

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Faculté des Sciences Exactes
Département de Recherche Opérationnelle



Mémoire de fin de cycle

En vue de l'obtention du diplôme Master en Recherche Opérationnelle

Option : Modélisation Mathématique et Techniques de Décision

Thème

Optimisation multi-objectifs de la conception des bâtiments en béton armé : phase avant projet sommaire

Présenté par

M^{lle} BOUKHEMAL DAMYA

M^{lle} BOURIHANE SIHAM

Soutenu le 01/07/2018 devant le jury composé de :

M^{lle} AOUDIA Zohra M.A.A

Présidente

M^r ASLI Larbi M.A.A

Examinateur

M^{lle} IDRES Lahna Docteur

Examinatrice

M^{me} HALIMI Naouel M.C.B

Promotrice

M^r LANSEUR Hamza Doctorant en Génie Civil Co-promoteur

Promotion 2017-2018

REMERCIEMENTS

En premier lieu, nous remercions Dieu tout puissant de nous avoir accordé santé, courage et volonté pour accomplir ce travail.

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à toutes les personnes qui nous ont soutenues, et qui n'ont pas cessés de nous donner des conseils en signe de reconnaissance et qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire .

On tient à remercier particulièrement notre promotrice Mme HALIMI-YOUSFI Naouel pour son encadrement.

Nous remercions également Monsieur LANSEUR Hamza, notre co-promoteur.

Nous exprimons notre grand respect aux honorables membres de jury qui ont accepté d'évaluer ce travail.

Notre plus grande reconnaissance est pour nos parents pour leurs présence et leurs soutient.

DÉDICACES

Je tiens à dédier ce travail :

***A** ma mère pour le don divin d'amour et d'affection qu'elle ma toujours portée, et sont soutient infini durant toute ma vie ;*

***A** mon père qui m'a soutenu et m'a encouragé durant ma carrière d'études ;*

***A** la mémoire de ma chère tante Malika, qui n'a jamais cessé de m'encourager ;*

***A** mes sœurs : Souhila, Dihia, Siham et Lydia ;*

***A** toute ma famille ;*

***A** mes chère(s) ami(e)s ;*

***A** mon César ;*

***A** ma chère binôme Siham et toute sa famille ;*

***A** toutes les personnes qui m'ont soutenues et participées de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.*

Damy

DÉDICACES

Je tiens à dédier ce travail :

A ceux qui ont beaucoup sacrifié de leur temps pour mon bonheur et ma réussite. Aux êtres les plus chers et les plus proches au monde cœur et qui symbolisent le courage et la tendresse, mes très chers parents. Dieu les garde ;

A tous mes frères et sœurs que je considère des exemples pour moi ;

A ma chère binôme Damya et toute sa famille ;

A mes chère(s) ami(e)s ;

A toutes les personnes qui m'ont soutenues et participées de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire ;

Siham

TABLE DES MATIÈRES

Table des figures	7
Liste des tableaux	8
1 Optimisation multi-objectifs	13
1.1 Problème d'optimisation multi-objectif	13
1.2 Notions d'optimalité	15
1.2.1 Solution efficace	15
1.2.2 Point idéal	16
1.2.3 Point Nadir	16
1.3 Classification des méthodes de résolutions des problèmes d'optimisation multi-objectifs	17
1.3.1 Les méthodes scalaires	19
1.3.2 Les méthodes interactives	20
1.3.3 Les méthodes exploitant une méta-heuristique	21
1.3.4 Les méthodes d'aide à la décision	22
1.4 Méthodes de résolution utilisées dans la résolution du problème traité	23
1.4.1 Analyse Hiérarchique des Procèdes (Analytic Hierarchy Process)	23
1.4.2 Méthode de but à atteindre	29
1.4.3 Algorithme séparation et évaluation (Branch and Bound)	30
1.4.4 Optimisation par colonie de fourmis (OCF)	31
1.4.5 OCF pour un problème d'optimisation multi-objectifs	36

2	Analyse descriptive d'un bâtiment	39
2.1	Données générales sur la construction	39
2.1.1	Description d'un bâtiment	40
2.2	Critères d'évaluation dans la conception d'un bâtiment en béton armé . . .	44
2.2.1	Critère sismique - vulnérabilité sismique -	44
2.3	Critère économique	46
	Bibliographie	49

TABLE DES FIGURES

1.1	Problème d'optimisation multi-objectifs (cas de deux variables et deux fonctions objectifs)	14
1.2	Allure de la frontière de Pareto, cas de minimisation de deux objectifs.	17
1.3	Arborescence d'une hiérarchisation simple	24
1.4	Interprétation graphique de l'approche par "but à atteindre"	30
2.1	Organigramme descriptif d'un bâtiment	41
2.2	Description architecturale d'un bâtiment.	42
2.3	Méthode d'évaluation de la vulnérabilité sismique	46
2.4	Définition typologique et Indices de Vulnérabilité (<i>VI</i>)	54
2.5	Valeurs des facteurs V_m pour les bâtiments en béton armé	55

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Échelle relative de Saaty [32]	26
1.2	Table 1.2 : Random index [7]	28
2.1	Répartition de surface par type de logement(surface en m ²)	43

INTRODUCTION GÉNÉRALE

C'est à partir de l'année 1950 [12] que les chercheurs ont développés plusieurs techniques pour aider le décideur à prendre de bonnes décisions, les problèmes de recherche de la solution optimale ou bien les problèmes d'optimisation sont inspirés des travaux réalisés dans la science de management.

Dans quelques domaines, tels que l'économie, les problèmes d'optimisation consistent à optimiser une seule fonction objectif (généralement monétaire), mais hélas cette manière de faire est loin d'être efficace par rapport aux vrais problèmes rencontrés dans la pratique, *J.L Lemoigne* l'a remarqué : " Une de nos fautes a consisté à croire, à faire croire et à cautionner, au nom de la science, qu'il existait le meilleur mécanisme, la meilleure organisation, la solution optimale, bref que, face à nos conflits, il y avait l'arbitre, la science, l'optimum "[24], Or seuls les critères multiples peuvent décrire la réalité.

Les problèmes multicritères sont divisés en deux classes : l'analyse multi-attribut de décision, et l'optimisation multi-objectifs. Dans les problèmes d'optimisation multi-objectifs, les alternatives réalisables ne sont pas connues explicitement à l'avance, elles sont en un nombre infini. Dans ce type de problème (dit continu), on a à générer les alternatives avant d'avoir à les évaluer.

Le point crucial dans les problèmes multi-objectifs est bien le concept d'optimalité, vu qu'il y a plusieurs objectifs contradictoires à satisfaire simultanément. Une solution unique optimisant tous les objectifs au même temps n'existe que rarement. La première

notion d'optimalité dans un environnement multi-objectifs a été introduite par *Edgeworth* en 1881. Elle a été formellement utilisée par l'économiste franco-italien *V.Pareto* . Les solutions optimales de *Pareto* appelées " Front Pareto " une fois trouvées, le problème est mathématiquement considéré résolu. Arrivons à cette phase, le travail n'est pas encore fini, on doit trouver un moyen de classer l'ensemble de compromis (solutions optimales de Pareto) si on veut obtenir une seule solution, il est donc nécessaire de faire intervenir un décideur pour mettre en pratique sa structure de préférence.

Il existe plusieurs méthodes d'optimisation pour résoudre les problèmes multi-objectifs, certains problèmes peuvent être résolus par les méthodes exactes, qui consiste à examiner de manière implicite la totalité de l'espace de recherche, ces méthodes cherchent à trouver d'une manière certaine la solution optimale, néanmoins, le temps de calcul qu'il faut pour atteindre cette solution augmente exponentiellement en fonction de la taille du problème, ce qui rend l'utilisation de ces méthodes difficile, voir impossible . Malheureusement, les problèmes rencontrés en pratique sont de nature complexe (de classe NP-difficiles) dont il n'existe pas d'algorithmes fournissant une solution optimale en un temps polynomial. Face à un tel constat, une autre classe de méthode de résolution est apparue, à savoir les méthodes de résolution approchées.

Ces méthodes sont applicables à toutes sorte de problèmes, généralement elles permettent d'aboutir rapidement à des solutions réalisables, mais sans aucune garantie sur la qualité de cette dernière. Parmi ces méthodes, on cite les méta-heuristiques, qui sont adaptable à tous les problèmes notamment aux problèmes continus. Ces méthodes sont apparues à partir des années 1980, elles comprennent spécifiquement le recuit simulé, algorithmes génétiques, la méthode de recherche tabou, les colonies de fourmis..., leurs but est de résoudre les problèmes difficiles.

L'intérêt de la modélisation et la résolution multi-objectif des problèmes rencontrés dans l'ingénierie : industrie, télécommunication, économie ... etc, est indispensable. Notamment dans le domaine du génie civil, l'optimisation des bâtiments a été largement étudiée au cours de ces dernières années. D'importants travaux ont été réalisés, en particulier dans le cas de la conception des structures métalliques, *Sarma et Adeli* (2002) [34] sur l'optimisation des coûts du cycle de vie des structures en acier, *Hajirasouliha et al* (2011) [19] se sont

intéressés à l'optimisation de la topologie pour la conception sismique des structures en forme de treillis. Par ailleurs, peu de travaux ont été réalisés dans le cadre de l'optimisation des bâtiments en béton armé, dans ce concept on cite *Al-Hajjar* (1989) [4] qui a étudié l'évaluation multicritères pour l'aide à la conception des fondations de bâtiments. *N.Piegay* (2015) [29] a proposé une méthodologie d'aide à la décision pour la conception d'une structure sur fondations superficielle, et c'est dans ce même concept que notre contribution se porte : l'optimisation multicritère des bâtiments en béton armé à la phase de l'avant-projet sommaire, la décision prise à cette phase de conception a un impact important sur la suite du projet, elle permet d'éviter les erreurs souvent commises dans les phases suivantes.

Depuis le séisme de Boumerdès du 21 mai 2003, le bâtiment en Algérie connaît plusieurs améliorations, soit aux niveaux technologique et architectural, soit au niveau économique. L'approche classique de conception des structures en béton armé, en Algérie, est basée seulement sur le calcul de la résistance sismique sans tenir compte d'autres critères (coût de réalisation, la vulnérabilité sismique, interaction sol-structure... etc).

Alors, est-il possible de réaliser une construction para-sismique optimale dans le sens où elle tient compte simultanément des règles para-sismiques algériennes (critère sismique) et du coût de construction (critère économique) . ?

La réponse à cette question fera l'objet de notre mémoire qui est structuré en quatre chapitres :

Le premier chapitre sera consacré pour l'optimisation multi-objectifs, et les méthodes de résolution appliquées à cette classe de problèmes, en particulier les méthodes auxquelles on aura recours dans note étude

Le second chapitre sera dédiée à l'analyse et la description d'un bâtiment à l'étape d'avant projet sommaire.

Au niveau du troisième chapitre, nous parlerons plus explicitement des critères, économique et sismique à optimiser, et on finit par la modélisation mathématique du problème.

La résolution du problème fera l'objet du quatrième chapitre dont nous proposerons deux algorithmes de résolution chacun avec une approche différente, ainsi que l'interprétation des résultats.

Enfin ,on clôtut le mémoire par une conclusion suivie de quelques directions de recherche.

