

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA

FACULTE : Sciences et Technologies
DEPARTEMENT : Électronique.
N° :



DOMAINE :
FILIERE :
OPTION : Systèmes des Télécommunications (STLC)

**Mémoire présenté pour
Du diplôme de Master**

**l'obtention
Académique**

**Par : - Benkhaled Nour el houda
- Belgeuleil Aicha**

THEME

**Séparation aveugle de sources (SAS) par optimisation BCO
(Bee colony Optimization) dans mélange non-linéaire :
Application aux signaux paroles**

Soutenu devant le jury composé de :

NOM et Prénom	Grade	Qualité
LALAOUI LAHOUAOUI	MCA	Président
KHALFA ALI	MCB	Encadreur
SAHED MOHAMED	MCA	Examineur

Année universitaire : 2021/ 2022

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier vivement mon Rapporteur, Mr. KHALFA Ali, docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour avoir dirigé et encadré cette mémoire, ainsi que pour le temps passé à me conseiller. Je le remercie aussi pour sa confiance, sa souplesse et son ouverture d'esprit qui m'ont permis de mener à bien ce travail de recherche.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Mr. Lahouaoui Lalaoui docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de notre master et pour l'intérêt et le soutien dont il m'a fait preuve.

Mes remerciements vont aussi à Mr., SAHED MOHAMED docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour avoir accepté d'évaluer et de juger mon travail en tant que membres de jury de notre mémoire master.

Dédicace

Je dédie ce travail :

A ma mère, pour son amour, son encouragement et ses sacrifices.

A mon père, pour son soutien, son affection et la confiance qu'il m'a accordé.

A mes frères yaakoub, Walid et mes sœurs Rawia, Khadidja, Doha

Pour ses soutiens moral et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

A mon âme Mohammed, Qui m'a aidé et supporté dans les moments difficiles.

A ma copine Nour elhouda, merci d'être à mes côtés dans les moments tristes et magnifiques.

Et mes amis inas, asma, linda, gharam, yousera, meriem.

Aicha

Dédicace

Je dédie ce travail

A ma mère, pour son amour, son encouragement et ses sacrifices.

A mon père, pour son soutien, son affection et la confiance qu'il m'a accordé.

A mes chers frères Hemzan , Abd ELMoumin et leurs enfants Rayen ,Razan , Islam , ghada et mes sœurs Asma , Soundose

Pour ses soutiens moral et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

A ma chérie aicha, merci pour les beaux jours que j'ai passés avec toi.

A monsieur Hamza, merci pour votre soutien.

Et mes amis Meriem, Doha, chaima.

Nour el houda

Résumé

La Séparation Aveugle de Sources (SAS) est un sujet de grand intérêt dans le domaine du traitement du signal qui a été très investi au cours de la dernière décennie. La séparation aveugle de source (BSS) consiste à récupérer des signaux de source inconnus uniquement à partir des mélanges observés, mot aveugle signifie on n'a pas besoin d'information sur les signaux source original sauf leurs indépendances statiques. L'objectif de cette mémoire est d'appliquer l'algorithme d'optimisation Bee colony optimization(BCO) aux signaux paroles dans le mélange non-linéaire en s'appuyant sur un ensemble de simulations sur des exemples sources paroles, où nous présentons les résultats de simulation ainsi que les critères de performance de cette techniques en le comparant au méthode classiques appelé FASTICA.

Mots clés : Séparation Aveugle de Sources BSS; paroles ; optimisation des colonies d'abeilles (BCO), FASTICA

Abstract

Blind Source Separation (BSS) is a subject of great interest in the field of signal processing that has been heavily invested in the last decade. Blind source separation (BSS) consists in recovering unknown source signals only from the observed mixtures, word blind means we do not need information on the original source signals except their static independences. The objective of this thesis is to apply the Bee colony optimization (BCO) to speech signals in non-linear mixing based on a set of simulations on speech source examples, where we present the simulation results as well as the performance criteria of this technique by comparing it to the classical method called FASTICA

Keywords: Blind Separation of Sources; Audio signals; bee colony optimization bco.

