilleure harmonie, reflétée par l'ensemble des notes jouées. De manière similaire, dans les processus d'optimisation, chaque variable de décision prend une valeur afin d'obtenir une meilleure combinaison (vecteur) de l'ensemble des solutions possibles. HS est une métaheuristique relativement nouvelle, dont l'efficacité a été démontrée dans plusieurs applications (K.S. Lee, 2004).

Dans HS, les ensembles de conceptions sont représentés sous forme d'harmonies, qui sont ensuite codées en solutions. Les variables de conception peuvent se situer dans différentes parties de la plage de solutions, et les résultats optimaux peuvent être proches des solutions

existantes. Cette approche peut être efficace lorsque les solutions de conception se trouvent dans le voisinage les unes des autres. L'algorithme Harmony Search a été utilisé dans divers problèmes d'ingénierie, y compris dans des applications de génie civil (Yoo, 2014).

#### **2.9.11. Systèmes immunitaires artificiels (SIA)**

Les systèmes immunitaires artificiels (SIA) sont des approches métaheuristiques inspirées par le fonctionnement du système immunitaire biologique (Nicosia, 2002). Ces méthodes imitent les mécanismes de défense du système immunitaire pour résoudre des problèmes d'optimisation.

#### **2.9.12. Réseaux neuronaux artificiels (RNA)**

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles computationnels inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ces approches métaheuristiques s'appuient sur des algorithmes d'apprentissage pour résoudre une variété de problèmes, y compris l'optimisation.

Les réseaux neuronaux artificiels sont des modèles informatiques composés de plusieurs couches de neurones interconnectés. Ils peuvent être utilisés pour approximer des fonctions complexes et optimiser des solutions en ajustant les poids et les biais des neurones lors de l'apprentissage (Rivals, 2003).

### **2.10. État de l'art sur les métaheuristiques**

Kameshki et Saka (Kameski, 2003) ont proposé une conception optimale utilisant un algorithme génétique pour les cadres en acier non linéaires avec des connexions semi-rigides. Une méthode de conception optimale basée sur un algorithme génétique est présentée pour les cadres en acier multi-étages non linéaires avec des connexions semi-rigides. L'algorithme de conception obtient la structure optimale en sélectionnant des sections appropriées à partir de tables de sections en acier standard tout en satisfaisant les limitations de service et de résistance spécifiées dans la norme britannique BS5950. L'algorithme prend en compte l'effet de la flexibilité des connexions et la non-linéarité géométrique des membres. Les connexions semi-rigides sont modélisées avec le modèle polynomial de Frye-Morris. Les résultats indiquent que lorsque la charge gravitationnelle globale est beaucoup plus importante par rapport à la charge latérale et domine dans la conception du cadre, les cadres semi-rigides linéaires sont plus légers que les cadres rigides linéaires. D'un autre côté, si la charge gravitationnelle globale n'est pas

aussi importante par rapport à la charge latérale, la non-linéarité géométrique dans la conception du cadre produit des cadres plus légers par rapport aux cadres linéaires.

Lee et Geem (Lee, 2004) ont proposé une méthode d'optimisation structurelle basée sur l'algorithme méta-heuristique de recherche d'harmonie (HS). L'algorithme HS ne nécessite pas de valeurs initiales et utilise une recherche aléatoire plutôt qu'une recherche par gradient, donc les informations dérivées sont inutiles. Divers exemples de treillis avec des géométries fixes sont présentés pour démontrer l'efficacité et la robustesse de la nouvelle méthode. Les résultats indiquent que la technique proposée est une méthode puissante de recherche et d'optimisation pour résoudre les problèmes d'ingénierie structurelle par rapport aux méthodes mathématiques conventionnelles.

Hayalioglu et Degertekin (2005) ont présenté une conception à coût minimum des cadres en acier avec des connexions semi-rigides et des bases de poteaux via une optimisation génétique (Hayalioglu, 2005). L'algorithme de conception obtient le coût total minimum, qui comprend le coût total des membres plus le coût des connexions en sélectionnant les sections appropriées parmi un ensemble standard de sections en acier telles que les formes à large bride (W) de l'American Institute of Steel Construction (AISC). Les contraintes de déplacement et de stress de la spécification AISC-Load and Resistance Factor Design (LRFD) ainsi que les contraintes de taille pour les poutres et les poteaux sont imposées sur le cadre. Le modèle polynomial de Frye et Morris et un modèle à ressort linéaire sont utilisés respectivement pour les connexions semi-rigides et les bases de poteaux. Les résultats ont montré que la réduction de la rigidité des connexions entraîne une augmentation du coût optimal du cadre et du flambement. La raison en est que des connexions plus flexibles augmentent les déplacements du cadre, mais ces déplacements sont ajustés à leurs restrictions par le processus d'optimisation en assignant des sections plus grandes aux membres.

En 2009, Saka a étudié la conception optimale des cadres rigides en acier en utilisant l'algorithme de recherche d'harmonie selon la norme britannique (Saka, 2009). L'algorithme développé impose les contraintes de comportement et de performance conformément à la norme BS5950. Il sélectionne les sections appropriées pour les poutres et les poteaux du cadre en acier parmi les 64 sections universelles de poutres et les 32 sections universelles de poteaux du code britannique. Les résultats optimaux obtenus par l'algorithme de recherche sont plus légers que ceux obtenus par d'autre algorithme.

En 2011, Plevris et Papadrakakis (Plevris, 2011) ont étudié une version améliorée de la méthode PSO en utilisant la programmation quadratique séquentielle quasi-Newton basée sur le gradient (SQP). L'analyse des performances de cette méthode sur divers systèmes de treillis a montré qu'elle fournissait de meilleures solutions optimales par rapport à d'autres méthodes, telles que PSO, AG et SQP.

Sandesh et Shankar (Sandesh, 2010) ont proposé une méthode hybride combinant l'optimisation par essaim de particules (PSO) et l'algorithme génétique (AG). Cette approche vise à identifier les dommages dans une plaque mince présentant plusieurs fissures. Bien qu'un seul PSO soit rapide, la méthode hybride a démontré une prédiction des dommages plus précise.

Dans une autre recherche, Seyedpoor (Seyedpoor, 2010) ont associé le PSO à un algorithme d'approximation stochastique de perturbation simultanée (SPSA) pour l'optimisation structurelle. Les exemples de référence appliqués à des systèmes de treillis, résolus par différentes méthodes, ont révélé que la combinaison SPSA-PSO était efficace en termes de qualité des résultats optimaux et d'analyses structurelles.

Rahami (Rahami, 2011) ont présenté une méthode hybride combinant l'algorithme génétique et le simplex de Nelder-Mead, appliquée à la minimisation du poids des structures de treillis. Les résultats de l'analyse ont montré que cette approche hybride offrait des résultats d'optimisation robustes.

Par ailleurs, Lee (Lee T. C., 2012) ont utilisé un algorithme hybride PSO-SA pour le contrôle en mode glissant de ponts isolés. Les résultats de cette recherche ont également montré que l'algorithme hybride surpassait la méthode PSO seule.

Hadidi (Hadidi A. K., 2011) ont également mené une optimisation de treillis en utilisant une combinaison de l'optimisation par essaim de particules (PSO) et du recuit simulé (SA) pour éviter le problème des minima locaux. L'efficacité de cette méthode PSO-SA a été testée sur plusieurs exemples de référence, démontrant qu'elle était non seulement efficace, mais aussi qu'elle offrait des avantages computationnels par rapport à la PSO standard et à d'autres algorithmes heuristiques.

En 2013, Rachid et Rajae ont résolu des problèmes de conception multi-objectifs, y compris des fonctions de référence et une poutre alvéolée, en utilisant une combinaison de l'approche d'Intersection des Frontières Normales (IFN) et de la méthode de Perturbation Simultanée par

Recuit Simulé (PSRS) (Rachid, 2013). Cette combinaison a permis d'obtenir un front de Pareto bien réparti et a été efficace pour résoudre des problèmes d'application réels.

Pholdee et Bureerat ont mené un processus d'optimisation multi-objectifs en incorporant l'évolution différentielle (DE) et l'apprentissage incrémental basé sur la population (AIBP) pour les systèmes de treillis (Pholdee, 2013). Le AIBP-DE a été testé sur plusieurs exemples résolus par d'autres algorithmes évolutifs multi-objectifs. Les résultats ont montré que le DE améliorait les performances de AIBP et que AIBP-DE offrait de meilleures performances par rapport à d'autres techniques.

Pour l'optimisation de la taille et de la géométrie des structures de treillis, Shojaee (Shojaee, 2013) ont proposé une méthode basée sur PSO et la méthode des asymptotes mobiles. L'analyse a montré que cette méthode a efficacement accéléré le taux de convergence.

Liu (Liu, 2014) ont développé une procédure hybride utilisant l'analyse par éléments finis, les réseaux neuronaux, l'algorithme génétique (AG) et la méthode de Monte-Carlo pour évaluer la fiabilité des ponts à haubans. Cette méthode a été testée sur deux exemples numériques et a montré qu'elle offrait une précision satisfaisante et une efficacité dans les calculs.

Khajehzadeh (Khajehzadeh, 2014) ont proposé une approche évolutive hybride combinant l'algorithme de recherche gravitationnelle (GSA) et la recherche par motifs pour l'optimisation multi-objectifs des murs de soutènement. Cette approche hybride est appliquée à deux fonctions objectifs, à savoir le coût total et la quantité d'émissions de CO<sub>2</sub> intégrées. L'analyse comparative indique que l'approche présentée offre une meilleure efficacité computationnelle et une plus grande robustesse que le GSA standard et d'autres méthodes.

Pour la conception optimale de structures en béton armé (RC) contre les excitations sismiques, Gharehbaghi et Khatibinia ont présenté l'algorithme PSO utilisant un modèle de régression intelligent (IRM). La méthode hybride a été appliquée à des cadres RC de 9 et 18 étages sous des charges sismiques pour minimiser le coût. Il a été conclu que l'IRM était efficace pour prédire les réponses moyennes en temps réel de la structure et réduire le temps du processus d'optimisation (Gharehbaghi, 2015).

Hadidi et Rafiee ont introduit un algorithme hybride combinant la recherche d'harmonie (HS) et le Big Bang-Big Crunch (BB-BC) pour l'optimisation de la conception des cadres en acier à connexions semi-rigides. Le processus d'optimisation consistait à rechercher les sections et les connexions optimales des poutres et des poteaux afin de minimiser le coût. Trois problèmes

d'optimisation de référence ont été résolus avec l'approche proposée. Selon les résultats, la méthode introduite a surpassé les méthodes classiques BB-BC et HS (Hadidi A. R., 2015).

En 2019, Jiang et al. (Jiang, 2019) ont développé une méthodologie utilisant l'algorithme de simulation de croissance des plantes et l'optimisation par essais particuliers pour l'optimisation structurelle. Testée sur un dôme spatial en acier précontraint, cette méthode s'est révélée efficace et applicable pour l'optimisation structurelle.

Huang et al. (Huang, 2019) ont suggéré de combiner l'optimisation par essais particuliers (PSO) et l'algorithme de recherche du coucou (CS) pour déterminer les dommages aux structures dans des environnements bruyants et de température variable. L'analyse numérique effectuée pour une poutre simplement supportée a montré que la méthode proposée avait des performances supérieures aux algorithmes PSO et CS.

Bekdaş et al. (Bekdaş, 2019) ont étudié l'optimisation du potentiel total en utilisant des métaheuristiques hybrides basées sur les fondamentaux de l'algorithme de saut de sauterelle (JA) et les phases des algorithmes de pollinisation florale et d'enseignement-apprentissage. Dans cette étude, quatre méthodes hybrides différentes ont été développées : JA utilisant les vols de Lévy, JA utilisant les vols de Lévy et la distribution linéaire, JA avec une phase d'étudiant consécutive, et JA avec une phase d'étudiant probabiliste. Ces méthodes hybrides ont également été comparées avec DE, PSO et HS en considérant des problèmes d'analyse de treillis à grande échelle. L'analyse comparative a révélé qu'elle offre une meilleure convergence vers un optimum global.

Chen et Yu (Chen C. Y., 2020) ont proposé une technique hybride combinant l'optimiseur de fourmi lion et une version améliorée de l'algorithme de Nelder-Mead pour détecter les dommages structurels. Pour vérifier cette technique hybride, des fonctions de référence, deux simulations numériques (un cadre rigide à deux étages et une structure de treillis plane à 31 barres) ont été utilisées, ainsi qu'une validation expérimentale pour une poutre simplement supportée. Selon les résultats, il a été affirmé que la technique proposée réussissait à déterminer l'emplacement et la gravité des dommages.

Barkhordari et al. (Barkhordari, 2022) ont développé trois modèles de réseaux de neurones artificiels (ANN) utilisant différents algorithmes d'optimisation, à savoir PSO, l'algorithme d'optimisation d'Archimède et l'algorithme de recherche de moineaux, pour estimer la capacité de cisaillement des poutres profondes en béton armé. Il a été observé que parmi les modèles

hybrides, le modèle PSO peut obtenir des résultats plus précis en utilisant un nombre inférieur de neurones et de couches cachées.

## **2.11. Conclusion**

Dans ce chapitre, un aperçu des algorithmes métaheuristiques a été présenté, en les intégrant dans le cadre plus large de l'optimisation appliquée au domaine du génie civil. Les objectifs et les champs d'application de l'optimisation ont été explorés, tout en mettant en évidence les limites des méthodes traditionnelles face à des problèmes complexes. Les algorithmes métaheuristiques, en particulier les algorithmes génétiques (AG) et l'algorithme de biogéographie (BBO), ont démontré leur efficacité pour relever ces défis. Leur capacité à explorer des espaces de solutions plus étendus et à surmonter les limites des approches classiques en fait des outils précieux pour l'optimisation dans des contextes complexes. Ce chapitre établit ainsi les bases qui justifient leur utilisation en vue d'améliorer les performances et l'efficacité des structures dans les projets d'ingénierie.

## **Chapitre 03 : Application des AG et BBO pour les structures métalliques**

### **3.1. Introduction**

Ce chapitre aborde la formulation du problème de conception globale dans le contexte de l'optimisation des structures métalliques. Il offre également un aperçu des différents critères d'optimisation, des variables et des contraintes impliquées dans ce processus.

La conception globale des structures métalliques implique la recherche de la meilleure configuration possible qui répond aux objectifs prédéfinis tout en satisfaisant les contraintes imposées par les exigences fonctionnelles, les normes de sécurité et les contraintes de fabrication. Pour ce faire, il est essentiel de formuler le problème de manière appropriée, en identifiant clairement les objectifs à atteindre et les paramètres à optimiser.

Dans ce chapitre, les différentes figures de la formulation du problème d'optimisation des structures métalliques sont explorées, en mettant en lumière les critères fondamentaux à considérer, tels que la minimisation du poids, la maximisation de la rigidité, et la réduction des coûts de fabrication. Les variables ajustables dans le processus d'optimisation sont également examinées, telles que la forme des éléments structuraux, la répartition des matériaux, et les dimensions des composants.

De plus, les contraintes à prendre en compte lors de la conception des structures métalliques sont discutées, y compris les charges appliquées, les limitations géométriques, les contraintes de fabrication, et les normes de sécurité. Une compréhension approfondie de ces critères, variables et contraintes est essentielle pour formuler un problème d'optimisation robuste et réaliste, permettant d'obtenir des résultats optimaux dans la conception des structures métalliques.

### **3.2. Le processus traditionnel de conception d'une construction métallique**

Le processus traditionnel de conception d'une construction métallique (CM) suit généralement plusieurs étapes. Tout d'abord, il commence par une phase de conception préliminaire où les besoins du client et les spécifications du projet sont définis. Ensuite, une équipe d'ingénieurs et d'architectes travaille sur la conception détaillée de la structure métallique, en prenant en compte les contraintes techniques, les normes de sécurité et les exigences esthétiques.

Une fois la conception achevée, des calculs de dimensionnement sont effectués pour s'assurer que la structure est capable de supporter les charges prévues, telles que le poids des matériaux de construction, les charges environnementales et les charges d'utilisation prévues.

Ensuite, des dessins détaillés sont créés, montrant les spécifications exactes de la structure, y compris les dimensions des éléments métalliques, les connexions, et d'autres détails techniques. Ces dessins servent de référence pour la fabrication et la construction de la structure métallique.

Une fois les dessins approuvés, la fabrication des composants métalliques commence dans une usine spécialisée. Les éléments métalliques sont coupés, formés, soudés et assemblés selon les spécifications du dessin.

Enfin, les composants métalliques sont transportés sur le site de construction et assemblés selon les plans. Des inspections sont effectuées tout au long du processus de construction pour garantir la qualité et la conformité aux normes.

Il est évident que le processus actuel de conception d'une CM présente des lacunes importantes, entravant une optimisation globale efficace. Les contraintes réglementaires, de fonctionnement, de confort, d'esthétique, de durabilité, d'économie, entre autres, ne sont pas toujours prises en compte simultanément lors de la conception, ce qui limite la possibilité d'une optimisation globale complète.

Il est essentiel de considérer toutes les variables et critères pertinents dans le processus de conception, en tenant compte de leur importance respective. Bien que cela puisse sembler difficile, la quête d'une solution optimale qui prend en compte le maximum de critères et de variables importantes est primordiale.

Dans le cas des structures métalliques, choisir une configuration stable et économique peut être complexe en raison de la diversité des paramètres impliqués, d'autant plus lorsque le système de fondation est pris en compte. Une superstructure optimale associée à une infrastructure coûteuse peut aboutir à une structure globale non économique, soulignant l'importance de considérer l'ensemble de la structure dans l'optimisation.

La conception des assemblages, en particulier des nœuds, joue un rôle crucial dans l'optimisation globale des structures. Il est essentiel de tenir compte des exigences pratiques et économiques lors de la conception de ces nœuds pour garantir une optimisation efficace de l'ensemble de la structure.

Dans les années 1980, des méthodes de conception intelligentes ont émergé, reposant sur des algorithmes de systèmes experts (Maher, 1987). Par la suite, une nouvelle vague de techniques de conception intelligente basées sur des algorithmes inspirés de la biologie et le concept

génétique a commencé à prendre forme (Fischer T., 2001; Kicing R., 2005; Ma W., 2021). Ces innovations ont été propulsées par les avancées technologiques en informatique, accélérant de manière significative la numérisation et l'automatisation des conceptions structurelles des bâtiments. Cependant, il apparaît aujourd'hui que se concentrer uniquement sur l'optimisation du poids des structures n'est pas toujours suffisant et peut même être contre-productif.

En réalité, le coût d'une ossature en acier est largement influencé par le coût de la main-d'œuvre, tant dans l'atelier de fabrication que sur le chantier de montage final. La complexité des assemblages a une influence significative sur ce coût. Par conséquent, une conception qui se focalise uniquement sur la réduction du poids des matériaux peut mener à des choix de conception qui ne sont pas optimaux en termes de coût global de réalisation, bien que la réduction du poids reste un critère important.

Il est également crucial de reconnaître que la prépondérance du coût de la main-d'œuvre ne justifie pas nécessairement une minimisation à tout prix du temps de fabrication de la superstructure. De même qu'il n'était pas judicieux de se concentrer uniquement sur la légèreté de la conception par le passé, il est maintenant essentiel d'intégrer une gamme de critères et de considérations dans le processus de conception pour parvenir à des solutions véritablement optimales. Cette approche holistique permet de répondre aux exigences de performance et de durabilité tout en assurant une viabilité économique.

Enfin, il est important de définir clairement les objectifs de l'optimisation. Traditionnellement, l'optimisation des structures métalliques se concentre sur la minimisation du poids de la structure. Cependant, d'autres objectifs, tels que la durabilité, le coût total du cycle de vie, ou encore la réduction des émissions de carbone, peuvent également être pris en compte pour une optimisation plus complète et holistique.

### **3.3. Objectifs des travaux de recherche**

La démarche vise à trouver des solutions de conception globale optimales pour guider le concepteur, surtout en phase précoce de conception, pour répondre aux questions suivantes en fonction des données du projet fournies par le programme du maître d'ouvrage, le budget alloué, l'esquisse architecturale, l'étude géotechnique, les normes et réglementations en vigueur, ainsi que le contexte économique :

- Doit-on choisir des appuis encastrés ou articulés, ou une combinaison des deux ?

- Quel type de nœuds convient le mieux : rigides, articulés, semi-rigides, ou une combinaison de ces types ?
- Quelles dimensions préliminaires doivent être attribuées aux éléments structuraux suivants : poteaux, poutres, palées de stabilité, voiles (en béton ou en acier), noyau en béton, planchers, toiture, fondations ?
- Quel type d'acier est le plus approprié : S 235, S 275, S 355, acier de haute résistance HR, acier inoxydable, etc. ?

L'objectif est de fournir une base initiale pour minimiser le coût global de l'ouvrage, tout en gardant à l'esprit qu'il s'agit d'une étude préliminaire en phase initiale, les décisions finales étant réservées au concepteur lors des phases ultérieures du projet. L'objectif ultime est d'optimiser les structures métalliques dès la phase précoce de conception, afin de répondre à toutes les exigences pratiques en termes de coûts, de délais et de conformité réglementaire.

