

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

المديرية العامة للبحث العلمي و التطوير التكنولوجي

Direction Générale de la Recherche Scientifique et du Développement Technologique



Projet national de recherche : rapport final

UN SYSTÈME HYBRIDE POUR LE PLACEMENT DES ANTENNES ET L'AFFECTATION DE FRÉQUENCES DANS LES RÉSEAUX GSM

Chef de projet : DRIAS Habiba

Affiliation : Faculté d'électronique et d'informatique

Organisme de domiciliation : USTHB

Organisme pilote : CERIST

Programme national de Recherche : 2011-2013



تقرير عام لمشروع البحث Rapport général du projet PNR

I-Identification du projet:

-التعريف بالمشروع

PNR

Organisme pilote

TIC

CERIST

Domiciliation du projet :

USTHB

Intitulé du projet

عنوان المشروع

Un système Hybride pour le placement des antennes et l'affectation de fréquences dans les réseaux GSM

Chercheurs impliqués dans le projet

أعضاء المشروع و المؤسسة المستخدمة

Nom et prénom الاسم و اللقب	Grade الرتبة	Etablissement employeur المؤسسة المستخدمة	Observation
Drias Habiba	Professeur	USTHB	
Guessoum Ahmed	Professeur	USTHB	
Boughaci Dalila	MCA	USTHB	
Sadeg Souhila	MAA	ESI	

Déroulement du projet :

Rappeler brièvement les objectifs du projet et les taches prévues

تذكير مختصر بأهداف المشروع و المهام المسطرة :

Le projet consiste à concevoir et développer un système hybride et robuste de résolution du problème de placement d'antennes et d'affectation de fréquences dans les réseaux GSM. Ce problème est d'intérêt majeur et a des répercussions techniques et économiques immédiates et permet d'entreprendre la résolution effective d'un problème qui se pose concrètement à une entreprise comme Algérie Télécom.

Pour ce faire plusieurs technologies récentes seront déployées pour concrétiser l'objectif de ce projet. D'une part les approches intelligentes, bio-inspirées, parallèles, les méta-heuristiques, les réseaux de neurones, les systèmes immunitaires et diverses approches de recherche stochastique seront mises à contribution pour développer une plateforme d'outils performants et robustes servant à résoudre ce problème complexe. Des hybridations de ces outils sont également projetées pour accroître l'efficacité et la robustesse des techniques développées.

RAPPORT GENERAL D'EXECUTION DU PROJET

PROGRAMME NATIONAL DE RECHERCHE

UN SYSTEME HYBRIDE POUR LE PLACEMENT DES
ANTENNES ET L'AFFECTION DE FREQUENCES DANS LES
RESEAUX GSM

Décembre 2013

TABLE DES MATIERES

Chapitre I. Une Approche Hybride BSO-Data Mining pour le problème PAA : Analyse et Complexité par Habiba Drias

I. Introduction et Motivation	7
II. Présentation du PAA	7
III. Une approche exacte	8
IV. Segmentation de l'espace de couverture	9
V. Une approche plus efficace	10
VI. Conclusion	15

Chapitre II. Méthodes bio-inspirées hybrides pour la résolution du Problème d'Affectation de Fréquences (FAP) par Souhila Sadeg

I. Introduction.....	17
II. Le problème d'affectation de fréquences	17
1. Modélisation.....	17
2. Variantes du PAF	18
III. ABSO (Advanced Bees Swarm Optimization) pour la résolution du PAF	19
A. L'algorithme de clustering: Unsupervised HMDIA (How Much Does It Add).....	19
B. L'algorithme de résolution: ABSO-FAP	20
C. Résultats expérimentaux	21
IV. Métaheuristiques hybrides pour la résolution du problème d'affectation de fréquences ..	22
A. L'algorithme de clustering: DiscoverClusters	22
B. La résolution du problème: FAP-Clustering.....	25
C. Résultats expérimentaux	27

Chapitre III. Métaheuristiques de recherche à voisinage et à évolution pour le problème FAP par Dalila Boughaci

I. Introduction.....	29
II. Les interférences dans le réseau GSM.....	29
III. Le Problème d'affectation de fréquences (MI-FAP).....	30

III.1. Méthodes d'allocation de fréquences	30
III.2. Modélisation mathématique de la problématique.....	31
IV. Contributions.....	32

Chapitre IV. Résolution du problème FAP multicritères avec une hybridation d'une méta-heuristique avec un réseau de neurones par Ahmed Guessoum

I. Introduction.....	35
II. Etude des Méthodes de résolution du FAP	36
III. FAP multicritères	39
IV. Expérimentation de notre Solution Basée sur l'Approche Multicritères au FAP	43
Conclusion.....	44

INTRODUCTION GENERALE

Le projet consiste à concevoir et développer un système hybride et robuste de résolution du problème de placement d'antennes et d'affectation de fréquences dans les réseaux GSM. En effet, une antenne de communication mobile comprend plusieurs émetteurs-récepteurs placés dans plusieurs secteurs de l'antenne et chaque émetteur-récepteur doit avoir une fréquence spécifique de la manière la plus optimale de telle sorte à fournir la plus large couverture territoriale et en minimisant les interférences produites dans le réseau et le nombre d'antennes utilisées afin de minimiser les coûts financiers. Il s'avère que le nombre de fréquences est limité (quelques dizaines) mais le nombre d'émetteurs-récepteurs est très élevé (des milliers). Dans sa formulation que nous venons de présenter, ce problème est d'intérêt majeur et a des répercussions techniques et économiques immédiates et permet d'entreprendre la résolution effective d'un problème qui se pose concrètement à l'entreprise comme Algérie Télécom. Le même problème pourrait être reformulé différemment pour exprimer des problèmes rencontrés dans d'autres secteurs économiques (chaines de production, placement de hubs dans un réseau d'interconnexion internet, affectation de véhicules dans un réseau de transport, emploi du temps, ...).

Pour ce faire plusieurs technologies récentes seront déployées pour concrétiser l'objectif de ce projet. D'une part les approches intelligentes, bio-inspirées, parallèles, les méta-heuristiques, les réseaux de neurones, les systèmes immunitaires et diverses approches de recherche stochastique seront mises à contribution pour développer une plateforme d'outils performants et robustes servant à résoudre ce problème complexe. Des hybridations de ces outils sont également projetées pour accroître l'efficacité et la robustesse des techniques développées. D'autre part, nous projetons d'utiliser les grilles de calcul et si possible des architectures en cluster (selon la disponibilité de ce matériel) pour permettre de tester l'implémentation efficiente des techniques intelligentes sélectionnées dans la plate-forme d'outils de telle sorte à explorer diverses solutions en parallèle et accélérer l'obtention de solutions presque optimales. Cette exploration pour être la plus effective doit permettre aussi l'échange d'informations collectées sur les différents chemins d'exploration parallèle suivis. Dans le cas où un tel équipement ne soit disponible, les expérimentations seront menées sur les machines existantes et sur des benchmarks publiques. Cependant des expérimentations du logiciel à développer sur des données de télécommunications réelles permettront d'apprécier l'impact de la collaboration intersectorielle.

Chapitre I :

Une Approche Hybride BSO-Data Mining pour le problème PAA : Analyse et Complexité

Habiba Drias

USTHB/LRIA

Résumé— Dans cette étude, nous menons une investigation théorique sur le problème d'affectation des antennes (PAA) en vue de le résoudre de manière intelligente. À l'inverse des travaux existants où les solutions proposées ne sont pas évaluées théoriquement, le présent travail effectue une étude théorique robuste sur des approches proposées. Ainsi, quatre approches sont développées et sont mises en compétition dans le but de mieux explorer ce problème: une méthode exacte, un algorithme basé sur le data mining, une approche bio-inspirée à savoir BSO et enfin une hybridation de ces deux dernières. Une étude comparative basée sur le calcul de la complexité est menée pour montrer l'efficacité de l'approche data mining-BSO par rapport aux autres.

Mots clés : PAA, data mining, K_means, BSO, approche hybride, complexité de calcul

I. Introduction et Motivation

Le problème d'affectation des antennes dénommé PAA est un problème connu dans le domaine de la télécommunication. Il consiste à placer des antennes dans une zone géographique de manière à ce que les fréquences affectées à ces antennes puissent couvrir le maximum de l'espace concerné tout en minimisant le nombre de ces antennes et éviter le maximum d'interférences entre celles qui sont adjacentes.

Ce problème continue à susciter l'intérêt de plusieurs chercheurs car il possède des applications réelles dans le monde de l'industrie. Nous pouvons citer comme exemples l'affectation des fréquences radio, l'affectation des fréquences pour la téléphonie mobile et bien d'autres applications similaires. La littérature concernant ce problème est riche et abondante et n'a cessé de proliférer ces dernières décennies.

PAA est un problème NP-complet, ce qui signifie que lorsque l'espace de couverture est très grand, il devient très difficile de mettre en œuvre des techniques exactes pour la génération d'une solution acceptable.

Fort heureusement, nous constatons ces dernières années un intérêt grandissant porté par la communauté de l'intelligence artificielle pour ce problème complexe. En l'occurrence, un algorithme génétique hybridé à un système multi-agents a été proposé dans ce contexte [6].

L'approche présentée dans ce papier est originale et tente d'améliorer davantage la performance des solutions apportées jusqu'à présent. Notre contribution est conçue à partir de deux grands domaines et qui sont l'intelligence en essaim et le data mining. Plus précisément elle est basée sur une hybridation d'une approche bio-inspirée récemment développée et qui est BSO (Bees Swarm Optimization) [3] et d'une technique de classification.

Dans ce qui suit nous décrirons de manière formelle le problème PAA dans la première section. La deuxième section est consacrée à la présentation d'une approche exacte pour le problème PAA et de ses limites. La troisième section introduit le concept de segmentation et par la suite notre solution basée sur la technique du k-means. Dans la quatrième section, nous présentons l'approche bio-inspirée et plus particulièrement la méta-heuristique BSO (Bees Swarm Optimization), son adaptation au problème en question ainsi que son hybridation avec la technique du k-means en vue d'accroître ses performances. Enfin nous concluons en énonçant les résultats de notre étude.

II. Présentation du PAA

Le problème PAA est représenté par deux ensembles : un ensemble \mathbf{E} de n points cardinaux appelé espace de couverture et un ensemble \mathbf{A} de k antennes telles que, chaque antenne \mathbf{a}_i est caractérisée par une zone de couverture \mathbf{d}_i . Le but est de trouver une position à chaque antenne dans l'espace \mathbf{E} de manière à engendrer une couverture maximale des points de tout l'espace de couverture \mathbf{E} par les antennes et afin d'éviter les interférences entre les antennes. Formellement, nous décrivons le problème de décision associé à PAA comme suit :

Données :

$\mathbf{E} = \{p_i = (x_i, y_i) / \forall i \in [1 \dots n], p_i \text{ est un point de l'espace de couverture}\}$.

$\mathbf{A} = \{(a_i, d_i) / \forall i \in [1 \dots k], a_i \text{ représente la } i\text{ème antenne et } d_i \text{ sa fréquence de couverture}\}$.

Question : Existe-t-il une configuration des antennes pour que les fréquences de l'ensemble des antennes puissent couvrir l'Espace \mathbf{E} et que, en même temps qu'il n'y ait pas d'interférence ?

Pour répondre à ce problème, nous nous intéressons à solutionner au préalable le problème d'optimisation associé et qui s'énonce de manière formelle comme suit :

Données :

Identiques aux précédentes.

Question : Existe-t-il une configuration des antennes pour que les fréquences de l'ensemble des antennes puissent couvrir le maximum de l'espace E et parallèlement qu'il y ait le minimum d'interférences ?

III. Une approche exacte

La technique la plus triviale pour ce problème consiste à explorer de manière exhaustive toutes les configurations possibles, c'est-à-dire affecter tous les points p_i à toutes les antennes a_j et par la suite considérer la configuration qui couvre tous les points de l'espace.

Illustration sur un exemple simple:

soit un espace de 3 points (a,b,c) et , 2 antennes (x,z) les configurations possibles pour les 2 antennes sont :

(x=a,y=b),(x=a,y=c),(x=b,y=a),(x=c,y=a),(x=b,y=c) ,(x=c,y=b),(x=a,y=a),(x=b ,y=b),(x=c,y=c).

A- Un algorithme naïf pour le PAA

input :

- L'espace de couverture E,
- L'ensemble des antennes A

Output :

- Ensemble S des antennes affectées.
- Ensemble PLACE des positions des antennes affectées.

Méthode :

1-S= ϕ , PLACE = ϕ .

2-affecter une antenne (a_i, d_i) à un point p_j dans E.

3-PLACE= PLACE \cup { a_i, d_i, p_j }.

4-S=S \cup {(a_i, d_i)}.

5-si S=A alors si tous les points p_j de l'espace de couverture est capté et pas d'interférences alors retourner PLACE

Sinon aller à 1.

6-aller à 2.

B- Complexité

La taille du problème est caractérisée par deux paramètres :

- n est le nombre de points de l'espace de couverture.
- k est l'ensemble des antennes.

Pour chaque antenne a_i à placer on a n points p_j à lui affecter et il existe n^k possibilités de placements des antennes, la complexité de l'algorithme est donc $O(n^{k*n})= O(n^{k+1})$.

C- Discussion

Cette solution est facile à implémenter. Cependant dans la pratique, cette méthode n'est pas réalisable pour deux raisons essentielles:

- d'une part, lorsque l'espace de couverture est immense, le nombre d'antennes k nécessaires augmente en fonction de l'espace alors si nous devons explorer de façon exhaustive tous les schémas d'affectation possibles pour en choisir le meilleur, nous déboucherions rapidement sur un problème d'explosion combinatoire que même les ordinateurs les plus performants ne peuvent résoudre.
- D'autre part, elle ne permet pas de gérer les interférences en l'absence d'une stratégie d'affectation des antennes.

IV. Segmentation de l'espace de couverture

La solution que l'on propose consiste à segmenter l'espace de couverture en k régions et d'affecter à chaque région une antenne afin de diminuer les interférences entre les régions. Puisque chaque antenne doit couvrir au maximum sa région sans trop déborder, une idée serait de placer l'antenne sur le centre de gravité de la région, c'est-à-dire :

$a_i = g_i$ (g_i est le centre de gravité de région i).

Il existe plusieurs techniques de segmentation selon l'approche et Il y a essentiellement deux approches de segmentation :

- 1- La segmentation hiérarchique : les données à segmenter (les points de l'espace E) sont sous forme d'une hiérarchie. L'algorithme CHA [5] peut être exploité pour engendrer la hiérarchie des segments.
- 2- La segmentation partielle : les segments devront être indépendants les uns des autres le plus possible. Dans ce cas l'algorithme K-means est le plus souvent utilisé.

D'après les deux définitions, la segmentation hiérarchique ne peut convenir au problème d'affectation des antennes car l'interférence ne sera pas facile à traiter. Par contre la segmentation partielle peut être adaptée au problème et permettra de minimiser les interférences car l'interférence qui est due à l'intersection des fréquences entre les segments est une question que l'on peut aborder dans ce contexte. Lorsque les segments sont totalement indépendants, l'interférence est nulle dans cette situation qui représente le cas idéal que l'on souhaite atteindre.

A- Principe de la technique du k-means

K-means est un algorithme appartenant à la famille des algorithmes de classification appelée aussi segmentation partielle. Son but est de former des segments entre un ensemble de données en se basant sur la notion de distance et de similarité entre les données. Chaque segment est caractérisé par son point de gravité.

K-means respecte les deux critères de segmentation suivants :

- Critère de compacité : les données doivent être les plus similaires possibles au sein d'un segment.
- Critère de séparabilité : les segments doivent être le plus dissemblables que possible.

Principales étapes de l'algorithme :

- 1-choisir k centres initiaux C_1, C_2, \dots, C_k et les affecter respectivement aux segments S_1, S_2, \dots, S_k
- 2-pour chaque donnée, l'affecter au segment S_i dont le centre de gravité est le plus proche.
- 3-si aucun élément ne change de segment alors arrêt et sortir.
- 4-calculer les nouveaux centres g_i pour tous les segments S_i , g_i étant la moyenne des éléments de segment S_i .
- 5-aller à 2.

B- Complexité

Soit n le nombre de points à segmenter et k le nombre de segments, La complexité de l'algorithme K-means standard est $O(n^k \log(n))$ parce qu'au pire des cas, chaque donnée visite tous les segments et le cout de la construction d'un segment est égale à $\log(n)$. Cela revient à visiter toutes les combinaisons possibles de tous les segments avec toutes les données.