CHAPITRE 1

OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS

Introduction

L'optimisation multi-objectifs est un axe de recherche très important dont la principale spécificité est l'existence de plusieurs fonctions objectifs à optimiser simultanément qui sont souvent contradictoires. Les premiers travaux menés sur ce genre de problème furent réalisés au 19^{ème} siècle sur des études en économie par *Edgeworth*, et généralisés par *Pareto*.

Dans ce chapitre, nous rappelons quelques définitions sur l'optimisation des problèmes multi-objectifs, ainsi que les différentes méthodes de résolutions adaptées à ce type de problèmes, en particulier, les méthodes qu'on va utiliser dans la résolution du problème cité dans la problématique.

1.1 Problème d'optimisation multi-objectif

Un problème d'optimisation multi-objectif peut s'écrire comme suit :

$$\begin{cases} \text{Optimiser } F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ \text{tel que } x \in \Omega \end{cases} \quad (1.1)$$

Où

- n : le nombre d'objectifs ($n \geq 2$)
- $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$: le vecteur représentant les variables de décision.
- Ω : représente l'ensemble des solutions réalisables respectant un ensemble de contraintes d'égalité, d'inégalité et de bornes explicites.
- $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$: est le vecteur fonction objectif à optimiser.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons seulement au cas de minimisation des objectifs.

Les fonctions objectifs du problème d'optimisation forment un espace multidimensionnel appelé espace des fonctions objectifs, en plus du traditionnel espace des variables de décision. Le schéma de la Figure 1.1 illustre les deux espaces où, pour chaque solution $x = (x_1, x_2)$ dans l'espace des variables de décision, il existe un point dans l'espace des fonctions objectif tel que

$$F(x) = (f_1(x), f_2(x))$$

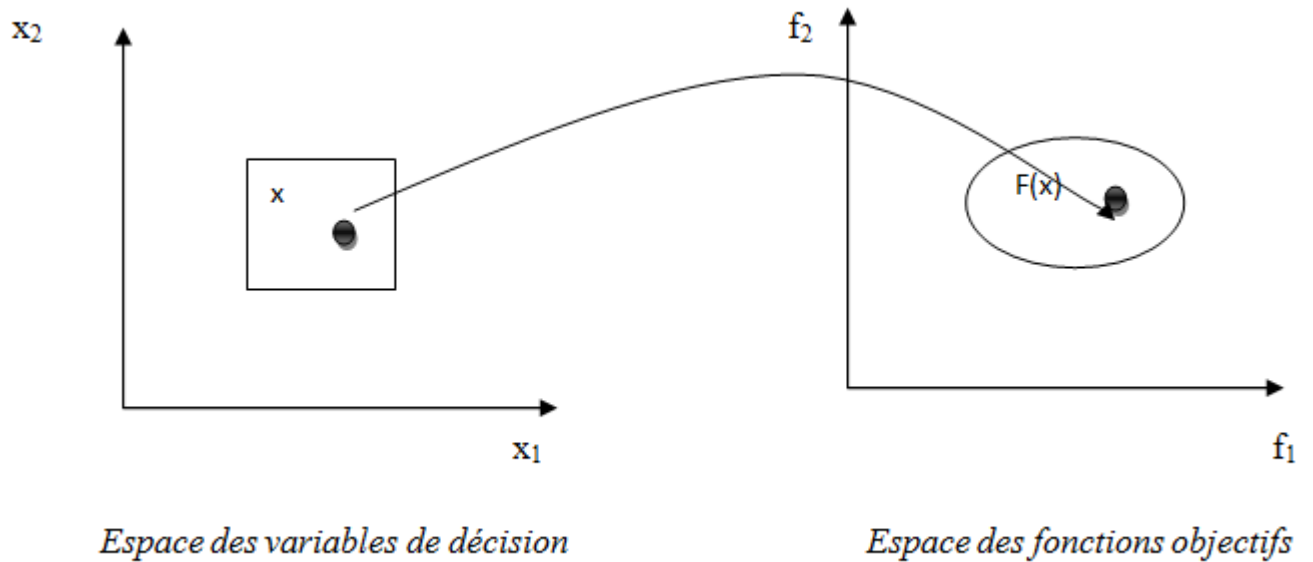


FIGURE 1.1 – Problème d'optimisation multi-objectifs (cas de deux variables et deux fonctions objectifs)

1.2 Notions d'optimalité

Les problèmes multi-objectifs sont beaucoup plus difficiles à traiter que les problèmes mono-objectif, cette difficulté est raison de l'absence d'une relation d'ordre total entre les solutions, une solution peut être meilleure qu'une autre sur certains objectifs et moins bonne sur les autres, donc il n'existe généralement pas une solution unique qui assure une solution optimale simultanément pour l'ensemble d'objectifs, voila pourquoi le concept de solution optimale devient moins pertinent en optimisation multi-objectifs.

1.2.1 Solution efficace

Dans le cas d'optimisation de plusieurs objectifs, la solution optimale n'est plus une solution unique mais un ensemble de solutions compromis entre les différents objectifs à optimiser. Pour identifier ces meilleurs compromis, il est nécessaire de définir une relation d'ordre entre ces éléments, parmi ces relations, la plus célèbre et la plus utilisée est la relation de dominance au sens de Pareto, l'ensemble des meilleurs compromis est appelé : front de Pareto, la surface des compromis ou l'ensemble des solutions efficaces. Cet ensemble construit un équilibre, c'est-à-dire qu'aucune amélioration peut être faite sur un objectif sans la dégradation d'au moins un autre objectif.

Définition 1.2.1. Soit $x_1, x_2 \in \Omega$. On dit que x_1 domine x_2 ssi :

$$f_i(x_1) \leq f_i(x_2) \quad \forall i \in \{1 \dots n\};$$

et

$$\exists j \in \{1 \dots n\} : f_j(x_1) < f_j(x_2).$$

Les solutions non dominées sont appelées solutions efficaces (optimales au sens de Pareto).

Soit $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_k^*)$ une solution Pareto optimale d'un problème multi-objectifs, il n'existe donc aucune autre solution $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ tel que la fonction $f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$ domine $f(x^*) = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_k^*)$

Ainsi, toute solution de l'ensemble Pareto peut être considérée comme optimale . Ces solutions forment le front Pareto. La problématique de décision multicritère dans ce cas,

consiste à choisir un point du front de Pareto qui s'apparente le mieux avec les préférences du décideur. Par conséquent, la formalisation des préférences du décideur est un élément crucial du processus de décision multicritère.

1.2.2 Point idéal

Les coordonnées du point idéal correspondent aux meilleures valeurs de chaque objectif. Elles sont aussi les valeurs obtenues en optimisant chaque fonction objectif séparément. Dans l'ensemble des points réalisable de l'espace des objectifs, $F(\Omega)$, c'est le point de coordonnées (y_1^*, \dots, y_k^*) , avec $y_i^* = \min_{x \in \Omega} f_i(x)$, $i = 1 \dots n$.

$y = (y_1, \dots, y_n)$ avec $y_i = f_i(x)$ représente un point de l'espace objectif.

Ce point ne correspond pas forcément à l'image d'une solution réalisable car si c'était le cas, cela sous-entendrait que les objectifs ne sont pas contradictoires et qu'une solution optimisant un objectif, optimise simultanément tous les autres, ce qui ramènerait le problème à un problème ayant une seule solution Pareto optimale.

1.2.3 Point Nadir

Les coordonnées du point Nadir (pn) correspondent aux pires valeurs de chaque objectif des points du front Pareto.

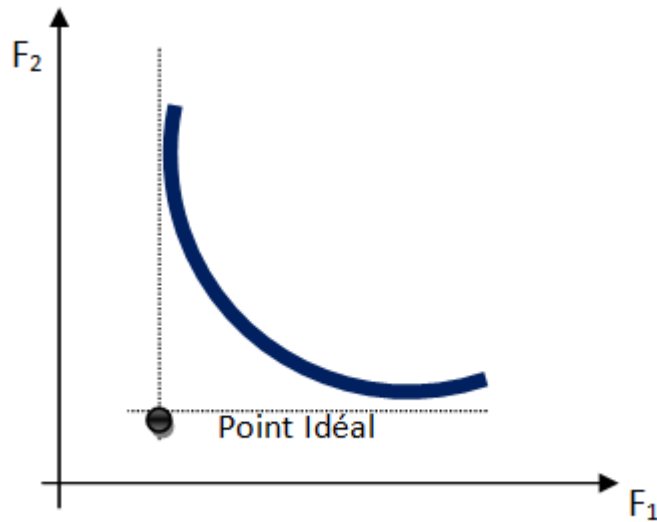


FIGURE 1.2 – Allure de la frontière de Pareto, cas de minimisation de deux objectifs.

1.3 Classification des méthodes de résolutions des problèmes d'optimisation multi-objectifs

De nombreuses méthodes d'optimisation multi-objectifs existent. Un grand nombre de ces méthodes ont été recensées et décrites dans l'ouvrage de *Colette et Siarry* [8].

Les premières tendances aboutissent à des méthodes purement mathématiques dont elles ne peuvent pas tendre vers l'ensemble de solutions dans un temps optimal et elles sont compliquées, par exemple, la programmation linéaire, la méthode de Simplexe, ...etc . On outre, une deuxième tendance a pour but d'avoir des méthodes qui tendent vers l'ensemble de solutions dans un temps optimal et d'une manière simple en se basant sur le principe des heuristiques, cette tendance est " les métaheuristiques ", comme Le recuit simulé, Colonies de fourmis ... etc.

Pour classer ces méthodes, plusieurs classement sont apparut selon des critères différents, quelques auteurs les classifient en quatre groupes :

- Les méthodes scalaires.
- Les méthodes interactives.
- Les méthodes d'aide à la décision.

— Les méthodes exploitant une méta-heuristiques.

Ces méthodes de ces quatre groupes peuvent aussi être rangées en trois familles de méthodes d'optimisation multi-objectifs [37] :

- **Les méthodes à préférence a priori :**

Dans ces méthodes, le décideur définit le compromis qu'il désire réaliser (il fait part de ces préférences) avant de lancer la méthode d'optimisation. Généralement, les fonctions objectifs et les critères de choix sont regroupés en une seule fonction objectif par agrégation. Il s'agit alors d'optimiser une fonction unique où chaque objectif est considéré comme étant une variable d'optimisation, le problème est ainsi ramené à un problème d'optimisation mono-objectif. L'avantage de cette méthode est sa flexibilité dans le choix d'un algorithme d'optimisation mono-objectif. De plus, si la méthode d'agrégation et les pondérations sont bien choisit, alors la méthode aura l'avantage d'être rapide à exécuter puisqu'elle ne nécessite qu'une seule exécution pour obtenir le compromis souhaité.

- **Les méthodes à préférence progressives :**

Dans ces méthodes, l'utilisateur affine son choix de compromis au fur et à mesure du déroulement de l'optimisation. Elles permettent donc de bien prendre en compte les préférences du décideur, mais nécessite sa présence tout au long du processus de recherche. On retrouve dans cette famille les méthodes interactives.

- **Les méthodes à préférence a posteriori**

Cette méthodologie vise l'obtention d'un ensemble de solutions optimales parmi lesquelles le décideur effectue un choix. Aucun critère de préférence n'est alors incorporé dans l'étape d'optimisation. Cette étape vise ainsi l'obtention des solutions qui constituent les meilleurs compromis entre les différents objectifs.

Le principal avantage de cette méthode est son potentiel d'analyse des compromis obtenus permettant d'accroître la connaissance et la compréhension du problème à optimiser.