يعتبر فصل المصادر العمياء (SAS) موضوعا ذا اهمية كبيرة في مجال معالجة الاشارات والذي تم استثماره بشكل كبير في العقد الماضي . يتكون فصل المصدر الاعمى (BSS) من استعادة إشارات المصدر الغير معروفة فقط من الخلأط المرصودة . وتعني عمياء عدم الحاجة الى معلومات عن إشارات المصدر الاصيلي باستثناء استقلالها الثابت. الغرض من هذه المذكرة هو استخدام خوارزميات (SAS). سيتم بعد ذلك محاكاة هذه الخوارزميات من خلال مقارنة ادائها بناء على مجموعة من تجارب الفصل الاعمى لمخاليط فورية من مصادر الاشارات الصوتية. وهذه الطريقة هي BCO وحيث نقدم نتائج المحاكاة بالإضافة الى معايير الاداء لكل طريقة

الكلمات المفتاحية: الفصل الاعمى للمصادر. اشارات صوتية. BCO

Liste des figures

Figure I.1. Principe générale de la séparation aveugle de sources	3
Figure I.2. Séparation aveugle du signal parole	4
Figure I.3. Modèle du mélange linéaire	7
Figure I.4. Modèle des mélanges convolutés	9
Figure II.1. Enregistrement numérique d'un signal acoustique	13
Figure II.2. Son voisé	14
Figure II.3. Son non voisé	15
Figure II.4. Evolution de la fréquence de vibration des cordes vocales dans la phrase Les techniques de traitement numérique de la parole	16
Figure II.5. L'appareil phonatoire	16
Figure II.6. Section du larynx, vu de haut	17
Figure II.7. Représentation des voyelles dans plan F1-F2	18
Figure II.8. Le système auditif	19
Figure II.9. Réponse en fréquence d'une cellule ciliée	20
Figure III.1 Déplacement d'une particule	25
Figure III.2 Algorithme de la PSO	27
Figure III.3 Migration de la solution de l'espèce	28
Figure III.4 Processus d'immigration et d'émigration dans un habitat	29
Figure III.5 Schéma de principe de base de l'algorithme Hill Climbing (HC)	33
Figure III.6 Principe des algorithmes génétiques	34
Figure III.7 Les phases de définition d'un codage	35
Figure III.8. Première passe en avant et première passe en arrière	39
Figure III.9. Deuxième passe avant	39
Figure III.10. Recrutement d'adeptes non engagés	40
Figure III.11. Ensembles flous décrivant le temps	42
Figure III.12. Changements des valeurs de la fonction objectif les mieux découvertes	42
Figure IV. 1. Organigramme : Structure de la technique SAS proposée utilisant bee Colony optimization	46
Figure IV. 2. Schéma de la méthode proposée	48
Figure IV. 3 Signaux originaux speech_S1.wav et speech_S2.wav	50
Figure IV.4. Mélanges signaux speech_s1.wav et speech_s2.wav	50
Figure IV.5. Signaux estimés speech_s1.wav et speech_s2.wav	51
Figure IV.6. Signaux originaux music_s1.wav et male_s2.wav	51
Figure IV.7. Signaux mélanges music_s1.wav et male_s2.wav	52
Figure IV.8. Signaux estimés music_s1.wav et male_s2.wav	52
Figure IV.9. Signal original et signal mélange et signal estimé male_s2.wav (BCO)	53
Figure IV.10. Signal original et signal mélange et signal estimé music_s1.wav (BCO)	53
Figure IV.11. Signal original et signal mélange et signal estimé speech_s1.wav (BCO)	54
Figure IV.12. Signal original et signal mélange et signal estimé speech_s2.wav (BCO)	54

Liste des tableaux

Tableau III.1. Algorithme optimisation à base de biogéographie	30
Tableau III.2. L'Algorithme du Hill Climbing (HC)	32
Tableau IV.1 Nos résultats avec BSS _ Résultats avec BCO	55

Liste des abréviations

SAS	Séparation Aveugle De source
BCO	Bee colony optimization
BSS	Blind source separation

Table des matières

Remerciements	i
Dédicace	ii
Dédicace	iii
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	v
Table des matières	vii
Introduction générale	1
I.1 Introduction	2
I.2 Description générale de la Séparation Aveugle de Sources	2