Le plan de recherche se décline ainsi :

- 1) Formulation du problème de conception globale des structures métalliques : identification des variables et des contraintes pertinentes à prendre en compte.
- 2) Proposition d'une méthode d'optimisation pour la conception globale d'une construction métallique qui nécessite une intégration précise des coûts liés à la superstructure et aux fondations, tout en considérant chaque aspect du processus de production. Cela englobe les matériaux, la mise en œuvre, la fabrication et le montage. Pour assurer l'efficacité de cette approche, il est crucial de réaliser une évaluation détaillée des coûts associés à chaque étape de la production de l'ouvrage.
- 3) Recherche d'une méthode de résolution du problème d'optimisation formulé précédemment, avec des objectifs clairement définis.
- 4) Choix de la structure optimale parmi les solutions proposées par la méthode.

Ce plan de recherche vise à fournir une méthode complète et efficace pour optimiser les structures métalliques des bâtiments, en prenant en compte tous les aspects pertinents dès les premières étapes de conception.

### **3.4. Phase initiale du processus de production des structures métallique**

La phase initiale du processus de production des structures métallique revêt une importance capitale dans la réalisation d'un projet réussi. Cette phase, souvent désignée sous le terme de phase de conception précoce, englobe un ensemble d'activités essentielles qui posent les fondations du projet. Voici quelques aspects clés de cette phase :

#### **3.4.1. Analyse des besoins du client**

Avant toute chose, il est essentiel de comprendre les besoins, les objectifs et les exigences du client. Cette analyse permet de définir clairement les attentes du client en termes de fonctionnalités, de capacités et de performances de la structure métallique.

#### **3.4.2. Étude de faisabilité**

Une étude de faisabilité approfondie est nécessaire pour évaluer la viabilité du projet. Cela inclut l'examen des contraintes du site, des réglementations locales, des contraintes budgétaires et des défis techniques potentiels. Cette étape permet d'identifier les opportunités et les risques associés au projet.

#### **3.4.3. Conception préliminaire**

Sur la base des besoins du client et des résultats de l'étude de faisabilité, une conception préliminaire du bâtiment à structure métallique est élaborée. Cette conception initiale comprend généralement des croquis, des plans conceptuels et des modèles préliminaires pour visualiser et explorer différentes options de conception.

#### **3.4.4. Évaluation de la performance**

Une évaluation préliminaire de la performance de la structure est réalisée pour s'assurer qu'il répond aux exigences fonctionnelles et structurelles du client. Cela peut inclure des analyses de charge, des simulations de comportement structurel et des évaluations de durabilité pour garantir la robustesse et la résilience de la structure.

#### **3.4.5. Consultation et collaboration**

Tout au long de cette phase, il est crucial d'impliquer les différentes parties prenantes, y compris le client, les ingénieurs, les architectes et les entrepreneurs. La consultation et la collaboration permettent de recueillir des commentaires, de résoudre les problèmes potentiels et d'optimiser la conception du bâtiment.

La phase précoce de conception de la structure de la structure revêt une importance cruciale dans le processus de production, car elle englobe les choix fondamentaux concernant le système porteur chargé d'assurer la stabilité et la sécurité de la construction ainsi que celle de ses occupants. C'est à ce stade que sont prises de nombreuses décisions critiques concernant la configuration, l'emplacement et l'orientation spatiale de la structure.

Cette phase de conception précoce est caractérisée par un grand nombre de décisions à prendre et par leur importance capitale pour les phases ultérieures du projet. Les concepteurs doivent prendre en compte une multitude de facteurs, tels que les contraintes du site, les exigences fonctionnelles du bâtiment, les normes de sécurité et de réglementation, ainsi que les préférences esthétiques du client.

De plus, cette étape nécessite souvent la proposition de dimensions préliminaires pour les éléments structuraux afin d'évaluer la faisabilité du projet et d'orienter les futures étapes de conception détaillée. Les décisions prises à ce stade influencent largement le coût global du projet et les délais de sa réalisation, ce qui souligne l'importance critique de cette phase initiale dans la réussite du projet global.

La phase initiale du processus de production d'un bâtiment à structure métallique pose les bases pour la réussite du projet. Une analyse minutieuse des besoins du client, une évaluation de faisabilité approfondie, une conception préliminaire soignée, une évaluation de performance rigoureuse et une collaboration efficace sont autant d'éléments essentiels de cette phase cruciale.

Cette phase est une étape décisive où de nombreuses décisions stratégiques sont prises, ayant un impact significatif sur la suite du processus de production. Une planification minutieuse et une analyse approfondie sont essentielles pour garantir le succès du projet dans son ensemble.

Effectivement, une part substantielle, dépassant les 50 %, des ressources financières nécessaires à la production d'un bâtiment est engagée dès le premier dixième du processus de conception (A.N. Bel Hadj, 2002). Cette constatation est également confirmée par une étude indiquant que 70 à 80 % de l'enjeu du coût total du projet est attribué durant la phase initiale (Rafiq, 2000) . Il est donc impératif de garantir la cohérence des décisions prises à ce stade crucial.

Cependant, lorsque les contraintes techniques ne sont pas suffisamment intégrées en amont, cela peut conduire à des incohérences nécessitant une remise en question des solutions

proposées, Cela se traduit par des retards dans la réalisation et des coûts supplémentaires du projet.

Néanmoins, les contraintes de temps et de ressources imposent aux concepteurs de limiter le nombre de configurations à considérer lors de la phase précoce de conception, rendant ainsi l'optimisation de la conception des structures particulièrement difficile. De plus, la prise de décision à ce stade est d'autant plus complexe que les connaissances disponibles sont souvent lacunaires et requièrent une expertise multidisciplinaire.

Pour choisir parmi plusieurs solutions, le concepteur doit sélectionner des critères d'évaluation et être capable d'évaluer et de comparer différentes options en fonction de ces critères. Par ailleurs, dans le processus de prise de décision, il est essentiel de proposer un ensemble de solutions admissibles, c'est-à-dire des solutions respectant les contraintes liées aux variables ou aux paramètres de décision. Dans le domaine de la construction métallique (CM), ces variables englobent les caractéristiques des éléments techniques, telles que leur nature, leur forme, leurs dimensions et leurs composants. Pour formuler le problème d'aide à la décision associé à la conception globale des structures en CM, il est nécessaire dans un premier temps d'examiner les critères d'optimisation : leur nature, leur évaluation et leur prise en compte dans le contexte du problème de conception globale.

### **3.5. Formulation du problème de la conception globale**

L'analyse structurale et la conception structurale sont deux outils inséparables pour un concepteur de structures. Le processus de conception nécessite de déterminer les propriétés de section transversale des éléments d'une structure métallique de manière à ce que la structure avec ces éléments ait la résistance requise pour supporter les charges externes, et que sa forme déformée soit conforme aux limitations spécifiées par les codes de conception.

Un concepteur de structures peut déterminer les propriétés des sections transversales et des éléments d'une structure métallique en une seule étape si la structure est statiquement déterminée et qu'il n'existe aucune contrainte sur les déplacements des liaisons. Dans ces structures, le calcul des forces internes ne nécessite pas de connaissance préalable des propriétés des sections transversales, permettant ainsi d'achever la conception en une seule analyse structurelle.

En revanche, pour les structures statiquement indéterminées, l'analyse structurelle ne peut être menée sans connaître les propriétés des sections transversales, rendant le processus de

conception itératif. Dans ce cas, le concepteur doit d'abord supposer des valeurs pour les propriétés des sections transversales ou sélectionner des profils d'acier parmi le catalogue disponible des sections d'acier avant de procéder à l'analyse du cadre. Cette analyse permet de déterminer les forces et moments internes dans les éléments.

Cependant, avec ces valeurs supposées ou pré-sélectionnées pour les propriétés des sections transversales, il est possible que la réponse de la structure ne respecte pas les limites imposées par les normes de conception, comme celles établies par l'Eurocode 3 (Union, 2006). Une analyse structurelle minutieuse est donc nécessaire pour s'assurer que la conception répond aux exigences de sécurité et de performance. Si les résultats montrent que la réponse est éloignée des limites imposées, cela peut indiquer une surconception, impliquant un surdimensionnement des éléments, ce qui n'est pas optimal du point de vue économique et technique. La conformité aux critères de l'Eurocode 3 (Union, 2006) doit être vérifiée pour garantir que la structure est à la fois sécuritaire et efficace, tout en optimisant les ressources matérielles utilisées. Dans ce cas, le concepteur doit modifier les valeurs des propriétés de section transversale initialement adoptées afin de satisfaire les conditions selon lesquelles les valeurs des déplacements des joints et la résistance de ses éléments sont dans les limitations imposées par l'Eurocode 3 (Union, 2006). Il est facile d'imaginer que le concepteur doit effectuer plusieurs essais avant d'obtenir l'ensemble souhaité de propriétés de section transversale. Bien que certaines expériences en ingénierie et intuition puissent être utilisées dans l'attribution des propriétés de section transversale des éléments, il est inutile de mentionner que trouver la meilleure combinaison de ces propriétés de section transversale est assez ça prend beaucoup de temps et complexe.

De plus, les liaisons entre les poutres et les poteaux revêtent une importance capitale dans la réponse structurelle d'une structure. Pour obtenir une représentation précise de la structure, il est essentiel de modéliser correctement les liaisons, garantissant ainsi une réponse fiable et sécurisée de la structure. Dans la majorité des conceptions de structures métalliques, les liaisons sont souvent considérées comme entièrement rigides ou totalement articulées afin de simplifier les calculs. Cependant, cette simplification peut entraîner une évaluation inexacte du comportement réel de la structure.

En réalité, les connexions se situent entre ces deux extrêmes et possèdent une certaine rigidité rotationnelle. Les connexions boulonnées et soudées tournent sous l'effet d'un moment de flexion appliqué. Cette déformation de la connexion a un effet négatif sur la stabilité du cadre,

car elle augmente le flambage du cadre et entraîne une diminution de la rigidité effective du membre qui est connecté à l'articulation (A.N. Bel Hadj, 2002).

Une augmentation du flambage du cadre multipliera les effets des membres poutre-poteau et affectera ainsi la stabilité globale de la structure. Par conséquent, les caractéristiques non linéaires des connexions poutre-poteau ont une fonction importante dans la conception des structures métalliques.

Les hypothèses traditionnelles de la résistance des matériaux, telles que celles utilisées dans la conception de poutres et de poteaux, peuvent ne pas s'appliquer directement aux assemblages dans les structures métalliques. En effet, ces hypothèses sont souvent basées sur des modèles simplifiés qui ne prennent pas en compte les effets complexes observés au niveau des assemblages (Beer, 2017). Par exemple, les poutres et les poteaux sont souvent considérés comme des éléments idéaux qui ne subissent que des efforts axiaux et des moments fléchissant uniformément répartis le long de leur longueur. Cependant, dans les assemblages métalliques, les forces peuvent être concentrées en certains points en raison des configurations géométriques et des modes de chargement spécifiques. De plus, les assemblages peuvent introduire des phénomènes tels que des contraintes de cisaillement, des concentrations de contraintes et des déformations non uniformes qui ne sont pas pris en compte dans les modèles traditionnels de résistance des matériaux.

En conséquence, bien que les hypothèses traditionnelles puissent constituer une approximation raisonnable dans certaines situations, il est important de reconnaître que les assemblages métalliques peuvent nécessiter une analyse plus détaillée et des modèles spécifiques pour prendre en compte de manière précise leur comportement sous chargement. Cela garantit une conception robuste et sûre des structures métalliques (Smith, 2009).

On distingue plusieurs types d'assemblages, chacun adapté à des besoins spécifiques et présentant des caractéristiques particulières (Wang, 2013), Ces différents types d'assemblages seront explorés en détail pour mieux comprendre leur comportement et leur application dans les structures.

## **3.6. Type d'assemblages**

### **3.6.1. Assemblages articulés**

Ces assemblages transmettent principalement les efforts normaux et tranchants entre les éléments structurels. Ils permettent une certaine liberté de mouvement et sont souvent utilisés dans les structures sujettes à des déformations importantes, telles que les structures soumises à des charges sismiques. Les assemblages articulés peuvent être réalisés à l'aide de boulons ou de rivets, en fonction des exigences de la conception et de la construction.

### **3.6.2. Assemblages encastrés**

Contrairement aux assemblages articulés, les assemblages encastrés transmettent non seulement les efforts normaux et tranchants, mais également les moments fléchissant entre les éléments structurels. Ils offrent une plus grande rigidité et stabilité aux structures et sont couramment utilisés dans les poutres et les poteaux des bâtiments et des ponts. Les assemblages encastrés peuvent être réalisés par boulonnage, soudage ou une combinaison de ces deux méthodes, en fonction des exigences de la conception et des charges prévues.

### **3.6.3. Modes de fixation**

Outre les types d'assemblages, il existe différents modes de fixation utilisés pour relier les éléments structurels entre eux. Parmi les principaux modes de fixation, on trouve le rivetage, le boulonnage, le soudage et le collage. Chaque mode de fixation présente des avantages et des inconvénients en termes de performance structurelle, de coût, de facilité de mise en œuvre et de durabilité. Le choix du mode de fixation approprié dépend des exigences spécifiques de la structure et des contraintes auxquelles elle est soumise.

Cette spécification exige que les connexions des constructions partiellement contraintes aient une flexibilité intermédiaire entre la rigidité et la flexibilité, et ce type d'analyses peut nécessiter des déformations non élastiques (non linéaires) dans les structures métalliques.

## **3.7. Types de connexions poutre- poteau**

Il existe plusieurs types de connexions poutre-poteau, couramment utilisés dans la construction métallique ; notamment l'angle simple en âme, l'angle double en âme, la plaque de tête, les angles supérieurs et inférieurs, les angles supérieurs et inférieurs avec doubles angles en âme,

la plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne, la plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne et la connexion en forme de T.

### 3.7.1. Connexion par angle simple en âme.

Cette connexion est réalisée par des angles connectés à l'âme de la poutre, puis fixés à la semelle de la colonne (Figure 3.1). Cette connexion représente une articulation très flexible. Les principaux paramètres géométriques, qui influencent le comportement de l'angle simple en âme sont le nombre de boulons d'âme de poutre, l'épaisseur et profondeur de la plaque d'angle et l'épaisseur de la semelle ou de l'âme de la colonne.

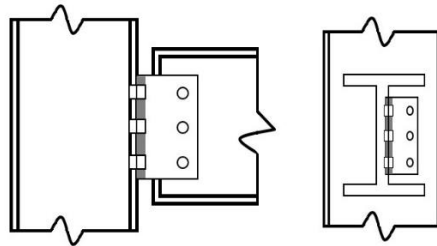


Figure 3.1 Connexion par angle simple en âme

### 3.7.2. Connexion par angle double en âme.

Cette connexion est réalisée par deux angles connectés à l'âme de la poutre, puis fixés à la semelle de la colonne (Figure 3.2). Les premiers tests sur les connexions d'angle double en âme ont été effectués par (Rathbun, 1936), en utilisant des rivets comme fixations. De nos jours, des boulons à haute résistance sont utilisés (Bell, 1958). Les principaux paramètres géométriques, qui influencent le comportement de l'angle double en âme, sont le nombre de boulons d'âme de poutre, l'épaisseur et la profondeur de l'angle, l'épaisseur de la semelle ou de l'âme de la colonne et la distance entre axes des boulons de colonne.

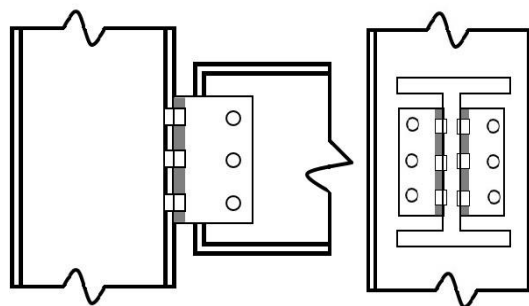


Figure 3.2 Connexion par angle double en âme.

### 3.7.3. Connexion par plaque de tête.

Une connexion par plaque de tête se compose d'une plaque d'extrémité, dont la longueur est inférieure à la profondeur de la poutre, soudée à la poutre et boulonnée à la colonne ; elle peut également être soudée après l'ébauche de l'âme de la poutre (Figure 3.3). Une connexion par plaque de tête est utilisée pour transférer la réaction de la poutre à la colonne. Les comportements de ces connexions sont similaires à ceux des connexions d'angle double en âme (Abdalla, 1995). Les principaux paramètres géométriques, qui influencent le comportement de la plaque de tête, ont été identifiés comme l'épaisseur de la plaque, la profondeur de la plaque, l'épaisseur de l'âme de la poutre et la distance entre axes des boulons de colonne.

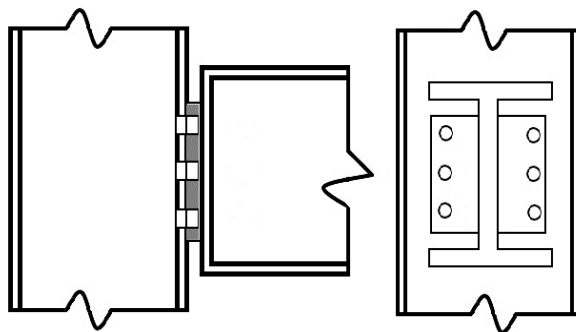


Figure 3.3 Connexion par plaque de tête

### 3.7.4. Connexion par angles supérieurs et inférieurs

Selon les spécifications de l'Eurocode 3 (Union, 2006), les connexions par angles supérieurs et inférieurs sont définies de manière à ce que l'angle d'assise ne transfère que la réaction verticale, sans créer de moment de retenue significatif à l'extrémité de la poutre. L'angle supérieur, quant à lui, est principalement destiné à assurer la stabilité latérale et n'est pas conçu pour supporter les charges gravitationnelles. Une connexion typique par angles supérieurs et inférieurs est illustrée dans la Figure 3.4. Les principaux paramètres géométriques qui influencent le comportement de ces connexions incluent notamment le nombre de boulons fixant la semelle de la poutre et l'épaisseur de l'angle.

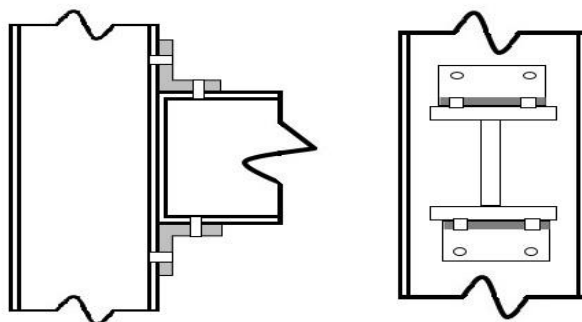


Figure 3.4 Connexion par angles supérieurs et inférieurs.

### 3.7.5. Connexion par angle supérieur et inférieur avec double angle en âme.

Les angles supérieur et inférieur peuvent être associés à des angles en double âme pour supporter des charges plus lourdes, comme illustré dans la Figure 3.5. Les principaux paramètres géométriques, qui influent sur le comportement de la connexion par angle supérieur et inférieur avec double angle en âme, sont l'épaisseur et profondeur des angles, l'épaisseur de la semelle ou de l'âme de la colonne et la distance de jauge des boulons dans la jambe verticale de l'angle.

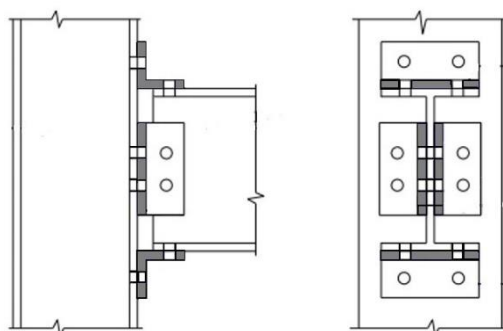


Figure 3.5 Connexion par angle supérieur et inférieur avec double angle en âme.

### 3.7.6. Connexion par plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne

Les connexions par plaque d'aboutement prolongée sont soudées à l'extrémité de la poutre le long des deux semelles et de l'âme dans l'atelier de fabrication, puis boulonnées à la colonne sur le chantier. Ce type de connexion s'étend à la fois du côté tension et du côté compression, comme illustré dans la Figure 3.6. Les principaux paramètres géométriques, qui influent sur le comportement de la connexion par plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne, ont été identifiés comme l'épaisseur de la plaque, l'épaisseur de la semelle de la colonne et bras de levier pour les boulons de la semelle de la colonne.

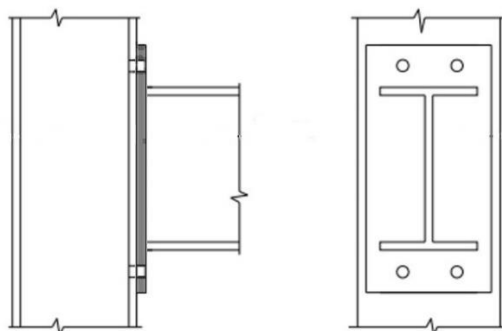


Figure 3.6 Connexion par plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne.

### 3.7.7. Connexion par plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne

Les connexions par plaque d'aboutement prolongée sont soudées à l'extrémité de la poutre le long des deux semelles et de l'âme dans l'atelier de fabrication, puis boulonnées à la colonne sur le chantier, avec un raidisseur de semelle de colonne. Ce type de connexion s'étend à la fois du côté tension et du côté compression, comme illustré dans la Figure 3.7. Les principaux paramètres géométriques, qui influent sur le comportement de la connexion par plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne, ont été identifiés comme l'épaisseur de la plaque, l'épaisseur de la semelle de la colonne, bras de levier pour les boulons de la semelle de la colonne et la profondeur et épaisseur de la rigidité de la colonne.