1.3.1 Les méthodes scalaires

Ces méthodes sont dans la familles à préférence a posteriori. A l'origine, les problèmes multi-objectifs étaient transformés en problèmes mono-objectif, plusieurs approches différentes ont été mises au point pour se faire, telles que :

1.3.1.1 Méthodes d'agrégation par pondération

Ces méthodes définissent une fonction objectif unique, comme étant la somme pondérée des différentes fonctions objectif du problème initial. En affectant à chaque objectifs un poids qui représente l'importance relative que le décideur attribue à l'objectif. Cette méthode est la plus simple des méthodes d'optimisation multi-objectifs. La transformation que l'on effectue est la suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot f_i(x) \\ \text{Avec } x \in \Omega \end{array} \right. \quad (1.2)$$

ω_i : Appelé le poids, est une pondération associée au critère. Cette pondération permet d'exprimer des préférences sur les critères de décision, $\omega_i \in [0 \ 1]$ et $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$.

1.3.1.2 Programmation par but

Dans les approches de ce type, le décideur doit définir des buts ou des références qu'il désire atteindre pour chaque objectif, ces valeurs sont introduites dans la formulation de problème, le transformant en un problème mono-objectif. La nouvelle fonction objectif est modifiée de façon à minimiser les écarts entre les résultats et les buts à atteindre.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } \sum_{i=1}^n |f_i(x) - T_i| \\ x \in \Omega \end{array} \right. \quad (1.3)$$

T_i : représente la valeur à atteindre pour le $i^{\text{ème}}$ objectif.

1.3.1.3 Méthodes ε -contraintes

elle est aussi dite méthode du compromis. Elle transforme un problème d'optimisation multio-bjectif en un problème d'optimisation mono-objectif de la façon suivante :

-
- Choisir un objectif à optimiser prioritairement f_k
 - Choisir un vecteur de contraintes initiales ε .
 - Transformer le problème en gardant l'objectif prioritaire et en transformant les autres objectifs en contraintes d'inégalités comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } f_k(x) \\ \text{Telque : } f_i(x) \leq \varepsilon_i \\ \forall i \in [1..n] \\ i \neq k \\ x \in \Omega \end{array} \right. \quad (1.4)$$

1.3.2 Les méthodes interactives

Les méthodes interactives permettent de chercher une et une seule solution. Elles forment la famille des méthodes progressives et permettent à l'utilisateur de déterminer ses préférences vis-à-vis d'un compromis entre objectifs au cours de l'optimisation. Nous allons maintenant présenter quelques méthodes interactives (ou plutôt quelques principes d'interaction).

1.3.2.1 Les méthodes de Fandel

Le but de cette méthode est d'aider l'utilisateur dans le choix de ses coefficients de pondération [16].

On définit le problème de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot f_i(x) \\ \text{Avec } x \in \Omega. \end{array} \right. \quad (1.5)$$

avec $\omega_i \geq 0$ et $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$. On retrouve cette condition dans la méthode de pondération des fonctions objectifs.

Comme pour la méthode de pondération des fonctions objectif, la variation des coefficients ω_i permet de déterminer les points de la surface de compromis. En revanche, dans la méthode de Fandel, on suppose que ces coefficients ne sont pas connus. On suppose aussi

que le décideur cherche une solution qui soit proche de la solution idéale .

En plus de cette méthode, il existe d'autres telles que : la méthode de Step, la méthode de Geoffrion, La méthode de Jahn.

1.3.3 Les méthodes exploitant une méta-heuristique

Les méthodes classiques de résolution des problèmes d'optimisation ne sont pas adaptées à tout type de problème dont les fonctions à optimiser sont des fonctions difficiles ou complexes.

Les nouvelles méthodes sont souvent inspirées de mécanismes d'optimisation rencontrés dans la nature. Elles sont incomplètes dans le sens où elles n'explorent délibérément qu'une partie de l'espace de recherche, elles sont utilisées pour les problèmes où on ne connaît pas d'algorithmes de résolution en temps polynomial et pour lesquels on espère trouver une solution approchée de l'optimum global. Ces méthodes utilisent généralement des heuristiques ou des méta-heuristiques pour ce guider dans l'espace de recherche et choisir les solutions proche de l'optimum, Plusieurs classifications des métaheuristiques ont été proposées, la plupart distinguent globalement deux catégories : celles se basant sur une solution unique, et celles se basant sur une population de solution.

1.3.2.1 Qu'est-ce qu'une méta-heuristique ?

Le mot méta heuristique est dérivé de deux mots grecs, méta qui signifie au-delà, dans un niveau supérieur, et heuristique qui signifie l'art d'inventer, de faire des découvertes [20].

Les méta-heuristiques sont des algorithmes itératifs, possédant une composante aléatoire et parcourant l'espace de recherche par différentes techniques de génération des solutions. Ces algorithmes sont souvent inspirés par des systèmes physiques, biologiques ou éthologiques. Le caractère méta tient du fait qu'un même algorithme peut agréger différents problèmes d'optimisation difficile sans modification structurelle majeure.

1.3.2.2 L'élitisme

Dans le cas d'un problème mono-objectif, l'élitisme consiste à recopier dans la génération suivante la meilleure solution. Dans le cas multi-objectifs cela consiste à maintenir

une population externe, qui permet d'archiver le meilleur ensemble des points non dominés découverts jusqu'ici. Cet ensemble est mis à jour continuellement pendant la recherche, et participe avec une certaine probabilité à l'étape de sélection. Cette méthode permet ainsi une intensification de la recherche. Actuellement, les algorithmes élitistes obtiennent de meilleurs résultats sur un grand nombre de problèmes multiobjectifs [?].

1.3.2.3 Les méta-heuristiques à base de solution unique

Les méta-heuristiques à base de solution unique travaillent sur un seul point de l'espace de recherche à un instant donné en commençant avec une solution initiale puis de l'améliorer itérativement en choisissant une nouvelle solution dans son voisinage.

1.3.2.4 Les méta-heuristique à base de population de solution

Elles travaillent sur un ensemble de points de l'espace de recherche en commençant avec une population de solution initiale puis de l'améliorer au fur et à mesure des itérations. L'intérêt de ces méthodes est d'explorer un très vaste espace de recherche et d'utiliser la population comme facteur «de diversité» de plus elle sont très adaptées et très largement utilisées pour l'optimisation mult-iobjectifs.

Colonie de Fourmis

La métaheuristique d'optimisation par colonies de fourmis a été initialement introduite en 1991 par *Dorigo, Maniezzo et Colormi* [14] et a été inspirée par les études de *Deneubourg et al* [15] sur le comportements collectifs des fourmis (dépôt et suivie des traces de phéromone).

A l'origine, elle a été conçue afin de résoudre le problème classique du voyageur de commerce en proposant le premier algorithme (ACO) [35]; Elle s'est popularisée, puis a été l'objet d'améliorations dès 1995 et a été appliquée avec succès à d'autres problèmes d'optimisation dès 1994.

Nous reverrons cette méthode plus en détails dans la section suivante.

1.3.4 Les méthodes d'aide à la décision

Les méthodes que nous avons présentées jusqu'ici étaient basées sur la relation de dominance. Cette relation (que l'on peut définir de plusieurs manières : la dominance de Pareto, la dominance lexicographique par exemple) permet de filtrer les éléments d'un ensemble, et de ne retenir que les éléments incomparables entre eux. Cependant, il existe une autre approche pour obtenir un ensemble de solutions, qui repose sur l'établissement d'une relation d'ordre

entre les différents éléments. Ainsi, on peut, en fonction de la relation d'ordre définie, obtenir un ensemble de solutions (relation d'ordre partiel) ou une et une seule solution (ordre complet). L'autre différence majeure, par rapport aux méthodes d'optimisation multi-objectifs "classiques", vient du fait que les méthodes d'aide à la décision ne travaillent que sur des ensembles discrets de points (les méthodes d'optimisation multi-objectifs "classiques" peuvent travailler, elles, sur des ensembles continus).

Parmi les méthodes d'aide à la décision les plus utilisées, on cite : les méthodes ELECTRE (I, IS, II, III, IV et TRI), et les méthodes PROMETHEE (I et II).

Chacune de ces méthodes traite une problématique bien précise. Les éléments importants qui différencient ces méthodes sont la définition de la relation de classement des actions (chaque méthode exploite une relation de préférence différente) et la méthode d'exploitation des résultats.

Une autre méthode d'aide à la décision qui aide le décideur dans la pondération des critères, est la méthode AHP, nous donnerons les détails et les étapes de calcul dans la section suivante.

1.4 Méthodes de résolution utilisées dans la résolution du problème traité

Pour la résolution du problème de conception optimale d'un bâtiment en béton armé, nous avons eu recours à quelques méthodes de résolution des problèmes multi-objectifs, ces méthodes sont : but à atteindre, branch and bound et colonies de fourmis.

1.4.1 Analyse Hiérarchique des Procèdes (Analytic Hierarchy Process)

La méthode AHP, a été introduite par Thomas Saaty [31] en 1980, Saaty était motivé pour essayer de développer une manière simple d'aider les gens à prendre des décisions complexes. Le résultat était "Analytic Hierarchic process". Cette méthode a la capacité de gérer différentes classes de critères à savoir, les critères qualitatifs et les critères quantitatifs. Ces trois mots désignent :

- **Analyse (analytic)** : signifie la séparation d'entité en ses éléments constitutifs. L'AHP nous aide à mesurer et synthétiser la multitude de facteurs impliqués dans des décisions

complexes.

- **Hiérarchique (hierarchic)** : les grands organismes sont universellement hiérarchiques en structure. Cela veut dire, qu'ils sont divisés en unités qui sont subdivisées en plus petites unités, qui sont, à leur tour, subdivisées et ainsi de suite.

- **Procédure (Process)** : une procédure est une série d'actions, de transformations, ou de fonctions qui génère une fin ou un résultat.

La méthode AHP procède par combinaisons binaires de chaque niveau de la hiérarchie par rapport aux éléments du niveau supérieur et se distingue par sa façon de déterminer les poids de critères.

1.4.1.1 Les étapes de la méthode

Afin d'obtenir les poids associés a chaque critère, on suit les étapes suivante :

1. Construction d'une structure hiérarchique pour le problème de décision

La première étape en employant AHP est développer une hiérarchie en décomposant le problème en ses composantes.trois niveaux principaux de la hiérarchie sont à établir : le but, les objectifs et les solutions potentielles.

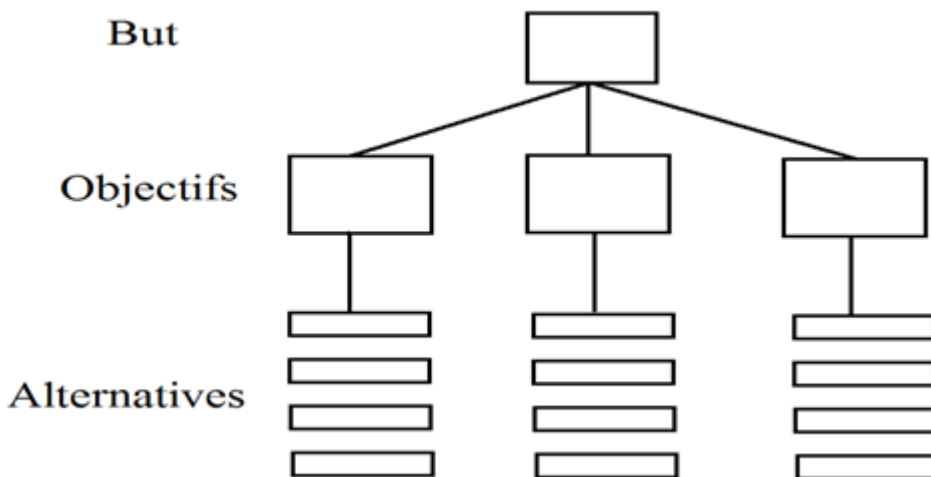


FIGURE 1.3 – Arborescence d'une hiérarchisation simple

Tel que :

-
- **But** : est la précision et la formulation de l'objectif global.
 - **Objectifs** : représentent le premier niveau de l'arborescence. Les objectifs sont supposés indépendants
 - **Alternatives** : toutes les solutions de rechange réalisables qui sont disponibles pour atteindre le but final [7]. Ou bien c'est l'ensemble des objets, candidats, alternatives que l'on va explorer dans le processus de décision [30] .