Table des matières

I.3 Historique de la Séparation Aveugle de Sources	3
I.4 Les applications la SAS	4
I.4.1 Signal Parole	4
I.4.2 Télécommunications	4
I.4.3 Traitement d'images	5
I.4.4 Le traitement de l'information géologique spatiale	5
I.4.5 Le traitement du signal biomédical	5
I.4.6 L'analyse de documents texte	6
I.5 Les types de mélanges :	6
I.5.1 Les mélanges linéaires	7
I.5.2 mélanges convolutifs	8
I.5.3 Les mélanges non linéaires	9
I.6 Conclusion :	10
II.1 Introduction	12
II.2 Le signal de la parole	12
II.2.1 Spectrogramme	12
II.2.2 Sons voisés /Sons non – voisés :	13
II.2.3 Fréquence fondamentale	13
II.2.4 Les formants	14
II.3 L'appareil phonatoire humain :	15
II.3.1 Le niveau phonétique	15
II.3.2 Phonation	16
II.3.3 Phonétique articulatoire	16
II.3.4 Audition perception	17
II.3.5 Le niveau phonologique	19
II.4 Application du signal parole	21
II.5 Conclusion	22
III.1 Introduction	24
III.2. L'optimisation par essaim particulaire PSO	24
III.2.1 Définition de la méthode Dans PSO	25
III.2.2 Formalisation	25
III.2.3. Algorithme	26
III.3 Algorithme d'optimisation à base de la Biogéographie (BBO)	28
III.3.1 Principe de fonctionnement de la BBO	28
III.3.2 La Migration	29
III.3.3 La mutation	30
III.3. 4 L'Élitisme	30

Table des matières

III.3.5 L'algorithme de la BBO	30
III.4 L'algorithme d'ascension de collines (Hill Climbing)	31
III.4 .1 L'algorithme de base du Hill Climbing est comme suit :	32
III.5 Les algorithmes génétiques	33
III.6 Les algorithmes BCO	36
III.6.1 Introduction	36
III.6.2 Algorithmes inspirés par le comportement des abeilles dans la nature	37
III.6.3 Algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles (OCB)	38
III.6. 3.1 Variantes BCO constructives et améliorées	41
III.6.3.2 Les abeilles artificielles et leur raisonnement approximatif	41
III.7 Conclusion	42
IV.1. Introduction	45
IV.2. Paramètres BCO	45
IV.3. Les signaux source	47
IV.4. Evaluation de la fonction objective	47
IV.5. Méthode Proposée	48
IV.6. Mesure de performances	49
IV.7. Résultats	49
IV.8. Interprétations	54
IV.9. Conclusion	56
Conclusion générale et perspectives	57
Bibliographie	58

Introduction générale

Le traitement de la parole, qui fait partie de la discipline scientifique du traitement de signal, a connu une révolution technologique dans plusieurs domaines d'applications. Une révolution liée principalement au développement des moyens et des techniques de télécommunications.

Le signal est le support de l'information et le moyen de communication entre l'homme et la machine. Il est issu de l'environnement physique (vibrations sonores, images visuelles...) et mesuré, dans la plupart des cas, par des capteurs dans le but de le traiter par la suite en fonction de la modification que l'on souhaite apporter. Cet environnement externe impose aux signaux une transformation au cours de leur propagation telle qu'une superposition avec d'autres signaux de l'environnement.

Les organes auditifs de l'être humain constitue un cas typique de tels systèmes du moment où l'être humain est capable de distinguer, dans le mélange qu'il reçoit à son oreille, une des sources de signal détecté. C'est dans ce contexte que la séparation aveugle de sources (BSS) trouve son application. Elle consiste à estimer un ensemble constitué, dans la plupart des situations, par la somme de plusieurs contributions de signaux inconnus dits signaux sources à partir des signaux connus dits observations. Les observations sont des mélanges des signaux sources reçues par des capteurs.

On peut la comprendre à travers les exemples suivants :

- Dans une fête animée, on a tendance à entendre un mélange de voix, de bruits et de la musique. Si ces sons sont captés par un microphone, comment peut-on identifier une seule voix d'intérêt à partir du son mélangé ?

- Lors de la réception de signaux radio provenant d'un champ de bataille, comment peut-on capturer, séparer et distinguer une communication amie de celles des troupes ennemies ?