C- l'algorithme k-means pour le PAA

Nous proposons la modélisation suivante du problème PAA avec la technique du k-means : Chaque point de l'espace de couverture est considéré comme une donnée, ses caractéristiques sont les coordonnées dans l'espace (x_i, y_i) . L'espace de couverture sera segmenté en k régions telles que l'antenne (a_i, d_i) est affectée au segment S_i et qu'elle soit placée au centre de gravité de ce segment. L'algorithme est décrit comme suit :

input :

- L'espace de couverture E,
- L'ensemble des antennes A

Output :

- Ensemble S des antennes affectées.
- Ensemble PLACE des positions des antennes affectées.

Méthode :

- 1-choisir k centres initiaux C_1, C_2, \dots, C_k pour les segments S_1, S_2, \dots, S_k .
- 2-pour chaque point (x_i, y_i) , l'affecter au segment S_i dont le centre est le plus proche.
- 3-si aucun point ne change de segment alors stop.
- 4-calculer les nouveaux centres g_i pour tous les segments S_i tels que g_i est la moyenne des points de segment S_i .
- 5-aller à 2.
- 6-affecter à chaque g_i une antenne (a_i, d_i) .

D- Analyse

Cette modélisation permet d'éviter le maximum d'interférence par l'algorithme du k-means qui respecte les deux critères de segmentation (compacité et séparabilité).

Le critère de séparabilité permet de séparer les segments c'est-à-dire de s'éloigner de deux centres de gravité adjacents (deux antennes adjacentes dans notre cas).

E- Discussion

Nous venons de modéliser le problème d'interférence et nous avons amélioré la complexité de l'algorithme par rapport à la méthode exacte. Cependant, l'algorithme reste coûteux en termes de temps de calcul. Dans ce qui suit, nous allons développer une approche bio-inspirée pour pallier au problème de la complexité.

V. Une approche plus efficace

La troisième approche que l'on propose pour le problème PAA permet de réduire la complexité de l'algorithme tout en minimisant les interférences entre les segments. Elle consiste à développer une hybridation entre l'algorithme de segmentation k-means et une méta-heuristique de la famille de l'intelligence en essaim. Il s'agit de BSO (Bees Swarm Optimization) qui a été développée au sein du laboratoire LRIA de l'USTHB [3]. Le choix de cette méta-heuristique est motivé par les bons résultats fournis par son adaptation à des domaines comme la résolution du problème SAT et la recherche d'information à grande échelle [2, 4].

Le principe de cette approche repose sur l'observation du comportement des abeilles et plus exactement sur leur processus de recherche de la nourriture. Notons que BSO consiste à rechercher des points du champ d'investigation des abeilles intéressants pour leur nourriture tout comme la résolution de PAA qui consiste à rechercher des points d'un ensemble de couverture pour placer des antennes. BSO est donc une méthodologie tout à fait compatible avec le problème PAA.

Avant d'expliquer la philosophie de BSO, une petite analyse sur la recherche de la nourriture chez les abeilles réelles s'impose.

A- Analyse du comportement des abeilles pour la recherche de la nourriture

Seeley a décrit dans [10] le comportement des abeilles pour la recherche de la nourriture suite à des expériences entreprises sur des abeilles. La figure 1 illustre les expériences conduites pour comprendre un tant soit peu le comportement social des abeilles.

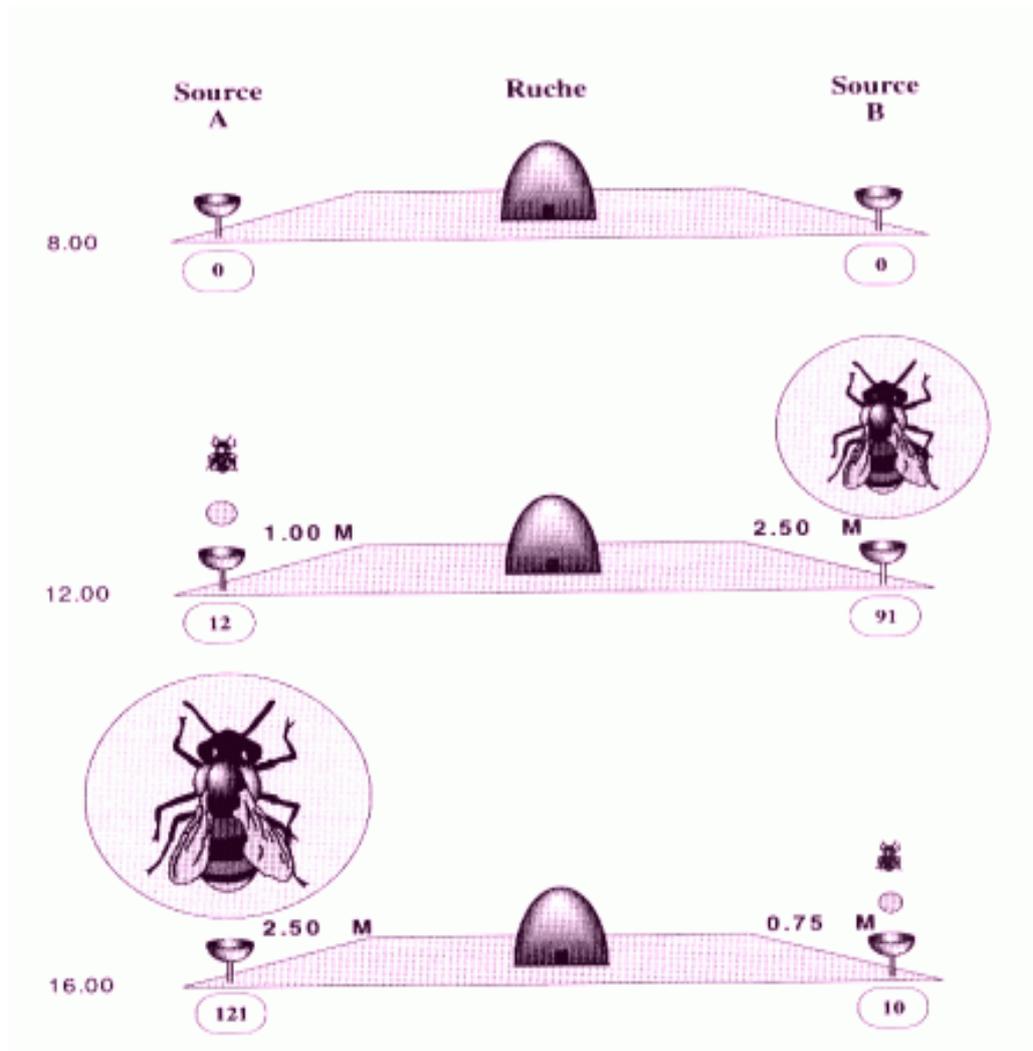


Figure 1. Expérience de Seely sur le comportement des abeilles.

Deux sources de nourritures A et B sont placées de part et d'autre d'une ruche.

A 8h00 du matin, les deux sources sont vides : aucun nectar n'est mis dans les récipients. On observe qu'aucune abeille ne se dirige vers ces sources.

A 12h00, la source A est placée à 1mètre de la ruche et une quantité de 12 unités de nectar est mise dans le récipient correspondant. Par ailleurs, la source B est placée à 2,50 mètres et la quantité placée dans le récipient correspondant est égal à 91 unités de nectar. Après quelques instants, on observe qu'une abeille se dirige vers la source B qui est plus éloignée mais plus riche en nourriture et se met à danser vigoureusement.

A 16h00, la source A est placée à 2,50 mètres de la ruche et une quantité de 121 unités de nectar est mise dans le récipient correspondant. Par ailleurs, la source B est placée à 0,75 mètres et la quantité placée dans le récipient correspondant est réduite à 10 unités de nectar. Après quelques instants, le même constat est remarqué, à savoir : on observe qu'une abeille se dirige vers la source A qui est plus éloignée mais plus riche en nourriture. Et de plus, la danse se fait avec plus de vigueur.

Les résultats de l'expérience peuvent être résumés comme suit :

1-initialement les abeilles partent de leur ruche à la recherche de la nourriture, du nectar plus précisément.

2-Dès qu'une abeille trouve la nourriture, elle revient à la colonie. Lors de son retour elle réalise la distance et la direction entre la ruche et la source de nourriture ainsi que la quantité de cette dernière.

3-Chaque abeille communique ses propres informations (la distance, la direction et la quantité de nourriture) à ses congénères en effectuant une danse. Il existe plusieurs types de danses permettant d'indiquer les informations évoquées ci-dessus.

4-la colonie exploite par la suite, l'endroit où il y a le plus de nourriture indiqué par l'abeille qui effectue la danse la plus vigoureuse et qui est la plus proche de la ruche.

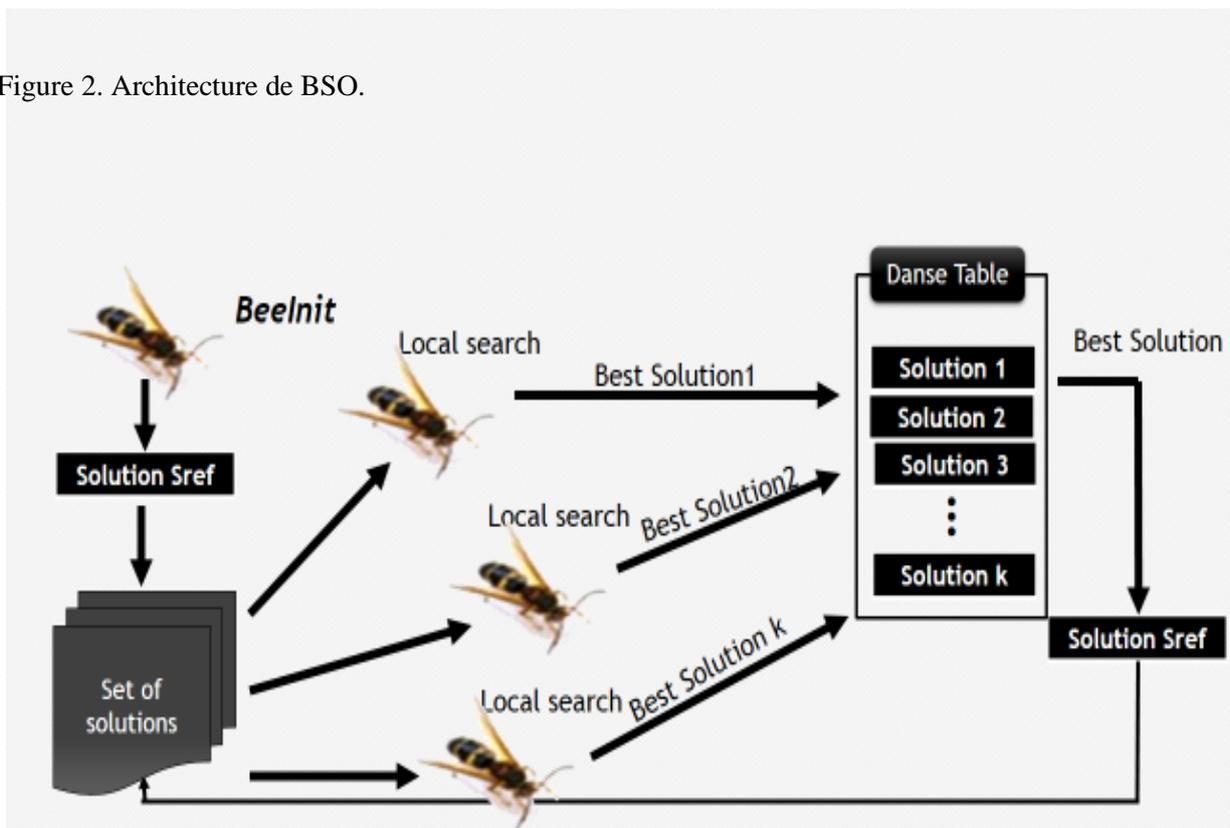
5- Le même processus est réitéré à partir de cet endroit.

B- Principe de l'algorithme BSO

Le processus de recherche est initialisé par une solution référence appelée Sref représentant l'abeille éclairuse. Elle est choisie aléatoirement ou à l'aide d'une heuristique et détermine la zone à exploiter appelée *SearchArea* et qui est constituée d'un ensemble de solutions possibles. Chaque point ou solution de cet espace est affecté à une abeille. Après cela chaque abeille artificielle commence à explorer la région qui lui a été affectée pour déterminer la meilleure solution locale. Elle stocke la solution obtenue dans une table appelée *danse* et qui est visible de toutes les autres abeilles, c'est une façon de simuler la danse des abeilles réelles.

Une fois que toutes les solutions sont déposées dans la table *danse*, la meilleure solution est sélectionnée (qui simule la danse la plus vigoureuse) pour devenir la solution de référence pour la prochaine itération. Les solutions de référence sont insérées dans une liste taboue afin d'éviter d'explorer des régions qui ont été déjà visitées. Le processus global est illustré à travers la figure 2.

Figure 2. Architecture de BSO.



C- Adaptation au problème PAA

1- espace de solutions

Chaque solution de l'espace de couverture est représentée par un vecteur de k centres de gravité correspondant aux différents segments.

Exemple :

Soit k=4 alors, on a 4 centres de gravité tels que chaque antenne a_i est placée sur un centre de gravité g_i du segment S_i :

((12.5, 13) ; (15,12) ; (10,23) ; (14,9)) est une solution qui exprime le scénario suivant :

La première antenne est placée au point (12.5, 13).

La deuxième antenne est placée au point (15,12).

La troisième antenne est placée au point (10,23)

La quatrième antenne est placée au point (14,9)

2- Evaluation d'une solution

La fitness d'une solution est calculée en essayant de respecter les 3 contraintes suivantes :

-minimiser la distance z entre les points situés dans un même segment.

-maximiser la distance entre les centres de gravité g_i pour tout $i \in [1..k]$.

-minimiser le nombre d'interférences entre les antennes a_i , c'est-à-dire minimiser le nombre de points qui appartiennent en même temps à des zones de couverture de deux antennes différentes.

proposition : un point p_i est un point d'interférence si est seulement si $p_i \in S_i$ et il existe S_j tel que :

Distance $(p_i, g_i) < d_i$ et

Distance $(p_i, g_j) < d_j$,

d_i et d_j étant les zones de couverture respectives des antennes a_i et a_j .

Soit P l'ensemble de points d'interférences tel que :

$P = \{p_i / \exists (S_i, S_j) : \text{Distance}(p_i, g_i) < d_i \text{ et } \text{Distance}(p_i, g_j) < d_j\}$.

g_i est le centre de gravité du segment S_i et R est l'ensemble de points appartenant au segment S_i tel que $R = \{r_{ij} / r_{ij} \in C_i\}$.

Soient $D(x, y)$ la distance entre le point x et le point y et s la solution courante. L'évaluation de s s'exprime par les 3 fonctions suivantes :

a- minimiser la distance entre les points d'un segment :

$$f1min(s) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{|S_i|} D(r_{ij}, g_i) \quad \forall g_i \in s$$

b-maximiser la distance entre les centres :

$$f2max(s) = \sum_{i=1}^k D(g_i, g_{i+1})$$

c- minimiser le nombre d'interférences :

$$f3min(s) = |P|.$$

d- évaluation globale:

Chaque fonction sera pondérée selon son degré d'importance dans l'évaluation globale. Nous proposons alors :

$$fmin(s) = \alpha f1min(s) - \beta f2max(s) + \gamma f3min(s)$$

Avec $(\alpha, \beta, \gamma) \in [0,1]$

Remarque : (α, β, γ) sont des paramètres empiriques.

3- Espace d'exploration

L'espace d'exploration des abeilles sera déterminé à partir d'une solution de référence selon un processus de génération de solutions dispersées dans l'espace de recherche. La dispersion des solutions dans l'espace de recherche est évaluée à l'aide de la notion de distance entre les solutions. La dispersion des solutions est importante lorsque la distance entre elles est grande. Le générateur de solutions dispersées décrit ci-dessous utilise un paramètre appelé flip qui modélise en quelque sorte la distance entre les solutions. Ce paramètre est régulé par les expérimentations. Intuitivement, il dépend de la taille de l'espace de recherche ainsi que de la taille de l'essaim d'abeilles.

Exemple : pour $k=3$, $flip=5$ et une solution de référence égale à $((12,5), (3,5), (2,4))$, les solutions suivantes sont engendrées :

Solution 1 = $((12+flip, 5+flip), (3,5), (2,4)) = ((17,10), (3,5), (2,4))$

Solution 2 = $((12,5), (3+flip, 5+flip), (2,4)) = ((12,5), (8,10), (2,4))$

Solution 3 = $((12,5), (3,5), (2+flip, 4+flip)) = ((12,5), (3,5), (7,9))$.

4- Voisinage d'une solution

Le voisinage d'une solution est calculée en fonction d'un paramètre appelé seuil.

Exemple : $k=2$ et $seuil=2$.