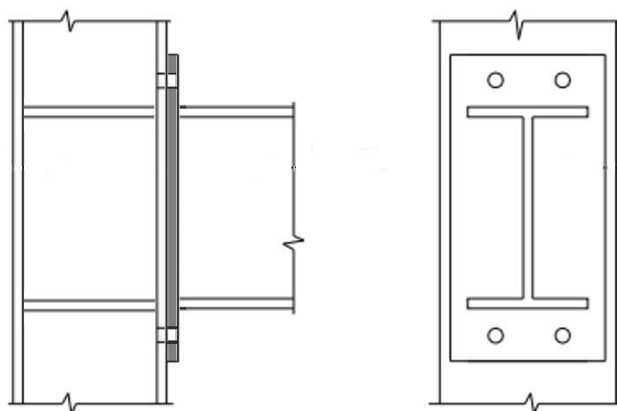


Figure 3.7 Connexion par plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne

### 3.7.8. Connexion en forme de T

Les connexions en forme de T sont similaires à la configuration des angles supérieur et inférieur, à la différence que la section en T coupée est utilisée au lieu des angles, comme illustré dans la Figure 3.8. Cette connexion représente une articulation très rigide (Frye M. M., 1975). Les principaux paramètres géométriques sont l'épaisseur de la section en T et largeur de la section en T.

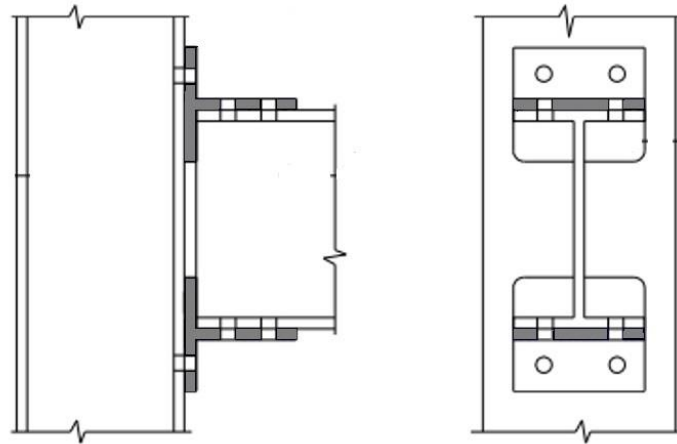


Figure 3.8 Connexion en forme de T.

### 3.8. Application des algorithmes d'optimisation à des structures métalliques

Les méthodes d'optimisation les plus couramment utilisées pour les structures en acier incluent les algorithmes basés sur des approches stochastiques. Parmi les approches stochastiques les algorithmes génétiques et la méthode d'optimisation basée sur la Biogéographie, les deux sont inspirées des processus naturels et biologiques et sont particulièrement efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation complexe et non linéaire.

En intégrant ces algorithmes dans le processus de conception, les ingénieurs peuvent explorer une vaste gamme de solutions potentielles, identifier les configurations optimales, et améliorer la performance globale des structures en acier tout en minimisant les coûts et en respectant les contraintes de sécurité et de durabilité.

### 3.9. Algorithme génétique (AG)

Parmi les approches métaheuristiques on trouve l'algorithme génétique (AG). AG est une technique d'optimisation inspirée de la biologie basée sur les principes de l'évolution naturelle et de la génétique. Inspiré par le processus de sélection naturelle observé chez les êtres vivants, l'AG reproduit ce mécanisme pour rechercher des solutions optimales à des problèmes complexes.

Le fonctionnement de l'algorithme génétique repose sur une analogie avec la génétique et l'évolution darwinienne. Tout comme les organismes vivants évoluent et s'adaptent à leur environnement au fil du temps, les solutions proposées par l'AG subissent des modifications et des améliorations au cours de plusieurs générations.

### **3.9.1. Principes de l'Algorithme Génétique**

L'algorithme génétique est inspiré du processus de sélection naturelle et de la génétique des populations. Son fonctionnement repose sur une population de solutions potentielles, représentées sous forme de chromosomes, qui évoluent au fil des générations par le biais d'opérateurs génétiques tels que la sélection, le croisement et la mutation (Holland, 1992).

La première étape de l'AG est l'initialisation, où la création d'une population initiale de solutions est générée de manière aléatoire. Chaque individu de la population est évalué en fonction de sa qualité à l'aide d'une fonction objectif définie pour le problème d'optimisation donné.

À partir de cette population initiale, l'AG utilise des opérateurs génétiques tels que la sélection, le croisement et la mutation pour générer de nouvelles solutions. L'opération sélection favorise les individus les mieux adaptés pour participer à la reproduction, simulant ainsi le processus de sélection naturelle. L'opération croisement (ou crossover) consiste à échanger des parties de deux solutions parentales pour créer de nouvelles solutions, tandis que la mutation introduit des variations aléatoires dans les solutions pour explorer de nouveaux espaces de recherche (Holland, 1992).

Ce processus d'évolution est répété sur plusieurs générations, avec une sélection et des opérateurs génétiques appliqués à chaque itération. Au fil du temps, les solutions les plus adaptées sont sélectionnées et évoluent vers des solutions de plus en plus optimales.

### **3.9.2. Composantes Clés de l'Algorithme Génétique**

Les composantes clés de AG jouent un rôle essentiel dans son fonctionnement et sa capacité à résoudre efficacement des problèmes d'optimisation. Voici un aperçu détaillé de ces composantes :

#### **3.9.2.1. Population**

La population dans un AG est un ensemble d'individus, également appelés solutions ou chromosomes, qui représentent les candidats potentiels à la solution du problème d'optimisation.

Chaque individu de la population est une représentation possible de la solution du problème, codée sous forme de séquence de gènes ou de valeurs de variables. Une population diversifiée

et représentative est cruciale pour explorer efficacement l'espace de recherche et éviter la convergence prématurée vers un optimum local.

### **3.9.2.2. Fonction Objectif**

La fonction objectif, également connue sous le nom de fonction de fitness ou fonction d'évaluation, mesure la qualité de chaque individu dans la population en attribuant un score ou une valeur en fonction de ses performances par rapport aux objectifs du problème.

La fonction objectif définit les critères à optimiser et fournit une métrique permettant de comparer les solutions entre elles. Elle peut être définie de manière à minimiser ou maximiser une certaine quantité, en fonction de la nature du problème d'optimisation.

### **3.9.2.3. Sélection**

La sélection est le processus par lequel les individus de la population sont choisis pour se reproduire et produire une nouvelle génération. Différentes méthodes de sélection peuvent être utilisées, telles que la sélection par tournoi, la sélection par roulette, la sélection par rang, etc. L'objectif de la sélection est de favoriser les individus de meilleure qualité, en leur accordant une probabilité plus élevée d'être sélectionnés comme parents pour la reproduction.

### **3.9.2.4. Croisement**

Le croisement, ou crossover, est l'opérateur génétique qui combine les chromosomes de deux parents sélectionnés pour créer de nouveaux individus, également appelés enfants ou descendants. Il existe plusieurs techniques de croisement, notamment le croisement en un point, le croisement en deux points, le croisement uniforme, le croisement arithmétique, etc. Le croisement permet de combiner les caractéristiques bénéfiques des parents pour créer une progéniture potentiellement plus performante.

### **3.9.2.5. Mutation**

La mutation est un opérateur génétique qui modifie aléatoirement certaines parties des chromosomes des individus pour introduire une diversité génétique dans la population.

Elle joue un rôle crucial dans l'exploration de l'espace de recherche en permettant la génération de nouvelles solutions qui peuvent échapper aux optima locaux.

La probabilité de mutation est généralement faible pour éviter une perturbation excessive de la population, mais suffisante pour garantir une exploration adéquate de l'espace de recherche.

### 3.9.2.6. Critère d'Arrêt

Le critère d'arrêt détermine les conditions sous lesquelles l'algorithme génétique doit être interrompu, indiquant que la recherche a convergé vers une solution acceptable ou qu'elle doit être arrêtée pour d'autres raisons.

Les critères d'arrêt courants incluent un nombre maximal d'itérations, une stagnation de la population, une convergence de la solution ou l'atteinte d'un objectif prédéfini.

Le choix du critère d'arrêt dépend souvent de la nature du problème d'optimisation et des ressources disponibles pour l'exécution de l'algorithme.

Ensemble, ces composantes clés de l'algorithme génétique travaillent intelligemment pour explorer l'espace de recherche, générer de nouvelles solutions et converger vers des solutions de qualité pour les problèmes d'optimisation donnés. Une bonne compréhension de ces composantes est essentielle pour concevoir et mettre en œuvre des algorithmes génétiques efficaces dans divers domaines d'application.

### 3.9.3. Exemple d'applications de l'Algorithme Génétique

Les composantes clés de l'algorithme génétique sont universelles. Pour illustrer leur application dans le domaine du génie civil, un exemple de conception de structure est présenté dans les travaux de (Amamra, 2021) . Dans ce cas, une poutre console en béton armé (Figure 3.9) destinée à supporter une charge donnée est conçue en utilisant les composantes suivantes de l'algorithme génétique :

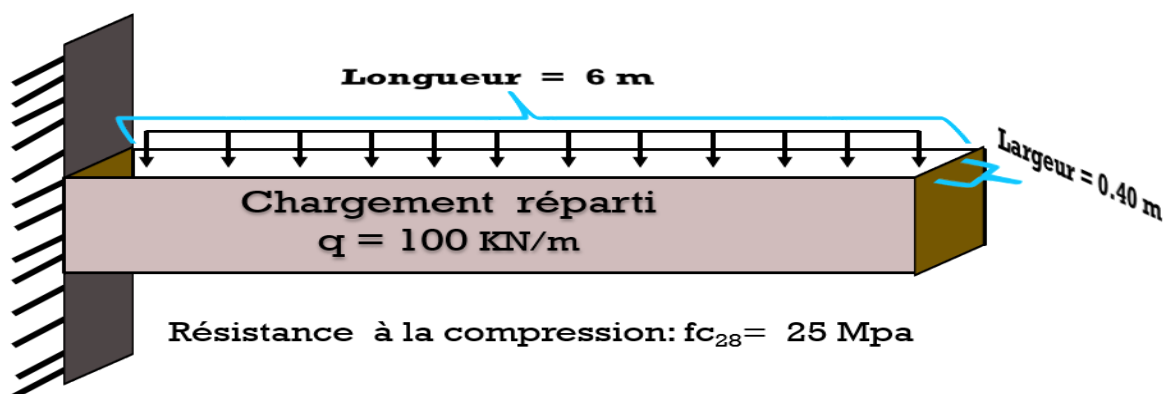


Figure 3.9 Poutre console en béton armé à inertie constante

– **Population**

La population est représentée par un ensemble de différentes conceptions de poutres en béton armé, chacune décrite par des paramètres tels que la section transversale, le matériau, et la longueur.

– **Fonction objectif**

La fonction objectif évalue la performance de chaque conception de poutre en fonction de critères tels que la résistance, la déformation maximale et le coût du matériau. L'objectif consiste à minimiser la déformation, maximiser la résistance, et minimiser le coût.

– **Sélection**

La sélection implique le choix des conceptions les plus prometteuses pour la reproduction, basé sur leur performance selon la fonction objectif. Les poutres présentant les meilleures caractéristiques en termes de résistance, de moins déformé et de coût sont privilégiées pour la sélection.

– **Croisement**

Le croisement consiste à combiner les caractéristiques des poutres sélectionnées afin de créer de nouvelles conceptions. Par exemple, deux poutres performantes sont combinées en échangeant des segments de leurs caractéristiques, telles que la section transversale ou la longueur, pour générer de nouvelles conceptions potentiellement améliorées.

– **Mutation**

La mutation introduit des variations aléatoires dans les caractéristiques des poutres afin d'explorer de nouvelles possibilités. Par exemple, une mutation peut impliquer un léger changement dans la section transversale ou le matériau de la poutre pour vérifier si cela améliore ses performances.

– **Critère d'Arrêt**

Le critère d'arrêt détermine le moment où le processus d'optimisation prend fin, que ce soit après un certain nombre d'itérations ou lorsque la performance des meilleures conceptions ne s'améliore plus de manière significative (Figure 3.10).

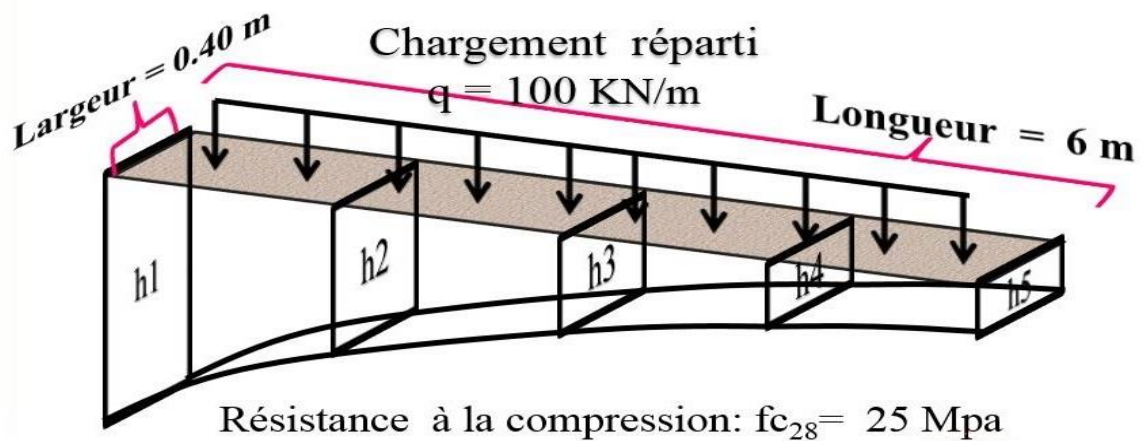


Figure 3.10 Forme optimale de la structure initiale

### 3.10. Optimisation basée sur la Biogéographie

#### 3.10.1. Origine de l'algorithme BBO

L'algorithme à base de biogéographie BBO a été développé par Dan Simon en 2008 (Simon, 2008), elle trouve ses origines dans la théorie de l'équilibre dynamique (appelée aussi théorie de la biogéographie insulaire). La théorie de la biogéographie concerne l'étude de la répartition spatiale des espèces vivantes (végétales et animales) et des causes de cette répartition. Elle examine comment le nombre d'espèces est maintenu dans un système d'îles sujettes à l'immigration et où certaines espèces s'éteignent (Wilson, 1967).

Elle stipule que les milieux insulaires sont à l'origine vides d'espèces et que celles-ci y arrivent peu à peu en provenance de régions vastes (désignées sous le terme de « continents », bien qu'il ne s'agisse pas forcément de continents à proprement parler) ou d'îles voisines. Certaines espèces sont d'ailleurs mieux outillées que d'autres pour conquérir de nouveaux territoires, elles ont donc des capacités de colonisation des milieux insulaires plus grandes que d'autres. Les interactions compétitives sur l'île tendent par contre à accélérer les extinctions.

Le croisement de ces deux processus dynamiques permet d'expliquer la richesse actuelle du peuplement. A l'équilibre, il y a un remplacement constant des espèces.

#### 3.10.2. Principe de L'algorithme BBO

L'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) est une technique d'optimisation inspirée de la science de la biogéographie, qui examine la distribution des espèces animales et végétales

dans divers environnements géographiques à travers le temps et l'espace, ainsi que les facteurs responsables de cette répartition. Son objectif est de comprendre les causes des variations de distribution des espèces dans différents environnements au fil du temps. Dès le 19<sup>ème</sup> siècle, la biogéographie a été étudiée pour la première fois par Alfred Wallace et Charles Darwin (Quammen, 1997). Après cela, de plus en plus de chercheurs ont commencé à prêter attention à ce domaine.

Cette méthode d'optimisation considère un environnement correspond à un archipel, où chaque solution réalisable à un problème d'optimisation présent comme une "île" ou habitat, où chaque caractéristique de la solution est représentée par variable d'indice de pertinence de l'habitat (SIV). La qualité de chaque solution est appelée son indice de pertinence de l'habitat (HSI), où un HSI élevé d'une île signifie une bonne performance sur le problème d'optimisation, et un faible HSI signifie une mauvaise performance sur le problème d'optimisation.

Dans le cadre de la BBO, l'amélioration des solutions se fait en migrant des caractéristiques de solution entre les différentes "îles" de l'archipel, symbolisant ainsi les processus de migration et d'émigration observés dans la nature. Les bonnes solutions, ayant un HSI élevé, ont tendance à émigrer vers d'autres "îles", tandis que les mauvaises solutions, ayant un faible HSI, ont tendance à immigrer.

La BBO utilise également des opérations de mutation, similaires à celles utilisées dans les algorithmes génétiques, pour introduire de la diversité dans la population de solutions et explorer de nouveaux espaces de recherche. L'objectif de la BBO est de trouver la meilleure solution possible à un problème d'optimisation en exploitant les mécanismes naturels de migration, d'émigration et de mutation.

### **3.10.3. Les composantes clés de BBO**

Les composantes clés de l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) comprennent plusieurs éléments essentiels qui contribuent au processus d'optimisation. Voici une description détaillée de ces composantes et de leur utilisation dans le processus d'optimisation :

### **3.10.4. Archipel et îles**

Dans la BBO, l'espace de recherche est représenté comme un archipel, où chaque île représente une solution potentielle au problème d'optimisation. Les îles servent de "habitats" pour les solutions, chacune ayant ses propres caractéristiques et qualité de solution.

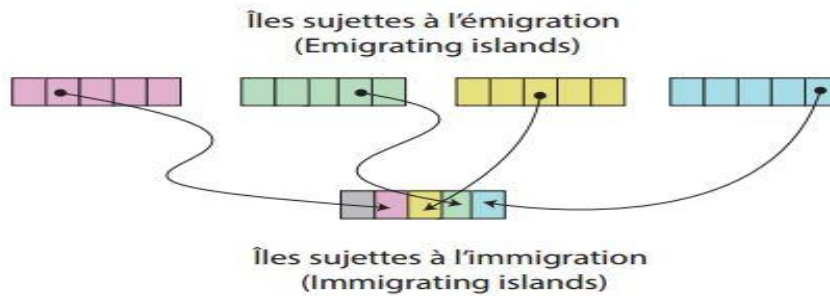


Figure 3.11 Opérateur de migration



Figure 3.12 Opérateur d'émigration

### 3.10.5. Variable d'Indice de Pertinence de l'Habitat (SIV)

Les Variables d'Indice de Pertinence de l'Habitat (SIV) représentent les caractéristiques ou les paramètres qui définissent une solution potentielle dans l'espace de recherche. Chaque SIV correspond à une composante spécifique de la solution, telle que les valeurs des variables de décision ou les paramètres du modèle.

### 3.10.6. Indice de pertinence de l'habitat (HSI)

Chaque île (solution) est associée à un indice de pertinence de l'habitat (HSI), qui mesure la qualité de la solution. Il est calculé en fonction des performances ou de l'adéquation de la solution par rapport aux objectifs d'optimisation du problème. Un HSI élevé indique une solution de haute qualité, tandis qu'un HSI faible indique une solution de moindre qualité.

### 3.10.7. Migration et émigration

Les solutions ayant un HSI élevé ont tendance à migrer vers d'autres îles pour partager leurs caractéristiques bénéfiques. En revanche, les solutions de moindre qualité peuvent être "émigrées" vers d'autres îles pour explorer de nouvelles opportunités.

### 3.10.8. Mutation

Comme dans les algorithmes génétiques, la BBO utilise des opérations de mutation pour introduire de la diversité dans la population de solutions. La mutation permet d'explorer de nouveaux espaces de recherche et d'éviter la stagnation dans des optima locaux.

### 3.10.9. Sélection naturelle

Les solutions ayant un HSI plus élevé ont une plus grande probabilité de survie et de propagation à travers les différentes îles de l'archipel. Cela favorise la convergence vers des solutions de meilleure qualité au fil des générations. Selon la théorie de Mac Arthur et Wilson (Wilson, 1967), Dans BBO, chaque habitat a son propre taux d'immigration ( $\lambda$ ), arrivées venant de l'extérieur, son taux d'émigration ( $\mu$ ) et - départs vers l'extérieur. Ces paramètres dépendent du nombre d'espèces (S) présentes sur l'île. Le taux d'immigration ( $\lambda$ ) décroît avec l'augmentation du nombre d'espèces (S) déjà présentes sur l'île. Plus le nombre d'espèces déjà installées sur l'île augmente, de moins en moins d'immigrants appartenant à une nouvelle espèce rejoignent l'île. Mais, au fur et à mesure que le nombre d'espèces déjà présentes sur l'île diminue, plus le taux d'immigration n'augmente. Le taux d'immigration maximale (I) est atteint lorsque l'île est vide. Une fois que toutes les espèces sont présentes sur l'île, S\_max est la capacité maximale de l'île et le taux d'immigration tombe à zéro, ne favorisant plus l'installation de nouveaux arrivants (plus l'île est peuplée, moins les espèces étrangères ont de chances de s'y implanter). Le taux d'immigration, quand il y a S espèces sur l'île, est donné par :

$$\lambda_s = I(1 - s/s_{max}) \dots\dots\dots (3.1)$$

Le taux d'émigration ( $\mu$ ) augmente avec le nombre d'espèces (S) présentes sur l'île. Le taux d'émigration maximum (E) se produit lorsque toutes les espèces sont présentes sur l'île (S = S\_max), et devient nul si les espèces présentes sur l'île s'éteignent (ou quittent l'île). Le taux d'émigration quand il y a S espèces sur l'île est donné par :

$$\mu_s = E(s/s_{max}) \dots\dots\dots (3.2)$$

### 3.10.10. Exemple d'applications de l'Algorithme BBO

Exemple d'Application de l'Algorithme BBO dans la Conception d'une Poutre en Béton Armé:

- **Population initial (Archipel et îles)**

Nous commençons par définir une population initiale de différentes conceptions de poutres en béton armé, chacune représentée par un ensemble de paramètres tels que la hauteur, la largeur, l'épaisseur, la disposition de l'armature, etc. Chaque membre de la population est une solution potentielle au problème de conception.