- Dans le domaine de la télédétection par l'analyse d'images, les informations de sol, celles de minerai et d'autres informations d'interférence sont mélangées dans le signal reçu.

Comment déterminer les informations de sol et de minerai à partir de ce signal mélangé? Ce travail vise en effet, à étudier la séparation aveugle de sources pour des mélanges instantanés; en particulier, des sources audio (parole et musique).

Table des matières

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

Après une introduction générale qui résume le contexte de notre travail, le premier chapitre est un état de l'art de la séparation aveugle de sources.

Dans le deuxième chapitre sont exposées les principales notions du signal audio.

Le troisième chapitre aborde les algorithmes d'optimisation, leurs principes de base et les fameuses techniques utilisées en littérature, notamment la méthode adoptée dans notre travail d'optimisation, la BCO (bee colony optimization).

Le quatrième chapitre résume nos résultats de simulations et interprétations.

Le mémoire est couronné par une conclusion générale.

CHAPITRE I

Etat de l'art

**Sur la Séparation Aveugle
de Sources**

I.1 Introduction

La séparation aveugle de source (SAS), également appelée séparation de signal. Il consiste à récupérer un ensemble de "signaux" de source inconnue (paroles, images...) à partir d'un ensemble d'observations (signaux mesurés), qui sont mélanges de ces signaux sources, exemple dans salle de réunion lors d'une discussion entre les personnes, on entend plusieurs sons qui sont mélangés. Si ces sons mélangés sont captés par un microphone, comment peut-on identifier une seule voix d'intérêt à partir du son mélangé ? Dans le domaine de l'analyse d'images de télédétection, de l'information au sol, les informations minérales et les autres informations d'interférence sont toutes mélangées dans le signal reçu. Comment déterminer les informations sur le sol et les minéraux à partir de ce signal ? Les environnements de champ de bataille modernes sont généralement complexes et défavorables à la communication militaire. Comment alors capturer, séparer et distinguer correctement et précisément les communications provenant de l'ennemi et de nos troupes des signaux radio mélangés ?

I.2 Description générale de la Séparation Aveugle de Sources

La séparation aveugle de sources est une discipline plus au moins jeune, les premiers travaux sont attribués à Héroult, Jutten et Ans au milieu des années 1980 [I.1]. Dans [I.2], Jutten et Taleb décrivent le problème biologique qui a initié les travaux sur la séparation de sources. Celui-ci consistait à étudier les réponses musculaires émises à l'issue de différentes sortes d'excitations. Les techniques du traitement du signal trouvent des applications dans pratiquement tous les domaines de la technologie, particulièrement en audio, la séparation de sources consiste à restaurer N signaux sources inconnus s_j à partir de M observations x_i . Ces observations sont des mélanges des signaux sources et proviennent généralement de capteurs, tels que des microphones, des antennes radiofréquences, des capteurs CCD... Le mélange entre les signaux sources est dû à la propagation simultanée de ces derniers jusqu'aux capteurs. La relation liant les sources et les observations est donnée par :

$$x = A \cdot s \tag{I.1}$$

Où $s = [s_1, s_2 \dots s_N]^T$, $x = [x_1, x_2 \dots x_M]^T$ sont deux vecteurs colonnes représentant respectivement l'ensemble des signaux sources et l'ensemble des signaux d'observations, et A désigne la matrice de mélange.

L'objectif de la SAS consiste à retrouver les signaux sources s_i à partir des signaux mélangés x_j . La plupart des méthodes de la séparation se basent essentiellement sur

l'indépendance statistique des sources [I.9][I.6][I.7], qui reste une condition nécessaire et suffisante, la relation qui lie signaux reconstitués en fonction du mélange :

$$y = w \cdot x \quad (I.2)$$

où $y = [y_1, y_2 \dots y_N]^T$ est un vecteur colonne représentant l'ensemble des signaux de sortie et w est la matrice de séparation. Il apparaît ici deux problèmes qui peuvent être différents. En effet, on peut considérer le problème de l'estimation du modèle de mélange, que l'on appelle problème d'Identification aveugle de mélanges (Blind Mixture Identification (BMI)). Ou bien, on peut considérer le problème appelé restitution des sources [I.3] consistant à proposer une estimation des sources sans pour autant proposer une estimation de la structure de mélange. Bien entendu, ces deux problèmes coïncident lorsque le mélange est inversible. Le principe général de la séparation aveugle de sources est donné dans la figure (Fig. 1.1).