2. Établissement des priorités

Lorsque le problème est structuré hiérarchiquement, une matrice de comparaison est mise en place pour comparer l'importance relative des critères en respectant l'objectif premier inscrit au niveau supérieur de l'arbre .Pour comparer les critères, il faut se poser la question : dans quelle mesure l'un des critères possède-t-il l'avantage ou domine, influence, satisfait, profite, contribue-t-il d'avantage à la propriété par rapport à l'autre ?

Souvent, comparer les critères intangibles ou non quantitatifs de type politique, social, environnementale, Etc., représentent une tâche difficile. Saaty a proposé une échelle de pondération pour les critères intangibles, il a utilisé des chiffres pour représenter l'importance relative d'un critère par rapport à un autre en fonction de la priorité.

Le tableau (1.1) donne l'échelle de mesure de la méthode AHP :

TABLE 1.1 – Échelle relative de Saaty [32]

Valeur numérique	Échelle sémantique	Description
1	Importance égales des deux critères	Les deux critères contribuent autant au critère père
3	Faible importance d'un critère par rapport à un autre	L'expérience et l'appréciation personnelles favorisent légèrement un critère par rapport à un autre
5	Importance forte ou déterminante d'un critère par rapport à un autre	L'expérience et l'appréciation personnelles favorisent fortement un critère par rapport à un autre
7	Importance attestée d'un critère par rapport à un autre	Un critère est fortement favorisé et sa dominance est attestée dans la pratique
9	Importance absolue d'un critère par rapport à un autre	Les preuves favorisant un critère par rapport à un autre sont aussi convaincantes que possible
2,4, 6,8	valeurs intermédiaires pour mettre en évidence des compromis	Un compromis est nécessaire
Valeurs inverses	utilisées pour montrer la dominance du second élément par rapport au premier	

Cette échelle nous permet de construire la matrice de préférence $A(n)$ tel que ses éléments $A(i, j)$ sont introduit comme suit :

$$\text{Si } i = j \quad a_{ij} = 1 \quad \text{avec } i, j = 1, \dots, n$$

$$\text{Si } i \neq j \quad a_{ji} = 1/a_{ij}$$

La matrice de comparaison entre les critères s'écrit sous la forme suivante :

$$A = \begin{pmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 1/a_{12} & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/a_{1n} & 1/a_{2n} & \cdots & 1 \end{pmatrix},$$

3. Détermination des poids

Les poids des critères sont calculés à partir de la matrice des préférence A selon les étapes suivantes :

- Additionner les valeurs de chaque ligne de la matrice de comparaison A

$$S_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$$

- Calculer la somme totale (ST) des valeurs obtenues dans la première étape

$$ST = \sum_{i=1}^n S_i$$

- Le poids de chaque critère (W_i) est obtenu par la relation suivante

$$W_i = \frac{S_i}{ST}$$

4. Cohérence des jugements

La cohérence des résultats doit également être vérifiée pour les matrices d'évaluation en calculant un indice appelé indice de cohérence (CI), il permet d'évaluer les calculs effectués, en d'autres termes, permet de vérifier si les valeurs de l'échelle attribuées par le décideur sont cohérentes ou non, cet indice peut se calculer par la relation suivante :

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}$$

tel que :

- n : nombre d'éléments comparés.
- λ_{max} : la valeur propre maximale de la matrice A .

On calcule λ_{max} en résolvant l'équation suivante

$$\det(A - \lambda I_d) = 0$$

- I_d : est la matrice identité.

Plus l'indice de cohérence est grand et plus les jugements de l'utilisateur sont incohérents et vice versa.

Saaty a défini, par expérimentation, un ratio de cohérence comme le rapport de l'indice de cohérence calculé sur la matrice correspondant aux jugements du décideur et de l'indice aléatoire (RI) d'une matrice de même dimension.

Le ratio de cohérence RC est donné par la formule suivante :

$$RC = \frac{CI}{RI}$$

Le ratio de cohérence peut être interprété comme la probabilité que la matrice soit complétée aléatoirement. La cohérence globale d'appréciation est évaluée au moyen de ce ratio de cohérence RC .

Selon Saaty, la valeur de ce dernier doit être au plus égale à 10%. Dans le cas où cette valeur dépasse 10%, les appréciations peuvent exiger certaines révisions

Les valeurs du RI sont donnés dans le tableau suivant :

TABLE 1.2 – Table 1.2 : Random index [7] .

N= nombre de critères	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
RI	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51	1.48	1.56	1.57	1.59

5. Agrégation des poids relatifs des différents niveaux de la hiérarchie afin de pouvoir fournir un classement des alternatives de décision

L'agrégation des performances consiste en un produit matriciel du vecteur P^k et I_j tels que :

$$P^k = [P_1^k, P_2^k, P_{n0}^k]$$

$n0$: Le nombre d'objectifs .

P_i^k : La préférence de l'alternative k sachant l'objectif j . I_j : l'importance relative à l'objectif j .

$$V_k = \sum_{n=1}^{n0} I_n * P_n^k \quad (1.6)$$

V_k permet de classer k .

1.4.2 Méthode de but à atteindre

Le but à atteindre est une approche scalaire, elle consiste à définir un ensemble de buts qu'on espère atteindre pour chaque fonction objectif. L'algorithme tente de minimiser l'écart entre la solution courante et ses buts. Cette approche utilise un point de référence pour guider la recherche. Mais elle introduit aussi une direction de recherche, si bien que le processus de résolution devra suivre cette direction. L'approche du but à atteindre utilise des contraintes pour déterminer la position du point de référence. L'écart par rapport à ce but est contrôlé grâce à la variable λ introduite à cet effet :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimiser } \lambda \\ \text{Tel que } f_1(x) - \omega_1 \cdot \lambda \leq B_1 \\ \quad \cdot \\ \quad \cdot \\ \quad f_n(x) - \omega_n \cdot \lambda \leq B_n \\ \lambda \in \mathbb{R} \\ x \in \Omega \\ \sum_{i=1}^n \omega_i = 1. \end{array} \right. \quad (1.7)$$

Ainsi en minimisant λ et en vérifiant toutes les contraintes, la recherche va s'orienter vers le but $B = (B_1 B_n)$, et s'arrêter sur le point A faisant partie de la surface de compromis (voir l'illustration en 2 dimensions à la figure 1.4 [33]).

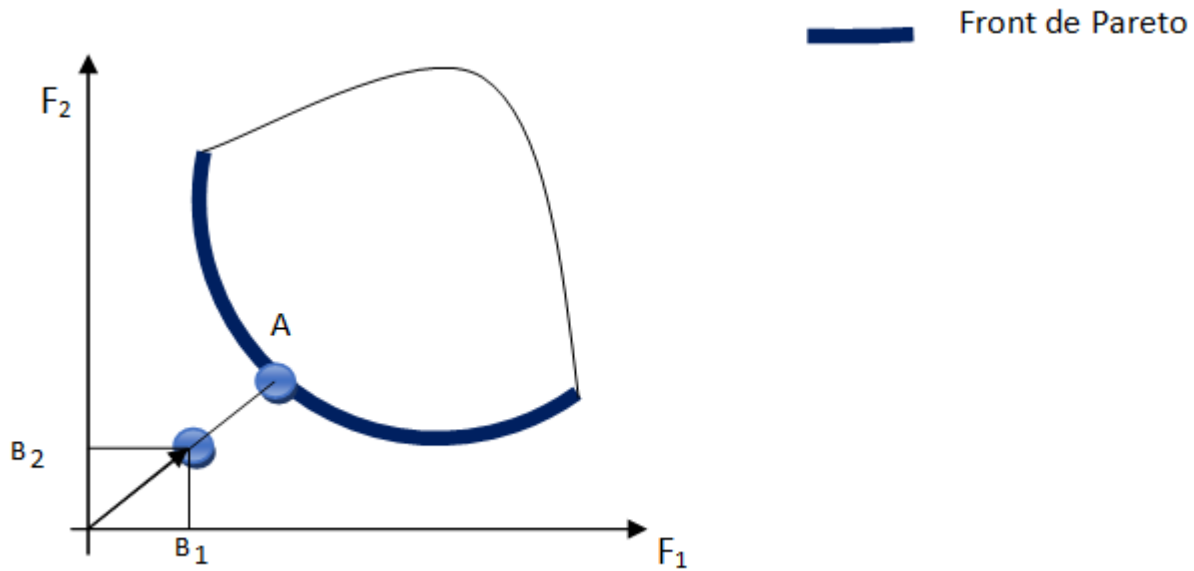


FIGURE 1.4 – Interprétation graphique de l’approche par ”but à atteindre”

Cependant, cette approche comme les autres approches scalaires, doit être itérée plusieurs fois dans le but d’obtenir un ensemble de points Pareto optimaux. Les paramètres ω et B doivent être bien choisis par l’utilisateur. Bien que ces paramètres permettent une grande flexibilité de la recherche (orientation et but), s’ils sont mal choisis, ils peuvent, dans certains cas extrêmes, donner des résultats non cohérents [11].

Comme notre problème est en nombres entiers, alors on a fait appel à la méthode appropriée qui est la méthode Branch and Bound. Les deux méthodes ”but à atteindre” et ”Branch and Bound” seront combinées dans un seul algorithme.

1.4.3 Algorithme séparation et évaluation (Branch and Bound)

Les méthodes arborescentes sont des méthodes exactes d’optimisation qui pratiquent une énumération intelligente de l’espace des solutions [11]. Elles partagent l’espace des solutions en sous ensembles de plus en plus petits, la plupart étant éliminés par des calculs de bornes avant d’être construits explicitement.

Selon le terme anglo-saxon, un algorithme par séparation et évaluation est également appelé Branch et Bound (β & β). Cette méthode a été introduite pour la première fois par A. H Land et A. G. Drigo (1960) qui l'avaient décrit comme une méthode de construction d'un arbre de décision [2], tel que le sommet de base correspond à l'ensemble des solutions réalisables et dont les autres sommets correspondent à des sous ensembles de l'ensemble des solutions réalisables [11]. Cette méthode est une méthode générique appliquée à des problèmes NP-difficiles.

La méthode branch & bound utilise la stratégie diviser pour régner, en se basant sur deux concepts : le branchement (séparation) qui consiste à diviser l'espace des solutions en sous problèmes pour les optimiser chacun individuellement ; et l'évaluation qui consiste à déterminer l'optimum de l'ensemble des solutions réalisables associé à chaque sommets, elle évite l'énumération systématique de toutes les solutions. La techniques classiques pour le calcul de minorants est fondée sur l'idée de relaxation de certaines contraintes : relaxation continue, relaxation lagrangienne . Une itération dans cette méthode consiste à choisir un sommets non encore séparés. La recherche se termine quand tous les sommets ont été explorés(stérilisés).