– **Fonction objectif**

La fonction objectif évalue la qualité de chaque conception de poutre en fonction de critères tels que la déformation maximale, la contrainte maximale, la sécurité structurelle, etc. L'objectif est de minimiser ces critères pour obtenir une conception optimale.

– **Migration et émigration**

Dans le contexte de la BBO, chaque conception de poutre est considérée comme une "île" dans un archipel. Les solutions évoluent en migrant entre les différentes îles. Les bonnes solutions ont des taux d'émigration élevés et des taux d'immigration bas, tandis que les mauvaises solutions ont des taux d'émigration bas et des taux d'immigration élevés.

– **Mutation**

Des mutations aléatoires sont introduites dans les caractéristiques des poutres pour explorer de nouvelles solutions potentiellement meilleures. Par exemple, une mutation pourrait impliquer un léger ajustement dans la hauteur, la largeur ou la disposition de l'armature de la poutre.

– **Calcul de l'HSI**

L'indice de pertinence de l'habitat (HSI) de chaque conception de poutre est calculé en fonction de sa performance par rapport aux critères de conception. Les meilleures conceptions ont un HSI élevé, ce qui signifie qu'elles sont bien adaptées à leur environnement (c'est-à-dire qu'elles répondent efficacement aux critères de conception).

– **Itérations et convergence**

Le processus itératif de la BBO continue jusqu'à ce qu'une convergence soit atteinte, c'est-à-dire que les solutions ne s'améliorent plus de manière significative ou que le critère d'arrêt soit atteint. À chaque itération, les solutions sont évaluées, sélectionnées, croisées, mutées et évaluées à nouveau, permettant ainsi une exploration continue de l'espace des solutions.

### **3.11. Conclusion**

En conclusion de ce chapitre, l'application des algorithmes génétiques (AG) et de l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) dans la conception des structures métalliques a été analysée. Le chapitre a d'abord présenté le processus traditionnel de conception ainsi que les premières étapes de production de ces structures. Ensuite, la formulation du problème de conception globale a permis de mettre en évidence les principaux critères d'optimisation. Enfin, il a été démontré que ces algorithmes peuvent être exploités pour améliorer l'efficacité et la performance des structures métalliques, en optimisant l'utilisation des matériaux tout en respectant les exigences de résistance et de stabilité. Ces approches soulignent ainsi le potentiel des métaheuristiques pour répondre aux défis complexes de l'ingénierie des structures.

## **Chapitre 04 : Analyse et interprétation des résultats des méthodes d'optimisation appliquées**

## 4.1. Introduction

La formulation d'un problème de conception optimale consiste à convertir une description verbale en une déclaration mathématique précise. Ce processus permet d'identifier un ensemble de variables de conception qui décrivent le design. Toutes les conceptions doivent respecter un ensemble de contraintes spécifiées, qui incluent des limitations sur les tailles des matériaux et la réponse du système. Une conception qui satisfait toutes les contraintes est considérée comme réalisable. Pour réaliser une meilleure conception, une fonction objectif est nécessaire. Un organigramme général pour la conception optimale peut être esquissé comme le montre la Figure 4. 1.

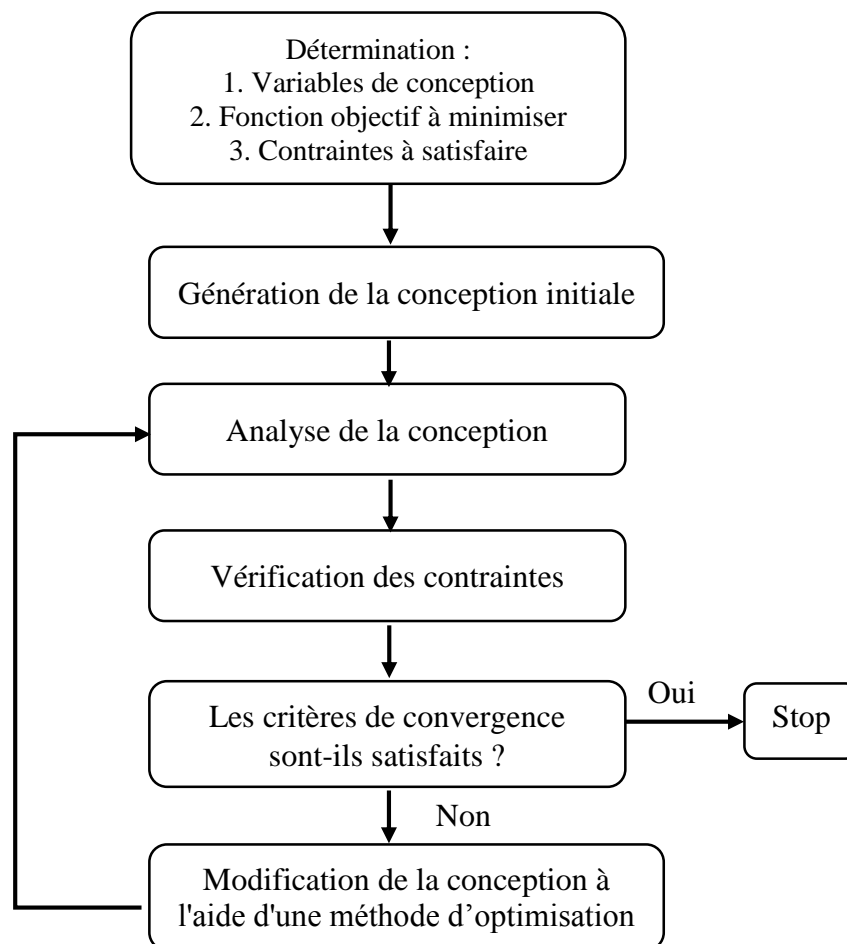


Figure 4.1. Organigramme général de la conception optimale.

## 4.2. Problématique de l'optimisation

Un problème d'optimisation implique la définition précise des objectifs de conception et des contraintes associées. Les objectifs de conception sont des critères quantifiables qui permettent

d'évaluer la qualité d'un design. Par exemple, la minimisation du poids d'une structure pour réduire les coûts de matériaux et faciliter le transport et l'installation. Comme un autre exemple, l'objectif est de maximiser la rigidité pour assurer que la structure résiste mieux aux charges et aux déformations.

Les contraintes de conception sont des conditions qui doivent être respectées pour qu'une solution soit réalisable. Ces contraintes peuvent être de plusieurs types :

- **Choix des matériaux** : Les matériaux utilisés doivent être disponibles et adaptés aux conditions de fonctionnement de la structure. Cela inclut la résistance, la durabilité et la compatibilité avec d'autres matériaux.
- **Résistance réalisable** : La structure doit pouvoir supporter les charges prévues sans défaillance. Cela inclut les contraintes maximales que les matériaux peuvent supporter sans se rompre ou se déformer de manière excessive.
- **Déplacements** : Les déformations et les déplacements de la structure sous charge doivent être limités pour garantir la fonctionnalité et la sécurité. Par exemple, un pont ne doit pas s'affaisser de manière excessive sous le poids des véhicules.
- **Cas de charge** : La structure doit être conçue pour résister à différents scénarios de charge, y compris les charges statiques (comme le poids propre) et dynamiques (comme le vent, les séismes).
- **Conditions de support** : Les points d'appui et les conditions de support de la structure doivent être définis pour assurer une distribution correcte des charges et la stabilité de la structure.
  - **Contraintes techniques** : Cela inclut des aspects pratiques tels que le type et la section des profilés disponibles dans les catalogues de produits. Par exemple, les dimensions des poutres et des poteaux doivent correspondre aux sections standardisées disponibles sur le marché.

La formulation mathématique d'un problème d'optimisation implique la définition des variables de conception, des fonctions objectifs et des contraintes sous forme d'équations et d'inégalités. Les variables de conception sont les paramètres ajustables du design, comme les dimensions des éléments structurels. La fonction objectif est une expression mathématique représentant l'objectif de conception (par exemple, minimiser le poids). Les contraintes sont représentées par des inégalités qui doivent être satisfaites pour que le design soit réalisable.

En combinant ces éléments, un problème d'optimisation peut être formulé de manière à trouver la meilleure configuration possible des variables de conception qui minimise ou maximise la fonction objectif tout en respectant toutes les contraintes imposées.

### 4.3. Formulation de la fonction objectif

La minimisation du poids peut être considérée comme la fonction objectif, les sections standards en acier étant traitées comme des variables de conception et les contraintes étant tirées des codes de conception. Pour minimiser le poids d'un cadre en acier tout en respectant les contraintes de conception, la fonction objectif prend en compte plusieurs paramètres. La formule de la fonction objectif donnée permet de calculer le poids total de la structure en sommant les produits des densités, les surfaces des sections transversales et les longueurs des membres pour chaque groupe.

Par conséquent, le problème de conception optimale discrète des structures métalliques peut être formulé comme suit :

$$\text{Minimiser } W(x) = \sum_{k=1}^{ng} A_k \sum_{i=1}^{mk} P_i L_i \dots\dots\dots (4.1)$$

- $mk$  : nombre total de membres dans le groupe  $k$ ,
- $P_i$  et  $L_i$  : densité et longueur du membre  $i$ ,
- $A_k$  : surface de la section transversale du groupe  $k$ ,
- $ng$  : nombre total des groupes.

Selon l'équation (4.1), les contraintes de résistance de l'Eurocode 3 (Union, 2006) doivent être respectées pour garantir que la structure est capable de supporter les charges appliquées sans défaillance. Ces contraintes incluent des limites sur les contraintes maximales que les membres peuvent supporter, ainsi que sur les déplacements admissibles des membres pour assurer la stabilité et la fonctionnalité de la structure.

En combinant ces éléments, le problème d'optimisation consiste à ajuster les surfaces de section transversale des membres de manière à minimiser le poids total tout en respectant toutes les contraintes imposées par les codes de conception. Cela permet d'obtenir une structure qui non seulement minimise l'utilisation de matériaux, mais qui est également sûre et fonctionnelle selon les normes de conception établies.

### 4.3.1. Formule de la fonction objectif non contrainte

La fonction objectif non contrainte  $\phi(x)$  est alors écrite comme suit :

$$\phi(x)=W(x)[1+KC]^\varepsilon \dots\dots\dots(4.2)$$

Où :

- C : fonction de violation des contraintes ;
- K : constante de pénalité ;
- $\varepsilon$  : exposant de la fonction de pénalité.

Pour traiter les contraintes dans les problèmes d'optimisation, une méthode courante consiste à utiliser une fonction objectif non contrainte qui intègre une pénalité pour les violations des contraintes. La formule donnée pour la fonction objectif non contrainte  $\phi(x)$  combine le poids total  $W(x)$  avec un terme de pénalité proportionnel à la violation des contraintes. Le terme  $[1+KC]^\varepsilon$  ajoute une pénalité au poids  $W(x)$  en fonction de la quantité de violation des contraintes  $C$ . Si  $C$  est nul (c'est-à-dire si toutes les contraintes sont satisfaites), le terme de pénalité devient 1, et la fonction objectif non contrainte est simplement le poids total. Si  $C$  est positif (indiquant une violation des contraintes), la fonction objectif non contrainte augmente, reflétant la pénalisation de la solution pour ne pas avoir respecté les contraintes. Les paramètres  $K$  et  $\varepsilon$  contrôlent l'importance de la pénalité. Dans cette étude,  $K$  est fixé à 1.0, ce qui signifie que la pénalité est directement proportionnelle à  $C^\varepsilon$ . L'exposant  $\varepsilon$  est fixé à 2.0, ce qui implique que la pénalité augmente quadratiquement avec la violation des contraintes. Cela pénalise sévèrement les solutions qui violent les contraintes, encourageant ainsi l'algorithme d'optimisation à rechercher des solutions faisables qui respectent les contraintes tout en minimisant le poids total.

### 4.3.2. Formule de la fonction de violation des contraintes

La fonction de violation des contraintes est définie comme suit :

$$C = \sum_{i=1}^{N_{jt}} C_i^t + \sum_{i=1}^{N_s} C_i^d + \sum_{i=1}^{N_{cl}} C_i^{sc} + \sum_{i=1}^{N_f} C_i^{sb} + \sum_{i=1}^{N_f} C_i^{db} + \sum_{i=1}^{N_c} C_i^l \dots(4. 3).$$

Où :

- $C_i^t$  : violation des contraintes pour le déplacement du dernier étage,
- $C_i^d$  : violation des contraintes pour le déplacement entre étages,

- $C_i^{sc}$  et  $C_i^{sb}$  : violations des contraintes de taille,
- $C_i^{db}$  : violation des contraintes pour la flèche,
- $C_i^I$  : formules d'interaction des spécifications de l'Eurocode 3.

Les indices  $N_{jt}, N_s, N_{cl}, N_f$  et  $N_c$  sont respectivement :

- $N_{jt}$ : nombre de joints au dernier étage,
- $N_s$  et  $N_c$  : nombre d'étages sauf le dernier et nombre de poteaux,
- $N_{cl}$  : nombre total de poteaux dans la structure à l'exception de celles du dernier étage,
- $N_f$  : nombre d'étages.

La pénalité peut être exprimée comme suit :

$$C = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_i \leq 0 \\ \lambda_i & \text{if } \lambda_i > 0 \end{cases} \dots\dots\dots(4.4).$$

### 4.3.3. Contraintes de déplacement

Les contraintes de déplacement sont définies comme suit :

$$\lambda_i^t = \frac{|d_t|}{|d_t^u|} - 1.0 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_{jt} \dots\dots\dots(4.5).$$

$$\lambda_i^d = \frac{|d_i|}{|d_i^u|} - 1.0 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_s \dots\dots\dots(4.6).$$

Où :

- $d_t$  : déplacement maximum au dernier étage,
- $d_t^u$  : déplacement admissible au dernier étage (hauteur maximale / 300),
- $d_i$  : déplacement entre étages au niveau de l'étage  $i$ ,  $d_i = (\sigma_n - \sigma_{n-1}) /$  hauteur de l'étage),
- $d_i^u$  : déplacement admissible entre étages (hauteur de l'étage / 300).

### 4.3.4. Explication détaillée des contraintes de déplacement

Dans le cadre de l'optimisation des structures, il est crucial de s'assurer que les déplacements restent dans des limites acceptables pour garantir l'intégrité structurelle et la sécurité. Les contraintes de déplacement définissent les limites maximales de déplacement pour les différents étages d'une structure.

#### 4.3.5. Déplacement du dernier étage

La première contrainte, donnée par l'équation (4.5), concerne le déplacement maximum au dernier étage de la structure. La formule mesure la proportion du déplacement réel par rapport au déplacement admissible au dernier étage. La condition  $\lambda_i^t$  signifie que le déplacement réel doit être inférieur ou égal à 10 % du déplacement admissible.

#### 4.3.6. Déplacement entre étages

La deuxième contrainte, définie par l'équation (4.6), s'applique aux déplacements entre les différents étages. La formule évalue la proportion du déplacement entre étages par rapport au déplacement admissible pour chaque étage. Ici aussi, la condition  $\lambda_i^d$  impose que le déplacement réel entre les étages ne dépasse pas 10 % du déplacement admissible.

Ces contraintes sont essentielles pour s'assurer que la structure ne subit pas de déformations excessives sous des charges données, ce qui pourrait compromettre sa stabilité et sa sécurité. En intégrant ces contraintes dans le processus d'optimisation, on garantit que les solutions trouvées ne sont pas seulement optimales en termes de poids ou de coût, mais aussi viables et sécurisées en pratique.

#### 4.3.7. Contraintes de déformation

Le contrôle de la déformation pour chaque poutre est donné comme suit :

$$\lambda_i^{db} = \frac{d_{db}}{d_{du}} - 1.0 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_f \quad \dots \dots \dots (4.7)$$

Où :

- $d_{db}$  : déformation maximale pour chaque poutre,
- $d_{du}$  : déformation admissible pour une poutre de plancher sous charges de service.

Les valeurs de  $d_{du}$  sont spécifiées en fonction des types de charges :

- Déformation admissible pour une poutre de plancher sous charges de service vivantes  $\leq L/360$ ,
- Déformation admissible pour une poutre de plancher sous charges de service mortes et vivantes  $\leq L/240$ .

Les contraintes de déformation sont cruciales pour garantir que les poutres ne subissent pas de déformations excessives sous les charges, ce qui pourrait affecter la fonctionnalité et l'esthétique de la structure.

#### 4.3.8. Déformation maximale pour chaque poutre

La contrainte donnée par l'équation (4.7) impose une limite sur la déformation maximale que chaque poutre peut subir. La formule évalue la proportion de la déformation réelle par rapport à la déformation admissible. La condition signifie que la déformation réelle ne doit pas dépasser 10 % de la déformation admissible.

Ces limites garantissent que les déformations restent dans des seuils acceptables, préservant ainsi la performance et la sécurité de la structure. En incluant ces contraintes dans le processus d'optimisation, on s'assure que les solutions obtenues sont non seulement optimales, mais aussi conformes aux normes de déformation.

#### 4.3.9. Contraintes de taille

Les contraintes de taille appliquées pour des raisons de construction sont données comme suit:

$$\lambda_i^{sc} = \frac{d_{un}}{d_{bn}} - 1.0 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_{cl} \quad \dots\dots\dots(4.8)$$

$$\lambda_i^{sb} = \frac{d_{bf}}{d_{bc}} - 1.0 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_f \quad \dots\dots\dots(4.9)$$

Où :

- $d_{un}$  et  $d_{bn}$  : profondeurs des sections en acier sélectionnées pour les poteaux des étages supérieurs et inférieurs respectivement.
- $d_{bf}$  et  $d_{bc}$  : profondeurs des sections en acier sélectionnées pour les poutres de plancher et les poteaux respectivement.

Les contraintes de taille sont cruciales pour assurer que les sections d'acier utilisées dans la construction sont appropriées et réalisables. Ces contraintes garantissent également la conformité aux standards l'Eurocode 3 (Union, 2006) de construction et la praticabilité du projet.

#### 4.3.10. Contrainte de taille pour des poteaux des étages supérieurs

L'équation (4.8) impose une limite sur la différence de profondeur des sections en acier utilisées pour les poteaux des étages supérieurs. La formule évalue la proportion de la différence entre

la profondeur réelle et la profondeur admissible. La condition  $\lambda_i^{sc}$  signifie que cette différence ne doit pas dépasser 10 % de la profondeur admissible.

#### 4.3.11. Contrainte de taille des poteaux et poutres du plancher

L'équation (4.9) impose une limite sur la différence de profondeur des sections en acier utilisées pour les poteaux et les poutres de plancher. La formule évalue la proportion de la différence entre la profondeur réelle des poutres et la profondeur admissible des poteaux. La condition  $\lambda_i^{sb}$  signifie que cette différence ne doit pas dépasser 10 % de la profondeur admissible.

#### 4.3.12. Contraintes de résistance

Les contraintes de résistance tirées de l'Eurocode 3 (Union, 2006) sont exprimées dans les équations suivantes. Pour les éléments soumis à un moment de flexion et à une force axiale :

$$\text{pour } \frac{P_u}{\phi P_n} \geq 0.20$$

$$\lambda_i^I = \frac{P_u}{\phi P_n} + \frac{8}{9} \left( \frac{M_{ux}}{\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{\phi_b M_{ny}} \right) - 0.1 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_c \quad \dots \quad (4.10)$$

$$\text{pour } \frac{P_u}{\phi P_n} < 0.20$$

$$\lambda_i^I = \frac{P_u}{2\phi P_n} + \left( \frac{M_{ux}}{\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{\phi_b M_{ny}} \right) - 0.1 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N_c \quad \dots \quad (4.11)$$

Où :

- $P_u$  : force axiale requise (compression ou traction),
- $P_n$  : force axiale nominale (compression ou traction),
- $M_{ux}$  : moments de flexion requis autour de l'axe principal,
- $M_{uy}$  : moments de flexion requis autour de l'axe mineur,
- $M_{nx}$  : moments de flexion nominaux autour de l'axe principal,
- $M_{ny}$  : moments de flexion nominaux autour de l'axe mineur (pour les cadres bidimensionnels,  $M_{uy} = 0$ ),
- $\phi$  : facteur de résistance à la compression (égal à 0.85),

- $\varphi$  : facteur de résistance à la traction (égal à 0.90),
- $\varphi_b$  : facteur de résistance en flexion (égal à 0.90).

## **4.4. Développement de l'algorithme d'optimisation AG**

### **4.4.1. Taille de la population**

La taille de la population de l'algorithme AG est sélectionnée en fonction de la géométrie de la structure. La population est également sensible au nombre de variables de conception. Lorsque le nombre de variables de conception augmente, l'espace de recherche s'élargit.

### **4.4.2. Probabilité de sélection**

La probabilité de sélection est également sensible. Une valeur de 1,0 pour la probabilité de sélection n'est pas appropriée car il y a 0% de possibilité que la nouvelle conception puisse être améliorée par des valeurs non stockées dans la population donc la probabilité doit être varié entre 0,0 et 1,0.