Soit la solution suivante :

$((12,5), (3,5))$, les voisins de cette solution sont obtenus comme suit :

Voisin1 : $((12+seuil, 5+seuil), (3,5)) = ((14,7), (3,5))$

Voisin2 : $((12+seuil-1, 5+seuil-1), (3,5)) = ((13,6), (3,5))$

Voisin3 : $((12-seuil, 5-seuil), (3,5)) = ((10,3), (3,5))$

Voisin4 : $((12-(seuil-1), 5-(seuil-1)), (3,5)) = ((11,4), (3,5))$

Voisin5 : $((12,5), (3+seuil, 5+seuil)) = ((12,5), (5,7))$

Voisin6 : $((12,5), (3+seuil-1, 5+seuil-1)) = ((12,5), (4,6))$

Voisin7 : $((12,5), (3-seuil, 5-seuil)) = ((12,5), (1,3))$

Voisin8 : $((12,5), (3-(seuil-1), 5-(seuil-1))) = ((12,5), (2,4))$

Remarques :

1- le paramètre *seuil* est empirique.

2-ici on additionne et on soustrait des centres de gravité, un seuil égal à 1 puis à -1 car seuil est égal à 2 mais d'une manière générale on additionne et on soustrait des centres de gravité tous les entiers compris entre 1 et *seuil* et les entiers compris entre $-seuil$ et -1.

D- l'algorithme hybride du BSO basée sur K_means pour le PAA

Les paramètres empiriques pour l'algorithme hybride sont :

- le nombre k des abeilles,
- *flip*,
- *MaxIter*,
- α, β, γ et
- *seuil*.

input :

- L'espace de couverture E,
- L'ensemble des antennes A

Output :

- Ensemble S des antennes affectées.
- Ensemble PLACE des positions des antennes affectées.

Méthode :

$i=0$;

Soit Sref une solution tirée aléatoirement ;
fmin (Sref, α, β, γ) ;
 $S^* = Sref$;
Tant que $I < MaxIter$ **faire**
 Insérer Sref dans la liste taboue ;
 Déterminer SearchArea (Sref, flip) ;
 Pour chaque solution s de searchArea **faire**
 fmin (s, α, β, γ) ;
 Fin pour ;
 Affecter une solution de SearchArea à chaque abeille ;
 Pour chaque abeille k **faire**
 Rechercher une bonne solution à partir de la solution affectée ;
 Sauvegarder la meilleure solution trouvée dans la table danse ;
 Fin pour ;
 Sref = meilleure solution de la table danse ;
 Si **fmin** (S^*) > **fmin** (Sref) alors $S^* = Sref$;
 $i = i + 1$;
fin tant que ;
Pour chaque composant g_i de S^* **faire**
 Affecter à a_i le composant g_i ;
Fin pour ;

E- Complexité

Dans chaque itération, on exploite k solutions et chaque solution explore L voisins. Le nombre de solutions visitées est donc égal à $Maxiter * k * L$.

D'autre part, le cout d'une évaluation d'une solution est $O(n)$ car à chaque fois, on calcule la distance entre tous les points de l'espace de la couverture et les centres de gravité de la solution courante. La complexité de l'algorithme est par conséquent $O(n * Maxiter * k)$, L étant considérée comme une constante.

La complexité a diminué nettement d'ordre de grandement mais au détriment de l'exactitude de la solution.

VI. Conclusion

Dans cette étude, nous avons proposé plusieurs approches pour résoudre le problème d'affectation des antennes (PAA). Dans un premier temps, nous avons abordé le problème par une méthode naïve, qui en pratique n'est pas du tout réalisable, à cause de temps d'exécution qui est prohibitif mais également à cause du problème des interférences qui n'est pas pris en compte.

Dans une seconde étape, nous avons conçu une approche basée sur la segmentation de l'espace de couverture en régions pour prendre en considération le critère d'évitement des interférences. Cette proposition permet de régler partiellement le problème d'interférence mais le temps requis pour son exécution reste problématique.

En dernier lieu nous avons opté pour une hybridation entre la méta-heuristique BSO et l'algorithme de segmentation K-means afin d'améliorer les performances de la solution en termes de temps d'exécution et de minimisation du nombre d'interférences entre les régions.

Tous les algorithmes proposés ont été analysés et évalués en termes de performance. Ainsi nous avons prouvé et validé théoriquement l'efficacité de la dernière approche développée pour le problème PAA. Dans un futur proche, nous projetons d'entreprendre d'intensives expérimentations sur des benchmarks publiques pour mettre concrètement en évidence le gain réel obtenu avec notre contribution.

Chapitre II :

Méthodes bio-inspirées hybrides pour la résolution du Problème d'Affectation de Fréquences (FAP)

Souhila Sadeg

ESI/LCSI

Résumé— Nous nous sommes intéressés à la résolution du PAF en utilisant des métaheuristiques bioinspirées hybrides. L'hybridation des métaheuristiques est une pratique de plus en plus répandue tant elle améliore leurs performances. Souvent, une métaheuristique est hybridée avec une autre métaheuristique mais de plus en plus de chercheurs proposent d'intégrer à une métaheuristique un algorithme exacte ou une méthode. Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes intéressés à l'utilisation de la classification non supervisée (clustering en anglais). Cette technique de data mining consiste à regrouper des objets au sein de plusieurs classes dont le nombre n'est pas prédéfini, selon un critère de similarité ou de dissimilarité.

Concrètement, nous présentons deux travaux qui proposent d'intégrer le clustering à des métaheuristiques. Dans le premier, la métaheuristique utilisée est BSO (Bees Swarm Optimization) à laquelle une phase de classification est intégrée avant le début du processus de recherche. De même, nous intégrons le clustering dans notre deuxième travail dans lequel nous utilisons trois métaheuristiques bioinspirées: AG (Algorithmes génétiques), BBO (Biogeography Based Optimization).

I. Introduction

Dans ce présent chapitre, nous présentons la synthèse de nos travaux de recherche dans le cadre du Programme National de Recherche (PNR) intitulé " Un système Hybride pour le placement des antennes et l'affectation de fréquences dans les réseaux GSM". Notre tâche dans ce projet consistait en la proposition de méthodes bio-inspirées hybrides pour la résolution du Problème d'Affectation de Fréquences (PAF). Dans ce travail qui s'est étalé sur deux années, nous nous sommes intéressés à l'utilisation du clustering (classification non supervisée) pour améliorer les performances des métaheuristiques. Dans ce qui suit, nous commençons par la définition du problème d'affectation de fréquences, puis nous présentons chacune des approches proposées.

II. Le problème d'affectation de fréquences

Le problème d'affectation de fréquences est un sous problème du problème général de conception de réseaux sans fil qui comporte en plus les problèmes de placement des antennes et d'affectation des puissances aux bases [Pomak, 2010].

L'étude du PAF est d'une importance primordiale, car ces dernières années, les réseaux de télécommunication connaissent une demande sans cesse croissante du fait de l'augmentation du nombre des utilisateurs et de l'apparition de nouveaux besoins. Pour satisfaire les demandes, les compagnies doivent attribuer judicieusement la bande de fréquences qui sont à leur disposition. Celles-ci doivent être affectées de façon à garantir la possibilité de communication entre tout en maximisant leur qualité.

1. Modélisation

Les modèles du PAF ont, généralement, un ensemble de canaux ou de fréquences F , un ensemble d'antennes (cellules) V et un ensemble des contraintes E . Pour chaque antenne v , un sous ensemble $F(v) \subseteq F$ des fréquences spécifiées disponibles, desquelles un sous-ensemble $m(v)$ de fréquences doit être affecté à v . Pour chaque paire de fréquences $f(v) \in F$ et $g(w) \in F$, une pénalité est définie par une mesure selon le niveau d'interférence. Cette pénalité est notée $p_{vw}(f, g)$ ou $p_{vw}fg$. Dans la plupart des modèles cette pénalité dépend seulement de v et w et la distance entre les fréquences $|f - g|$. Dans ce cas, la pénalité p_{vw} causée si $|f - g| < d_{vw}$. Les pénalités sont souvent exprimées à travers une matrice appelée matrice des pénalités.

La formulation mathématique du PAF consiste donc en un ensemble de variables (antennes), de contraintes et d'une fonction objectif. Pour chaque variable v et chaque fréquence disponible ($f(v) \in F$) on définit :

$$x_{vf} = \begin{cases} 1 & \text{si la fréquence } f \in F(v) \text{ est affectée au sommet } v \in V \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La condition que les fréquences $m(v)$ doivent être assignées à une antenne v est modélisé par les contraintes suivantes, les contraintes de la demande :

$$\sum_{f \in F(v)} x_{vf} = m(v) \quad \forall v \in V \quad (1)$$

Les matrices de pénalité p_{vw} sont utilisées souvent en combinaison avec un seuil p_{max} . On interdit des paires de fréquences avec une pénalité dépassant ce seuil. Ceci est modélisé par les contraintes suivantes :

$$x_{vf} + x_{wg} \leq 1 \quad \forall vw \in E, f \in F(v), g \in F(w) : p_{vw}(f,g) > p_{max} \quad (2)$$

Lorsqu'il n'existe aucun objectif supplémentaire, nous obtenons le F-FAP (pour feasibility frequency assignment problem). Ici, nous avons l'intention seulement de trouver une solution faisable au FAP, c.-à-d., une solution satisfaisant les contraintes (1) et (2) [Aardal et al. 2003].

2. Variantes du PAF

Selon l'objectif visé nous distinguons plusieurs variantes du PAF:

- a) Affectation de fréquences d'ordre minimum (MO-FAP): Il s'agit d'affecter différentes fréquences de sorte à minimiser leur nombre et qu'aucune interférence inacceptable n'apparaisse. Un problème survenu lors de l'introduction des téléphones mobiles et leur nombre qui ne cessait de s'accroître, pour la simple raison que les fréquences se vendaient par unité et le prix de chaque unité était trop cher.
- b) Affectation de fréquences de spectre minimum (MS-FAP): Il s'agit d'affecter des fréquences qui ne permettent aucune interférence inacceptable et qui garantissent la minimisation du spectre (*Span* en anglais) qui est la différence entre le maximum et le minimum des fréquences utilisées. Dans ce problème, l'opérateur paye pour l'ensemble de la gamme de fréquences donc plus le spectre est large plus le cout est élevé.
- c) Affectation de fréquences à blocage minimum (MB-FAP): Un blocage survient lors de la présence de certaines interférences, il s'agit, alors, de trouver une affectation partielle (et non pas la totalité du spectre) minimisant la probabilité de blocage du réseau et affectant autant de fréquences que possible (on parle alors de problème d'affectation de fréquences à service maximum *Max-FAP*).

- d) Affectation de fréquences d'interférence minimum (MI-FAP): Il s'agit d'affecter des fréquences à partir d'un nombre limité de celles-là, tout en minimisant la somme totale des pénalités qu'elles engendrent. On parle de pénalité lors d'un choix de fréquences interdites (engendrant une interférence), ces pénalités sont représentées sous forme de matrice. Celle-ci est générée de la manière suivante: Pour toute paire de fréquences $f \in \mathcal{F}(v)$ et $g \in \mathcal{F}(w)$, on pénalise le choix de ces deux fréquences combinées par une valeur dépendant du niveau d'interférence engendré par celles-là. Cette valeur, notée $P_{vw}(f,g)$ ou simplement P_{vwfg} , n'est fonction que de v et w (entre autres la distance physique les séparant) et de la distance entre les deux fréquences $|f-g|$.

III. ABSO (Advanced Bees Swarm Optimization) pour la résolution du PAF

Dans ce travail, nous proposons une version hybride de la métaheuristique BSO (Drias et al, 2005). Un algorithme de clustering est intégré à la métaheuristique en faisant une classification des variables de l'instance à résoudre avant de procéder à sa résolution. Ceci permet une approche plus dynamique et intelligente dans la résolution du problème considéré quelque soit sa nature. En effet, l'approche proposée peut aussi bien être appliquée au PAF qu'à un autre problème. En effet, une application au problème W-MAX-SAT a aussi été réalisée en parallèle avec l'application au PAF.

L'idée de base de notre travail consiste à former m groupes de variables à partir d'un ensemble de n variables. L'espace de recherche est ainsi redimensionné en passant de n dimensions à m dimensions. La recherche consistera en des déplacements dans les dimensions, i.e. variations des coordonnées une à une. Pour que la recherche soit efficace, il faut que ces déplacements soient les plus significatifs et *productifs* possible, et par conséquent, que chaque groupe de variables « couvre » une large portion du problème, de sorte à ce qu'un déplacement à l'intérieur d'une dimension conduise à affecter un grand nombre d'éléments du problème général.

A. L'ALGORITHME DE CLUSTERING: UNSUPERVISED HMDIA (HOW MUCH DOES IT ADD)

Avant de présenter l'algorithme de clustering, nous définissons :

- **nbg** : le nombre de groupes (clusters), initialement $nbg = 1$.
- **G_i** : le groupe ayant l'indice i .
- **triv(v)** : valeur définie pour chaque variable v , et suivant le problème considéré, permettant de classer les variables par trivialité de la valeur à leur affecter. Plus cette valeur est grande, plus il est facile de déterminer la meilleure valeur à affecter, le but étant de toujours faire varier, d'abord, les variables les plus indélicates.
- **Nextv** : variable non encore affectée à un groupe, ayant le plus petit $triv(v)$, égale NULL quand toutes les variables sont affectées.

- **R** : le ratio, ou quota, paramètre réel indiquant la borne en deçà de laquelle un nouveau groupe est créé.

Algorithme HMDIA

Début

$nbg \leftarrow 1$;

Affecter $Nextv$ à G_1 et mettre à jour $Nextv$, et la portion couverte par G_1 .

Tant que le nombre maximal d'itérations n'est pas atteint et les groupes ne sont pas stables (les groupes obtenus lors des deux dernières itérations sont différents) faire

- Vider les groupes en laissant la variable la plus « lourde », i.e. la plus présente au niveau du problème général (pour permettre une affectation plus rigoureuse des variables aux groupes), cette variable sera le centre de gravité du groupe.

- Ajuster la portion couverte par chaque groupe pour équivaloir à celle où son unique variable apparaît.

Tant que $Nextv \neq \text{NULL}$

BestG \leftarrow index du groupe auquel l'apport de $Nextv$ et le plus important.

BestAdd \leftarrow apport de $Nextv$ à G_{bestG} .

Si BestAdd < $R \cdot$ (apport de $bestv$ à un groupe vide) alors

$nbg \leftarrow nbg + 1$

Créer un nouveau groupe G_{nbg}

BestG $\leftarrow nbg$

Fin Si

Affecter $Nextv$ à G_{bestG} .

Mettre à jour la couverture de G_{bestG} .

Mettre à jour $NextV$

Fin Tant que

Fin Tant que

Retourner les groupes G_1, \dots, G_{nbg} , et la valeur de nbg .

Fin

B. L'ALGORITHME DE RESOLUTION: ABSO-FAP

Adapter ABSO au PAF requiert la détermination des éléments suivants: L'espace de recherche, la fonction objectif, la méthode de génération de la solution initiale, la procédure de subdivision des variables en groupes, l'algorithme de la recherche locale et la détermination de la prochaine solution de référence.

Génération de la solution initiale

Pour la génération de la solution initiale, chaque variable est initialisée à sa fréquence la plus petite. La première étape consiste à affecter les variables dans l'ordre décroissant de trivialité. A chaque variable est affectée la fréquence qui donne la meilleure valeur pour la fonction objectif. La seconde étape se fait en explorant les voisines directes de la solution trouvée précédemment (seule une valeur diffère et la fréquence différente est immédiatement supérieure ou inférieure à la fréquence initiale), en la mettant à jour quand une meilleure solution est trouvée. Le processus s'arrête lorsqu'aucune amélioration n'est possible parmi les solution voisines directes.

Détermination des groupes de variables

Le principe de base se résume à affecter, à une étape donnée, la variable restante la moins « décidée », i.e. celle dont les effets des différentes valeurs sont les plus similaires au groupe auquel elle apporte la plus grande portion du problème général. Si cette portion est inférieure à la portion qu'apporterait cette même variable à un groupe vide multipliée par un certain paramètre (quota) inférieur strictement à 1, un nouveau groupe est créé, et cette variable en sera le premier élément.

La recherche locale

Comme dans BSO, plusieurs méthodes de recherches peuvent être utilisées dans cette partie, notamment en fonction du problème considéré. Cependant, cette recherche doit se restreindre aux seules variables du groupe concerné par celle-ci. De plus, l'introduction du concept de groupement de variables, le fait que les sous-régions de recherche soient définies par rapport aux variables de chaque groupe, et que ces régions soient bien disjointes, nous permet, via une petite modification, de réduire le temps d'évaluation des solutions visitées. En effet, étant donné que la recherche locale pour un groupe G_i ne concerne que ses variables, i.e. seule la coordonnée relative à la dimension i variera au fil de la recherche, il est inutile de refaire l'évaluation de la fonction objectif pour toutes les variables puisque seules les variables de G_i changent de valeurs. Ci-dessous, nous présentons le pseudo algorithme ABSO

Algorithme ABSO

Début

Calculer la solution initiale.