1.4.4 Optimisation par colonie de fourmis (OCF)

Le comportement d'essaim est devenu une source d'inspiration pour les chercheurs pour la conception de méthodes de résolution de problèmes complexes. en particulier, les fourmis, vu leurs comportements collectifs variés au sein de colonies et leurs auto-organisation. cela a donné naissance à une méthode d'optimisation connue sous le nom : "optimisation par colonies de fourmis".

Les fourmis utilisent une forme indirecte de communication appelée stigmergie. Lorsqu'elles explorent un environnement, les fourmis construisent un chemin en déposant une substance volatile : la phéromone. Les suivantes fourmis lisent cette information grâce à leurs antennes et choisiront probablement le chemin possédant la plus forte concentration de phéromone [28].

1.4.4.1 Similarité et différence entre les fourmis réelles et virtuelles

On commence d'abord par définir les fourmis réelles et les fourmis virtuelles :

- **Fourmis réelles**

Les fourmis (famille des Formicidae) sont des insectes sociaux formant des colonies, appelées fourmilières, parfois extrêmement complexes, contenant de quelques dizaines à plusieurs millions d'individus. Les fourmis sont classées dans l'ordre des hyménoptères, c'est à dire des insectes dont les deux paires d'ailes sont membraneuses et fines, source d'inspiration des éthologistes.

- **Fourmis virtuelles**

Les fourmis virtuelles ont une double nature. D'une part, elles modélisent les comportements abstraits de fourmis réelles, et d'autre part, elles peuvent être enrichies par des capacités que ne possèdent pas les fourmis réelles, afin de les rendre plus efficaces que ces dernières. [9].

Voici les points communs et les différences entre ces deux fourmis :

- **Points communs**

- Chacune trouve une solution
- Marquage de la piste avec des phéromones
- Évaporation des phéromones
- Recherche du plus court chemin
- Prise de décision aléatoires

- **Différences**

- Monde non-continu
- Mémoire (parcours, performances, ...)
- Quantité de phéromones proportionnelle à la qualité de la solution
- Mise à jour à la fin du parcours
- retour en arrière

1.4.4.2 Technique d'optimisation

Dans l'optimisation par colonie de fourmis, un certain nombre de fourmis établissent des solutions au problème d'optimisation considéré et échangent l'information sur la qualité de ses solutions. En marchant du nid à la source de nourriture et vice-versa (ce qui dans un premier temps se fait essentiellement de façon aléatoire), les fourmis déposent au passage de la phéromone, qui a le rôle de marqueur de chemin : quand les fourmis choisissent leur chemin, elles ont tendance à choisir la piste qui porte la plus forte concentration de phéromones. Cela leur permet de retrouver le chemin vers leur nid lors du retour. D'autre part, les odeurs peuvent être utilisées par les autres fourmis pour retrouver les sources de nourritures trouvées par leurs congénères [6].

1.4.4.3 Intensification / diversification

Quand on explore un espace de recherche, avec une heuristique, il est primordiale de trouver un compromis entre, d'une part, intensifier la recherche aux alentours des zones les plus prometteuses, qui contiennent les meilleures combinaisons trouvées, et d'autre part, diversifier la recherche afin de pouvoir explorer de nouvelles zones qui peuvent contenir de meilleures combinaisons.

- **Intensification**

L'intensification se fait par le dépôt de la phéromone sur les meilleures combinaisons trouvées au cours de la recherche ACO. Lors de la construction de nouvelles combinaisons, la probabilité de choisir la combinaison sur lesquelles le dépôt de la phéromone est effectué est considérable, cela intensif donc l'effort de recherche aux alentours de ces composantes.

- **Diversification**

Si l'on intensifie trop la recherche, on risque d'obtenir un phénomène de stagnation prématurée, où les fourmis convergent autour d'une combinaison qui n'est pas optimale, et ne sont plus capable d'explorer d'autre zones de l'espace de recherche. Pour éviter ce phénomène il est donc nécessaire de diversifier le recherche.

La diversification de le recherche est assurée par le stratégie de choix probabiliste

des composantes, sous réserve que la probabilité de choix ne puissent pas devenir nulles, ces probabilités sont définies par le produit des deux facteurs phénoménaux et heuristiques, il faut donc s'assurer que ces facteurs ne peuvent devenir nuls.

1.4.4.4 Algorithme de colonies de fourmis

Le principe des algorithmes d'optimisation par colonie de fourmis est de représenter le problème à résoudre sous la forme de la recherche d'un meilleur chemin dans un graphe de construction, puis d'utiliser des fourmis artificielles pour rechercher de bons chemins dans ce graphe. Les fourmis déposent des traces de phéromone sur les composants du graphe de construction cette quantité de phéromone déposée dépend de la qualité de la solution trouvée. Elles choisissent leurs chemins relativement aux traces de phéromone précédemment déposées ; ces traces sont évaporées au cours du temps [5].

Le choix des structures phéromonales est un point clé dans la résolution. En effet, pour les problèmes mono-objectif, généralement une seule structure de phéromone est utilisée correspondant à l'unique l'objectif. Cependant, lorsqu'il y a plusieurs objectifs à optimiser simultanément, il n'est plus évident de définir les structures phéromonales, comment les associer aux fonctions objectifs, ni comment les exploiter lors de la construction de solutions.

Différents algorithmes d'ACO(Ant Colony Optimization) sont proposés dans la littérature. L'algorithme d'optimisation original est connu sur le nom Ant System a été proposé par Dorigo et al [13] .

algorithme 1 Algorithme de colonie de fourmis

Début

Initialiser les traces de phéromone à τ_0

tant que critère d'arrêt non atteint **faire**

— Construction de combinaisons par les fourmis

— Mise a jour phéromone().

fin tant que

Fin

- Structure phéromonale

La phéromone est utilisée pour biaiser les probabilités de choix des composants de combinaisons lors de la construction d'une combinaison. Un point crucial pour la performance de l'algorithme réside donc dans le choix de la structure phéromonale, c'est-à-dire, dans le choix des données sur lesquelles des traces de phéromone seront déposées. En fonction de l'application à résoudre, on peut envisager différentes structures phéromonales. Selon le problème étudié, les traces de phéromones peuvent être associées dans le graphe de construction soit aux sommets ou bien aux arêtes [35]. Au début de l'exécution d'un algorithme OCF, toutes les traces de phéromone sont initialisées à une valeur donnée très petite.

- **Construction de combinaisons par les fourmis**

La métaheuristique de colonie de fourmis est souvent plus efficace quand elle est hybridée avec des algorithmes de recherche locale. Ceux-ci optimisent les solutions trouvées par les fourmis, avant que celles-ci ne soient utilisées pour la mise à jour des pistes de phéromone. Du point de vue de la recherche locale, utiliser des algorithmes de colonies de fourmis pour engendrer une solution initiale est un majeur avantage. Partant d'une combinaison vide, ou d'une combinaison contenant un premier composant de combinaison choisi aléatoirement ou selon une heuristique donnée, la fourmi ajoute un nouveau composant de combinaison à chaque itération, jusqu'à ce que la combinaison soit complète. A chaque itération, le prochain composant de combinaison est choisi selon une règle de transition probabiliste : étant donné un début de combinaison S , et un ensemble de composants de combinaison C pouvant être ajoutés à S , la fourmi choisit le composant $i \in C$ selon la probabilité :

$$P_S(i) = \frac{[\tau_S(i)]^\alpha \cdot [\eta_S(i)]^\beta}{\sum_{j \in C} [\tau_S(j)]^\alpha \cdot [\eta_S(j)]^\beta} \quad (1.8)$$

$\tau_S(i)$ est le facteur phéromonal associé au composant de combinaison i par rapport au début de combinaison S ; la définition de ce facteur phéromonal dépend de la structure phéromonale choisie.

α et β sont deux paramètres permettant de moduler l'influence relative des deux

facteurs dans la probabilité de transition. En particulier, si $\alpha = 0$ alors le facteur phéromonal n'intervient pas dans le choix des composants de combinaison. À l'inverse, si $\beta = 0$ alors seules les traces de phéromone sont prises en compte pour définir les probabilités de choix.

- **Mise à jour des phéromones**

La mise à jour de la trace de phéromone est réalisée dans le but de mieux diriger la recherche. Cette opération s'effectue en deux étapes. Dans une première étape, toutes les traces de phéromone sont diminuées, pour simuler l'évaporation en multipliant chaque composant phéromonal par un ratio de persistance ρ tel que $0 < \rho < 1$. Dans un deuxième temps, elle consiste à augmenter les niveaux de phéromone liés à un ensemble choisi de bonnes solutions.

1.4.5 OCF pour un problème d'optimisation multi-objectifs

Plusieurs approches sont proposées pour résoudre des problèmes multi-objectifs en utilisant l'algorithme de colonie de fourmis. Ces approches diffèrent principalement en ce qui concerne les trois points suivants : La structure de phéromone, La méthode de mise à jour, et la définition de facteurs heuristiques [21].

- **La structure de phéromone**

La quantité de phéromone déposée représente l'expérience de passé de la colonie. Quand il y a seulement une seule fonction objectif, l'expérience de passé est définie en fonction de cet objectif. En cas de plusieurs critères d'optimisation, deux stratégies différentes sont considérées. Une première stratégie considère une seule mémoire de phéromone (structure simple), dans ce cas, la quantité de phéromone représente une agrégation entre les différents objectifs. Une deuxième stratégie considère plusieurs structures de phéromone, dans ce cas, une colonie est associée à chaque objectif (chaque colonie ayant sa propre structure de phéromone).

- **La méthode de mise à jour**

En mettant à jour la trace de phéromone, on doit choisir lesquelles des solutions construites mettant à jour la mémoire de phéromone. Une première possibilité est de récompenser les solutions qui trouvent les meilleures valeurs pour chaque critère dans le cycle actuel, comme proposé dans [28]. Une deuxième possibilité est de récompenser les solutions efficaces du cycle actuel, dans ce cas, on peut qualifier toutes les solutions optimales dans le sens Pareto, ou seulement les nouvelles solutions qui entrent dans l'ensemble Pareto.

- **Facteurs heuristiques**

Deux stratégies peuvent être envisagées. Une première stratégie considère une agrégation des différents objectifs en construisant une seule information heuristique. La deuxième stratégie considère séparément une information heuristique pour chaque fonction objectif, dans ce cas, une colonie est associée à chaque objectif.

1.4.5.1 Les travaux OCF dans le contexte multi-objectifs

Récemment plusieurs travaux ont proposé des algorithmes basés sur l'optimisation par colonies de fourmis pour résoudre des problèmes multi-objectifs, appelés dans la littérature algorithmes MOACO. Voici l'essentiel de ses travaux :

Gambardella et al [17] ont développé un algorithme OCF bi-objectif où la meilleure solution globale est partagée par deux colonies pour solutionner un problème de tournées de véhicules. Dans cette approche, une colonie cherche à optimiser la meilleure solution connue sur le premier objectif (Le nombre de véhicules) tandis que l'autre cherche à optimiser le deuxième objectif (Le temps total des tours) tout en préservant la première solution, Les deux colonies partagent la même meilleure solution globale qui est utilisée pour la mise à jour de phéromone.