### **4.4.3. Probabilité de croisement**

La probabilité de sélection est utilisée pour déterminer les parents utilisés dans le processus de croisement et la production de la nouvelle population. Le croisement est mis en œuvre en sélectionnant un point aléatoire sur les éléments sélectionné où l'échange des parties des parents a lieu. La probabilité de croisement a une valeur inférieure à 0,8 pour l'intégration des nouveaux éléments dans la nouvelle population.

### **4.4.4. Probabilité de mutation**

L'algorithme génétique (AG) est également influencé par la valeur de la probabilité de mutation qui a été fixée à 0,032. L'utilisation de valeurs plus élevées pour cette probabilité a entraîné des conceptions non optimales, tandis que des valeurs plus basses ont conduit à des solutions optimales locales. L'indice voisin utilisé dans l'ajustement par mutation, sélectionné comme  $\pm 0.002$ , dépend de la géométrie de la structure.

### **4.4.5. Nombre maximal de générations**

Le nombre maximal de générations est un autre paramètre important dans l'algorithme génétique.

#### 4.4.6. Génération de la population initiale

La matrice de population initiale est sélectionnée et remplie des conceptions générées aléatoirement. Chaque ligne de cette matrice contient les valeurs des variables de conception qui sont des solutions faisables sélectionnées aléatoirement dans l'espace de recherche admissible de conception. Ainsi, cette matrice à  $n$  colonnes où  $n$  est le nombre total de variables de conception, utilisé dans la première étape pour faire l'analyse structurale par la méthode des éléments finis.

#### 4.4.7. Fonction objectif non contrainte

La fonction objectif non contrainte calcule le poids de la nouvelle conception, incluant une pénalité si une contrainte n'est pas satisfaite.

#### 4.4.8. Génération d'une nouvelle population

Si une nouvelle conception générée par croisement et mutation est meilleure que la pire conception existante dans la population, elle est incluse dans la population et la pire conception existante est exclue. Le processus est répété jusqu'à ce que la meilleure conception soit obtenue. Le diagramme de flux détaillé pour l'algorithme de conception optimale utilisant l'algorithme génétique AG est présenté dans la Figure 2.

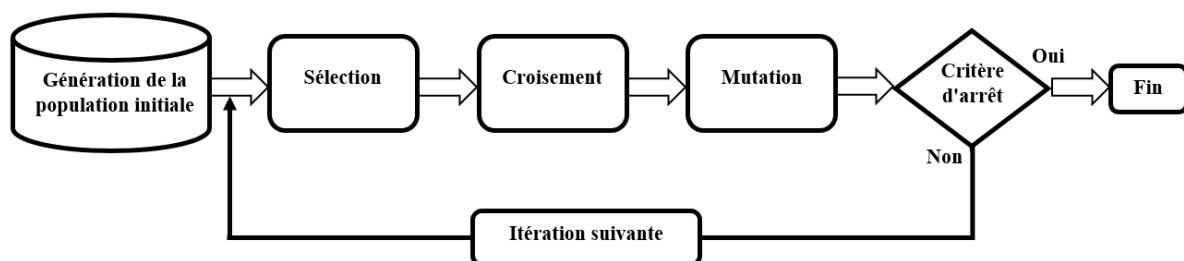


Figure 4.2 Diagramme de l'algorithme génétique AG.

La Figure 4.2 présente le diagramme de flux de l'algorithme génétique AG. Il s'agit d'afficher l'évolution d'une population initiale des solutions diverses (générés aléatoirement lors de l'initialisation dans le départ de l'algorithme) à laquelle on applique divers opérateurs (sélection, croisement, mutations, etc.) et est sélectionnée à chaque génération (itération). Lorsque la sélection est fondée sur la fonction d'adaptation, la population initiale tend à s'améliorer.

## **4.5. Développement de l'algorithme d'optimisation par BBO**

### **4.5.1. Taille de la population initiale (habitat)**

L'algorithme BBO (Biogeography-Based Optimization) s'inspire des processus de biogéographie pour manipuler une population d'individus, appelés îles ou habitats. Chaque individu de population (île) représente une solution potentielle au problème. HSI (Habitat Suitability Index) est l'indice de performance de chaque solution après évaluation, qui mesure la qualité d'une solution candidate. Les îles sont caractérisées par des variables appelées SIVs (Suitability Index Variables), qui définissent les spécificités de chaque solution. Dans le cadre de l'optimisation, une bonne solution est représentée par une île accueillant un grand nombre d'espèces, ce qui est associé à un HSI faible. Cela signifie que les îles avec des HSI plus faibles sont considérées comme des solutions de meilleure qualité, car elles offrent un environnement plus favorable pour les espèces. L'algorithme utilise ce concept pour explorer et exploiter l'espace de recherche, en cherchant à améliorer la qualité des solutions en modifiant la distribution des espèces sur les différentes îles, tout en tenant compte des échanges d'information entre elles.

### **4.5.2. Taux d'migration et d'émigration**

L'opérateur d'migration consiste à substituer les valeurs SIV d'un habitat  $H_i$  par celles d'un autre habitat  $H_j$ , de manière similaire à l'opérateur de croisement dans un algorithme génétique. En revanche, l'opérateur d'émigration, appliqué à chaque habitat  $H_i$  de la population, consiste à remplacer la valeur SIV d'un habitat  $H_i$  par une valeur SIV choisie aléatoirement dans l'espace des solutions. Cet opérateur d'émigration est analogue à l'opérateur de mutation dans un algorithme génétique. Ces deux processus sont présentés dans la figure ci-dessous :

### **4.5.3. Nombre maximal de générations**

Le nombre maximal de générations est un autre paramètre important dans l'algorithme BBO.

### **4.5.4. Nombre aléatoire**

Un nombre aléatoire ( $r_n$ ) uniformément distribué sur l'intervalle  $[0,1]$  est généré pour les processus d'migration et d'émigration.

### **4.5.5. Génération de la population initiale (habitat)**

Dans notre travail, nous avons généré l'habitat initial aléatoirement. L'habitat initial créé (random) d'un nombre d'individus (habitats) selon le codage d'application. L'algorithme BBO

remplie la matrice de population générée aléatoirement. Chaque ligne de la matrice de population contient les valeurs des variables de conception qui sont des solutions faisables sélectionnées aléatoirement dans l'espace de conception. Ainsi, cette matrice à  $n$  colonnes où  $n$  est le nombre total de variables de conception, sélectionnées dans la première étape.

#### 4.5.6. Fonction objectif non contrainte

La fonction objectif non contrainte calcule le poids de la nouvelle conception, incluant une pénalité si une contrainte n'est pas satisfaite.

#### 4.5.7. Génération d'une nouvelle population

Si une nouvelle conception générée par migration et émigration est meilleure que la pire conception existante dans la population, elle est incluse dans la population et la pire conception existante est exclue. Le processus est répété jusqu'à ce que la meilleure conception soit obtenue. Des diagrammes de flux détaillés pour l'algorithme de conception optimale utilisant BBO sont présentés dans la Figure 4.3.

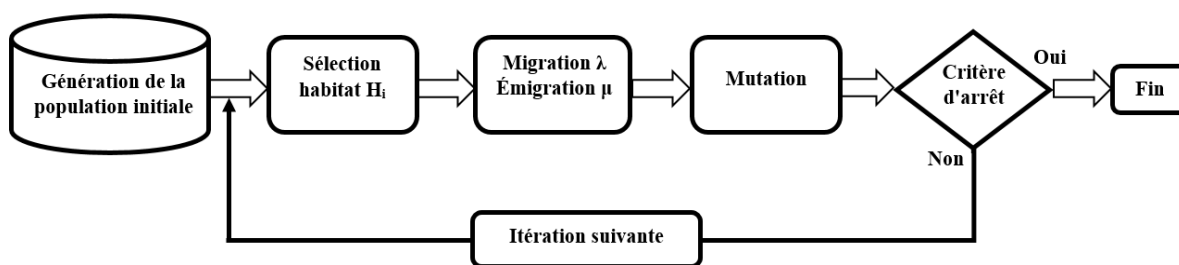


Figure 4.3 Diagrammes de l'algorithme basé sur la biogéographie BBO

### 4.6. Caractéristiques dimensionnelles des éléments

Les éléments de la structure seront choisis dans des listes de profilés normalisés (base de données Tableau 4.1). Les poteaux sont sélectionnés parmi une liste des éléments de type HEA et HEB, avec une hauteur variant de 100 à 600 mm, et les poutrelles sont de type IPE, avec une hauteur variant de 80 à 600 mm.

Ce choix est délibérément limité à ces deux types de profilés afin de faciliter la détermination des caractéristiques principales des assemblages, particulièrement dans le cas où une modélisation semi-rigide est adoptée pour ces derniers. Les caractéristiques des liaisons sont également stockées dans une base de données.

Tableau 4. 1 Codage des profilés métalliques normalisés (IPE, HEA et HEB)

<b>Profils</b>	<b>Code</b>	<b>Profils</b>	<b>Code</b>	<b>Profils</b>	<b>Code</b>
<b>IPE 80</b>	100	<b>HEA 100</b>	200	<b>HEB 100</b>	300
<b>IPE 100</b>	101	<b>HEA120</b>	201	<b>HEB120</b>	301
<b>IPE 120</b>	102	<b>HEA 140</b>	202	<b>HEB 140</b>	302
<b>IPE 140</b>	103	<b>HEA 160</b>	203	<b>HEB 160</b>	303
<b>IPE 160</b>	104	<b>HEA 180</b>	204	<b>HEB 180</b>	304
<b>IPE 180</b>	105	<b>HEA 200</b>	205	<b>HEB 200</b>	305
<b>IPE 200</b>	106	<b>HEA 220</b>	206	<b>HEB 220</b>	306
<b>IPE 220</b>	107	<b>HEA 240</b>	207	<b>HEB 240</b>	307
<b>IPE 240</b>	108	<b>HEA 260</b>	208	<b>HEB 260</b>	308
<b>IPE 260</b>	109	<b>HEA 280</b>	209	<b>HEB 280</b>	309
<b>IPE 280</b>	110	<b>HEA 300</b>	210	<b>HEB 300</b>	310
<b>IPE 300</b>	111	<b>HEA 320</b>	211	<b>HEB 320</b>	311
<b>IPE 320</b>	112	<b>HEA 340</b>	212	<b>HEB 340</b>	312
<b>IPE 340</b>	113	<b>HEA 360</b>	213	<b>HEB 360</b>	313
<b>IPE 360</b>	114	<b>HEA 400</b>	214	<b>HEB 400</b>	314
<b>IPE 400</b>	115	<b>HEA 450</b>	215	<b>HEB 450</b>	315
<b>IPE 450</b>	116	<b>HEA 500</b>	216	<b>HEB 500</b>	316
<b>IPE 500</b>	117	<b>HEA 550</b>	217	<b>HEB 500</b>	317
<b>IPE 550</b>	118	<b>HEA 600</b>	218	<b>HEB 500</b>	318
<b>IPE 600</b>	119	-	-	-	-

#### 4.6.1. Type des assemblages

Pour les assemblages, nous considérerons les liaisons poutre-poutre et poteau-poutre. Le cas des liaisons poteau-poteau sera limité aux rangements d'assemblages strictement rigidifiés, garantissant ainsi la continuité des poteaux dans la structure.

Nous prendrons en compte les huit types d'assemblages illustrés dans le chapitre 03, qui seront stockés dans une base de données (Tableau 4.2) :

Tableau 4.2 Codage des différents types d'assemblages de structure

<b>Types d'assemblage</b>	<b>Codage</b>
Connexion par angle simple en âme	A01
Connexion par angle double en âme	A02
Connexion par plaque de tête	A03

Connexion par angles supérieurs et inférieurs	A04
Connexion par angle supérieur et inférieur avec double angle en âme	A05
Connexion par plaque d'aboutement prolongée sans raidisseurs de colonne	A06
Connexion par plaque d'aboutement prolongée avec raidisseurs de colonne	A07
Connexion en forme de T	A08

Ces choix permettent une modélisation précise et facilitent la détermination des caractéristiques principales des assemblages dans des structures à modélisation semi-rigide.

#### **4.6.2. Les appuis**

Pour les appuis, nous allons spécifier les deux configurations suivantes :

- Appuis articulés : Le poteau est fixé par une platine d'extrémité seule, permettant une rotation libre autour de l'appui.
- Appuis encastés : Le poteau est fixé par une platine d'extrémité raidie, empêchant toute rotation et assurant un ancrage rigide.

### **4.7. Création de l'algorithme d'optimisation**

Les algorithmes d'optimisation utilisés dans cette thèse visent à obtenir une structure en métallique de poids minimal en sélectionnant des profilés en acier standards à partir d'une base de données (voir Tableau 4.1) qui sont à la fois légers et suffisamment résistants pour supporter les charges imposées. Les principaux critères d'optimisation prennent en compte plusieurs contraintes : les contraintes de résistance selon les spécifications de l'Eurocode 3 (Union, 2006), les contraintes de déplacement et les contraintes de taille pour les éléments poutre-poteau.

#### **4.7.1. Optimisation d'une structure métallique**

Cette étude présente l'optimisation d'une structure en métallique en utilisant deux algorithmes d'optimisation : l'algorithme génétique et la bio-inspiration base optimisation algorithme sous diverses hypothèses. L'objectif est de comparer les résultats de la bio-inspiration base optimisation l'algorithme avec ceux obtenus en utilisant la technique d'optimisation par algorithme génétique. La structure est analysée en supposant des connexions rigides entre les poutres et les poteaux, en utilisant à la fois la base de catalogue complet des sections (Tableau 4.1) et la base de catalogue d'assemblages (Tableau 4.2). Pour chaque hypothèse, l'analyse est effectuée en considérant à la fois des comportements linéaires et non linéaires. Enfin, tous les

résultats sont comparés avec ceux obtenus par l'algorithme génétique correspondant. La structure optimisée est illustrée dans la Figure 4.4.

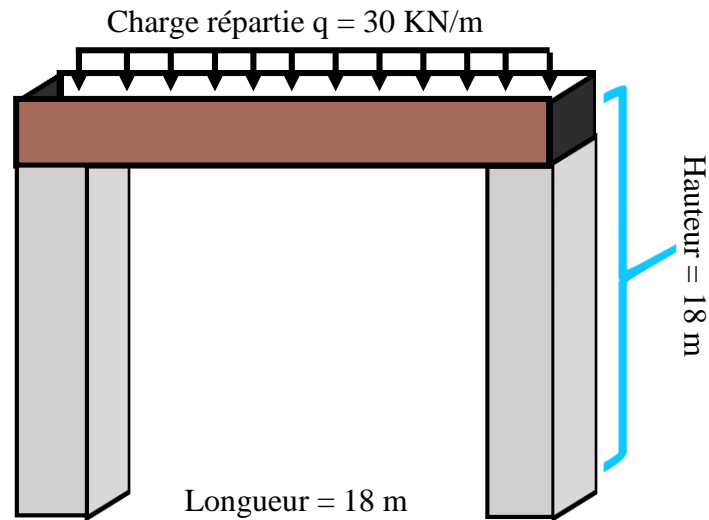


Figure 4.4 Portique typique pour l'optimisation

L'utilisation des algorithmes de recherche d'optimum a pour but d'optimiser les structures métalliques et repose sur la capacité à explorer efficacement l'espace de conception pour trouver des solutions optimales. En tenant compte des contraintes de résistance et de déplacement, les deux algorithmes assurent que la structure finale non seulement répond aux exigences de poids minimal, mais aussi qu'elle respecte les normes de sécurité et de performance.

L'analyse des connexions rigides et semi-rigides permet de mieux comprendre l'impact des hypothèses de modélisation sur les résultats d'optimisation. Les connexions rigides, souvent idéalisées, peuvent offrir une vue simplifiée mais parfois irréaliste du comportement structurel. En revanche, les connexions semi-rigides, qui représentent plus fidèlement la réalité, nécessitent une modélisation plus complexe mais peuvent conduire à des conceptions plus optimisées et économiquement viables.

L'évaluation des comportements linéaires et non linéaires des structures enrichit encore l'analyse, offrant une perspective complète sur la manière dont les différentes hypothèses influencent la robustesse et l'efficacité des solutions optimisées. En fin de compte, l'étude met en lumière les avantages potentiels des algorithmes de recherche d'optimum par rapport aux approches traditionnelles, notamment en termes de capacité à gérer des contraintes multiples et des comportements structurels complexes.

#### 4.7.2. Paramètres constants de conception

Les paramètres constants de conception utilisés sont listés ci-dessous :

- Module de Young de l'acier  $E = 30\,000$  MPa.
- Contrainte de rendement  $F_y = 36$  MPa.
- Déplacement inter-étage admissible  $h/300 = 1,20$  cm.
- Flèche admissible pour les charges permanentes et d'exploitation  $L/240 = 2,5$  cm.
- Facteur de longueur effective hors du plan pour chaque poteau  $K_y = 1,0$ .
- Longueur non contreventée hors du plan pour chaque poutre  $L/6 = 100$  cm.

#### 4.7.3. Constantes d'optimisation

Après plusieurs expériences et évaluations des constantes, les valeurs déterminées de la pénalité et l'exposant de la fonction de pénalité sont listées ci-dessous :

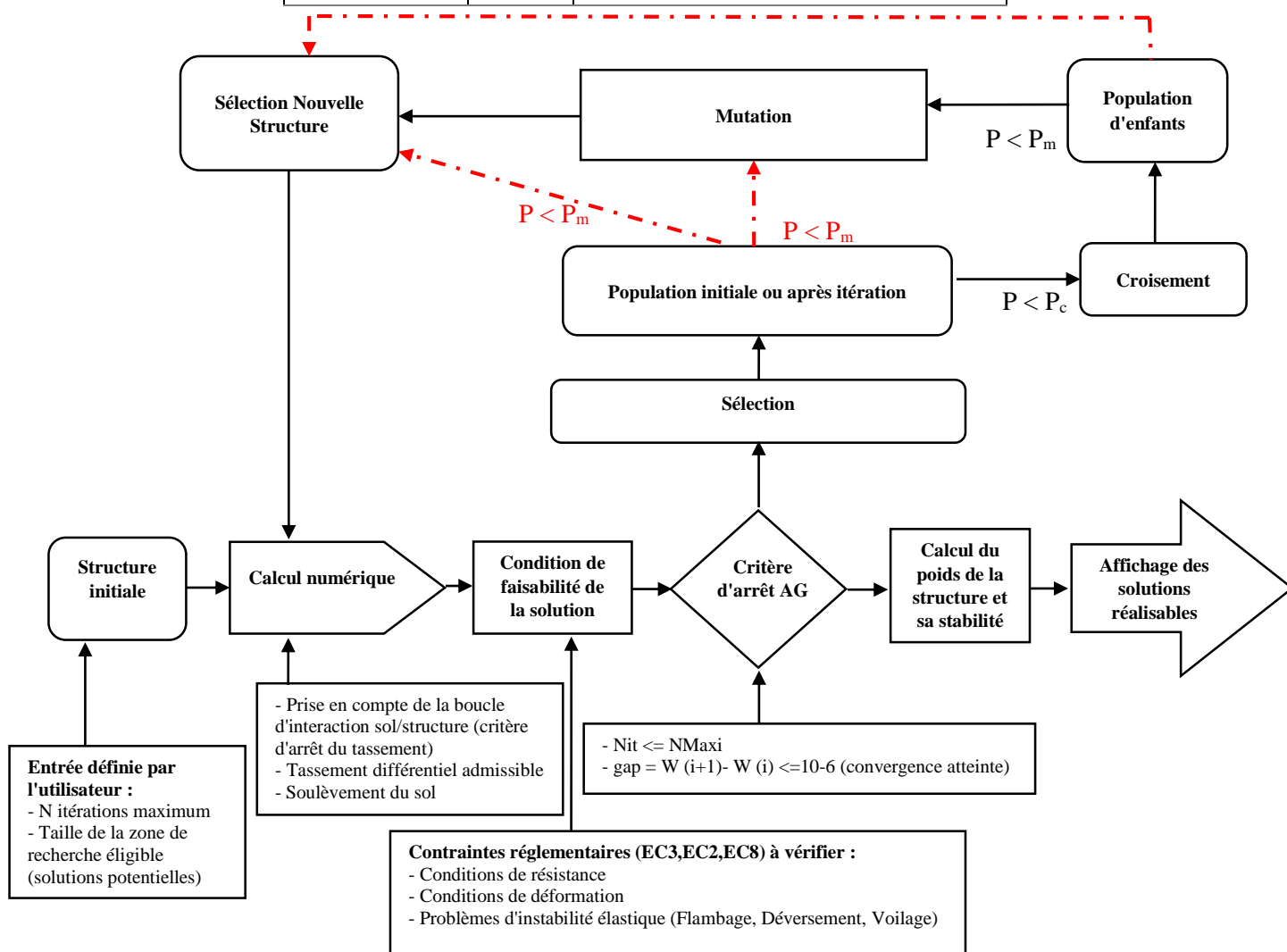
- Constante de pénalité  $K = 0.8$ .
- Exposant de la fonction de pénalité  $\varepsilon = 0.2$ .

Ces paramètres sont essentiels pour assurer que la conception structurelle respecte les exigences de sécurité tout en minimisant le poids total de la structure. L'utilisation de facteurs de longueur effective et de constantes de pénalité aide à gérer les contraintes et à guider le processus d'optimisation vers des solutions faisables et efficaces. L'utilisateur de l'application développé peut introduire son profil à partir d'une base de données (Tableau 4.1) contenant tous les profils métalliques conformes à l'Eurocode 3 (Union, 2006), puis entrer les autres paramètres de conception du portique selon ses préférences, comme indiqué précédemment et les paramètres des algorithmes d'optimisations dans le Tableau 4.3.