Déterminer les groupes de variables.

Initialiser le point de départ de chaque groupe à la solution initiale.

Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint

Pour chaque groupe Faire

une recherche locale restreinte autour du point de départ lui correspondant.

Sauvegarder la meilleure solution rencontrée.

Fin Pour.

Déterminer le ou les nouveaux points de départ.

Fin Tant que

Fin

C. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Des expérimentations ont été effectuées sur les instances scene02, scene06 et scene08 des benchmarks CELAR.

	Opt	ABSO	Taux d'erreur %
Scène 02	14	17	7.14
Scène 06	3389	13715	5.45
Scène 08	262	1800	14.46

Les résultats obtenus sont relativement satisfaisants et peuvent être améliorés en faisant un meilleur ajustement des valeurs des paramètres.

IV. Métaheuristiques hybrides pour la résolution du problème d'affectation de fréquences

Dans ce travail, nous proposons une deuxième approche d'utilisation du clustering que nous avons appelée FAP-Clustering et dont le but est de décomposer le graphe d'interférences initial en sous-graphes. Ces sous problèmes sont d'abord résolus séparément, puis une solution globale est construite à partir des solutions partielles. Comme métaheuristiques, nous avons choisi les algorithmes génétiques, l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO pour BiogeographyBasedOptimization) et l'optimisation par essaim d'abeilles (BSO pour Bee SwarmOptimization). Dans un premier temps, nous avons appliqué ces métaheuristiques au PAF dans leur versions classiques, puis, nous avons hybridé chacune d'elle à l'algorithme de clustering.

Les tests effectués sur les benchmarks COST259 ont montré que les métaheuristiques hybridées à la méthode de clustering donnent de meilleurs résultats que les métaheuristiques classiques.

A. L'ALGORITHME DE CLUSTERING: DISCOVERCLUSTERS

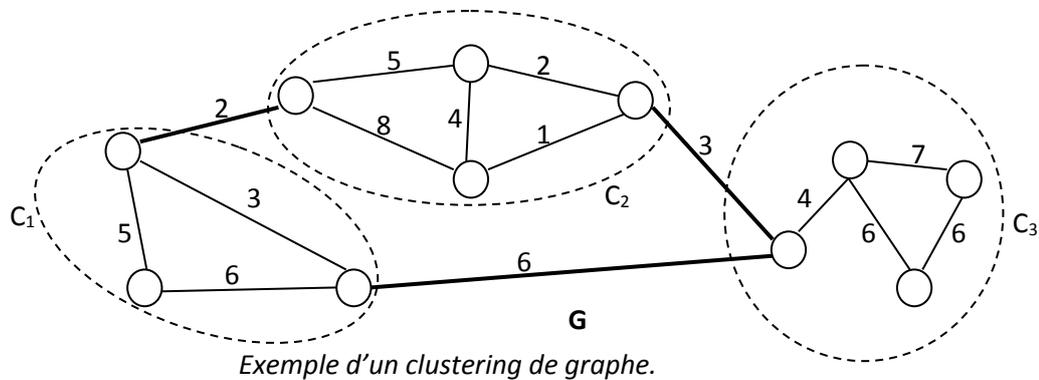
Le principe de notre approche est d'explorer les données du problème afin d'extraire des connaissances qui vont nous faciliter la résolution du problème. Cette approche, dans le contexte du problème d'affectation de fréquences, a pour but de regrouper les sites dans des clusters selon un critère de similarité afin de subdiviser le problème en de sous-problèmes qui pourront être résolus séparément, voire parallèlement. Dans le cas du problème FAP, deux sites sont considérés comme étant similaires si le niveau d'interférence entre eux est grand. Notons que notre problème de regroupement des sites en clusters peut être assimilé à

un problème de clustering de graphe, qui est un problème défini sur des données représentées sous forme d'un graphe $G = (V, E)$ avec V : est un ensemble des sommets et E : est un ensemble d'arêtes éventuellement avec un poids w , et dont l'objectif est de subdiviser G en de plus petits composants ou bien clusters, habituellement de tailles approximativement égales, de telle façon que la somme des poids des arêtes inter-clusters soit minimisée. [Bichot, 2007] [Boullé, 2010]

Plus formellement:

$$\min \sum_{i=1}^k \sum_{j=i+1}^k w(p, q) \quad \text{tq } (p, q) \in E, p \in C_i, q \in C_j \text{ et } k \text{ le nombre de clusters} \quad (1)$$

Dans le cadre du PAF, les sommets représentent les sites et le poids est la somme des pénalités possibles qui seront causées en cas de violation de toutes les contraintes d'interférences entre deux sites.



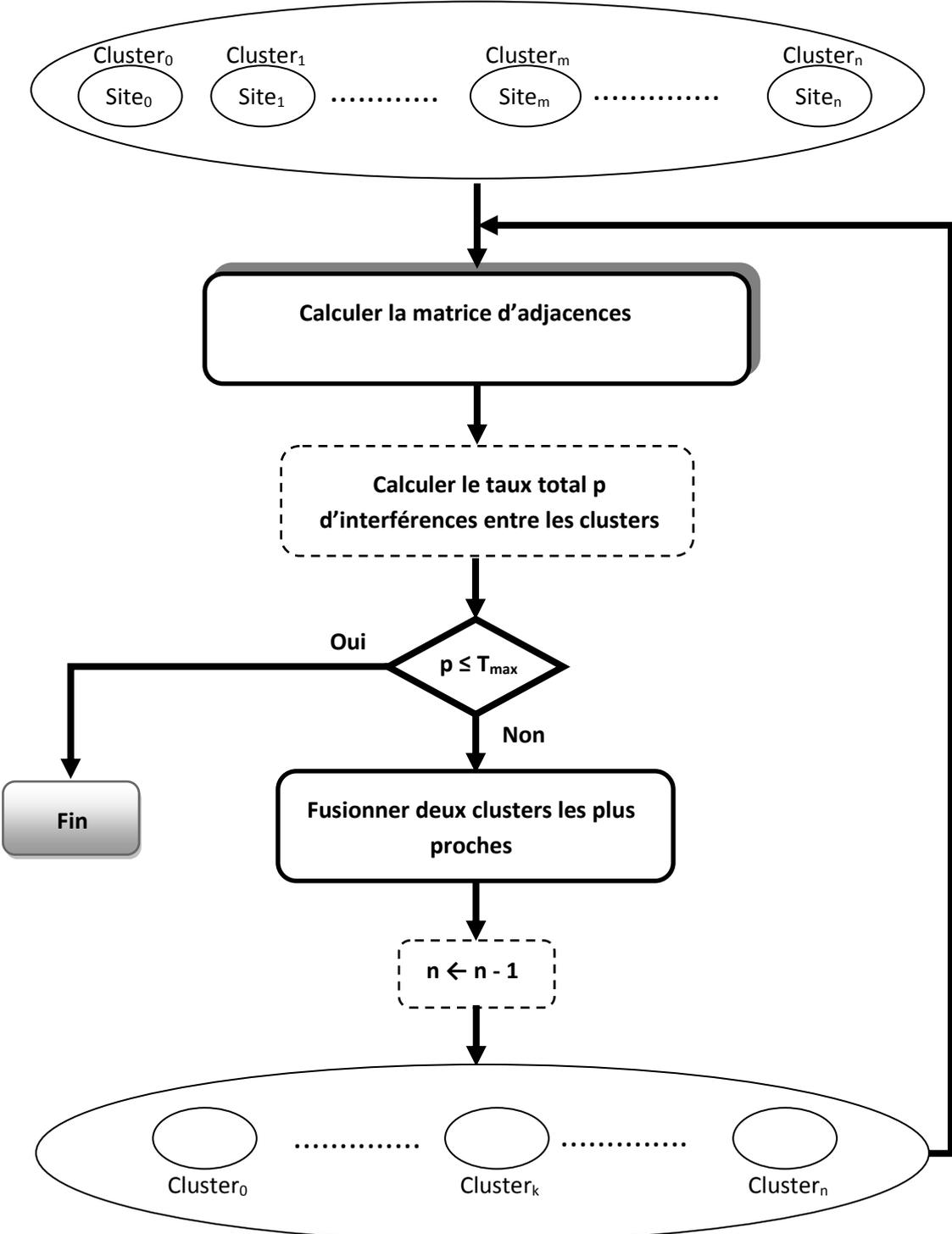
Dans la figure ci-dessus : le graphe est décomposé en 3 clusters C_1, C_2, C_3 tels que : $C_1 \cup C_2 \cup C_3 = V$ et $C_1 \cap C_2 \cap C_3 = \emptyset$.

Ce problème est un problème NP-difficile. [BICHOT, 2007] [Boullé, 2010] et de nombreuses méthodes de partitionnement ont été proposées dans la littérature. Nous avons adopté une méthode basée sur une approche hiérarchique ascendante.

L'adaptation de cette approche pour le problème de clustering de graphe consiste à minimiser la quantité donnée par la formule (1) jusqu'à un taux maximal appelé T_{max} que nous ne devons pas dépasser afin d'obtenir un nombre des clusters optimal assurant à la fois une bonne décomposition problème et un bon équilibre entre les tailles des différents clusters. Ce taux est proportionnel à la somme des poids des arêtes inter-clusters et à la somme des poids des arêtes de tout le graphe (inter-clusters + intra-clusters).

Comme l'illustre la figure, l'algorithme est le suivant: initialement, chaque site forme un cluster, soit, nous démarrons avec n clusters. Nous cherchons à réduire, itérativement, le nombre de clusters jusqu'à atteindre au taux T_{max} . À chaque étape, nous fusionnons deux clusters, réduisant ainsi le nombre de clusters. Les deux clusters choisis pour être fusionnés sont ceux qui sont les plus "proches", i.e., ceux dont la distance entre eux

est minimale. Cette valeur de distance est définie selon deux objectifs : le premier est la minimisation du taux des interférences entre les clusters et le second est l'équilibrage des tailles des clusters. Puis la classification continue, fusionnant à chaque étape les deux clusters les plus proches au sens de la distance choisie. Le processus s'arrête quand le taux d'interférences entre les clusters est inférieur ou égal au taux d'interférence maximal (T_{max}). Notons que quand si l'on impose $T_{max} = 0$, à la fin du processus les clusters restants sont des sous-problèmes parfaitement indépendants.



B. LA RESOLUTION DU PROBLEME: FAP-CLUSTERING

Après l'étape de clustering, l'algorithme *DiscoverClusters* retourne une liste de clusters où chaque cluster comprend un ensemble de sites. Une fois cette étape achevée, nous passons à l'étape de représentation de la solution pour chaque cluster qui est identique à celle utilisée dans l'approche classique (La solution vu comme un ensemble de sites).

Comme pour l'approche classique, la résolution se base sur l'utilisation d'une des trois métaheuristiques citées précédemment à la seule différence que chaque sous-problème représenté par un cluster sera résolu séparément et indépendamment des autres de façon séquentielle ou parallèle. À la fin de cette étape, nous obtenons pour chaque sous-problème une liste de solutions partielles de même taille T , Ces solutions sont les individus de la population finale pour AG et BBO, Quant à la métaheuristique BSO qui retourne une solution unique, nous avons choisi de considérer l'ensemble des solutions sauvegardées dans la liste tabou et qui sont les meilleures solutions trouvées durant la recherche.

Si nous choisissons la meilleure solution de chaque liste des solutions partielles et on les reconstitue pour construire la solution globale du problème cela nous ne donne pas forcément la meilleur solution. Alors pour échapper de ce problème, on doit effectuer une reconstitution de tous les cas possibles, en d'autre terme, on effectue T^n (T : taille de la liste et n : nombre de clusters) concaténations possibles des solutions partielles de listes trouvées pour chaque sous-problème. Puisque ce nombre de concaténations est énormément grand par rapport au temps d'exécution, ceci nous ramène de concevoir une méthode dans le but d'effectuer un peu de reconstitutions possibles. Au début de cette méthode nous effectuons une concaténation possible pour construire une population de même taille que les listes de solutions afin de l'adapter seulement aux opérateurs de sélection et de croisement de l'AG dans le but de tirer d'autres reconstitutions possibles, nous appelons cette méthode : **AGClust**.

Chaque individu i est construit comme suit : nous prenons la $i^{\text{ème}}$ solution de la première liste avec la $i^{\text{ème}}$ solution de la deuxième liste ainsi de suit jusqu'à la $i^{\text{ème}}$ solution de la dernière liste, puisque cette méthode est destiné pour faire d'autres reconstitutions, donc les clusters représentent les gènes dans la représentation de solution pour **AGClust**.

Le schéma suivant illustre la démarche de cette approche :

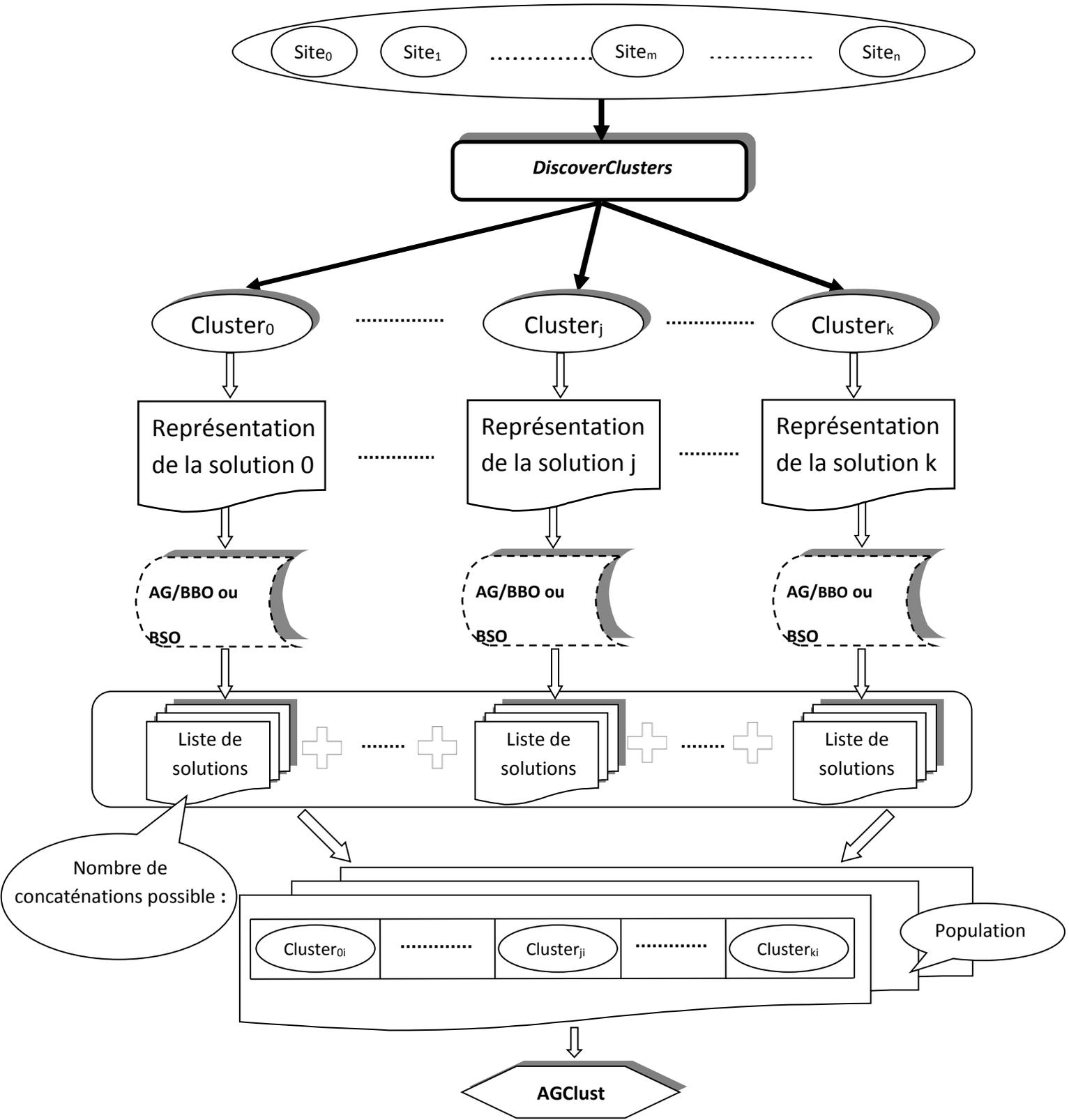


Schéma représentative de l'approche FAP-Clustering.

C. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Les différentes métaheuristiques ont été appliquées aux instances des benchmarks COST259 aussi bien dans leur versions classiques qu'hybrides. Les résultats des tests ont montré une amélioration de la qualité des résultats avec l'utilisation du clustering même si celle-ci cause une augmentation du temps d'exécution. Néanmoins, la possibilité de parallélisation qu'offre la décomposition du problème palie à cet inconvénient.

Chapitre III :

Métaheuristiques de recherche à voisinage et à évolution pour le problème FAP

Dalila Boughaci

USTHB/LRIA

Résumé - Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes intéressés au problème des interférences dans les réseaux GSM dues à la réutilisation des fréquences ainsi qu'aux différentes techniques d'allocation de fréquences permettant à la fois de satisfaire le besoin en capacité et d'assurer un niveau d'interférence minimal dans le réseau. Nous avons étudié plusieurs approches métaheuristiques de recherche à voisinage et à évolution pour le FAP. Des versions parallèles ont été proposées pour améliorer les performances en terme de qualité de solutions et en temps de réponse. Les différentes approches proposées pour le FAP ont été implémentées sur machine et validées sur des Benchmarks. Les résultats trouvés sont très encourageants et montrent l'intérêt de nos approches.

I. Introduction

L'objectif de ce travail consistait en la résolution efficace du problème d'affectation de fréquences FAP dans le réseau GSM par les approches méta-heuristiques. Le FAP (Frequency Assignment Problem) est un problème d'optimisation difficile qui consiste à attribuer un nombre limité de fréquences à des communications hertziennes tout en minimisant au maximum les interférences pouvant altérer la qualité des communications. Ainsi, le FAP est la détermination de l'ensemble de fréquences que peut utiliser chacune des cellules constituant le réseau GSM.

Dans ce qui suit, nous présentons tout d'abord la notion d'interférences dans le réseau GSM, le problème abordé MI-FAP (Minimum Interference Frequency Assignment) ainsi que sa modélisation mathématique. Ensuite, nous détaillons les différentes approches proposées et travaux réalisés durant ce projet.

II. Les interférences dans le réseau GSM

Le réseau GSM (Global System For Mobile Communication) est un réseau de téléphonie mobile cellulaire, principalement utilisé pour l'établissement de communications vocales. Le réseau GSM est un réseau cellulaire où chaque antenne arrose un territoire bien défini et les téléphones mobiles changent de cellule au gré des déplacements de l'utilisateur.

La couverture géographique des stations forme un ensemble de zones d'intersection où le rapport entre le signal serveur et le signal brouilleur (C/I) est faible. L'existence de ces zones est indispensable pour la réalisation du Handover. Cependant, elles peuvent aussi faire motif d'interférence. On parle d'interférence lorsqu'un point donné de l'espace de couverture reçoit en plus du signal reçu, un signal dit interférent, de puissance relativement élevé et porté sur une fréquence identique ou adjacente. Les interférences Co-canal, sur canal adjacent, Co-station, Co-site, inter-site sont des types d'interférence que l'on rencontre dans les réseaux GSM.

- **Les interférences Co-canal** : Ces sont des interférences induites par des signaux émis sur la même porteuse. Ce phénomène se produit quand un point de la zone de couverture reçoit plusieurs signaux provenant de différentes BTS et émis sur la même fréquence. La norme GSM prévoit un niveau C/I en Co-canal de 9 dB pour assurer une qualité de communication correcte. Autrement dit, un signal Co-canal interférent reste tolérable tant qu'il est plus faible d'un écart de 9 dB par rapport au signal serveur.

- **Les interférences sur canal adjacent** : Le spectre d'un signal modulé en fréquence comporte une infinité de lobes secondaires. Même après filtrage, il y a débordement du spectre dans le canal voisin. De la même manière que pour l'interférence Co-canal, on définit la valeur maximum de la puissance d'un canal adjacent produisant une interférence.

- **Les interférences Co-station** : Les TRX appartenant à la même cellule peuvent s'interférer mutuellement. C'est pourquoi, il faut respecter une certaine distance, dite distance Co-station, entre les fréquences allouées à ces TRX (en général, 3 canaux d'écart).

- **Les interférences Co-site** : Les fréquences alloués a un certain site doivent être séparées par une certaine distance, appelée distance Co-site (en général, 2 canaux d'écart).

- **Les interférences inter-site** : Les fréquences utilisées sur certaines paires de stations n'appartenant pas au même site doivent être espacées, généralement du fait que les stations doivent être très rapprochées, que leur zone de recouvrement est assez importante ou que le niveau de brouillage C/I est très élevé.

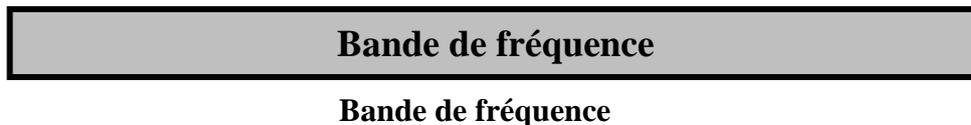
III. Le Problème d'affectation de fréquences (MI-FAP)

Le problème d'affectation de fréquences MI-FAP consiste à assigner une fréquence pour chacune des stations émettrices (TRXs) d'une cellule tout en minimisant des interférences et en respectant des contraintes de planification (seuil d'interférence maximal, contraintes de séparation de fréquences...).

III.1. Méthodes d'allocation de fréquences

On distingue trois méthodes d'allocation de fréquence par rapport à l'utilisation de la bande de fréquence. Ces trois méthodes sont données comme suit :

- **Exploitation de toute la bande de fréquence** : Utiliser toute la bande passante pour les deux canaux TCH (Traffic Channel) et BCCH (Broadcast Common Channel) sans distinction. L'avantage de cette technique est la réutilisation d'une fréquence dès sa libération.



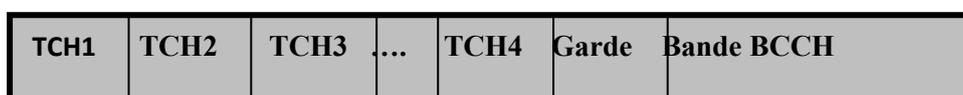
- **Subdivision de la bande de fréquence** : Dans cette méthode, la bande de fréquence est divisée en deux sous bandes : l'une pour le BCCH et l'autre pour le TCH avec une réservation d'une fréquence de garde entre les deux bandes. On obtient alors deux plans de fréquences sans interférence entre les deux. La fonction coût totale de la bande est calculée en utilisant la somme des deux fonctions coût qui ont été calculées pour les sous bandes BCCH et TCH.



- **Allocation par TRX** : Cette méthode passe par deux étapes

- La 1^{ère} est de diviser la bande de fréquence comme dans la méthode *subdivision de la bande de fréquences*.
- La 2^{ème} consiste à diviser la bande TCH en des sous bandes. Sachant que le nombre de ces sous bandes est égal au plus grand nombre de TRX d'une cellule.

On obtient deux plans de fréquence où le plan TCH est déjà optimisé.



Bande de fréquence

III.2. Modélisation mathématique de la problématique

Dans notre cas, nous avons opté pour une allocation fixe de fréquences puisqu'elle donne de meilleures performances pour des systèmes à forte charge.

- **Les données d'entrée** : Les données du problème sont données comme suit :

- La liste des fréquences disponibles : qui représente l'intervalle de fréquences autorisé à être affecté pour notre réseau.
- Le nombre de cellules du réseau.
- Le Nombre de transmetteurs (TRX) par cellule
- La liste des fréquences pré-assignées : Chaque cellule a plusieurs transmetteurs (TRX), dont certains ont une fréquence pré-assignée, cela veut dire que des fréquences leur sont déjà réservées. C'est pour cela qu'avant d'attribuer des fréquences aux TRX d'une cellule, on doit s'assurer que nous n'utilisons pas de fréquences pré-assignées dans celle-ci ou dans une cellule voisine.
- La matrice des interférences de Co-canal (Interfco) : Pour chaque paire de cellules est associée un taux d'interférence dans le cas où toutes les deux utilisent la même fréquence.
- La matrice des interférences de canal adjacent (Interfadj) : Pour chaque paire de cellules est associé un taux d'interférence dans le cas où les deux cellules utilisent des canaux adjacents.
- La matrice de trafic (trafic) : On associe à chaque cellule une valeur moyenne de trafic qu'elle supporte pendant une période donnée, généralement d'un mois. L'intensité du trafic exprime le taux d'utilisation des fréquences assignées à la cellule. Le trafic influe considérablement sur les interférences.
- La liste des fréquences pré-assignées : chaque cellule a plusieurs transmetteurs (TRX), dont certains ont une fréquence pré-assignée tandis qu'à chacun des autres on doit attribuer une fréquence de l'ensemble des fréquences permises pour la cellule en cause.

- **Le plan de fréquences** : La solution qu'on cherche est un plan de fréquences. Un plan de fréquences d'un réseau GSM est un système d'optimisation de l'affectation de fréquences. Minimiser une solution revient à affecter les fréquences par rapport à l'interférence globale.

- **L'évaluation d'une solution** : La qualité d'une solution est mesurée par la fonction objectif qui devra être minimisée.

La fonction objectif est la suivante :

Minimiser:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [(P_i] * Interfco(i,j) + R_i * Interfadj(i,j)) * trafic_{ij}$$

Tel que :

$$\sum_{k=1}^F a_{ik} = trx_i \quad \text{Pour } 1 \leq i \leq N$$

$$|k-l| \geq C_{ij} \quad \text{pour } 1 \leq k, l \leq F \text{ et } 1 \leq i, j \leq N \text{ tels que :}$$

- $a_{ik} = a_{jl} = 1$ - $a_{ik} = 1$ si la fréquence k est allouée à la cellule i , si non 0.

IV. Contributions

La phase de planification des réseaux de radio mobile GSM revêt une difficulté extrême à laquelle il est primordial de palier et à laquelle nous nous sommes intéressés particulièrement. Nous nous sommes focalisés sur le problème des interférences dans les réseaux GSM dues à la réutilisation des fréquences ainsi qu'aux différentes techniques d'allocation de fréquences permettant à la fois de satisfaire le besoin en capacité et d'assurer un niveau d'interférence minimal dans le réseau. Nous avons étudié plusieurs approches métaheuristiques de recherche à voisinage et à évolution pour le FAP. Des versions parallèles ont été proposées pour améliorer les performances en terme de qualité de solutions et en temps de réponse. Les différentes approches proposées pour le FAP ont été implémentées sur machine et validées sur des Benchmarks. Les résultats trouvés sont très encourageants et montrent l'intérêt de nos approches.

Trois méta-heuristiques ont été proposées à savoir : BBO (Biogeography Based Optimization), VNS(Variable Neighborhood Search) et SLS (Stochastic Local Search). La validation est faite sur des Benchmarks du site web <http://fap.zib.de/problems/>.

Par ailleurs, nous avons proposé une nouvelle approche de recherche locale BLS pour le problème de positionnement des antennes en réseaux GSM (APP). Une antenne est un dispositif électrique qui convertit les courants électriques en ondes radio. L'antenne est utilisée pour l'émission et la réception en réseau radio où chaque antenne a une couverture donnée. L'APP consiste alors à déterminer les emplacements des antennes et leurs configurations afin de réaliser une couverture totale du territoire tout en assurant une bonne qualité de service.

Une approche à évolution différentielle pour le MI-FAP.

La méthode proposée démarre d'une population initiale générée aléatoirement. Ensuite, le processus de reproduction est déclenché et qui consiste en l'application de la phase de mutation, suivie de celle du croisement sur les solutions (plans de fréquences) de la population et celle de sélection qui permet d'élire les individus de la prochaine génération. Ce processus de reproduction est réitéré plusieurs fois jusqu'à ce que la condition d'arrêt fixée soit satisfaite. En effet, nous avons tout d'abord proposé une approche séquentielle d'évolution différentielle qui permet la réutilisation des fréquences tout en assurant un minimum d'interférences entre elles. Le parallélisme a ensuite été introduit dans l'approche afin d'obtenir des résultats plus performants du point de vue de l'amélioration du temps d'exécution.

Il existe deux principaux types de modèles pour le parallélisme pouvant être effectuées sur des algorithmes à évolution différentielle:

- **Parallélisme au niveau des individus** : celui-ci emploie un parallélisme à grains fins, il consiste en la distribution de la population sur un ensemble de processeurs (un individu par processeur).

- **Parallélisme au niveau de la population** : celui-ci emploie un parallélisme à gros grains, il consiste en la division de la population en plusieurs sous-populations (ilots). Ainsi, chaque sous-population converge indépendamment vers une solution. Ce parallélisme peut être effectué avec ou sans migration. Le parallélisme **avec migration** qui permettra de promouvoir le partage d'information où les meilleurs individus de chaque sous-population sont déplacés vers les autres sous-populations, accordement à une topologie prédéfinie. Le parallélisme **sans migration** qui ne permet pas l'échange d'individus entre les sous-populations. La figure 1 illustre le parallélisme en évolution différentielle.

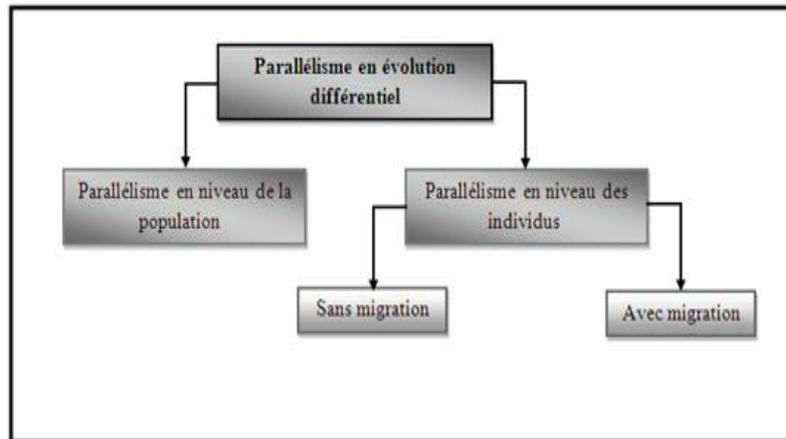


Figure 1 : Parallélisme en évolution différentielle

Chapitre IV :

Résolution du problème FAP multicritères avec une hybridation d'une méta-heuristique avec un réseau de neurones

Ahmed Guessoum

USTHB/LRIA

Résumé - Ce travail traite du problème FAP dans les réseaux GSM mais avec plusieurs critères pris en compte. Nous nous sommes particulièrement intéressés aux trois critères suivants, pris dans l'ordre : Minimum Order FAP, allocation du minimum de fréquences aux TRXs ce qui entraîne un maximum de réutilisation, Minimum Span FAP, allocation des fréquences aux TRXs tel que l'écart entre la plus petite et la plus grande fréquence est minime, et Minimum Interference FAP, allocation des fréquences aux TRXs avec minimum d'interférences.

Il est à noter que nous n'avons trouvé qu'une seule recherche qui a traité du problème FAP avec une approche multicritères ce qui s'explique par la difficulté du problème.

Ce travail s'inspire de la méthode utilisée par [Vilcot 2007], qui ne traite que des problèmes à deux critères, et qui couple une recherche taboue avec l'approche Epsilon-Contrainte pour un problème de planification de tâches. Nous hybridons des réseaux de neurones avec cette méthode. L'approche que nous avons développée est très innovante et utilise en fait un réseau de Neurones où chaque nœud est un réseau de neurones. En effet, pour bénéficier pleinement du parallélisme inhérent des réseaux neurones, nous avons conçu un super-réseau de neurones où chaque nœud de ce super-réseau est un réseau de neurones et son apprentissage consiste en notre méthode de résolution multicritères basée sur la recherche taboue et l'approche Epsilon-Contrainte, en appliquant les modifications suivantes :

Utilisation d'un réseau de neurones au lieu d'une solution, fonction d'énergie utilisée comme fonction d'évaluation d'un réseau de neurone, et algorithme de génération du voisinage utilisé comme algorithme d'apprentissage de chaque réseau de neurones.

L'apprentissage dans tous les réseaux de neurones s'effectue en parallèle.

L'algorithme complet développé dans ce travail a été implémenté et testé sur les données Tiny et K des benchmarks COST259. Les résultats obtenus sont excellents, les solutions trouvées par notre méthode proposant de meilleurs compromis que les solutions générées par les méthodes existantes. Nous travaillons actuellement sur la rédaction d'un article que nous voulons soumettre à une revue scientifique de qualité vu les résultats obtenus.