Mariano et Morales [25] proposent une multi-colonie pour la conception d'un réseau de distribution d'eau où ils associent une colonie à chaque objectif. Chaque objectif est influencé seulement sur une partie d'une solution. La colonie (*i*) reçoit une solution partielle des

fourmis de colonie ($i1$), et essaye ensuite d'améliorer cette solution en ce qui concerne le critère (i).

Alaya et al [3] proposent un algorithme générique appelé m-ACO (m est le nombre d'objectifs à optimiser). Le m-ACO est paramétré par le nombre de colonies de fourmis Col et le nombre de structures de phéromone considérés τ . L'algorithme 3.1 décrit la structure générique de m-ACO, quatre variantes sont proposées selon les valeurs des deux paramètres Col et τ . Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de la variante 4 qui considère une seule colonie et m structures de phéromone.

Conclusion

Résoudre un problème multi-objectifs consiste généralement à trouver un ensemble de solution, l'assortiment le plus répondu est celui de Pareto " front de Pareto", les solutions sont optimales dans le sens qu'il n'existe pas dans cet ensemble une solution meilleure qu'une autre. plusieurs méta-heuristiques sont adaptées aux problèmes multi-objectifs. Dans ce chapitre nous avons donné un petit aperçu sur l'optimisation multi-objectifs et les méthodes de résolution des problèmes associés, particulièrement, les méthodes utilisées dans notre cas d'étude qui est le problème d'optimisation des bâtiment en béton armé.

CHAPITRE 2

ANALYSE DESCRIPTIVE D'UN BÂTIMENT

Introduction

Un bâtiment forme un lieu intermédiaire entre ses occupants et l'environnement extérieur. Il a pour but de constituer un espace approprié aux activités prévues (logement, activités professionnelles, etc.)

A cet effet, nous allons présenter dans ce chapitre, les éléments de base constituant un bâtiment avec ses deux aspects architecturaux et structuraux.

Cette description est nécessaire pour mieux comprendre le problème traité dans la suite de l'étude.

2.1 Données générales sur la construction

Ces données fournissent un descriptif de la construction et concernent :

- Caractéristiques générales (Propriétaire, destination, nombre de logements, nombre de commerces, nombre total d'occupants classe d'importance socio-économique.
- Descriptif sommaire (nombre de niveaux , hauteur des niveaux , hauteur hors sol , nombre de sous-sols , hauteur des sous-sols ,surface au sol , toiture.

-
- Information sur la construction (année de construction, construction calculée au séisme, construction vérifiée par le C.T.C).
 - Etat apparent de la construction

Données sur l’implantation

Ces données concernent le site et environnement du bâtiment.

Caractéristiques géométriques du bâtiment

Ces données concernent la forme en plan, la régularité en élévation, le nombre de files porteuses ainsi que la redondance des files.

Système de contreventement

Nous avons considéré les systèmes porteurs les plus utilisés à savoir : maçonnerie non chaînée, maçonnerie chaînée, ossatures auto-stables à portiques en béton armé, ossatures auto-stables à portiques en charpentes métalliques, constructions en voiles en béton armé, constructions mixtes (voiles et portiques) en béton armé et constructions à noyau central en béton armé.

2.1.1 Description d’un bâtiment

Le bâtiment est un système composé d’étages, ces derniers sont constitués de logements, qui sont à leurs tour composés d’unités volumiques formées par des systèmes élémentaires ”composants” (poteaux, poutres, murs,...). Ces composants peuvent être divisés en sous-systèmes (matériaux de construction). Un bâtiment peut être décomposé en deux parties essentielles à savoir :

- La partie architecturale ;
- La partie structurale ;

La figure ci-dessous représente les différentes parties d’un bâtiment :

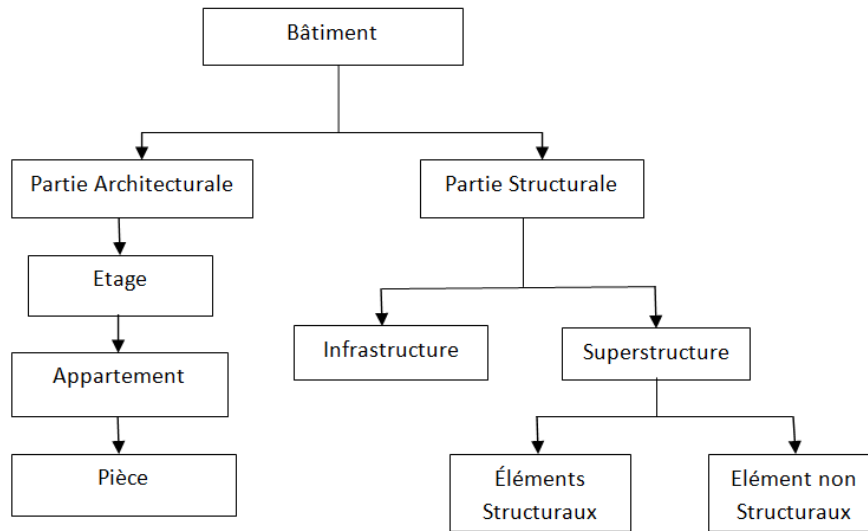


FIGURE 2.1 – Organigramme descriptif d’un bâtiment

2.1.1.1 Description architecturale du bâtiment

La géométrie et la topologie d’un bâtiment sont définies par une structure tridimensionnelle à base de facette. Elle est habillée par un ensemble de composants qui recouvrent la notion d’ouvrage (murs, poutre, planchers, ...). Cette description peut être représentée schématiquement par la figure ci-dessous :

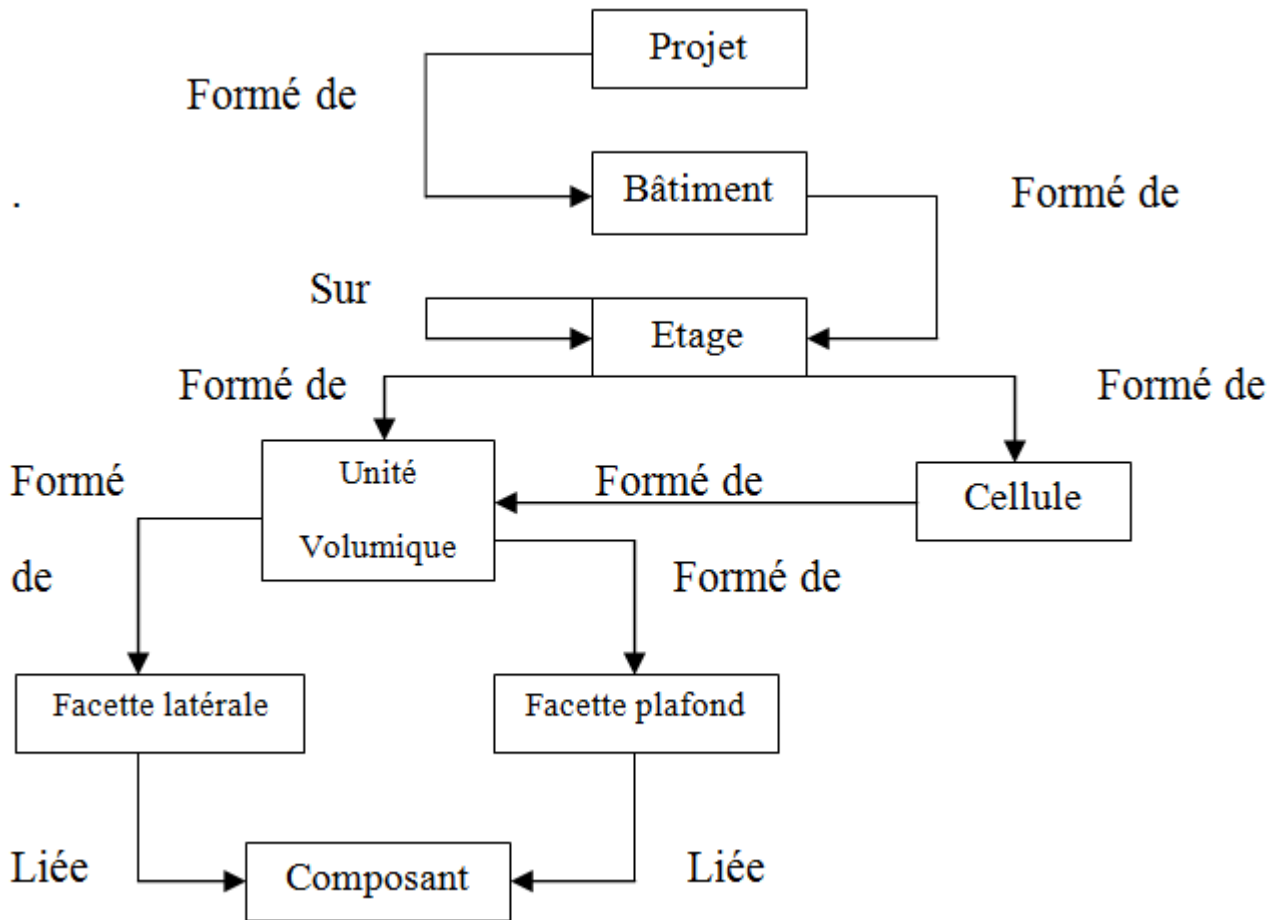


FIGURE 2.2 – Description architecturale d'un bâtiment.

- **Composition de logement**

Chaque logement se compose de :

Un séjour, une ou plusieurs chambres, une cuisine, salle de bain, W.C, des volumes de rangement, un espace de circulation, une loggia et un séchoir.

Les surface minimales habitables sont indiquées dans le tableau

TABLE 2.1 – Répartition de surface par type de logement(surface en m²)

Espace	F2	F3	F4	F5
Séjour	19	19	21	21
Chambre 1	13	13	13	13
Chambre 2	-	13	12	12
Chambre 3	-	-	12	12
Chambre 4	-	-	-	12
Cuisine	9	11	11	11
Salle de bain	3	3	3	3
W.C	1	1	1	1
Rangement	2	2	2	2
Circulation intérieure	8	8	10	10
Totale surface habitable	55	70	85	97
Séchoir	3	3	3	3
Loggia	4	4	4	4
Total surface logement	62	77	92	104

Ces données fournissent un descriptif de la construction et concernent :

- Caractéristiques générales (Propriétaire, destination, nombre de logements, nombre de commerces, nombre total d’occupants classe d’importance socio-économique).
- Descriptif sommaire (nombre de niveaux , hauteur des niveaux , hauteur hors sol , nombre de sous-sols , hauteur des sous-sols ,surface au sol , toiture.)
- Information sur la construction (année de construction, construction) calculée au séisme, construction vérifiée par le C.T.C (Contrôle Technique de la Construction)).
- Etat apparent de la construction

2.1.1.2 Description structurale du bâtiment

Les principaux éléments d’une construction comprennent :

- les fondations, qui permettent à la construction de reposer sur le sol tout en la supportant en assurant sa stabilité.
- l’ossature, qui assure la stabilité aérienne de l’ouvrage, supporte toutes les charges appliquées, et transmet aux fondations les sollicitations dues au poids de l’édifice, aux

charges d'occupation et aux sollicitation exercées par le vent, les secousses sismiques, la neige, etc.