Cela permet une personnalisation du processus de conception, en offrant la possibilité de choisir des éléments adaptés aux spécifications techniques et esthétiques souhaitées. Grâce à cette flexibilité, l'utilisateur peut optimiser le portique pour répondre à des exigences spécifiques tout en respectant les normes européennes de construction métallique.

Tableau 4.3 Paramètre des algorithmes d'optimisations utilisés dans l'optimisation du portique

	Num	Paramètres
<b>Paramètres d'algorithme</b>	1	Nombre de population
	2	Nombre d'itérations
	3	Probabilité de migration
	4	Probabilité d'immigration
	5	Probabilité de mutation
	6	Probabilité de sélection
	7	Probabilité de croisement



NB :

- Les flèches rouges en pointillés peuvent être envisagées pour améliorer la convergence de la solution, en particulier pour des cas spécifiques.

Figure 4. 5 Organigramme de la méthode des Algorithmes Génétiques

L'utilisateur doit entrer tous les paramètres des algorithmes listés dans le Tableau 4.3 utilisés pour exécuter les programmes. Une fois ces paramètres saisis, l'utilisateur peut les modifier selon les critères de son choix.

Une fois la structure créée, le programme effectue une série de vérifications conformément à l'Eurocode 3 (Union, 2006), comme la résistance à la compression, la résistance à la traction, la résistance au cisaillement, la résistance à la flexion, et les diverses instabilités structurelles des poteaux et poutres de la structure.

Une fois la structure vérifiée et validée, l'algorithme choisi commence la partie calcul, en minimisant le poids de la structure, ce qui a une influence directe sur le coût économique. À la fin de l'exécution, le programme produit un ensemble de structures optimales que l'utilisateur peut explorer et choisir pour adopter la structure qui lui convient le mieux.

L'ensemble des structures optimales générées par les deux algorithmes permet à l'utilisateur de comparer les deux méthodes en utilisant plusieurs critères listés précédemment dans le Tableau 4.3. Une étude de cas est proposée pour illustrer l'efficacité des deux algorithmes proposés. La structure choisie est un portique métallique encastré à un seul étage, dont les caractéristiques sont présentées à la Figure 04. Une comparaison entre ces deux programmes sera effectuée en utilisant seulement deux critères : le nombre de populations et le nombre d'itérations.

Dans cette étude, l'objectif est de démontrer la performance relative des algorithmes de recherche dans l'optimisation de la structure métallique. Les résultats obtenus permettront de déterminer lequel des deux algorithmes offre une solution plus efficace en termes de rapidité de convergence et de qualité des solutions trouvées, en tenant compte des contraintes spécifiques au problème étudié.

#### **4.7.4. Critère n° 01 : Taille de la population**

Pour tester l'influence de ce critère sur le résultat donné par le programme, le nombre d'itérations est fixé tandis que le nombre de populations varie entre 20 et 200.

Lors de l'exécution des algorithmes, les résultats obtenus en fixant le nombre de populations à 20 sont résumés dans le Tableau 4.4 pour l'algorithme BBO et dans le Tableau 4.5 pour l'algorithme AG.

Tableau 4.4 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme BBO avec un nombre de populations = 20

Num	001	002	003	Global weight (t)	F calculated	Arrow max ( L/2)	MA=MD	MB=MC	Sigma Column	Sigma Beam
1	HEB 260	HEB 260	IPE 180	$3,69 \cdot 10^3$	$2,50 \cdot 10^{-7}$	$-2,21 \cdot 10^{-4}$	$3,23 \cdot 10^4$	$-6,46 \cdot 10^4$	$1,93 \cdot 10^{-3}$	$-2,21 \cdot 10^{-4}$
2	HEB 200	HEB 200	IPE 360	$3,23 \cdot 10^3$	$8,13 \cdot 10^{-8}$	$-1,54 \cdot 10^{-5}$	$1,39 \cdot 10^4$	$-2,78 \cdot 10^4$	$2,91 \cdot 10^{-3}$	$-1,54 \cdot 10^{-5}$
3	HEB 200	HEB 200	IPE 360	$3,23 \cdot 10^3$	$8,13 \cdot 10^{-8}$	$-1,54 \cdot 10^{-5}$	$1,39 \cdot 10^4$	$-2,78 \cdot 10^4$	$2,91 \cdot 10^{-3}$	$-1,54 \cdot 10^{-5}$
4	HEA 260	HEA 260	IPE 240	$3,01 \cdot 10^3$	$1,37 \cdot 10^{-7}$	$-8,77 \cdot 10^{-5}$	$2,85 \cdot 10^4$	$-5,69 \cdot 10^4$	$2,63 \cdot 10^{-3}$	$-8,77 \cdot 10^{-5}$
5	HEA 220	HEA 220	IPE 240	$2,37 \cdot 10^3$	$1,59 \cdot 10^{-7}$	$-7,65 \cdot 10^{-5}$	$2,48 \cdot 10^4$	$-4,96 \cdot 10^4$	$3,55 \cdot 10^{-3}$	$-7,65 \cdot 10^{-5}$
6	HEA 220	HEA 220	IPE 200	$2,22 \cdot 10^3$	$2,27 \cdot 10^{-7}$	$-1,47 \cdot 10^{-4}$	$2,86 \cdot 10^4$	$-5,72 \cdot 10^4$	$3,55 \cdot 10^{-3}$	$-1,47 \cdot 10^{-4}$
7	HEA 200	HEA 200	IPE 240	$2,08 \cdot 10^3$	$1,76 \cdot 10^{-7}$	$-6,81 \cdot 10^{-5}$	$2,21 \cdot 10^4$	$-4,42 \cdot 10^4$	$4,24 \cdot 10^{-3}$	$-6,81 \cdot 10^{-5}$
8	HEA 200	HEA 200	IPE 240	$2,08 \cdot 10^3$	$1,76 \cdot 10^{-7}$	$-6,81 \cdot 10^{-5}$	$2,21 \cdot 10^4$	$-4,42 \cdot 10^4$	$4,24 \cdot 10^{-3}$	$-6,81 \cdot 10^{-5}$
9	HEA 160	HEA 260	IPE 80	$1,88 \cdot 10^3$	$1,76 \cdot 10^{-6}$	-0,0016459	$3,30 \cdot 10^4$	$-6,59 \cdot 10^4$	$5,95 \cdot 10^{-3}$	$-1,65 \cdot 10^{-3}$
10	HEA 120	HEA 120	IPE 360	$1,74 \cdot 10^3$	$1,07 \cdot 10^{-7}$	$-2,59 \cdot 10^{-6}$	$2,34 \cdot 10^4$	$-4,68 \cdot 10^3$	$8,92 \cdot 10^{-3}$	$-2,59 \cdot 10^{-6}$
11	HEA 120	HEA 120	IPE 360	$1,74 \cdot 10^2$	$1,07 \cdot 10^{-7}$	$-2,59 \cdot 10^{-6}$	$2,34 \cdot 10^3$	$-4,68 \cdot 10^3$	$8,92 \cdot 10^{-3}$	$-2,59 \cdot 10^{-6}$
12	HEB 140	HEB 140	IPE 180	$1,55 \cdot 10^3$	$3,71 \cdot 10^{-7}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$	$2,35 \cdot 10^4$	$-4,70 \cdot 10^4$	$5,34 \cdot 10^{-3}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$
13	HEB 140	HEB 140	IPE 180	$1,55 \cdot 10^3$	$3,71 \cdot 10^{-7}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$	$2,35 \cdot 10^4$	$-4,70 \cdot 10^4$	$5,34 \cdot 10^{-3}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$
14	HEB 140	HEB 140	IPE 180	$1,55 \cdot 10^3$	$3,71 \cdot 10^{-7}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$	$2,35 \cdot 10^4$	$-4,70 \cdot 10^4$	$5,34 \cdot 10^{-3}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$
15	HEA 180	HEA 180	IPE 80	$1,39 \cdot 10^3$	$1,74 \cdot 10^{-6}$	$-1,66 \cdot 10^{-3}$	$3,32 \cdot 10^4$	$-6,64 \cdot 10^4$	$5,08 \cdot 10^{-3}$	$-1,66 \cdot 10^{-3}$
16	HEB 100	HEB 100	IPE 220	$1,21 \cdot 10^3$	$3,36 \cdot 10^{-7}$	$-3,28 \cdot 10^{-5}$	$8,27 \cdot 10^3$	$-1,65 \cdot 10^4$	$8,75 \cdot 10^{-3}$	$-3,28 \cdot 10^{-5}$
17	HEA 100	HEA 100	IPE 240	$1,15 \cdot 10^3$	$2,81 \cdot 10^{-7}$	$-1,58 \cdot 10^{-5}$	$5,13 \cdot 10^3$	$-1,03 \cdot 10^4$	$1,07 \cdot 10^{-2}$	$-1,58 \cdot 10^{-5}$
18	HEA 100	HEA 100	IPE 240	$1,15 \cdot 10^3$	$2,81 \cdot 10^{-7}$	$-1,58 \cdot 10^{-5}$	$5,13 \cdot 10^3$	$-1,03 \cdot 10^4$	$1,07 \cdot 10^{-2}$	$-1,58 \cdot 10^{-5}$
19	HEB 100	HEB 100	IPE 200	$1,14 \cdot 10^3$	$4,11 \cdot 10^{-7}$	$-5,50 \cdot 10^{-5}$	$1,07 \cdot 10^4$	$-2,14 \cdot 10^4$	$8,77 \cdot 10^{-3}$	$-5,50 \cdot 10^{-5}$
20	HEB 100	HEB 100	IPE 200	$1,14 \cdot 10^3$	$4,11 \cdot 10^{-7}$	$-5,50 \cdot 10^{-5}$	$1,07 \cdot 10^4$	$-2,14 \cdot 10^4$	$8,77 \cdot 10^{-3}$	$-5,50 \cdot 10^{-5}$

Tableau 4.5 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme AG avec un nombre de population = 20

Num	001	002	003	Global weight (t)	F calculated	Arrow max ( L/2)	MA=MD	MB=MC	Sigma Column	Sigma Beam
1	HEB 260	HEB 260	IPE 180	$3,69 \cdot 10^3$	$2,50 \cdot 10^{-7}$	$-2,21 \cdot 10^{-4}$	$3,23 \cdot 10^4$	$-6,46 \cdot 10^4$	$1,93 \cdot 10^{-3}$	$-2,21 \cdot 10^{-4}$
2	HEA 260	HEB 260	IPE 200	$3,30 \cdot 10^3$	$2,03 \cdot 10^{-7}$	$-1,59 \cdot 10^{-4}$	$3,09 \cdot 10^4$	$-6,18 \cdot 10^4$	$2,63 \cdot 10^{-3}$	$-1,59 \cdot 10^{-4}$
3	HEB 200	HEB 200	IPE 360	$3,23 \cdot 10^3$	$8,13 \cdot 10^{-8}$	$-1,54 \cdot 10^{-5}$	$1,39 \cdot 10^4$	$-2,78 \cdot 10^4$	$2,91 \cdot 10^{-3}$	$-1,54 \cdot 10^{-5}$
4	HEA 160	HEA 450	IPE 80	$3,18 \cdot 10^3$	$1,76 \cdot 10^{-6}$	$-1,65 \cdot 10^{-3}$	$3,30 \cdot 10^4$	$-6,59 \cdot 10^4$	$5,95 \cdot 10^{-3}$	$-1,65 \cdot 10^{-3}$
5	HEB 220	HEA 240	IPE 240	$2,93 \cdot 10^3$	$1,44 \cdot 10^{-7}$	$-8,39 \cdot 10^{-5}$	$2,72 \cdot 10^4$	$-5,44 \cdot 10^4$	$2,51 \cdot 10^{-3}$	$-8,39 \cdot 10^{-5}$
6	HEB 220	HEA 240	IPE 220	$2,84 \cdot 10^3$	$1,73 \cdot 10^{-7}$	$-1,14 \cdot 10^{-4}$	$2,88 \cdot 10^4$	$-5,76 \cdot 10^4$	$2,51 \cdot 10^{-3}$	$-1,14 \cdot 10^{-4}$
7	HEB 200	HEB 200	IPE 240	$2,76 \cdot 10^3$	$1,57 \cdot 10^{-7}$	$-7,76 \cdot 10^{-5}$	$2,52 \cdot 10^4$	$-5,03 \cdot 10^4$	$2,93 \cdot 10^{-3}$	$-7,76 \cdot 10^{-5}$

8	HEB 200	HEB 200	IPE 240	$2,76 \cdot 10^3$	$1,57 \cdot 10^{-7}$	$-7,76 \cdot 10^{-5}$	$2,52 \cdot 10^4$	$-5,03 \cdot 10^4$	$2,93 \cdot 10^{-3}$	$-7,76 \cdot 10^{-5}$
9	HEA 240	HEA 240	IPE 200	$2,57 \cdot 10^3$	$2,12 \cdot 10^{-7}$	$-1,54 \cdot 10^{-4}$	$3,00 \cdot 10^4$	$-6,00 \cdot 10^4$	$2,97 \cdot 10^{-3}$	$-1,54 \cdot 10^{-4}$
10	HEA 240	HEA 240	IPE 200	$2,57 \cdot 10^3$	$2,12 \cdot 10^{-7}$	$-1,54 \cdot 10^{-4}$	$3,00 \cdot 10^4$	$-6,00 \cdot 10^4$	$2,97 \cdot 10^{-3}$	$-1,54 \cdot 10^{-4}$
11	HEB 200	HEB 200	IPE 180	$2,55 \cdot 10^3$	$2,78 \cdot 10^{-7}$	$-2,07 \cdot 10^{-4}$	$3,03 \cdot 10^4$	$-6,05 \cdot 10^4$	$2,93 \cdot 10^{-3}$	$-2,07 \cdot 10^{-4}$
12	HEB 220	HEB 220	IPE 80	$2,68 \cdot 10^3$	$1,70 \cdot 10^{-6}$	$-1,68 \cdot 10^{-3}$	$3,36 \cdot 10^4$	$-6,72 \cdot 10^4$	$2,52 \cdot 10^{-3}$	$-1,68 \cdot 10^{-3}$
13	HEB 200	HEB 200	IPE 180	$2,55 \cdot 10^3$	$2,78 \cdot 10^{-7}$	$-2,07 \cdot 10^{-4}$	$3,03 \cdot 10^4$	$-6,05 \cdot 10^4$	$2,93 \cdot 10^{-3}$	$-2,07 \cdot 10^{-4}$
14	HEA 200	HEA 200	IPE 330	$2,41 \cdot 10^3$	$1,05 \cdot 10^{-7}$	$-1,82 \cdot 10^{-5}$	$1,30 \cdot 10^4$	$-2,60 \cdot 10^4$	$4,22 \cdot 10^{-3}$	$-1,82 \cdot 10^{-5}$
15	HEA 200	HEA 200	IPE 330	$2,41 \cdot 10^3$	$1,05 \cdot 10^{-7}$	$-1,82 \cdot 10^{-5}$	$1,30 \cdot 10^4$	$-2,60 \cdot 10^4$	$4,22 \cdot 10^{-3}$	$-1,82 \cdot 10^{-5}$
16	HEA 220	HEA 220	IPE 240	$2,37 \cdot 10^3$	$1,59 \cdot 10^{-7}$	$-7,65 \cdot 10^{-5}$	$2,48 \cdot 10^4$	$-4,96 \cdot 10^4$	$3,55 \cdot 10^{-3}$	$-7,65 \cdot 10^{-5}$
17	HEA 220	HEA 220	IPE 200	$2,22 \cdot 10^3$	$2,27 \cdot 10^{-7}$	$-1,47 \cdot 10^{-4}$	$2,86 \cdot 10^4$	$-5,72 \cdot 10^4$	$3,55 \cdot 10^{-3}$	$-1,47 \cdot 10^{-4}$
18	HEB 100	HEA 220	IPE 240	$1,83 \cdot 10^3$	$2,73 \cdot 10^{-7}$	$-1,95 \cdot 10^{-5}$	$6,34 \cdot 10^3$	$-1,27 \cdot 10^4$	$8,72 \cdot 10^{-3}$	$-1,95 \cdot 10^{-5}$
19	HEB 100	HEA 220	IPE 240	$1,83 \cdot 10^3$	$2,73 \cdot 10^{-7}$	$-1,95 \cdot 10^{-5}$	$6,34 \cdot 10^3$	$-1,27 \cdot 10^4$	$8,72 \cdot 10^{-3}$	$-1,95 \cdot 10^{-5}$
20	HEB 140	HEB 140	IPE 180	$1,55 \cdot 10^3$	$3,71 \cdot 10^{-7}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$	$2,35 \cdot 10^4$	$-4,70 \cdot 10^4$	$5,34 \cdot 10^{-3}$	$-1,61 \cdot 10^{-4}$

Les résultats dépendant de la population sont obtenus pour les deux algorithmes, et la Figure 4.6 illustre l'optimisation du poids de la structure pour une population de 20. Il est clair que l'algorithme BBO a produit une structure optimale meilleure que celle obtenue avec l'algorithme AG.

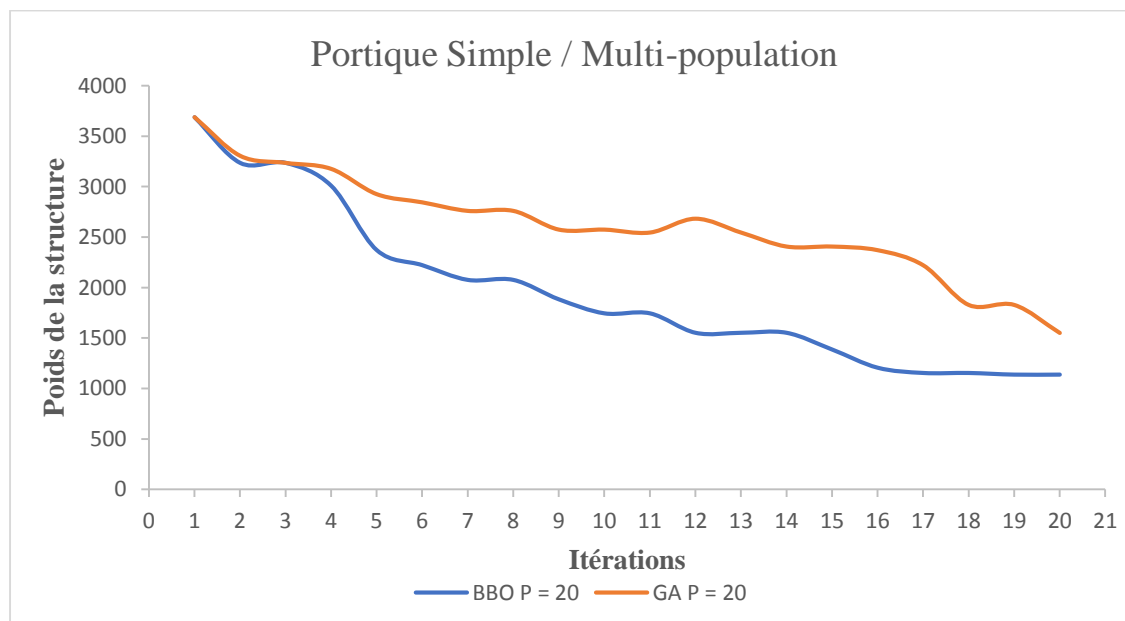


Figure 4.6 Comparaison de l'optimisation du poids de structure entre les algorithmes BBO et AG pour une population  $P = 20$

Pour valider correctement cette comparaison entre les deux algorithmes, il a été nécessaire de prendre plusieurs valeurs de population allant de 20 à 200. À la fin de l'exécution des

algorithmes, la Figure 4.7 illustre cette comparaison entre les algorithmes BBO et AG pour l'optimisation du poids de la structure, en prenant des valeurs de population de 20, 50, 100, 150 et 200. Malgré le changement du nombre de population, l'algorithme BBO donne toujours de meilleurs résultats que l'algorithme AG, et la figure montre clairement qu'il améliore ces résultats au fur et à mesure des itérations.