I. Introduction

La téléphonie mobile connaît un succès fulgurant depuis quelques années. Le nombre d'utilisateurs ne cesse d'augmenter, contraignant les opérateurs mobiles à toujours chercher une meilleure gestion de leurs ressources radio (fréquences du spectre radio) afin d'assurer une qualité de service optimale.

L'allocation de fréquences dans les réseaux GSM¹ (Global System for Mobile communication) lors de la conception d'un réseau est un problème très complexe, de ce fait plusieurs techniques de résolution ont vu le jour.

Le but de ce projet est de proposer une solution innovante à ce problème basée sur une hybridation d'une méta-heuristique avec un réseau de neurones, satisfaisant plusieurs critères en même temps tel que le minimum d'interférences, le minimum de fréquences etc. de sorte à satisfaire les attentes des clients et réduire le coût des ressources utilisés par l'opérateur.

I. Définition du problème FAP

1. Définition

Le problème FAP consiste à affecter des fréquences du spectre radio disponible aux différents TRXs (émetteurs/récepteurs) du réseau. Le nombre de fréquences allouées à chaque opérateur étant limité, les fréquences doivent être réutilisées et, à cause de cela et du *Handover*, plusieurs contraintes (définies plus haut) doivent être respectées.

L'allocation des fréquences peut se faire selon trois manières :

- **Statique** : allouer en une fois des fréquences à tous les TRXs avant le lancement du réseau (efficace pour les réseaux chargés en demande de communication).
- **Dynamique** : allouer une fréquence à un TRX à l'arrivée d'une communication (utile aux réseaux peu chargés afin d'utiliser moins de fréquences que dans l'allocation statique).
- **Hybride** : le spectre radio est divisé en un ensemble de fréquences fixes, allouées de manière fixe à autant de TRXs que possible et un ensemble de fréquences dynamiques qui seront allouées à un TRX sans fréquence fixe qui reçoit une communication.

Notre solution s'intéresse à l'allocation statique, car la plupart des réseaux sont très chargés et l'allocation dynamique ou hybride pour ces réseaux sont très coûteuses et dégraderont la qualité de service.

Le FAP se décline sous plusieurs variantes suivant le critère à satisfaire : Feasibility FAP (F-FAP), Maximum Service FAP (Max-FAP), Minimum Blocking FAP (MB-FAP), Minimum Order FAP (MO-FAP), Minimum Span FAP (MS-FAP), et Minimum Interference FAP (MI-FAP).

Comme notre objectif est de satisfaire aussi bien les clients que les opérateurs, notre solution a traité les 3 dernières variantes à la fois.

2. Complexité :

L'allocation de fréquences est un problème d'optimisation combinatoire qui dans son interprétation la plus simple est considérée comme un problème de coloriage de graphes (prouvé NP-Difficile [Brélaz, 1979].

¹ Nous n'introduisons pas dans ce rapport les définitions de base bien connues dans les réseaux GSM, comme les notions de Base Transceiver Station (BTS), Emetteurs-Récepteurs (TRX), TDMA, Contraintes *Co-Cell*, contraintes co-site, contraintes Inter-site, Interférence *Co-Canal*, Interférence *Adjacent-Canal*, handover, etc.

Ainsi, au vu de ses contraintes supplémentaires le FAP est bien plus complexe qu'un problème de coloriage et est aussi prouvé NP-Difficile [Hale, 1980].

C'est donc un problème qui s'avère très difficile (voire impossible) à résoudre de manière exacte du fait de l'immensité de son espace de recherche. En effet, en considérant T comme le nombre de TRXs et F comme le nombre de fréquences disponibles, la taille de l'espace de recherche est au plus égale à FT , ainsi pour un réseau classique dont $T = 600$ et $F = 50$ le nombre de solutions possibles est égal à $50600 \times 2,4 \times 101019$. Il est évident qu'avec la puissance de calcul courante, la vérification de toutes les solutions admissibles est impossible.

II. Etude des Méthodes de résolution du FAP

La résolution d'un problème avec un tel espace de recherche conduit souvent à des problèmes de temps de calcul trop importants pour des méthodes qui tenteraient de calculer la solution optimale. Pour éviter cela, on recourt à des méthodes d'approximation de la solution. Ainsi, le but n'est plus d'obtenir la meilleure solution, mais plutôt une solution de « bonne qualité » obtenue en un temps minimal.

Dans le cadre de cette recherche nous avons fait une étude assez exhaustive des principales approches utilisées dans la résolution du FAP. Nous avons ainsi couvert les techniques suivantes :

a. Méthodes constructives

Ces méthodes s'appuient sur la construction itérative de la solution (algorithme *Greedy*). A chaque itération un TRX est choisi, puis une fréquence lui est attribuée et le choix d'une fréquence ne peut être remis en cause ultérieurement. L'ordre de l'allocation ainsi que la procédure de choix d'une fréquence dépendent de la méthode appliquée. Nous avons étudié, entre autres, les algorithmes *DSATUR* [Borndorfer, et al., 1998] et *Recursive Larger First (RLF)* [Gamst, 1988]

L'inconvénient des méthodes constructives réside dans le choix des prochains TRXs à traiter, car elles peuvent passer à côté d'une solution proche de l'optimale.

b. Méta-Heuristiques

On peut observer au cours des dix dernières années un intérêt particulier pour l'utilisation des méta-heuristiques, car elles allient simplicité d'implémentation et adaptabilité à une vaste gamme de problèmes et permettent de trouver des solutions approchées de bonne qualité en un temps fini.

i. La Recherche Locale

La recherche locale (la plus naïve des méta-heuristiques) est adaptée au FAP [Castelino, et al., 1966]. Cette technique a un inconvénient majeur qui réside dans le choix de la taille du voisinage et du nombre de mouvements à effectuer. Ainsi, la recherche peut très rapidement converger vers un optimum local très éloigné de l'optimum global et s'arrêter.

ii. La Recherche Taboue

La recherche taboue appliquée au FAP [Montemanni, et al., 2003] est une recherche locale qui ne s'arrête pas dans un optimum local, car elle choisit toujours la meilleure solution du voisinage pour continuer. Afin d'éviter de revenir vers les solutions précédentes, une liste dite taboue est utilisée pour garder la trace des derniers mouvements de sorte à ne pas les annuler.

Cette méthode traite l'inconvénient de la recherche locale mais présente aussi des inconvénients comme l'augmentation du temps de la recherche, la difficulté de choisir la bonne taille de la liste taboue, et le

choix du critère d'arrêt, ces deux derniers paramètres affectant sérieusement la performance de la technique.

iii. Le Recuit Simulé

Comme la recherche taboue, le recuit simulé [Urries, et al., 2000] et [Beckmann, et al., 1999] est basé sur la recherche locale et ne s'arrête pas dans un optimum local et cela en choisissant comme nouvelle solution à partir du *voisinage* celle qui améliore la précédente ou celle avec la plus grande probabilité d'acceptation. Cette technique est une méta-heuristique probabiliste qui émule le processus de refroidissement de métaux (après chauffage). Cette technique ne s'arrête pas dans un optimum local et cela en choisissant comme nouvelle solution à partir du voisinage celle qui améliore la précédente ou celle avec la plus grande probabilité d'acceptation. Celle-ci augmente avec la qualité de la solution et plus la *température* est grande (la *température* étant un paramètre dont la valeur diminue plus le nombre d'itérations effectuées augmente, ce qui représente le processus de *refroidissement*).

iv. Algorithmes Génétiques

Les Algorithmes Génétiques sont des méthodes adaptatives basées sur le processus d'évolution des organismes biologiques à travers des générations. L'adaptation la plus importante au FAP est donnée dans [Hao et al., 1996] où une population (ensemble de solutions pas forcément admissibles) est générée ; des mutations sont opérées aléatoirement sur quelques individus (une mutation étant le changement de la fréquence d'un TRX, chromosome); des individus parents sont choisis aléatoirement pour croisement; et une sélection des meilleurs individus est opérée de sorte à garder une taille de population fixe. Le processus est répété jusqu'à stagnation de la population (i.e. aucune amélioration ne s'effectue sur les individus (solutions après un certain nombre d'itérations)).

Le choix du nombre d'itérations de la stagnation représente un inconvénient de manière analogue aux méta-heuristiques précédentes.

c. Systèmes Multi-Agents

Les systèmes multi-agents (SMA) sont très peu adaptés au FAP. Nous citons la méthode COSEARCH [Weinberg, et al., 2001] basée sur l'utilisation de trois agents complémentaires, chacun d'eux ayant un rôle bien défini. Ces trois agents évoluent en parallèle et coopèrent via une mémoire partagée (Adaptive Memory, AM). Pendant la recherche, l'AM regroupe l'ensemble des connaissances acquises par les trois agents : (1) l'agent SA (Searching Agent) (2) l'agent DA (Diversifying Agent), et (3) l'agent IA (Intensifying Agent).

Cette méthode combine à la fois une stratégie de diversification et une stratégie d'intensification. Ainsi, de nouvelles régions sont visitées et les régions déjà visitées font l'objet d'une étude plus précise. Cette méthode paraît intéressante du point de vue de la combinaison, en parallèle de plusieurs méthodes différentes. Bien qu'en termes de qualité cette méthode donne de très bons résultats, en termes de temps ceux-ci ne sont pas les meilleurs obtenus jusqu'à présent.

d. Réseaux de Neurones

Pour ce type de problème d'optimisation, le recours au paradigme d'apprentissage non-supervisé des réseaux de neurones (RNs) peut-être une très bonne alternative aux méthodes de résolutions décrites plus haut. Kunz [Kunz, 1991] a défini le standard d'adaptation des RNs au FAP. Dans cette formulation, (1)l'état interne d'un neurone est la fréquence du TRX correspondant ; (2) des liens sont créés entre entre

deux neurones si les TRXs correspondants participent à une contrainte, et (3) une fonction d'énergie est éfinie à partir du poids des liens entre les neurones et leur état interne. Les mises à jour usuelles des neurones sont effectuées de telle sorte à accomplir le but d'optimisation.

Comme pour les autres méthodes, le réseau peut stagner dans un optimum local probablement dû à une mauvaise définition de la fonction d'énergie (fonction d'évaluation de la solution) et du mécanisme de mise à jour du réseau.

Approche Multicritères

e. Formulation d'un problème Multicritères

i. Problème Multicritères :

[Coello et al., 2002] définissent un problème d'optimisation multicritères de la manière suivante : Trouver le vecteur $X^* = [X_1^*, \dots, X_n^*]$, qui satisfait les m contraintes d'inégalités et les p contraintes d'égalités suivantes :

- $g_i(X) \geq 0; i = 1, 2, \dots, m$
- $h_i(X) = 0; i = 1, 2, \dots, p$
- Où : g_i et h_i sont les différentes contraintes

en optimisant (minimisant ou maximisant) le vecteur de fonctions suivant :

$$f(X) =$$

$$[f_1(X), f_1(X), \dots, f_k(X)]$$

sachant que $X = [X_1, \dots, X_n]$ est le vecteur des variables de décision.

ii. Espace des objectifs :

Soit un problème comprenant un ensemble de n variables $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ et deux fonctions objectifs à minimiser f_1 et f_2 . Souvent les objectifs à optimiser sont contradictoires et donc trouver la solution optimale revient à trouver le meilleur compromis $Y = F(X) = (f_1(X), f_2(X))$, appelée **Pareto Optimale**, entre les deux objectifs. L'ensemble des meilleurs compromis $Y^* = F(X^*)$ est appelé **Front Pareto**. Une solution appartient au **Front Pareto** si on ne peut améliorer l'un de ses objectifs sans en dégrader un autre.

Ainsi, trouver la solution optimale pour un problème multicritères revient à trouver le meilleur compromis entre les différents critères, dont nous sélectionnerons celui de dominance d'une solution par une autre.

iii. Dominance :

Une solution $x1$ domine une autre $x2$ si :

- $x1$ a un meilleur coût sur les deux critères que $x2$. Concrètement : $f_1(x1) > f_1(x2)$ et $f_2(x1) > f_2(x2)$. appelée dominance forte ou stricte
- Ou pour un critère elles ont le même coût et pour l'autre critère $x1$ a un meilleur coût. Concrètement : $(f_1(x1) = f_1(x2) \text{ et } f_2(x1) > f_2(x2))$ ou $(f_1(x1) > f_1(x2) \text{ et } f_2(x1) = f_2(x2))$. appelée dominance faible.

Mentionnons que les solutions du front Pareto ne se dominent pas les unes les autres. Donc les solutions du front Pareto sont les meilleures et ainsi le but de l'optimisation multicritères est de construire ce front. Pour ce faire, plusieurs méthodes sont disponibles.

f. Méthodes de Résolution Multicritères

Selon [Hwang et al., 1979], les méthodes d'optimisation multicritères peuvent être classées en deux types : les méthodes à priori et les méthodes à postériori.

i. Méthodes d'Optimisation A-Priori

Dans les méthodes d'optimisation multicritères à priori les éléments permettant de réduire les objectifs sont décidés avant l'optimisation. Ainsi le problème multicritères est transformé en un problème monocritère. Par exemple, dans la méthode de combinaison linéaire l'idée de base est de combiner toutes les fonctions objectifs en une seule fonction en pondérant chaque fonction. Ainsi, un problème multi-objectifs est transformé en mono- objectif selon la formule :

$$F(X) = \sum_{i=1}^{n_f} \omega_i f_i \text{ avec } \sum_{i=1}^{n_f} \omega_i = 1$$

Où ω_i est le coefficient de pondération pour le i^{eme} objectif et n_f le nombre des fonctions objectifs. A chaque vecteur coefficient correspond une optimisation mono-objectif qui donne un point du Front Pareto.

La méthode Epsilon-Contrainte introduite par [Haimes, et al., 1971] permet aussi de passer d'un problème multi-objectif à un problème mono-objectif. Un seul objectif est choisi à optimiser et les autres sont transformés en contraintes. Le problème d'optimisation Epsilon-Contrainte est défini par :

$$\min f_1 \text{ avec } f_i \leq \varepsilon_i, i = 2, \dots, n_f$$

Où ε_i est une borne supérieure pour le i^{eme} objectif. Initialement tous les ε_i valent $+\infty$. Le FP est obtenu en faisant varier la valeur de ε_i à chaque itération.

Cette méthode est facile à utiliser et permet de trouver les solutions du Front, même les fronts non convexes. L'inconvénient principal de la méthode est comment définir les bonnes valeurs de ε_i . Pour cela, nous allons la coupler avec une méta-heuristique telle que la recherche taboue.

ii. Méthodes d'Optimisation A-Priori

Il s'agit des méthodes évolutionnistes, par exemple la méthode NSGA-II (Non-dominated Sort Genetic Algorithm II) [Deb et al., 2002]. C'est une méthode fréquemment utilisée pour construire un ensemble de solutions du front Pareto. La méthode est basée sur les algorithmes génétiques, où un individu X de la population est une solution représentée par le vecteur $[X_1, \dots, X_n]$. L'algorithme permet de résoudre un problème d'optimisation à variables discrètes ou mixtes. Notons que les meilleurs individus de sont sélectionnés pour satisfaire la taille de la population selon le tri de distance de *crowding*.

III. FAP multicritères

Dans la littérature nous ne trouvons qu'une seule étude sur la résolution multicritères du FAP [da Silva Maximiano, 2011]. Dans cette thèse de doctorat sont définis deux mécanismes complémentaires d'évaluation multicritères d'une solution qui sont intégrés à plusieurs méta-heuristiques. Les deux mécanismes d'évaluation sont (1) **La fonction d'évaluation ou Fitness qui est** basée sur le concept de dominance et (2) l'utilisation du **tournoi Pareto** basé sur une stratégie de classement qui permet de décider quels individus survivront à la prochaine génération (itération). L'individu retourné par le tournoi Pareto est celui qui domine le plus de solutions et donc a les plus petites valeurs pour les fonctions objectifs.

Bien que cette étude décrive des techniques d'optimisation innovantes pour le FAP, elle présente les problèmes suivants :

- Les critères à optimiser sont l'interférence totale et le nombre de contraintes violées, mais ces deux critères ne sont pas contradictoires mais positivement corrélés. Alors pour prouver l'efficacité de notre méthode de résolution, nous considérons le coût de l'interférence générée et le coût des fréquences utilisées qui sont des critères négativement corrélés ou contradictoires.
- La méthode propose deux mécanismes d'évaluation qui sont dépendants. Pour un coût d'exécution minimal la méthode que nous proposons utilise deux mécanismes indépendants : l'un pour la sélection de la meilleure solution parmi celles générées dans l'itération courante et l'autre à la manière d'un tournoi Pareto allégé que nous nommerons *balayage* met à jour le Front Pareto (dès qu'une solution est dominée elle est éliminée).
- Toutes les méthodes développées sont similaires (redondantes) car elles sont basées uniquement sur des méta-heuristiques auxquelles sont intégrés les deux mécanismes d'évaluation décrits précédemment. Notre méthode comme nous allons le présenter propose une hybridation de réseaux de neurones avec une méta-heuristique pour une meilleure convergence de la recherche.
- Les jeux de données (Benchmarks) utilisés pour les tests décrivent des réseaux réguliers ce qui ne reflète pas la réalité contrairement aux benchmarks que nous utilisons.