- les murs porteurs, qui peuvent être intégrés à la structure, ainsi que les poteaux, les poutres et les planchers qui définissent l'ossature.
- les cloisons intérieurs ou murs de refend, qui peuvent être parfois intégrés à la structure.
- les systèmes de circulation verticale : ascenseurs, escaliers.
- l'enveloppe, constitué de façade, des pignons et de la toiture, qui sépare l'intérieur de l'extérieur de la construction et qui protège des sollicitations diverses a savoir : la pluie, le vent, la chaleur, le froid, la lumière solaire, etc.

En fonction de le position de la structure du bâtiment par rapport au sol, on distingue deux parties structurales :

- La superstructure, qui est la partie supérieure du bâtiment, elle est constituée par des éléments structuraux (poteaux, murs, poutres, planchers, etc), et des éléments non structuraux (ascenseurs, murs de distribution, murs séparatifs, escaliers, etc).
- l'infrastructure, qui est la partie enterrée du batiment, elle est constituée de : fondation, voile périphérique et longrine [38].

2.2 Critères d'évaluation dans la conception d'un bâtiment en béton armé

Pour réaliser la construction d'un bâtiment, plusieurs critères rentrent en jeu, dans notre travail on s'intéresse beaucoup plus au deux critères qui sont : Critère sismique (Vulnérabilité sismique) et Critère économique.

2.2.1 Critère sismique - vulnérabilité sismique -

2.2.1.1 Notion sur la vulnérabilité sismique

Le risque sismique est défini comme la convolution de l'aléa sismique, de la vulnérabilité de l'ouvrage et de sa valeur (coût humain, matériel...) (équation 2.1) [39]. L'aléa sismique correspond au niveau d'intensité de séisme probable sur une période de retour choisie (ex : accélération maximale observée ou estimée sur 400 ans). La vulnérabilité sismique d'un ouvrage correspond à sa sensibilité (tendance aux dommages) face à un événement sismique. La valeur de l'élément caractérise l'impact en termes de vie humaine, coût matériel...

L'évaluation de la vulnérabilité des bâtiments constitue une grande importance, non seulement en raison des conséquences physiques évidentes d'un événement sismique, mais aussi parce que c'est l'un des rares aspects potentiels de la recherche en ingénierie. En fait, une évaluation de la vulnérabilité des bâtiments existants et la mise en œuvre de solutions de renforcement appropriées peuvent aider à réduire les dommages physiques, les pertes de vie et l'impact économique des futurs événements sismiques.

$$Risque = Aléa \times Vulnérabilité \times Valeur \quad (2.1)$$

Les pays soumis à un risque sismique important, comme l'Algérie, ont souffert de forts tremblements de terre entraînant de nombreuses victimes et des pertes économiques considérables ; exemple du dernier séisme du 21 mai 2003 qui a affecté la région de BOUMERDES et ses environs et qui a fait 2278 morts, 10000 blessés, 7400 bâtiments entièrement détruits et plus de 10000 bâtiments endommagés témoigne du risque sismique élevé en Algérie [1] .

En face de tels événements et leurs effets économiques et sociaux non négligeables, une grande volonté et des efforts continus pour y remédier s'imposent. L'établissement et le maintien d'un programme effectif est plus qu'urgent pour la réduction du risque sismique [22] .

2.2.1.2 Méthodes d'évaluation de la vulnérabilité sismique

Les premières méthodes caractérisant la vulnérabilité des bâtiments ont été développées au début des années 1980 aux États-Unis et en Europe, en particulier dans les pays de forte sismicité. L'agence fédérale de gestion des urgences (FEMA) a mis au point une méthodologie [10] pour évaluer les pertes sur les constructions et sur la population des zones urbaines. En Italie, le ServizioSismico Italiano a développé une méthode

statistique rapide qui a été validée au fil du temps par des informations recueillies à partir des données post-sismiques [23] . En 1999, la Commission européenne a lancé un projet (RISK-UE project) qui consiste en une approche avancée des scénarios de risques sismiques avec application à différentes villes européennes. Le but du projet était de développer une méthodologie complète pour créer des scénarios de tremblement de terre et l'analyse des risques [27] .

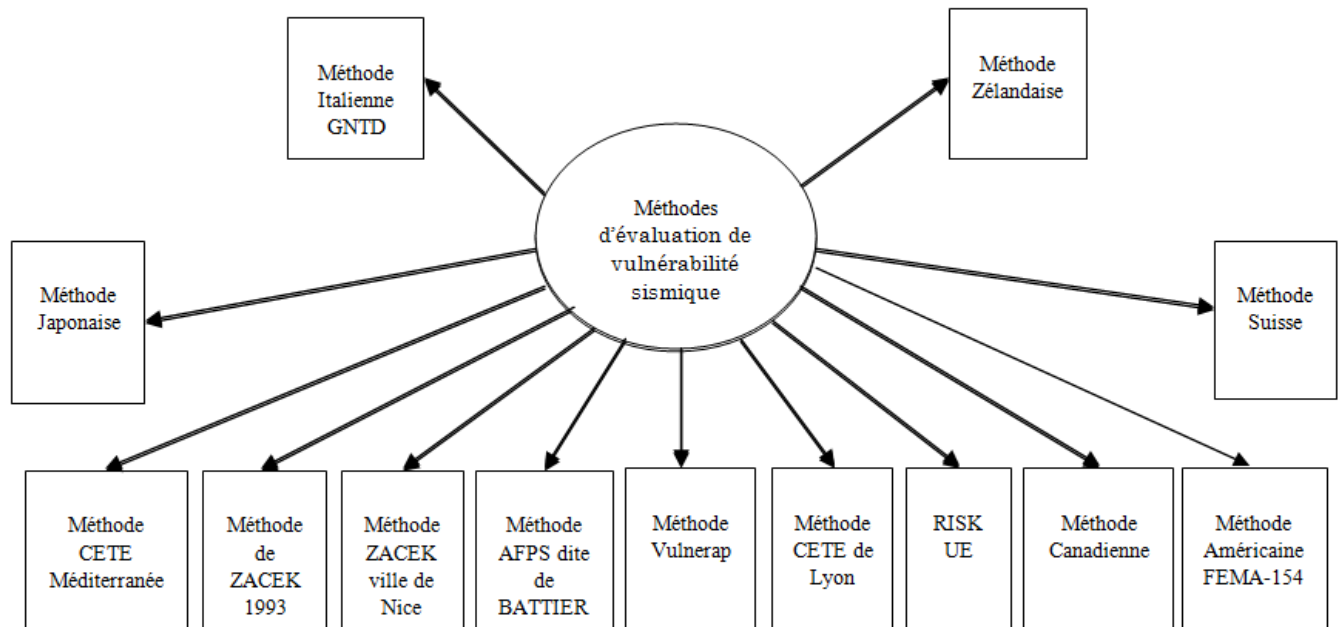


FIGURE 2.3 – Méthode d'évaluation de la vulnérabilité sismique

2.3 Critère économique

Le critère économique résume la plus importante contrainte de maître de l'ouvrage, son objectif est la réalisation d'un bâtiment correspondant à ses désirs et aux exigences qu'il a pu définir, de meilleure qualité possible et d'un coût acceptable compte tenu des moyens de financement.

Le souci de base est en conséquence l'obtention du meilleur rapport qualité/prix. Ce rapport établi lors de l'étude, devra ensuite être respecté par les entreprises, il s'agit en effet pour le maître d'ouvrage de chercher une garantie sur le montant de dépenses futures, à charge pour lui de prévoir leur échelonnement et d'obtenir les financements correspondants.

Le modèle d'évaluation des coûts des bâtiments en béton armé sera développer dans le chapitre suivant.

Conclusion

Les éléments de base qui constituent le bâtiment, sont exposés dans le présent chapitre dans le but d'élaborer une base de données caractéristique et descriptive des différents éléments, permettant d'étudier et d'analyser les performances de chaque proposition globale selon un ensemble de critères, souvent conflictuels.

Dans le chapitre suivant nous allons présenté le modèle mathématique traduisant la problématique de la conception d'un bâtiment en béton armé.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Dans ce travail, nous avons abordé quelques méthodes d'optimisation dans le cadre de résolution d'un problème multi-objectifs, ces problèmes sont connus par leurs nature particulièrement difficile, ce qui conduit à l'utilisation des méthodes approchées telles que les méta-heuristiques pour les résoudre.

Afin de répondre à l'objectif qui a consisté à faire une construction optimale qui respecte les règles parasismiques d'une part et qui garantit un coût minimal d'une autre part, nous avons proposé deux algorithmes. Le premier utilise une méthode scalaire dans le but de ramener notre problème à un problème mono-objectif, l'inconvénient de cette approche réside dans le temps d'exécution qui augmente à chaque fois que le nombre de bâtiments qu'on veut construire accroît. Pour faire face à cet inconvénient, nous avons construit un algorithme qui se base sur la méta-heuristique Colonies de Fourmis, Le rôle des fourmis est de trouver un chemin minimisant simultanément le vulnérabilité liée à chaque bâtiment ainsi que leurs coût de construction. L'ensemble des solutions efficaces trouvées lors de la résolution forme le Front de Pareto, ce front est représenté graphiquement à la fin de la procédure de résolution.

Les solutions trouvées montrent qu'on peut avoir un gain de temps et d'argent important par rapport à la solution réalisée et une vulnérabilité sismique favorable. Cette méthodologie peut être utilisée comme un outil d'aide à la décision par les maîtres d'ouvrage dans le processus de conception, elle permet d'éviter les erreurs souvent commises dans les phases suivantes (étape d'étude détaillée et étape de réalisation)

*Jean Orizet*¹ a dit : "Un poème n'est jamais terminé, il est abandonné" Il en va de même pour ce travail car il reste beaucoup de chemin à explorer. Notre étude peut être continuée dans plusieurs directions. Nous proposons :

- Adapter l'algorithme colonie de fourmis proposé pour des variables continues.
- D'hybrider le Branch and Bound avec la méta-heuristique Colonie de Fourmis, ou bien avec d'autres méta-heuristiques telle que le recuit simulé, l'essaim particulier...etc.
- Utiliser les méta-heuristiques avancées ou bien les super-colonies pour effectuer une comparaison entre les résultats.
- Utiliser d'autres sous-critère pour classer les solutions en fonction de type de logements (F2, F3, ...)
- Définir d'autres critères (Rentabilité de la surface habitable-critère à maximiser).

1

1. *Orizet* est l'un des plus grands artisans, dans le sens noble du terme, de la littérature française.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Adeli H, Sarma KC, Cost optimization of structures : fuzzy logic, genetic algorithms, and parallel computing. Wiley, Chichester,2006.
- [2] Adil. K,Application d'un algorithme hybride à colonies de fourmis au problème d'affectation quadratique. Thèse de doctorat, Université de Québec, Février 2008.
- [3] Alaya.I, Solmon.C, and Ghédira.K. Ant colony optimization for multi-objective optimization problems. In 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence(ICTAI'07), pages 450-457, 2007.
- [4] Al-hajjar.J, C.A.O. et évaluation multicritère : éléments pour l'aide à la conception des fondations de bâtiment. PhD. Thèse, Université des sciences et technique de Lille, 1989.
- [5] Benyamina A. Application des algorithmes de colonies de fourmis pour l'optimisation et la classification des images. Thèse de Doctorat en Sciences en Informatique, Université Mohamed Boudiaf des sciences et de la technologie d'Oran 2013.
- [6] Brisset S. Démarches et outils pour la conception optimale des machines électriques. Energie électrique. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I, 2007.
- [7] Chanoune N .Touazi D. ,Aide multicellulaire : utilisation de la méthode AHP pour la problématique du choix des fournisseurs(ETDE), Mémoire d'ingénieur, Université de Bejaia, 2005.
- [8] Collette Y, Siarry P, Optimisation multiobjectif, Editions Eyrolles. Paris, 2002.
- [9] Costanz A.L, Optimisation par colonies de fourmis ; Thé Van MARILL Guillaume, 19 mai 2006.