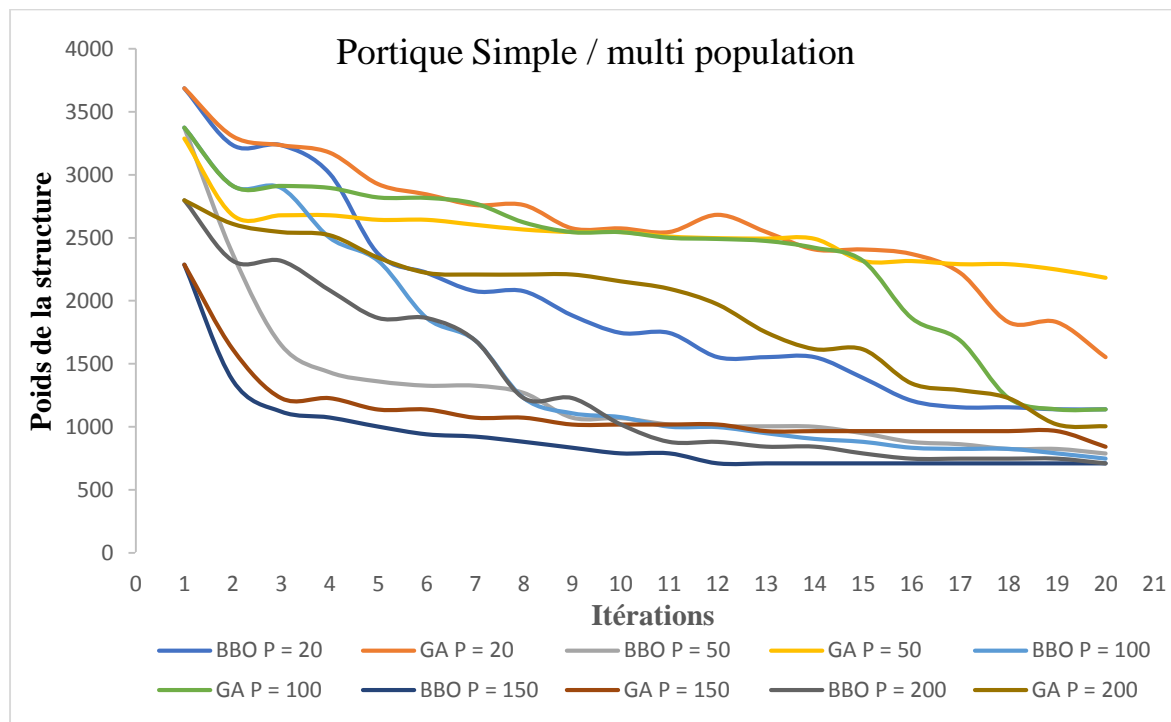


Figure 4.7 Comparaison de l'optimisation du poids de la structure entre les algorithmes BBO et AG pour des populations allant de  $P = 20$  à  $P = 200$

#### 4.7.5. Critère n° 02 : Nombre d'itérations

En fixant la taille de la population initiale et en faisant varier le nombre d'itérations entre 20 et 200. Pendant l'exécution des algorithmes, les résultats obtenus en fixant le nombre d'itérations à 20 sont résumés dans le Tableau 4.6 pour l'algorithme BBO et le Tableau 4.7 pour l'algorithme AG.

Tableau 4.6 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme BBO avec un nombre d'itérations = 20

Num	001	002	003	Global weight (t)	F calculated	Arrow max ( L/2)	MA=MD	MB=MC	Sigma Column	Sigma Beam
1	HEA 360	HEA 360	IPE 180	$4,37 \cdot 10^3$	$2,40 \cdot 10^{-7}$	$-2,26 \cdot 10^{-4}$	$3,31 \cdot 10^4$	$-6,62 \cdot 10^4$	$1,59 \cdot 10^{-3}$	$-2,26 \cdot 10^{-4}$
2	HEA 340	HEA 340	IPE 180	$4,12 \cdot 10^3$	$2,41 \cdot 10^{-7}$	$-2,25 \cdot 10^{-4}$	$3,30 \cdot 10^4$	$-6,59 \cdot 10^4$	$1,71 \cdot 10^{-3}$	$-2,25 \cdot 10^{-4}$
3	HEB 260	HEB 260	IPE 180	$3,69 \cdot 10^3$	$2,50 \cdot 10^{-7}$	$-2,21 \cdot 10^{-4}$	$3,23 \cdot 10^4$	$-6,46 \cdot 10^4$	$1,93 \cdot 10^{-3}$	$-2,21 \cdot 10^{-4}$

Chapitre 04 : Analyse et interprétation des résultats des méthodes d'optimisation appliquées

4	HEA 260	HEB 260	IPE 200	3,30·10 <sup>+3</sup>	2,03·10 <sup>-7</sup>	-1,59·10 <sup>-4</sup>	3,09·10 <sup>+4</sup>	-6,18·10 <sup>+4</sup>	2,63·10 <sup>-3</sup>	-1,59·10 <sup>-4</sup>
5	HEB 200	HEB 200	IPE 360	3,23·10 <sup>+3</sup>	8,13·10 <sup>-8</sup>	-1,54·10 <sup>-5</sup>	1,39·10 <sup>+4</sup>	-2,78·10 <sup>+4</sup>	2,91·10 <sup>-3</sup>	-1,54·10 <sup>-5</sup>
6	HEA 260	HEA 260	IPE 240	3,01·10 <sup>+3</sup>	1,37·10 <sup>-7</sup>	-8,77·10 <sup>-5</sup>	2,85·10 <sup>+4</sup>	-5,69·10 <sup>+4</sup>	2,63·10 <sup>-3</sup>	-8,77·10 <sup>-5</sup>
7	HEB 220	HEB 220	IPE 180	2,91·10 <sup>+3</sup>	2,65·10 <sup>-7</sup>	-2,13·10 <sup>-4</sup>	3,12·10 <sup>+4</sup>	-6,24·10 <sup>+4</sup>	2,51·10 <sup>-3</sup>	-2,13·10 <sup>-4</sup>
8	HEA 260	HEA 220	IPE 300	2,90·10 <sup>+3</sup>	9,52·10 <sup>-8</sup>	-4,33·10 <sup>-5</sup>	2,41·10 <sup>+4</sup>	-4,82·10 <sup>+4</sup>	2,62·10 <sup>-3</sup>	-4,33·10 <sup>-5</sup>
9	HEA 240	HEA 240	IPE 270	2,82·10 <sup>+3</sup>	1,21·10 <sup>-7</sup>	-5,73·10 <sup>-5</sup>	2,46·10 <sup>+4</sup>	-4,92·10 <sup>+4</sup>	2,97·10 <sup>-3</sup>	-5,73·10 <sup>-5</sup>
10	HEB 200	HEA 280	IPE 180	2,82·10 <sup>+3</sup>	2,78·10 <sup>-7</sup>	-2,07·10 <sup>-4</sup>	3,03·10 <sup>+4</sup>	-6,05·10 <sup>+4</sup>	2,93·10 <sup>-3</sup>	-2,07·10 <sup>-4</sup>
11	HEA 220	HEB 200	IPE 300	2,77·10 <sup>+3</sup>	1,13·10 <sup>-7</sup>	-3,42·10 <sup>-5</sup>	1,90·10 <sup>+4</sup>	-3,81·10 <sup>+4</sup>	3,54·10 <sup>-3</sup>	-3,42·10 <sup>-5</sup>
12	HEA 220	HEA 280	IPE 180	2,62·10 <sup>+3</sup>	2,81·10 <sup>-7</sup>	-2,06·10 <sup>-4</sup>	3,01·10 <sup>+4</sup>	-6,02·10 <sup>+4</sup>	3,56·10 <sup>-3</sup>	-2,06·10 <sup>-4</sup>
13	HEB 200	HEB 200	IPE 180	2,55·10 <sup>+3</sup>	2,78·10 <sup>-7</sup>	-2,07·10 <sup>-4</sup>	3,03·10 <sup>+4</sup>	-6,05·10 <sup>+4</sup>	2,93·10 <sup>-3</sup>	-2,07·10 <sup>-4</sup>
14	HEA 220	HEA 220	IPE 240	2,37·10 <sup>+3</sup>	1,59·10 <sup>-7</sup>	-7,65·10 <sup>-5</sup>	2,48·10 <sup>+4</sup>	-4,96·10 <sup>+4</sup>	3,55·10 <sup>-3</sup>	-7,65·10 <sup>-5</sup>
15	HEA 220	HEA 220	IPE 200	2,22·10 <sup>+3</sup>	2,27·10 <sup>-7</sup>	-1,47·10 <sup>-4</sup>	2,86·10 <sup>+4</sup>	-5,72·10 <sup>+4</sup>	3,55·10 <sup>-3</sup>	-1,47·10 <sup>-4</sup>
16	HEB 160	HEB 200	IPE 160	2,15·10 <sup>+3</sup>	4,03·10 <sup>-7</sup>	-2,65·10 <sup>-4</sup>	2,87·10 <sup>+4</sup>	-5,75·10 <sup>+4</sup>	4,24·10 <sup>-3</sup>	-2,65·10 <sup>-4</sup>
17	HEA 140	HEA 140	IPE 400	2,08·10 <sup>+3</sup>	8,28·10 <sup>-8</sup>	-2,39·10 <sup>-6</sup>	2,77·10 <sup>+3</sup>	-5,53·10 <sup>+3</sup>	7,18·10 <sup>-3</sup>	-2,39·10 <sup>-6</sup>
18	HEA 200	HEA 200	IPE 240	2,08·10 <sup>+3</sup>	1,76·10 <sup>-7</sup>	-6,81·10 <sup>-5</sup>	2,21·10 <sup>+4</sup>	-4,42·10 <sup>+4</sup>	4,24·10 <sup>-3</sup>	-6,81·10 <sup>-5</sup>
19	HEA 140	HEB 160	IPE 300	1,97·10 <sup>+3</sup>	1,58·10 <sup>-7</sup>	-1,20·10 <sup>-5</sup>	6,69·10 <sup>+3</sup>	-1,34·10 <sup>+4</sup>	7,21·10 <sup>-3</sup>	-1,20·10 <sup>-5</sup>
20	HEA 120	HEA 120	IPE 360	1,74·10 <sup>+3</sup>	1,07·10 <sup>-7</sup>	-2,59·10 <sup>-6</sup>	2,34·10 <sup>+3</sup>	-4,68·10 <sup>+3</sup>	8,92·10 <sup>-3</sup>	-2,59·10 <sup>-6</sup>

Tableau 4. 7 Résultats de l'exécution du programme pour l'algorithme AG avec numéro d'itération = 20

Num	001	002	003	Global weight (t)	F calculated	Arrow max ( L/2)	MA=MD	MB=MC	Sigma Column	Sigma Beam
1	HEA 360	HEA 360	IPE 180	4,37·10 <sup>+3</sup>	2,40·10 <sup>-7</sup>	-2,26·10 <sup>-4</sup>	3,31·10 <sup>+4</sup>	-6,62·10 <sup>+4</sup>	1,59·10 <sup>-3</sup>	-2,26·10 <sup>-4</sup>
2	HEA 340	HEA 340	IPE 180	4,12·10 <sup>+3</sup>	2,41·10 <sup>-7</sup>	-2,25·10 <sup>-4</sup>	3,30·10 <sup>+4</sup>	-6,59·10 <sup>+4</sup>	1,71·10 <sup>-3</sup>	-2,25·10 <sup>-4</sup>
3	HEB 260	HEB 260	IPE 200	3,75·10 <sup>+3</sup>	1,95·10 <sup>-7</sup>	-1,63·10 <sup>-4</sup>	3,17·10 <sup>+4</sup>	-6,34·10 <sup>+4</sup>	1,93·10 <sup>-3</sup>	-1,63·10 <sup>-4</sup>
4	HEB 260	HEB 260	IPE 180	3,69·10 <sup>+3</sup>	2,50·10 <sup>-7</sup>	-2,21·10 <sup>-4</sup>	3,23·10 <sup>+4</sup>	-6,46·10 <sup>+4</sup>	1,93·10 <sup>-3</sup>	-2,21·10 <sup>-4</sup>
5	HEA 260	HEB 260	IPE 200	3,30·10 <sup>+3</sup>	2,03·10 <sup>-7</sup>	-1,59·10 <sup>-4</sup>	3,09·10 <sup>+4</sup>	-6,18·10 <sup>+4</sup>	2,63·10 <sup>-3</sup>	-1,59·10 <sup>-4</sup>
6	HEB 200	HEB 200	IPE 360	3,23·10 <sup>+3</sup>	8,13·10 <sup>-8</sup>	-1,54·10 <sup>-5</sup>	1,39·10 <sup>+4</sup>	-2,78·10 <sup>+4</sup>	2,91·10 <sup>-3</sup>	-1,54·10 <sup>-5</sup>
7	HEB 200	HEB 200	IPE 360	3,23·10 <sup>+3</sup>	8,13·10 <sup>-8</sup>	-1,54·10 <sup>-5</sup>	1,39·10 <sup>+4</sup>	-2,78·10 <sup>+4</sup>	2,91·10 <sup>-3</sup>	-1,54·10 <sup>-5</sup>
8	HEA 160	HEA 450	IPE 80	3,17·10 <sup>+3</sup>	1,76·10 <sup>-6</sup>	-1,65·10 <sup>-3</sup>	3,30·10 <sup>+4</sup>	-6,59·10 <sup>+4</sup>	5,95·10 <sup>-3</sup>	-1,65·10 <sup>-3</sup>
9	HEB 220	HEA 240	IPE 240	2,92·10 <sup>+3</sup>	1,44·10 <sup>-7</sup>	-8,39·10 <sup>-5</sup>	2,72·10 <sup>+4</sup>	-5,44·10 <sup>+4</sup>	2,51·10 <sup>-3</sup>	-8,39·10 <sup>-5</sup>
10	HEB 220	HEA 240	IPE 240	2,92·10 <sup>+3</sup>	1,44·10 <sup>-7</sup>	-8,39·10 <sup>-5</sup>	2,72·10 <sup>+4</sup>	-5,44·10 <sup>+4</sup>	2,51·10 <sup>-3</sup>	-8,39·10 <sup>-5</sup>
11	HEB 220	HEA 240	IPE 220	2,84·10 <sup>+3</sup>	1,73·10 <sup>-7</sup>	-1,14·10 <sup>-4</sup>	2,88·10 <sup>+4</sup>	-5,76·10 <sup>+4</sup>	2,51·10 <sup>-3</sup>	-1,14·10 <sup>-4</sup>
12	HEB 200	HEB 200	IPE 240	2,76·10 <sup>+3</sup>	1,57·10 <sup>-7</sup>	-7,76·10 <sup>-5</sup>	2,52·10 <sup>+4</sup>	-5,03·10 <sup>+4</sup>	2,93·10 <sup>-3</sup>	-7,76·10 <sup>-5</sup>

13	HEB 220	HEB 220	IPE 80	$2,68 \cdot 10^3$	$1,70 \cdot 10^{-6}$	$-1,68 \cdot 10^{-3}$	$3,36 \cdot 10^4$	$-6,72 \cdot 10^4$	$2,52 \cdot 10^{-3}$	$-1,68 \cdot 10^{-3}$
14	HEB 220	HEB 220	IPE 80	$2,68 \cdot 10^3$	$1,70 \cdot 10^{-6}$	$-1,68 \cdot 10^{-3}$	$3,36 \cdot 10^4$	$-6,72 \cdot 10^4$	$2,52 \cdot 10^{-3}$	$-1,68 \cdot 10^{-3}$
15	HEB 200	HEB 200	IPE 180	$2,55 \cdot 10^3$	$2,78 \cdot 10^{-7}$	$-2,07 \cdot 10^{-4}$	$3,03 \cdot 10^4$	$-6,05 \cdot 10^4$	$2,93 \cdot 10^{-3}$	$-2,07 \cdot 10^{-4}$
16	HEA 200	HEA 200	IPE 330	$2,41 \cdot 10^3$	$1,05 \cdot 10^{-7}$	$-1,82 \cdot 10^{-5}$	$1,30 \cdot 10^4$	$-2,60 \cdot 10^4$	$4,22 \cdot 10^{-3}$	$-1,82 \cdot 10^{-5}$
17	HEA 220	HEA 220	IPE 240	$2,37 \cdot 10^3$	$1,59 \cdot 10^{-7}$	$-7,65 \cdot 10^{-5}$	$2,48 \cdot 10^4$	$-4,96 \cdot 10^4$	$3,55 \cdot 10^{-3}$	$-7,65 \cdot 10^{-5}$
18	HEA 240	HEA 240	IPE 100	$2,32 \cdot 10^3$	$1,01 \cdot 10^{-6}$	$-9,76 \cdot 10^{-4}$	$3,34 \cdot 10^4$	$-6,68 \cdot 10^4$	$2,98 \cdot 10^{-3}$	$-9,76 \cdot 10^{-4}$
19	HEA 220	HEA 220	IPE 200	$2,22 \cdot 10^3$	$2,27 \cdot 10^{-7}$	$-1,47 \cdot 10^{-4}$	$2,86 \cdot 10^4$	$-5,72 \cdot 10^4$	$3,55 \cdot 10^{-3}$	$-1,47 \cdot 10^{-4}$
20	HEB 180	HEB 180	IPE 180	$2,18 \cdot 10^3$	$2,98 \cdot 10^{-7}$	$-1,97 \cdot 10^{-4}$	$2,88 \cdot 10^4$	$-5,76 \cdot 10^4$	$3,51 \cdot 10^{-3}$	$-1,97 \cdot 10^{-4}$

Les résultats dépendent du nombre d'itérations pour les deux algorithmes, et la Figure 4.8 illustre l'optimisation du poids de la structure pour une population de 20 itérations. De toute évidence, l'algorithme BBO a produit une structure optimale meilleure que l'algorithme AG.

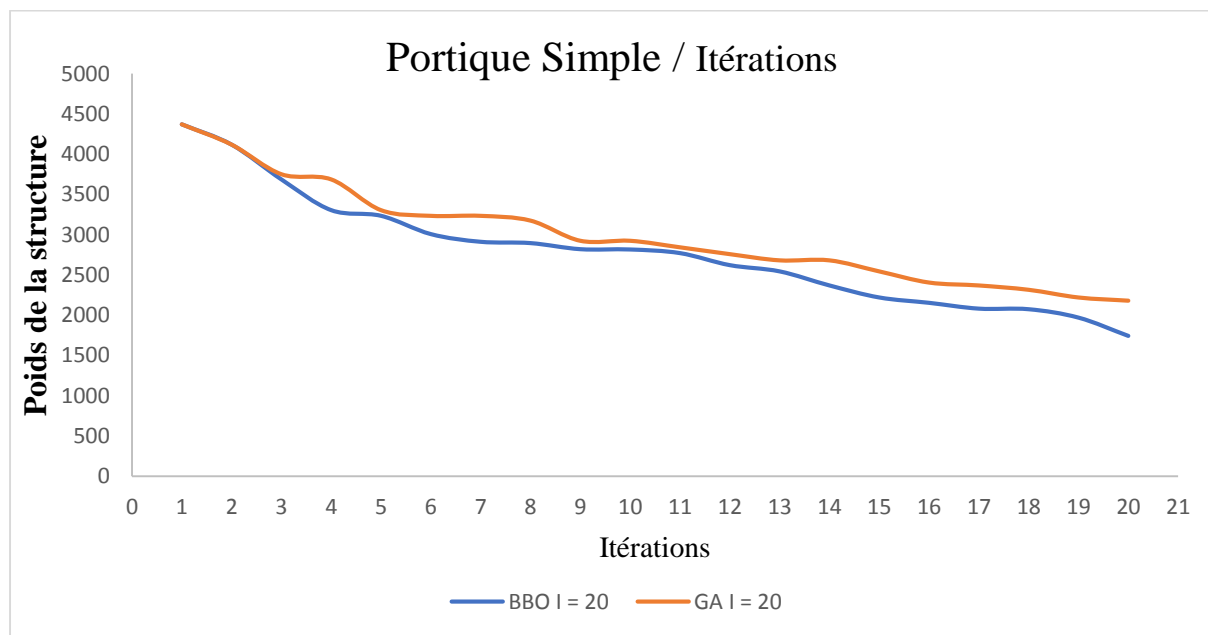


Figure 4.8 Comparaison de l'optimisation du poids de la structure entre les algorithmes BBO et AG pour une itération  $I = 20$

Tout comme pour le premier critère, afin de valider correctement cette comparaison entre les deux algorithmes, il était nécessaire de prendre plusieurs valeurs d'itérations allant de 20 à 200. À la fin de l'exécution des algorithmes, la Figure 4.9 illustre cette comparaison entre les algorithmes BBO et AG pour l'optimisation du poids de la structure, en prenant des valeurs d'itération de 20, 50, 100, 150 et 200. Malgré le changement dans le nombre d'itérations et de manière similaire au premier critère, l'algorithme BBO continue de donner de meilleurs

résultats que l'algorithme AG, et la figure montre clairement qu'il améliore ces résultats à chaque itération.