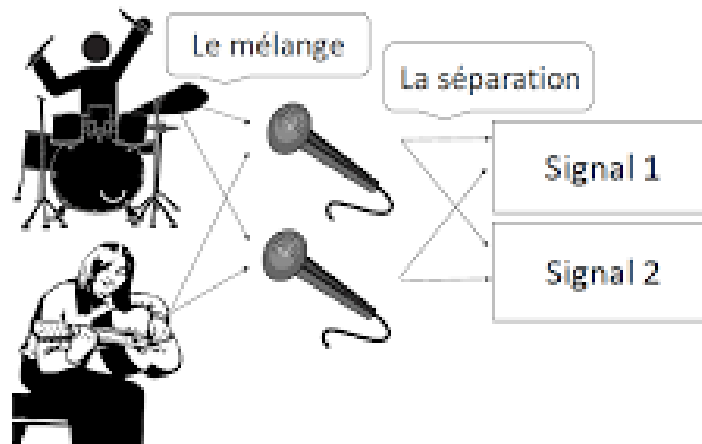


Figure I.1. Principe générale de la séparation aveugle de sources.

I.3 Historique de la Séparation Aveugle de Sources

Le premier travail dans le domaine de séparation aveugle de source a été présenté par Héroult et Jutten dans les années 80 [I.4]. Taleb et jutten décrivent le problème biologique qui consiste à des réponses musculaires émises à l'essai de différentes sorties d'excitation [I.5]. Les travaux de P. Common en 1994 ont permis de formaliser le lien entre la méthode d'analyse en composantes indépendantes (ICA) et le problème de la séparation aveugle de source (BSS) dans le cadre d'un mélange [I.6] [I.7]. En 1999, Taleb et jutten ont introduit un nouveau type de mélange, les mélanges post non linéaire [I.8]. Les travaux de J.F. Cardoso proposent d'envisager une technique appelée «the three easy routes to Independent component analysis » pour les mélanges linéaires [I.6].

I.4 Les applications la SAS

La séparation de sources est un sujet de recherche très actif en raison de son intérêt théorique et de ses nombreuses applications pratiques. Dans la vie courante, nous pouvons citer bon nombre d'applications de séparation de sources correspondant à différents types de signaux rencontrés (signaux de paroles, signaux biomédicaux, etc.).

I.4.1 Signal Parole

La séparation des sources audio vise à extraire un ou plusieurs signaux vocaux (Figure I.3). L'idée de base est qu'il existe plusieurs signaux observés qu'ils sont un mélange de plusieurs signaux sources. SAS a pour objet de séparer ces signaux sources. Dans un système de reconnaissance vocale, le signal observé est Convolution des réponses impulsionnelles résultant des interactions des signaux vocaux sources et capteurs (environnement). Dans une situation pratique, la position de chaque microphone La relation avec la source peut être arbitraire, de sorte que le processus de mélange est inconnu. Dans ce cas, l'algorithme SAS est important. De plus, l'algorithme SAS La convolution peut être mieux appliqué au domaine de la musique.

.Douglas [I.10] utilise l'algorithme convolutionnel SAS pour séparer les deux voix de la musique, tandis que Vincent [I.11] Appliquer la technologie ACI pour obtenir le son de différents instruments bande sonore

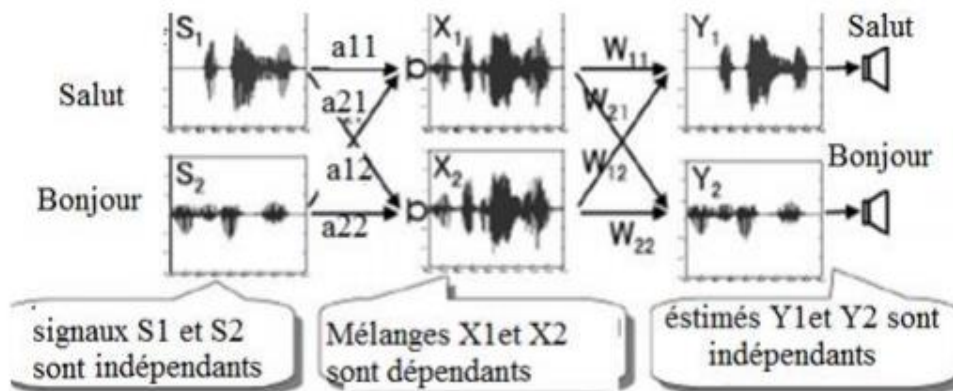


Figure I.2. Séparation aveugle du signal parole.