1. (Notre) Solution basée sur l'Approche Multicritères de résolution du FAP

a. Formulation Multicritères du FAP

Nous considérons comme objectifs à optimiser les trois variantes MI-FAP, MO-FAP et MS-FAP dans l'ordre, car elles concernent l'allocation statique. Notre modèle est basé sur les modèles de chacune des trois variantes considérées, présentés par [Aardal et al., 2007] auxquels nous apportons des ajustements :

$$\bullet \min \sum_{t \in T, u \in T} \sum_{f \in F, g \in F} p_{tufg} z_{tufg} \quad (1)$$

$$\bullet \min \sum_{f \in F} f u_f - \sum_{f \in F} f l_f \quad (2)$$

$$\bullet \min \sum_{f \in F} y_f \quad (3)$$

$$\bullet \text{s.t. } \sum_{f \in F} x_{tf} = \|T\| \forall t \in T, \quad (4)$$

$$\bullet x_{tf} + x_{ug} \leq 1 \forall t \in T, u \in T, f \in F, g \in F : p_{tufg} = -1, \quad (5)$$

$$\bullet \sum_{f \in F} u_f = 1, \quad (6)$$

$$\bullet \sum_{f \in F} l_f = 1, \quad (7)$$

$$\bullet x_{tf} + u_g \leq 1 \forall t \in T, f \in F, g \in F : f > g, \quad (8)$$

$$\bullet x_{tf} + l_g \geq 1 \forall t \in T, f \in F, g \in F : f < g, \quad (9)$$

où :

– F : désigne l'ensemble des fréquences du spectre radio.

– T : désigne l'ensemble des TRXs du réseau.

$$- x_{tf} = \begin{cases} 1 & \text{Si la fréquence } f \text{ est assignée au TRX } t, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$- z_{tufg} = x_{tf} \times x_{ug} = \begin{cases} 1 & \text{Si } x_{tf} = x_{ug} = 1, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

– p_{tufg} = coût de l'interférence que génère le TRX t sur le TRX u si l'écart entre f et g viole une contrainte entre t et u . De plus si toutes les contraintes entre t et u sont respectées le coût sera nulle et si une contrainte forte est violé, il vaudra -1.

$$- u_f = \begin{cases} 1 & \text{Si la fréquence assignée } f \text{ est la plus grande du spectre,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$- l_f = \begin{cases} 1 & \text{Si la fréquence assignée } f \text{ est la plus petite du spectre,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $y_f = \begin{cases} 1 & \text{Si la fréquence } f \text{ est assignée à un TRX,} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- (1) : représente la minimisation de l'interférence totale (MI-FAP).
- (2) : représente la minimisation de la taille du spectre radio (MS-FAP).
- (3) : représente la minimisation du nombre de fréquences utilisées (MO-FAP).
- (4) – (9) sont des conditions à remplir à tout moment : (4) tous les TRXs doivent recevoir une fréquence ; (5) toutes les contraintes fortes doivent être respectées ; (6) il existe une seule fréquence maximale (**la plus grande du spectre**) ; (7) il existe une seule fréquence minimale (**la plus petite du spectre**) ; (8) toutes les fréquences assignées sont inférieures ou égales à la fréquence maximale ; et (9) toutes les fréquences assignées sont supérieures ou égales à la fréquence minimale.

b. Formulation Multicritères du FAP

Notre idée première s'inspire de la méthode utilisée par [Vilcot, 2007] qui couple une recherche taboue avec l'approche Epsilon-Contrainte pour un problème de planification de tâches, puis nous hybridons des réseaux de neurones avec cette méthode.

Nous optons pour une recherche taboue car elle est l'une des plus simples et efficaces des méta-heuristiques à base de trajectoire. De plus la génération d'une nouvelle solution est moins coûteuse que pour les méta-heuristiques à base de population (algorithmes génétiques, colonie de fourmis).

Il y a deux «forces» qui conjuguent leurs effets pour ressortir des optima locaux : la liste taboue et le voisinage. Plus le voisinage est petit, moins la liste taboue a besoin d'être grande. Nous avons effectué une adaptation de cette recherche taboue pour satisfaire notre objectif.

L'étape la plus cruciale de toute méta-heuristique est la modélisation des solutions et la définition de la fonction qui les évaluera, car l'efficacité et la rapidité de la recherche en dépend en grande partie.

Nous considérons une solution du FAP comme un ensemble de nœuds ou variables où un nœud est identifié par un entier unique nommé *profondeur* qui désigne son ordre d'instanciation (profondeur dans l'arborescence de l'espace de recherche) et représente le couple (ID de la cellule du TRX correspondant, N° du TRX) et prend comme valeur la fréquence assignée au TRX correspondant. Une solution est composée d'autant de nœuds que de TRXs dans le réseau.

Quant à l'évaluation d'une solution, elle se fait sur chacun des critères définis: Minimum Interference (MI-FAP), Minimum Order (MO-FAP), Minimum Span (MS-FAP).

Nous avons vu que l'un des inconvénients de la recherche taboue simple est le choix de la taille du voisinage, de la tenue de la liste taboue, et du nombre maximal d'itérations. Pour un problème mono-objectif la recherche taboue va simplement choisir le voisin avec la meilleure évaluation, mais pour un problème multicritères il est primordial de développer un nouveau mécanisme de sélection de la meilleure solution du voisinage. Ce mécanisme est l'un des deux mécanismes les plus importants de notre méthode de résolution multicritères !

Pour éviter des calculs inutiles et la redondance dans les mécanismes d'évaluation comme dans l'algorithme NSGA-II ou dans les méthodes de [da Silva Maximiano, 2011], nous avons développé une méthode inédite de sélection du meilleur voisin inspirée de la méthode proposée par [Vilcot, 2007].

c. Nouvelle Approche « Multi-Epsilon-Contrainte »

L'inconvénient de la technique de [Vilcot, 2007] est qu'elle ne traite que des problèmes à deux critères. De plus dans l'approche ε -Contrainte de base, lors d'une itération, un seul objectif est minimisé pendant que tous les autres sont transformés en contraintes. Pour une plus grande souplesse dans la recherche nous avons développé une approche inédite qui optimise tous les N critères lors d'une même itération en découplant successivement l'espace des objectifs suivant les bornes ε .

L'inconvénient de cette technique réside dans le fait que la priorité d'optimisation sur un critère augmente plus il est proche du dernier critère. Ainsi le premier critère est le moins prioritaire pour l'optimisation contrairement au dernier qui est le plus prioritaire. Donc afin d'assurer une meilleure équité dans l'optimisation entre les différents critères nous avons ajouté une étape qui rejette tous les voisins x qui ne minimisent pas le critère courant. Et pour une encore plus grande équité, nous favorisons l'utilisation du premier critère dans les mécanismes « Définition d'un pas de recherche » et « choix du mouvement ».

Nous avons aussi intégré le Front Pareto qui est l'ensemble des meilleures solutions (meilleurs compromis) non dominées. Il représente le second mécanisme le plus important de cette méthode de résolution. Cet ensemble est construit en y insérant à chaque itération le meilleur voisin sélectionné par le mécanisme défini plus haut.

Nous définissons en premier lieu une fonction qui détermine si une solution domine une autre. Après l'insertion d'une solution dans le front Pareto nous le balayons pour éliminer les solutions qui sont dominées par d'autres. Pour augmenter la vitesse de convergence de la recherche, nous avons mis au point une stratégie de sélection du meilleur mouvement à appliquer pour générer le meilleur voisinage possible et le plus rapidement possible. Pour cela, Nous avons développé une approche pour varier le nombre de mouvements (« pas ») de recherche pour converger rapidement vers l'optimum local, mais en prenant en considération qu'avancer trop hâtivement peut conduire la recherche à ignorer un optimum local, voire l'optimum global.

Pour le choix des mouvements, le point le plus important de notre stratégie est le tri des nœuds selon l'interférence qu'ils génèrent ou qu'ils subissent. En effet, comme nous l'avons déjà mentionné le premier critère (l'interférence totale) est le moins prioritaire pour l'optimisation. Nous avons donc défini une fonction de tri appropriée.

De même, nous avons introduit une approche astucieuse pour la génération du voisinage, à la manière de l'utilisation d'une liste tabou secondaire. Un algorithme approprié a été développé à cette fin.

Mécanismes anti-stagnation :

Afin d'éviter la stagnation de la recherche dans un optimum local nous recourons aux mécanismes d'intensification faible, d'intensification forte, et de diversification.

Un autre inconvénient de la recherche tabou simple est de choisir le bon nombre maximal d'itérations pour arrêter la recherche. Pour y remédier nous avons introduit une approche de renseignement sur la stagnation de la recherche.

d. Hybridation d'Une Méta-Heuristique avec les réseaux de neurones

Nous avons choisi les réseaux parce qu'ils ont l'avantage d'être massivement parallèles et qu'ils possèdent la « faculté » d'adapter leur état interne en suivant un algorithme d'apprentissage pour minimiser une fonction objective (dans notre cas la fonction d'évaluation des solutions). Dans notre cas, un réseau va représenter une solution unique du FAP et, comme pour les autres méthodes de résolution, le réseau peut stagner dans un optimum local à du mécanisme de mise à jour du réseau. Nous avons différents algorithmes

pour évaluer chaque nœud en parallèle et pour le calcul de l'énergie du réseau (évaluation de la solution) qui dépend de l'évaluation de tous les neurones du réseau.

Enfin, et là est l'ultime contribution dans ce travail, pour profiter davantage du parallélisme des réseaux de neurones, nous avons mis en place un réseau de réseaux de neurones où chaque nœud de ce réseau-de-réseaux est un réseau de neurones et son apprentissage consiste en notre méthode de résolution multicritères définie plus haut à laquelle nous avons apporté quelques modifications. Ainsi dans l'apprentissage du réseau-de-réseaux, au lieu de générer un voisinage comme dans notre méthode de résolution multicritères, nous lançons l'apprentissage dans tous les réseaux de neurones en parallèle.

IV. Expérimentation de notre Solution Basée sur l'Approche Multicritères au FAP

i. Jeux de Données :

Nous avons utilisé pour nos expérimentations les jeux de données définis dans le cadre du projet *COST 259* (<http://fap.zib.de/problems/COST259/content.html#download>), qui représentent plusieurs réseaux GSM qui diffèrent par leurs architectures (nombre de cellules, nombre de fréquences, nombre d'émetteurs/récepteurs par cellule), leur charge et leur prédiction d'interférences (modélisées par la liaison entre deux cellules).

Pour pouvoir comparer nos résultats avec ceux du jeu de données, nous avons mis au point une mesure de la qualité d'une solution (compromis) qui est la somme pour chaque critère de l'écart normalisé et pondéré entre le coût de la solution sur un critère et le coût maximal du critère. Ainsi plus la mesure est grande plus le compromis est bon.

ii. Résultats :

Nous avons testé notre approche sur les instances **Tiny** et **K** du jeu de données :

- **Tiny** représente un réseau GSM de petite taille avec 7 cellules et un total de 12 TRXs par cellule et 22 relations de voisinage de niveau 2 (voisins extra-cellule) et un spectre de fréquences allant de 5 à 17 tel que certaines d'entre elles sont bloquées dans certaines cellules.
- **K**, fourni par *E-Plus Mobilfunk GmbH*, représente un GSM à grande échelle dans un environnement urbain dense (beaucoup de communications) avec 264 cellules et 267 TRXs au total et une moyenne de 151 relations de voisinage de niveau 2 pour chaque TRX et un spectre radio allant de 762 à 811 sans aucune fréquence bloquée.

Pour rappel, nous avons utilisé les critères : **Interférence** (Interférence totale du réseau), **Order** (nombre de fréquences utilisées), et **Span** (taille du spectre utilisé, i.e. l'écart entre la plus petite et la plus grande fréquence utilisée).

Le tableau suivant décrit les résultats obtenus par les méthodes existantes et par notre méthode que nous nommerons « Résolution Multicritères » :

Instance	Méthode de résolution	Evaluation			
		Interférence	Order	Span	Mesure
Tiny	Résolution Multicritères	0.02	9	13	1.60395604396
		0.02	8	13	1.7578021978
		0.07	7	12	2.11384615385
		0.09	7	11	2.33318681319

		0.12	6	11	2.46989010989
		0.14	6	10	2.68923076923
		0.22	5	9	3.02813186813
K	DTS-Glamorgan (Montemanni, et al., 2003)	0.447226184	50	50	0.999884893321
	TA-Siemens (Hellebrandt, et al., 2000)	0.458466515	50	50	0.999882000294
	Résolution Multicritères	8.485888322	40	40	1.99781590958

Nous constatons que les solutions trouvées par notre méthode de résolution représentent de meilleurs compromis que les solutions générées par les méthodes existantes. De plus notre méthode améliore la solution de l'instance **Tiny**, car pour la même interférence elle réduit le nombre des fréquences utilisées.

Conclusion

Les idées développées dans le cadre de ce travail sont innovantes et très intéressantes. Les résultats obtenus sont excellents. Nous travaillons actuellement sur la rédaction (en anglais) d'au moins une publication de qualité pour une revue scientifique de qualité.

REFERENCES

1. AARDAL K., VAN HOESEL C.P.M., KOSTER A.M.C.A., MANNINO C., SASSANO A.. Models and solution techniques for the frequency assignment problem. *OR Operations Research Quarterly* 1(4), 2003, 261-317
2. AARDAL, K.I. et al. 2007. *Models and solution techniques for frequency assignment*. s.l. : Springer, 2007. pp. 79–129.
3. BECKMANN, D. et KILLAT, U. 1999. Frequency Planning with respect to Interference Minimization in Cellular Radio Networks. *COST 259*. 1999, 32.
4. BICHOT C.E., Élaboration d'une nouvelle métaheuristique pour le partitionnement de graphe : la méthode de fusion-fission. Application au découpage de l'espace aérien, Thèse, Institut National Polytechnique de Toulouse, 9 novembre 2007.
5. BORNDORFER, R., EISENBLATTER, A., GROTSCHHEL, M., et MARTIN, A. 1998. Frequency Assignment in Cellular Phone Networks. *Annals of Operations Research*. 1998, Vol. 76, pp. 73-93.
6. BOULLE. M., Estimation de la densité d'arcs dans les graphes de grande taille: une alternative à la détection de clusters. Orange Labs, , 2010. <http://perso.rd.francetelecom.fr/boulle/>
7. BRELAZ, D. 1979. New Methods to Color Vertices of Graph. *Communications of ACM*. 1979, 22, pp. 251-256.
Castelino, D.J., Hurley, S. et Stephens, N.M. 1996. A tabu search algorithm for frequency assignment. *Annals of Operations Research*. 1996, 63, pp. 301–319.
8. CHAVES-GONZALEZ, J.M., VEGA-RODRIGUES, M.Á., DOMINGUEZ-GONZALEZ, D., GOMEZ-PULIDO, J.A., SANCHEZ-PEREZ, J.M.: SS vs PBIL to Solve a Real-World Frequency Assignment Problem in GSM Networks. In: Giacobini, M., Brabazon, A., Cagnoni, S., Di Caro, G.A., Drechsler, R., Ekárt, A., Esparcia-Alcázar, A.I., Farooq, M., Fink, A., McCormack, J., O'Neill, M., Romero, J., Rothlauf, F., Squillero, G., Uyar, A.Ş., Yang, S. (eds.) *EvoWorkshops 2008*. LNCS, vol. 4974, pp. 21–30. Springer, Heidelberg (2008)
9. COELLO, C.A., VAN VELDHUIZEN, D.A., LAMONT, G.B. 2002. *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. New York : Kluwer Academic Publishers, 2002.
10. DA SILVA MAXIMIANO, M. 2011. *Applying Multiobjective Metaheuristics to the Frequency Assignment Problem in GSM Networks*. Thèse de doctorat, Departemanto de Tecnologia de los Computadores y de las Comunicaciones , Universidad de Extremadura. 2011.
11. de Urries, L.J., Diaz Guerra, M.A., et Berberana, I. 2000. Frequency Planning using Simulated Annealing. *COST 259*. 2000, 54.
12. DEB, K., AGRAWAL, S., PRATAP, A. et MEYARIVAN, T. 2002. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2002, Vol. 6, 2, pp. 182-197.
13. DJENOURI, Y., DRIAS, H., MOSTEGHANEMI, H.: Bees Swarm Optimization for Web