-
- [10] Choo EU, Schoner B, C. Wedley W, Interpretation of criteria weights in multicriteria decision making, 1999, *Comput Ind Eng* 37 :527–541.
- [11] Derbala.A .programmation dynamique et métaheuristiques cours de Master : Modélisation mathématique pour l’aide à la décision, Université Saad Dahlab de Blida, 2006.
- [12] Douar S. Sur la programmation linéaire multiobjectifs, Memoire de magister, Université de Béjaia 2001.
- [13] Dorigo. M, Maniezzo. V, and Colorni, A. Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 26(1) :2941, 1996.
- [14] Dorigo.M and Gambardella.L.M, Ant colony system : A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1) :5366, 1997.
- [15] Deneubourg J. L., Goss S., Franks N., Sendova-Franks A., Detrain C. Chretien L. The dynamic of collective sorting robot-like ants and ant-like robots ;1990.
- [16] Eschenauer, H., Koski, J., AND OSYCZKA, A. Multicriteria design optimization : Procedures and Applications. Mémoire d’Ingénieur en R.O, Springer, 1990.
- [17] Gambardella. L, Taillard E. D, and G. Agazzi. Macs-vrptw : A multiple ant colony system for vicule routing problems with time windows. In D. Corne. M.Dorigo and F. Glover Editors. *New ideas in optimization*, McGraw-Hill, pages 63-76, 1999.
- [18] Hachimi.H . Hybridation d’algorithmes méthaheuristiques en optimisation globale et leurs applications. Thèse de doctorat, INSA de Rouen, 29 Juin 2013.
- [19] Hajirasouliha I, Pilakoutas K, Moghaddam H. Topology optimization for the seismic design of truss-like structures. *Comput Struct* 89 :702–711, Elsevier, 2011.
- [20] Jean. D, Optimisation multi-objectifs des systèmes énergétiques. Thèse doctorat, École Polytechnique de Montréal; Avril 2010.
- [21] Jin-Kao Hao, Galinier P, Michel H, Heuristiques pour l’optimisation combinatoire et l’affectation sous contraintes LERIA, U.F.R. Sciences, Université d’Angers, 2 bd Lavoisier, 49045 Angers.
- [22] Lazzali F, Ait Meziane Y Vulnerability and Damage Assessment of Current Buildings in Bab El Oued District in Algiers. *Sci. Coop. Int. Workshop Eng. Branches Koc Université istanbul Turkey*, 2014.
-

-
- [23] Lagomarsino S, Giovinazzi S , Macroseismic and mechanical models for the vulnerability and damage assessment of current buildings, Bull Earthq Eng 4 :415–443. doi : 10.1007/s10518-006-9024-z,2006.
- [24] Lemoing.J.L, Dans Heurton E. (eds), L’avenir de la recherche opérationnelle. Edition Hommes et Techniques, 1978.
- [25] Mariano.C. M. and Morales.E, A Multiple Objective Ant-Q Algorithm for the Design of Water Distribution Irrigation Networks. Technical Report HC-9904, Instituto Mexicano de Tecnologia del Agua, 1999.
- [26] Mehdi J, Algorithme de recherche tabou pour la planification optimale d’une campagne marketing sur les moteurs de recherche.Thèse de doctorat, Université de Montréal, 2014.
- [27] Milutinovic, V et Trendafiloski,Z. GS, an advanced approach to earthquake with application,2003.
- [28] Peio Loubiere. Amélioration des métaheuristiques d’optimisation à l’aide de l’analyse de sensibilité. Informatique et langage [cs.CL]. Université Paris-Est, 2016. Français. NNT : 2016PESC1051.
- [29] Piegay. N, Optimisation multiobjectif et aide à la décision pour la conception robuste :Application à une structure industrielle sur fondations superficielles. PhD,.thèse de doctorat, Université de Bordeaux,France, 2015.
- [30] Roy.B et BOUYSSON. D. Aide multicritere à la decision. Economica, paris, 1993.
- [31] Saaty TL. The analytic hierarchy process. New York : McGrawHill, 1980.
- [32] Saaty TL, Kearns KP . Analytical planning : the organization of systems. The analytic hierarchy process series 1991 ;vol. 4RWS PublicationsPittsburgh, USA.
- [33] Saha. A. Résolution des problèmes multi Objectifs à base de colonies de fourmi.Memoire de Magister en informatique. Université de Batna, 2010.
- [34] Sarma K, Adeli H, Life-cycle cost optimization of steel structures. Int J Numer Methods Eng 55(12) :1451 –62, 2002.
- [35] Solnon.C. Optimisation par colonie de fourmis. collection programmation par contraintes dirigée par Narendra HUSSIEN. Edition : Lavoisier,2008.
- [36] Tfaili.W. Conception d’un algorithme de colonie de fourmis pour l’optimisation continue dynamique. thèse doctorat,2007.

-
- [37] Van Veldhuizen.D.A ; Multiobjective Evolutionary Algorithms : Classifications, Analyses and New Innovation, Ph. D. ; Graduate School of Engineering ; Air Force Institute of Technology ; Wright Patterson AFB, Ohio, USA ; Janvier ; 1999.
- [38] Zadri, S. Contribution à l'étude multicritères pour la conception d'un bâtiment à usage d'habitation.Mémoire de Magister. Université de Béjaia, 2005.
- [39] Zeghichi. L, Merzougui. A, Mezghiche. B, Lecture dans le règlement parasismique algérien . Cour. Savoir pp.67-69,2005.

ANNEXES

annexe 1 :

FIGURE 2.4 – Définition typologique et Indices de Vulnérabilité (VI)

Typologie RISK-UE		Valeurs représentatives de IV					
		IV ^{min}	IV	IV	IV ⁺	IV ^{max}	
Maçonnerie	M1	Murs porteurs en maçonnerie de pierres					
	M1.1	Mocellons	0.620	0.810	0.873	0.980	1.020
	M1.2	Pierres appareillées	0.460	0.650	0.740	0.830	1.020
	M1.3	Pierre de taille	0.300	0.490	0.616	0.793	0.860
	M2	Adobe	0.620	0.687	0.840	0.980	1.020
	M3	Murs porteurs en maçonnerie non armée					
	M3.1	Plancher bois	0.460	0.650	0.740	0.830	1.020
	M3.2	Voûtes en maçonnerie	0.460	0.650	0.776	0.953	1.020
	M3.3	Planchers avec poutrelles métalliques et maçonnerie	0.460	0.527	0.704	0.830	1.020
	M3.4	Plancher béton armé	0.300	0.490	0.616	0.793	0.860
	M4	Murs porteurs en maçonnerie armée ou confinée	0.140	0.330	0.451	0.633	0.700
	M5	Constructions en maçonnerie renforcées dans leur ensemble	0.300	0.490	0.694	0.953	1.020
Béton armé	RC1	Système poteaux/poutres	-0.020	0.047	0.442	0.800	1.020
	RC2	Murs de refend en béton	-0.020	0.047	0.386	0.670	0.860
	RC3	Système poteaux/poutres avec mur de remplissage en maçonnerie non armée					
	RC3.1	Structures régulières avec remplissage	-0.020	0.007	0.402	0.760	0.980
	RC3.2	Structures irrégulières (système porteur ou remplissages irréguliers ou niveau souple)	0.060	0.127	0.522	0.880	1.020
	RC4	Structure mixte en béton armé (portiques et murs en béton)	-0.020	0.047	0.386	0.670	0.860
	RC5	Murs en béton préfabriqué	0.140	0.207	0.384	0.510	0.700
RC6	Structure en béton préfabriqué avec murs de refend en béton	0.300	0.367	0.544	0.670	0.860	
Acier	S1	Système poteaux/poutres en acier	-0.020	0.047	0.363	0.640	0.860
	S2	Structure en acier contreventée	-0.020	0.047	0.287	0.480	0.700
	S3	Système poteaux/poutres en acier avec mur de remplissage en maçonnerie non armée	0.140	0.330	0.484	0.640	0.860
	S4	Système poteaux/poutres en acier avec mur de refend en béton coulés en place	-0.020	0.047	0.224	0.350	0.540
	S5	Système de composants acier et béton armé	-0.020	0.257	0.402	0.720	1.020
Bois	W	Structure en bois	0.140	0.207	0.447	0.640	0.860

annexe 2 :

FIGURE 2.5 – Valeurs des facteurs V_m pour les bâtiments en béton armé

Facteurs de vulnérabilité		Niveau de la réglementation		
		Pas de code PS ou niveau bas de protection PS	Niveau de protection PS moyen	Haut niveau de protection PS
Niveau de code		+0.16	0	-0.16
Mauvais entretien		+0.04	+0.02	0
Nombre d'étage	Faible (1 ou 2)	-0.04	-0.04	-0.04
	Moyen (3.4 ou 5)	0	0	0
	Elevé (6 ou plus)	+0.08	+0.06	+0.04
Irrégularité en plan	forme	+0.04	+0.02	0
	torsion	+0.02	+0.01	0
Irrégularité en élévation		+0.04	+0.02	0
Poteaux courts		+0.02	+0.01	0
Fenêtre arquée (bow window)		+0.04	+0.02	0
Joint parasismique insuffisant		+0.04	0	0
Fondations	Semelles filantes	-0.04	0	
	Semelles filantes avec Longines	0	0	0
	Semelles isolées	+0.04	0	0
Morphologie du sol	pente	+0.02	+0.02	+0.02
	escapement	+0.04	+0.04	+0.04

Résumé

La plus part des problèmes rencontrés dans la pratique sont décrits à l'aide de plusieurs objectifs, ou critères devant être optimisés simultanément. La résolution de ce genre de problème ne se limite pas à la recherche d'une seule solution mais plutôt à un ensemble de solutions appelées solutions efficaces (non dominées). Dans ce mémoire notre objectif est de proposer au concepteur des bâtiments à la phase avant projet sommaire, des données relatives à la construction qui minimisent à la fois la vulnérabilité sismique des bâtiments ainsi que leur coût de construction. Les solutions sont conçues par deux algorithmes ; l'un combine les deux méthodes (B & B) et goal attainment, et l'autre est basé sur le principe des colonies de fourmis. Les algorithmes sont implémentés et les résultats obtenus sont discutés en les comparant aux résultats réels.

Mots-clés Problèmes d'optimisation multi-objectifs, Construction des bâtiments en béton armé, But à atteindre, Branch and Bound, Algorithme colonie de fourmis, Front de Pareto.

Abstract

Most of the problems encountered in practice are described using several objectives, or criteria to be optimized simultaneously. The resolution of this kind of problems is not limited to the search for a single solution but rather to a set of solutions called efficient solutions. In this work, our objective is to propose to the decision maker "work owner" at the early stage phase construction data that minimizes both the seismic vulnerability of the buildings as well as their cost. Solutions are obtained by two algorithms ; the first combined two methods (B & B) and goal attainment, and the second is based on the principle of ant colonies. The algorithms are implemented and the results obtained are discussed.

Keywords : Multi-Objective Optimization, Reinforced Concrete Buildings, goal attainment method, Branch and Bound, Ant Colony, Pareto Front.