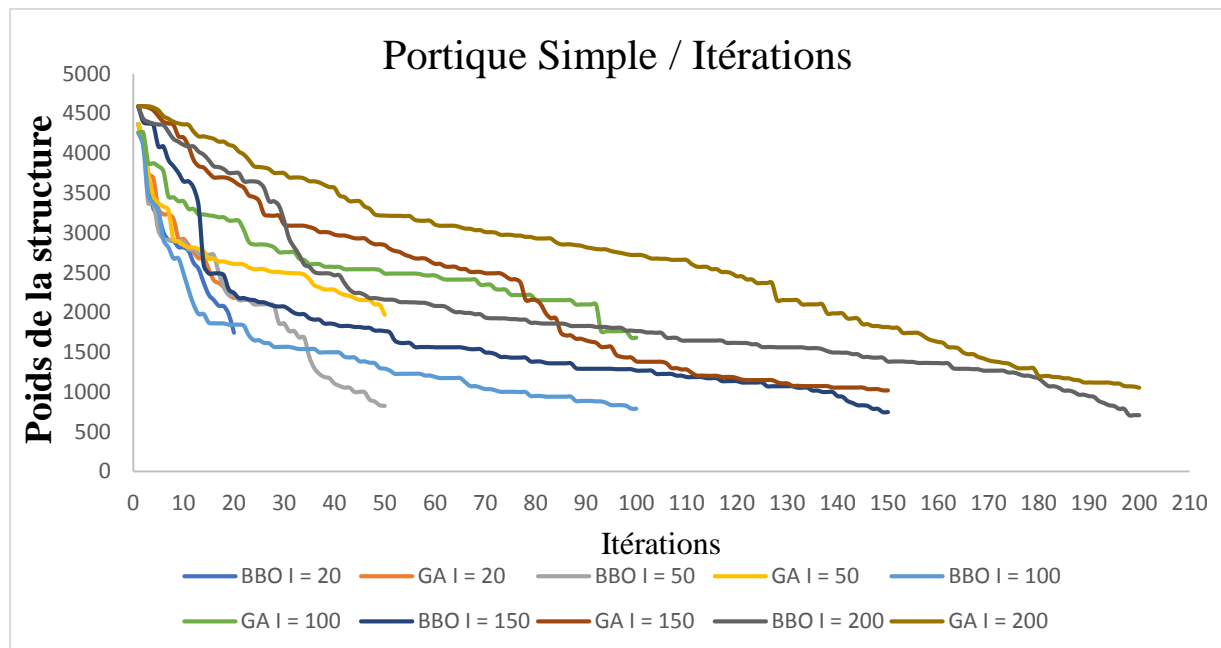


Figure 4.9 Comparaison de l'optimisation du poids de la structure entre les algorithmes BBO et AG pour une itération allant de  $I = 20$  à  $I = 200$

#### 4.7.6. Comparaison des résultats optimaux entre BBO et AG

La structure optimale obtenue après l'application de deux algorithmes d'optimisation est très satisfaisante et répond à l'exigence de l'utilisateur. Le Tableau 4.4 et le Tableau 4.6 présentent les résultats de conception optimaux produits par l'algorithme à base de biogéographie BBO pour les deux critères nombre de population et nombre des itérations respectivement, Le Tableau 4.5 et le Tableau 4.7 présentent les résultats de conception optimaux obtenus à l'aide de l'algorithme génétique (AG).

D'après les résultats obtenus dans les tableaux, l'algorithme BBO a produit des structures 14,14% en moyennes plus légères par rapport aux AG dans le cas de changement des valeurs de populations. De plus, il est observé dans le tableau que BBO a produit des structures 17,76% en moyennes plus légères par rapport aux AG dans le cas de changement de critère d'itérations.

L'algorithme AG est le plus rapide, mais l'algorithme BBO offre de meilleures structures optimales. Le problème de l'algorithme AG réside souvent dans le fait qu'il se bloque dans un minimum local, contrairement à l'algorithme BBO, qui cherche la structure optimale sans se

bloquer dans un minimum local. Il est clair que la population initiale a un impact clé sur la détermination de la structure optimale, mais l'augmentation du nombre d'itérations n'a aucune influence sur le résultat final, surtout lorsque le nombre de populations est élevé.

## Conclusion générale

Cette recherche avait pour objectif de développer un modèle informatique de conception optimisée pour les structures métalliques, capable de minimiser leur poids tout en sélectionnant des sections en acier standards, conformément aux contraintes de résistance définies par l'Eurocode 3 (Union, 2006), ainsi qu'aux limites de déplacement, déviation et taille pour les éléments poutres-poteaux. L'algorithme d'optimisation s'inspire de principes biologiques en s'appuyant sur les algorithmes génétiques (AG) et l'algorithme de biogéographie (BBO), récemment développé, qui reproduisent les processus d'évolution naturelle. Contrairement aux algorithmes d'optimisation mathématiques basés sur le gradient, ces deux méthodes nécessitent moins de prérequis mathématiques et ne requièrent pas de valeurs initiales pour les variables de décision. Comme ils sont fondés sur des recherches stochastiques aléatoires, les informations dérivées ne sont pas nécessaires.

L'algorithme BBO se distingue par sa capacité à générer de nouvelles solutions en intégrant toutes les solutions existantes en fonction des taux de migration et d'immigration, tandis que l'algorithme AG se base uniquement sur la combinaison de deux solutions parentales. Cette caractéristique confère à l'algorithme BBO une plus grande flexibilité, facilitant l'obtention de solutions optimisées.

Dans le cadre de cette étude, l'optimisation des structures métalliques à l'aide des algorithmes BBO et AG a été réalisée avec succès. Les résultats indiquent que l'algorithme BBO a permis de concevoir des structures de 14,14 % à 17,76 % plus légères que celles obtenues avec les algorithmes AG. L'utilisation d'une section issue d'un catalogue complet a également conduit à des structures plus légères. De plus, le BBO a convergé vers des solutions optimales avant d'atteindre le nombre maximal d'itérations dans presque tous les cas, et le poids optimal des structures a diminué progressivement après la 50<sup>ème</sup> itération d'environ 1,3 % à 1,4 %. Ces résultats démontrent que le BBO est un outil puissant et performant, générant de nouvelles solutions en tenant compte de l'ensemble des solutions existantes, là où l'AG se limite à l'échange génétique entre quelques parents choisis. En outre, le BBO traite chaque variable de conception indépendamment, tandis que l'AG repose sur la théorie des blocs de construction.

Concernant les perspectives de recherche, de nombreuses pistes s'ouvrent pour le développement de nouveaux algorithmes. L'hybridation des algorithmes métaheuristiques semble particulièrement prometteuse, notamment via la combinaison judicieuse des

## Conclusion générale

algorithmes existants. Par exemple, l'association du recuit simulé de type trajectoire avec plusieurs agents pourrait aboutir à l'optimisation par recuit simulé parallèle (PSO). L'intégration du BBO avec le PSO pourrait également être bénéfique pour résoudre des problèmes d'optimisation en génie civil. L'un des principaux défis dans la création de nouveaux algorithmes hybrides réside dans la recherche d'un équilibre optimal entre la diversité et l'intensité des solutions. Enfin, une extension des algorithmes BBO et AG adaptatifs pourrait permettre de générer des conceptions optimales pour des structures métalliques de grande envergure, en ajustant dynamiquement les paramètres en fonction des caractéristiques changeantes du problème. Cela offrirait un compromis entre exploration et exploitation, rendant l'algorithme plus polyvalent et applicable à la conception de grandes structures métalliques dans des contextes réels.

## Bibliographie

- A.N. Bel Hadj, J. M.-D. (2002). Optimisation of the steel structures design with genetic algorithms. *Proc. of the 3rd international conference in decision making in urban and civil engineering. London, 6-8 November.*
- Abdalla, K. C. (1995). Expanded database of semi-rigid steel connections. *Comput Struct* 56, 553–564.
- Abdalla, K. C. (1995). Expanded database of semi-rigid steel connections. *Comput Struct* 56, 553–564.
- Allaire, G. &. (2007). *Conception optimale de structures (Vol. 58)*. Berlin: Springer.
- Amamra, L. B. (2021). The Concepts of Genetics Applied to a Reinforced Concrete Cantilever Beam Optimization. *Advances in Science, Technology & Innovation. Springer*, 309-315.
- Amroune, A. (2022). *Automatisation de la construction de modèles géométriques à partir de résultats d'optimisation topologique*. Québec: Université du Québec à Trois-Rivières.
- Arora, J. S. (2002). “Methods for discrete variable structural optimization,” in *Recent Advances in Optimum Structural Design*, S. A. ASCE, USA.
- Arora, J. S. (2004). *Introduction to Optimum Design (3rd ed.)*. Academic Press.
- Barbosa, H. S. (2009). Artificial Immune Systems for Optimization. *Nature-Inspired Algorithms for Optimisation*, 389-411.
- Barkhordari, M. F. (2022). Efficiency of hybrid algorithms for estimating the shear strength of deep reinforced concrete beams. *Period. Polytech. Civ. Eng.* 66(2), 398–410.
- Bartlett, M. &. (2017). Integer linear programming for the Bayesian network structure learning problem. *Artificial Intelligence*, 244, 258-271.
- Beer, F. J. (2017). *Mechanics of Materials*. New York, USA: NY: McGraw-Hill Education.
- Bekdas, G. K. (2019). Advanced energy based analyses of trusses employing hybrid metaheuristics. *Struct. Des. Tall Spec. Build.* 28(9), 1–19.
- Bekdaş, G. N. (2019). Optimization in civil engineering and metaheuristic algorithms: a review of state-of-the-art developments. *Computational intelligence, optimization and inverse problems with applications in engineering*, 111-137.
- Bell, W. G. (1958). *Static tests of standard riveted and bolted beam-to column connections*. Urbana: University of Illinois Engineering experiment station.
- Bertsekas, D. P. (1999). *Nonlinear programming*. Belmont, MA, USA: Athena Scientific.
- Bonomi, C. J.-L. (1988). Le recuit simulé. *Pour la science*, no 129, 68- 77.
- Burnell, E. D. (2020). GPkit: A human-centered approach to convex optimization in engineering design. In *Proceedings of the 2020 chi conference on human factors in computing systems*, 1-13.

- C Aouag, I. A. (2021). Apprentissage des réseaux de neurones par algorithmes génétiques.
- Chen, C. Y. (2020). A hybrid ant lion optimizer with improved Nelder–Mead algorithm for structural damage detection by improving weighted trace lasso regularization. *Adv. Struct. Eng.* 23(3), 468–484.
- Chen, W. Y. (1996). Stability design of semi-rigid frames. *John Wiley & Sons, Inc.*
- Chong, E. K. (2013). *An Introduction to Optimization (4th ed.)*. Wiley.
- Christos H. Papadimitriou, K. S. (1998). *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*. Dover Publications.
- De Castro, L. N. (2000, July). The clonal selection algorithm with engineering applications. *In Proceedings of GECCO Vol. 2000*, pp. 36-39.
- Derombise, G. (2020, 06 06). [www.construction21.org](http://www.construction21.org). Récupéré sur [www.construction21.org](http://www.construction21.org):  
<https://www.construction21.org/community/pg/bookmarks/53308/read/55607/>
- Dorigo, M. B. (2006). Ant colony optimization artificial ants as a computational intelligence technique. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 1(4), 28 - 39.
- EL Khadiri, I. S. (2023). Conception d'une structure en treillis graduée à l'aide de l'optimisation topologique pour la conception de composants fabriqués par voie additive.
- F. Feppon, G. A. (2020). Topology optimization of thermal fluid–structure systems using body-fitted meshes and parallel computing. *Journal of Computational Physics*, 109574.
- F. Tisserand. (1889). Théorie de Maxwell sur l’anneau de Saturne. *Bulletin astronomique*, tome 6,, 383-392.
- Fischer T., H. C. (2001). Teaching generative design. *Proceedings of the 4th Conference on Generative Art*, pp. 147–160. Récupéré sur .  
[https://www.researchgate.net/publication/30869860\\_Teaching\\_Generative\\_Design](https://www.researchgate.net/publication/30869860_Teaching_Generative_Design).
- Frye, M. M. (1975). Analysis of flexibly connected steel frames. *Can J Civil Engng* 2(3), 280–91.
- Frye, M. M. (1975). Analysis of flexibly connected steel frames. *Can J Civil Engng* 2(3), 280–291.
- Gebraïl Bekdaş, S. M.-S. (2019). Optimization in Civil Engineering and Metaheuristic Algorithms: A Review of State-of-the-Art Developments. *Computational Intelligence, Optimization and Inverse Problems with Applications in Engineering*, 111-137.
- Geem, Z. K. (2001). A new heuristic optimization algorithm: harmony search. *Simulation*, 60-68.
- Gelly, G. (2017). *Réseaux de neurones récurrents pour le traitement automatique de la parole*. Université Paris, Français.

- Gharehbaghi, S. K. (2015). Optimal seismic design of reinforced concrete structures under time-history earthquake loads using an intelligent hybrid algorithm. *Earthq. Eng. Eng. Vib.* 14, 97–109.
- Glover, F., & Laguna, M. (1997). *Tabu search*. Kluwer Academic Publishers.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*. Addison-Wesley.
- Guillaume Lacharme, H. C. (2022, Feb). Optimisation d'hyperparamètres appliquée aux réseaux de neurones convolutifs (CNN). *23ème congrès annuel de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision, INSA Lyon*.
- Hadidi, A. K. (2011). An efficient hybrid algorithm based on particle swarm and simulated annealing for optimal design of space trusses. *Int. J. Optim. Civil. Eng.* 1(3), 377–395.
- Hadidi, A. R. (2015). A new hybrid algorithm for simultaneous size and semi-rigid connection type optimization of steel frames. *Int. J. Steel Struct.* 15, 89–102.
- Hayalioglu, M. D. (2005). Minimum cost design of steel frames with semirigid connections and column bases via genetic optimization. *Computers and Structures* 83, 849–1863.
- Holland, J. H. (1992). An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*.
- Huang, M. C. (2019). Structural damage identification under temperature variations based on PSO-CS hybrid algorithm. *Int. J. Struct. Stab. Dyn.* 19(11), 1950139.
- J. Kennedy, R. E. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, Perth, WA, Australia.*, pp. 1942-1948.
- Jiang, Z. L. (2019). A novel PGSA-PSO hybrid algorithm for structural optimization. *Eng. Comput.* 37(1), 144–160.
- Jihong, Z. H. (2021). A review of topology optimization for additive manufacturing: Status and challenges. *Chinese Journal of Aeronautics*, 34(1), 91-110.
- K. Igawa, H. O. (2009). Negative Selection Algorithm classification and reduction of the noise effect. *Applied Soft Computing*, 431-438.
- K.S. Lee, Z. G. (2004). A new meta-heuristic algorithm for continues engineering optimization: harmony search theory and practice. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 3902–3933.
- Kameski, E. S. (2003). Genetic algorithm based optimum design of nonlinear planar steel frames with various semirigid connections. *Journal of Constructional Steel Research* 59, 109–134.
- KARABOGA, D. (2005). *An idea based on honey bee swarm for numerical optimization*. TECHNICAL REPORT-TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, Kayseri/Türkiye.

- Khajehzadeh, M. T. (2014). Multi-objective optimisation of retaining walls using hybrid adaptive gravitational search algorithm. *Civ. Eng. Environ. Syst.* 31(3), 229–242.
- Kicinger R., T. A. (2005). Parameterized versus generative representations in structural design: an empirical comparison. *Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp. 2007–2014.
- Kirsch, U. &. (2018). *Fundamentals of Structural Optimization (2nd ed.)*. Springer.
- Kirsch, U. (2012). *Structural Optimization: Fundamentals and Applications* . Springer Science & Business Media.
- Lee, K. G. (2004). A new structural optimization method based on the harmony search algorithm. *Computers and Structures* 82,, 781–798.
- Lee, T. C. (2012). Sliding mode control on isolated bridges with columns of irregular heights using pole assignment and PSO-SA hybrid algorithm. *Int. J. Struct. Stab. Dyn.* 12(03),, 1250014.
- Liao, W. L. (2024). Generative AI design for building structures. *Automation in Construction*, 157, 105187.
- Liu, Y. L. (2014). Reliability assessment of longspan cable-stayed bridges based on hybrid algorithm. *J. Highw. Transp. Res. Dev.* 31(7), 72–79.
- Luo, Y. A. (2016). Toward more realistic projections of soil carbon dynamics by Earth system models. *Global Biogeochemical Cycles*, 30(1), 40-56.
- Ma W., W. X. (2021). Generative design in building information modelling (BIM) ): approaches and requirements. *Sensors* 21 (16), 5439. Récupéré sur <https://doi.org/10.3390/s21165439>
- Maher, M. (1987). Expert systems for civil engineers: Technology and application. *American Society of Civil Engineers*.
- Mahmoud, S. (2021). Optimisation fiabiliste et topologique de la maintenance des structures soumises à la fatigue. *Université Clermont Auvergne*.
- Mehmet Ardiçlıoğlu, Ö. K. (2007). Suspended sediment prediction using two different feed-forward back-propagation algorithms. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 120-125.
- Mei, L. &. (2021). Structural optimization in civil engineering: a literature review. . *Buildings*, 11(2), 66.
- Michell, A. (1904). The Limits of Economy of Material in Frame Structures. *Philosophical Magazine, Series 6*, 8, 589-597.
- Mokhtar S. Bazaraa, H. D. (2005). *Nonlinear Programming: Theory and Algorithms*. John Wiley & Sons.
- Nethercot, D. A. (1998). Unified classification system for beam-to-column connections. *Journal of Construction. Steel Res.* 45, 39-65.

- Nicosia, V. C. (2002). An Immunological Approach to Combinatorial Optimization Problems. *Lecture Notes in Computer Science, Springer vol. 2527*, 361–370.
- Nigdeli, G. B. (2023). *Hybrid Metaheuristics in Structural Engineering Including Machine Learning Applications*. Switzerland: Studies in Systems, Decision and Control, Springer Nature.
- Nocedal J., W. S. (2006). *Numerical Optimization*. . Springer Science & Business Media.
- Pholdee, N. B. (2013). Hybridisation of real-code population-based incremental learning and differential evolution for multiobjective design of trusses. *Inf. Sci.* 223,, 136–152.
- Pinsky, M. A. (2011). *Partial Differential Equations and Boundary-Value Problems with Applications*. American Mathematical Soc.
- Plevris, V. P. (2011). A hybrid particle swarm—gradient algorithm for global structural optimization. *Comput.-Aided Civ. Infrastruct. Eng.* 26(1), 48–68.
- Pylons, L. A. (2024, 5 25). *steelpoletower*. Récupéré sur steelpoletower: <https://www.steelpoletower.com>
- Quammen, D. (1997). *The Song of the Dodo: Island Biogeography in an Age of Extinction*.
- Rachid, E. R. (2013). New hybrid algorithm for multi-objective structural optimization. *Proceedings of 2013 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*. IEEE., 1–5.
- Rafiq, M. (2000). A design support tool for optimum building concept generation using a structured. *International Journal of Computer Integrated Design and Construction, Volume 2, N°2*, 92-102.
- Rahami, H. K. (2011). A hybrid modified genetic-Nelder Mead simplex algorithm for large-scale truss optimization. *Int. J. Optim. Civ. Eng.* 1(1), 29–46.
- Rao, S. S. (2009). *Engineering Optimization: Theory and Practice (4th ed.)*. Wiley.
- Rao, S. S. (2011). *Optimization: Theory and Applications (2nd ed.)*. Wiley.
- Rathbun, J. C. (1936). Elastic properties of riveted connections. *AXE Trans.* 101, 524 - 563.
- Rivals, L. P. (2003). *Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification*. CNRS Éditions.
- Robert, H. (1676). A description of helioscopes and some other instruments made by Robert Hooke,. *the Royal Society, at the Bell in St. Paul's Church-Yard, London*, 31.
- Saka, M. (2009). Optimum design of steel sway frames to BS 5950 using harmony search algorithm. *Journal of Constructional Steel Research* 65, 36-43.
- Sandesh, S. S. (2010). Application of a hybrid of particle swarm and genetic algorithm for structural damage detection,. *Inverse Probl. Sci. Eng.* 18(7), 997–1021.
- Sandesh, S. S. (2010). Application of a hybrid of particle swarm and genetic algorithm for structural damage detection. *Inverse Probl. Sci. Eng.* 18(7), 997–1021.

- Seyedali Mirjalili, S. M. (2014). Grey Wolf Optimization. *Advances in Engineering Software*, 46-61.
- Seyedpoor, S. G. (2010). : An efficient structural optimisation algorithm using a hybrid version of particle swarm optimisation with simultaneous perturbation stochastic approximation. *Civ. Eng. Environ. Syst.* 27(4), 295–313.
- Shojaee, S. A. (2013). A hybrid algorithm for sizing and layout optimization of truss structures combining discrete PSO and convex approximation. *Int. J. Optim. Civ. Eng.* 3(1), 57–83.
- Simon, D. (2008). Biogeography-based optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* ( Volume: 12, Issue: 6 ), 702 - 713.
- Smith, C. S. (2009). *Structural Steel Design*. John Wiley & Sons.
- Smith, M. (2022, 10 04). [https://mksconbrio.com/music/st-louis-rocks/attachment/img\\_4157/](https://mksconbrio.com/music/st-louis-rocks/attachment/img_4157/). Récupéré sur <https://mksconbrio.com>: [https://mksconbrio.com/music/st-louis-rocks/attachment/img\\_4157/](https://mksconbrio.com/music/st-louis-rocks/attachment/img_4157/)
- Snyman, J. A. (2005). *Practical Mathematical Optimization: An Introduction to Basic Optimization Theory and Classical and New Gradient-Based Algorithms*. Springer.
- Svanberg, K. (2002). A Class of Globally Convergent Optimization Methods Based on Conservative Convex Separable Approximations. *SIAM Journal on Optimization*, 12(2), 555–573.
- Tian, X., Yang, H.-d., & Deng, F.-q. (2006, August 13-16). A Novel Artificial Immune Network Algorithm. *2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*.
- Vandenberghe, S. B. (2004). *Convex Optimization*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Vanderplaats, G. N. (1996). NUMERICAL OPTIMIZATION: A POWERFUL TOOL FOR ENGINEERING DESIGN. *Modeling and simulation in engineering*, 1-22.
- Wang, C. M. (2013). *Advances in steel structures*. CRC Press.
- Wilson, R. H. (1967). *The Theory of Island Biogeography*. Princeton: NJ: Princeton Univ. Press.
- Wolpert, D., & Macready, W. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 67-82.
- Yoo, D. K. (2014). Overview of harmony search algorithm and its applications in civil engineering. *Evol. Intel.* 7, 3-16.
- Zienkiewicz, O. C. (2005). *The Finite Element Method for Solid and Structural Mechanics (6th ed.)*. Butterworth-Heinemann.
- Zitzler, E. T. (2003). Performance Assessment of Multiobjective Optimizers: An Analysis and Review. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 117–132.