Association Rule Mining, IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, Springer LNCS, 142-146 (2012)

14. DRIAS Habiba., SADEG Souhila., YAHYI Safa., Cooperative Bees Swarm for Solving the Maximum Weighted Satisfiability Problem, In proc of Iwann'2005, LNCS 3512, Springer Verlag, Vilanova i la Geltru, Bracelona, Spain, June 2005, pp. 318-325
<http://www.springerlink.com/content/hqdjyix9qaaty648/>
15. DRIAS, H., MOSTEGHANEMI, H.: Bees Swarm Optimization based Approach for Web Information Retrieval, IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, Toronto Canada, 6-13 (2010)
16. Gamst. A. 1988. A Resource Allocation Technique for FDMA Systems. *Alfa Frequenza*. 1988, Vol. 57, 2, pp. 89-96.
17. Haimes, Y.Y., Ladon, L.S. et Wismer, D.A. 1971. On a Bicriterion Formulation of the Problems of Integrated System Identification and System Optimization. *IEEE Transactions on Systems Man, and Cybernetics*. 1971, Vol. 1, 3, pp. 296-297.
18. Hale, W.K. 1980. Frequency Assignment: Theory and Application. *Proceedings of the IEEE*. 1980, Vol. 68, 12, pp. 1498-1573.
19. HAN, J., et al.: Data mining Concepts and Techniques. Morgan Kauffman Series (2013°)
20. Hao, J.K. et Dorne, R. 1996. Study of genetic search for the frequency assignment problem. *In Lecture notes in computer science*. 1996, Vol. 1039, pp. 333–344.
21. Hellebrandt, M. et Heller, H. 2000. A new heuristic method for frequency assignment. *COST 259*. 2000.
22. Hwang, C.L. et Masud, A.S. 1979. Multiple Objective Decision Making, Methods and Applications: A state of the Art Survey. *Lecture notes in Economics and Mathematical Systems*. 1979, Vol. 186.
23. Kunz, D. 1991. Channel assignment for cellular radio using neural networks. *EEE Transactions on Vehicular Technology*. 1991, 40, pp. 188–193.
24. LISSAJOUX T., HILAIRE V., KOUKAM A., CAMINADA A., Genetic algorithms as prototyping tools for multi-agent systems: Application to the antenna parameter setting problem, LNCS, vol 1437, 1998. pp 17-28.
25. LUNA, F., et al.: ACO vs EAs for Solving a Real-World Frequency Assignment Problem in GSM Networks. In: GECCO 2007, London, UK, pp. 94–101 (2007)
26. LUNA, F., et al.: Metaheuristics for Solving a Real-World Frequency Assignment Problem in GSM Networks. In: GECCO 2008, Atlanta, GE, USA, pp. 1579–1586 (2008)

27. MAULIK U., BANDYOPADHYAY S., Genetic algorithm-based clustering technique, *Pattern Recognition* vol 33, num 9, 2000. pp 1455-1465.
28. Montemanni, R., Moon, J.N. et Smith, D.H. 2003. An Improved Tabu search Algorithm for the Fixed-Spectrum Frequency Assignment Problem. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2003, 52 (4), pp. 891–901.
29. Moussouni, F., Kreuawan, S., Brisset, S., Gillon, F., Brochet, P., et Nicod, L. 2008. Multilevel design Optimization Using Target Cascading. *In Proceedings of the 10th International Workshop on Optimization and Inverse Problems in Electromagnetism (OIPE)*. 2008, pp. 10-11.
30. PROMMAK C., WATTANAPONGSAKORN N., Heuristic Approaches to the Multi-objective Network Design and Optimization for Wireless Data Networks, BALANDIN S. et al. (Eds.): *ruSMART/NEW2AN 2010*, LNCS 6294, pp. 398–410, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.
31. SEELEY T.D. Harvard University Press; London: 1995. *The wisdom of the hive: the social physiology of honeybee colonies*.
32. Vilcot, G. 2007. *Algorithmes approchés pour des problèmes d'ordonnancement multicritères de type job shop flexible et job shop multiressources*. Thèse de doctorat, Ecole doctorale: Santé, Sciences et Technologies, Université François Rabelais ,Tours. 2007.
33. Weinberg, B., Bachelet, V. et Talbi, E.G. 2001. A Co-Evolutionist Meta-Heuristic for the Assignment of the Frequencies in Cellular Networks. *Lecture Notes in Computer Science LNCS*. 2001, 2035, pp. 140–149.

FAP Web (2009), <http://fap.zib.de/>

INFORMATION FINANCIERE

Chapitre	Article	Intitulé des postes de dépenses	Somme allouée	Dépenses	Solde
34.01	REMBOURSEMENT DES FRAIS				
	01	Frais de mission et de déplacement en Algérie, à l'étranger			
	02	Rencontres scientifiques : Frais d'organisation, hébergement, restauration, transport et autres.	400 000.00 DA	000 000.00DA	400 000.00 DA
	03	Honoraires des enquêteurs			
	04	Honoraires des guides			
	05	Frais des travaux et des prestations réalisés en dehors de l'entité			
S / Total du Chapitre			400 000.00 DA		400 000.00 DA
34.02	MATERIELS ET MOBILIERS				
	01	Matériels et instruments scientifiques	925 000.00 DA	768 073.00 DA	156 927.00 DA
	02	Matériels d'expérience (animaux, plantes etc....)			
	03	Mobilier de laboratoire			
	04	Entretien et réparation			
S / Total du Chapitre			925 000.00 DA	768 073.00 DA	156 927.00 DA
34.03	FOURNITURES				
	01	Avances pour acquisition d'ouvrages et de documentation scientifiques et pédagogiques au profil des enseignants et de l'enseignement et de la formation supérieure et des chercheurs			
	02	Produits chimiques			
	03	Produits consommables			
	04	Composants électroniques, mécaniques et audio-visuels			
	05	Accessoires et consommables informatiques	125 000.00 DA		125 000.00 DA
	06				
S / Total du Chapitre			125 000.00 DA		125 000.00 DA
34.04	CHARGES ANNEXES				
	01	Périodiques			
	02	Ouvrages			
	03	Documentation technique			
	04	Logiciels	50 000.00 DA		50 000.00 DA
	05	Impression et édition			
	06	Affranchissements postaux			
	07	Communication téléphoniques, fax, télex, télégrammes, internet			
	08	Droits de douane, assurances			
S / Total du Chapitre			50 000.00 DA		50 000.00 DA
TOTAL ANNUEL			1 500 000.00 DA	768 073.00 DA	731 927.00 DA

ANNEXE 1 TRAVAUX REALISES

I. Encadrements

- **Projet de fin d'études de Masters soutenus**

- Une approche mémétique parallèle pour le problème FAP. Etudiantes : LEBDIRI Sarah et LASSEL Chahrazed, MASTER RSD, Juin 2013, USTHB.
- Une approche Multi-essaim PSO pour le FAP. Etudiantes : ABOU Fatma & HEMILA Rokia,, MASTER RSD, Juin 2013, USTHB.
- Une approche Break-out local search pour le problème FAP. Etudiants : BENTAYEB Nassim et HAFSAOUI Mohamed, MASTER RSD, Juin 2013, USTHB.
- Une approche SLS parallèle pour le FAP dans le réseau GSM, étudiants ChemsEddine BELKADI et Yacine HADDAD, MASTER RSD, (soutenance 19 Juin 2012).
- Une approche à évolution différentielle pour le FAP dans le réseau GSM, étudiantes Maha REGUIEG et Ines BELMEHOUB, MASTER RSD, (soutenance 19 Juin 2012).
- Métaheuristiques pour la résolution du problème d'affectation de fréquences, soutenu par Benyagoub Mohamed à l'ESI en mars 2013.
- Résolution multicritères du problème d'allocation de fréquences (FAP) dans les réseaux GSM , soutenu par Mr. Abdelhadi Belghache en Juin 2013, Master option Systèmes Informatiques Intelligents, Département d'Informatique, USTHB.

- **Projet de fin d'études d'ingénieur**

1. Approche par classification des variables pour la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire : Application au problème Weighted MAX-SAT et au Problème d'Affectation de Fréquences" soutenu par Ouassim Ait El Hara et Ania Kaci à l'ESI (Ecole Supérieure d'Informatique) en juillet 2011.
2. Métaheuristiques hybrides pour la résolution du problème d'affectation de fréquences, sourenu par Benyagoub Mohamed et Chekal-Affari Abdelaziz soutenu à l'ESI en septembre 2013.

- **Mémoires de Magister**

1. *Une nouvelle approche BLS pour le Problème de Positionnement des Antennes en réseaux GSM.*, Candidat : BENAMZAL Larbi. Soutenance prévue pour 2014.

- **Mini Projet de Magistère**

Etat de l'art sur l'optimisation du problème de placement des antennes et de l'affectation de fréquences dans les réseaux GSM, travail préparé par Mr. Mourad Lassouaoui, Option : Intelligence Artificielle et Ingénierie de logiciels, Novembre 2011.

- **Projet de Doctorat LMD**

Une Thèse de Doctorat LMD en cours. Doctorante Lahsinat Yasmine, soutenance prévue pour 2015.

ANNEXE 2

PUBLICATIONS

- Yasmine Lahsinat and Dalila Boughaci: “Biogeography Based Optimization Method for the Minimum Interference Frequency Assignment Problem”, AIC 2013, Italy.
- Souhila Sadeg, Habiba Drias, Ouassim Ait El hara, and Ania Kaci : "*ABSO: Advanced Bees Swarm Optimization metaheuristic and application to weighted MAX-SAT problem*", [BRAIN INFORMATICS](#), [Lecture Notes in Computer Science](#), 2011, Volume 6889/2011, 226-237

Cet article est issu du PFE d'ingénieur cité en 1. Le problème FAP n'y a pas été inclus en raison de la qualité des résultats obtenus

- Yasmine Lahsinat and Dalila Boughaci: Variable Neighborhood Search for the Minimum Interference Frequency Assignment Problem, submitted to Jslaromad 2013.
- Yasmine Lahsinat and Dalila Boughaci, “VNS vs. BBO for the Frequency Assignment Problem”. En cours.

ANNEXE 3
PROTOTYPES REALISES



Accueil

USTHB
Université des Sciences et de la Technologie
Houari Boumediene

GSM:

AFP TOOL

Assigment A
dan

Réaliser par : *BELKADI Chems Eddine*
HADDAD Mohamed Yacine

Encadré par : *Mme BOUGHACI*

Authentification

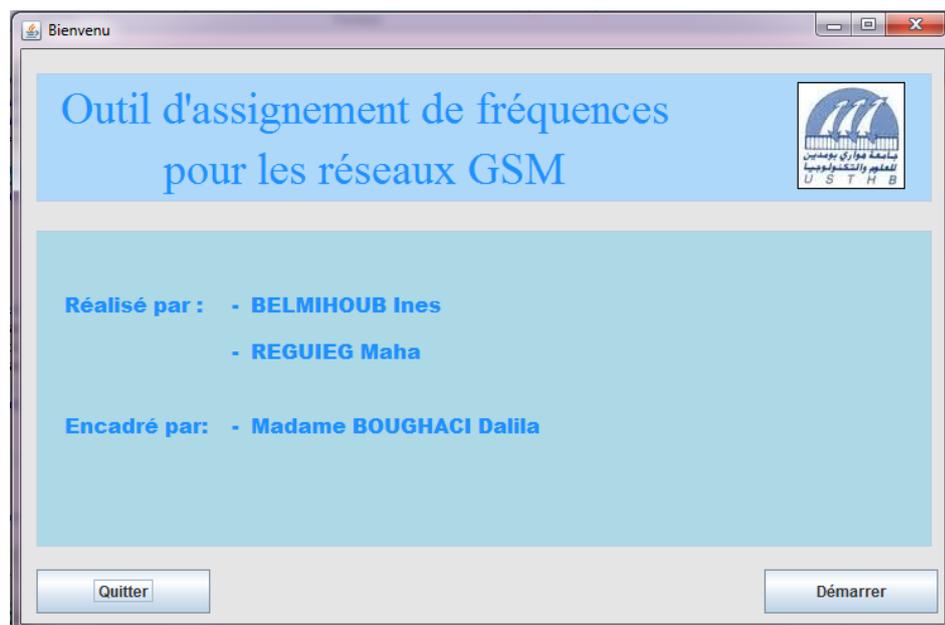
Nom d'utilisateur :

Mot de passe :

Se Connecter **Annuler**

START **2011/2012** **EXIT**





Méthode parallèle

Options

niveaux individu

niveaux population

Saisie des données

nb_itérations**nb_solutions****nb_thread****nb_ar**

Progression

ANNEXE 4

PAGES DE GARDE DES PROJETS ENCADRES



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene

Faculté d'Electronique et d'Informatique
Département Informatique

Mémoire de Master
Option
 Systèmes Informatiques Intelligents

Thème :
Résolution multicritères du problème
d'allocation de fréquences (FAP) dans les
réseaux GSM

Sujet Proposé et encadré par :
M A.GUESSOUM
Mme K.BOUIBED

Présenté par :
El-Hadi BELGHACHE

Soutenu le : 23/06/2013

Devant le jury composé de :

M A.BOUKRA	Président
Mme K.HANK	Membre
Mme D.BOUGHACI	Membre

N° 019/2013



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene

Faculté d'Electronique et de l'Informatique

Département Informatique

Projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme Master

Option :

Réseaux et systèmes distribués

Thème :

Un algorithme évolutionnaire parallèle pour le FAP dans les réseaux GSM

Sujet Proposé par :

Dr. BOUGHACI Dalila

Présenté par :

BELMIHOUB Ines

REGUEG Maha

Soutenu le 19/06/2012

Devant le jury composé de :

Mr Amani.....Président

Melle. Mostghanemi..... Membre

Mr Smaili..... Membre

Binôme N° / 27 /2012



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene

Faculté d'Electronique et d'Informatique
Département Informatique

Projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme Master
Option : Réseaux et Systèmes Distribués

Une approche « multi-essais PSO » pour le problème
d'affectation de fréquences dans les réseaux GSM

Sujet Proposé par :

Mme. BOUGHACI Dalila

Présenté par :

M^{elle} ABBOU Fatma

M^{elle} HEMILA Rokia

Soutenu le 18 /06/2013

Devant le jury composé de :

Mr. AISSANI Président

Mr. DJOUADI Membre

M^{elle}. MOSTGHANMI Membre

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI
BOUMEDIENE



Faculté d'Electronique et d'Informatique

Département Informatique

APP : Problème de Positionnement des Antennes en réseaux GSM

Modélisation et méthodes de résolutions

Etudié par : Larbi Benamzal

Proposé par : Pr Dalila Boughaci

2011/2012

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène



جامعة هواري بومدين
للعلوم والتكنولوجيا
U. S. T. H. B.

Faculté d'Electronique et Informatique
Département Informatique

Mémoire de Fin d'études pour l'obtention

Du diplôme Master en Informatique

Option : Réseaux et systèmes distribués

Thème

Une approche Hybride GA+SLS parallèle pour le
problème FAP dans les réseaux GSM.

Proposé et dirigé par :

M^{me} Dalila BOUGHACI

Devant le jury composé de :

Mr BOUKRA Président

Mr BESSAA Membre

Mr AMANI Membre

Présenté par :

M^{lle} Chahrazed LASSEL

M^{lle} Sarah LEBDIRI

Promotion: 2013/N° 84

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène
Faculté d'Electronique et d'Informatique
Département d'informatique



Rapport de Mini-Projet

Option : Intelligence Artificielle et Ingénierie de logiciels

*Etat de l'art sur l'optimisation du
problème de placement des antennes
et de l'affectation de fréquences dans
les réseaux GSM*

Proposé par : D^r A. Guessoum

*Réalisé par :
M^r LASSOUAOUI Mourad*

Promotion 2010/2011

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou
Laboratoire de Recherche Opérationnelle et de Mathématiques de la Décision
LAROMAD



*Journées Scientifiques du Laboratoire
de Recherche Opérationnelle et de
Mathématiques de la Décision
JSLAROMAD'II*



Tizi-Ouzou, 28-30 Octobre 2013

INVITATION

M. Yasmine LAHSINAT

Nous avons le plaisir de vous inviter aux journées scientifiques que notre laboratoire LAROMAD organisera du 28 au 30 Octobre 2013. Nous comptons sur votre présence pour nous présenter une communication orale.

Titre de la communication:

Variable Neighborhood Search for the Minimum Interference Frequency Assignment Problem

Dans l'attente de vous voir parmi nous, nous vous prions d'agréer, l'expression de nos cordiales salutations.

Le président du comité d'organisation
Dr. Brahim OUKACHA