I.4.2 Télécommunications

BSS a une large application dans les communications numériques sans fil (Zhang et Hu, 2000; Cancas, Mohammadkhani et Meghdadi, 2006). Divers chercheurs ont proposé d'utiliser un système de réception de réseau d'antennes et des techniques de filtrage spatial ainsi qu'un algorithme BSS pour réaliser la séparation du signal multi-utilisateur, de sorte qu'une pluralité de signaux d'utilisateur peuvent être transmis sur le même canal en même temps, améliorant

ainsi considérablement la capacité du canal. Dans un système à accès multiple par répartition en code (CDMA), plusieurs utilisateurs partagent la même bande passante de canal et transmettent des signaux simultanément. Les utilisateurs peuvent distinguer leurs propres signaux par les codes d'étalement orthogonale plus longue et, par conséquent, l'utilisation de l'ICA peut aider à améliorer le rapport signal / bruit (SNR) du côté du récepteur [I.12]. En 2006, l'Institut de recherche japonais RIKEN et Chaosware Company, qui se consacrent depuis longtemps à la recherche sur les mécanismes de traitement de l'information du cerveau humain et la technologie de séparation des signaux (ICA), ont développé une nouvelle technique pour séparer précisément une onde électromagnétique hybride de téléphone, ainsi améliorant considérablement la vitesse de transmission et la clarté des communications.

I.4.3 Traitement d'images

Actuellement, le BSS est largement utilisé dans le domaine du traitement d'image, avec la technologie de séparation aveugle utilisée dans l'extraction de caractéristiques d'image, la reconnaissance faciale, la détection d'objets en mouvement, les filigranes d'images numériques, le dé bruitage d'image, la séparation d'images et la restauration d'images (Tukr et Pentland, 1991; Bartlett, Lades et Sejnowski, 1998; Bartlett, Movellan et Sejnowski, 2002) [I.13]. Par exemple, dans une application de restauration et de reconstruction d'images, les méthodes BSS disponibles peuvent aider à récupérer le contenu original des images à partir d'images contaminées et à éliminer les effets négatifs, tels que le bougé de l'appareil photo. L'objectif et le bruit superposé pendant le processus de transmission (Ma, Niu et Chen, 2006), introduit lors de l'acquisition des images [I.14].

I.4.4 Le traitement de l'information géologique spatiale

Dans le traitement des informations spatiales géoscientifiques, les techniques BSS ont été appliquées à de nombreux aspects du traitement des données de télédétection, notamment la fusion d'images de télédétection, la décomposition mixte de pixels et la classification et la reconnaissance d'images de télédétection (Si and Zhang, 2002; Wang, Yu et Zhang, 2007; Huang et al., 2008; Wang, Yu et Zhang, 2008) [I.15] Dans la prévision des minéraux, les méthodes BSS ont été appliquées avec succès à l'analyse des données géophysiques et géochimiques (Yu, Cao et Yang, 2009; Cao et Yu, 2009; Liu et al., 2007) [I.16]. Les techniques BSS peuvent également être utilisées dans l'exploration sismique (Liu, Liu et Zheng, 2003). L'utilisation de techniques BSS dans le dynamitage explosif du sol peut aider à distinguer différentes caractéristiques lithologiques des signaux réfléchis ou diffractés reçus.

I.4.5 Le traitement du signal biomédical

Il s'agit d'un domaine d'application très encourageant pour les techniques BSS, non seulement parce que c'est un domaine de croissance rapide et de grande importance, mais aussi parce que certains types de données d'imagerie cérébrale semblent être assez bien décrits par le modèle BSS. En particulier pour l'électrocardiogramme (ECG), l'EEG, l'électromyogramme (EMG), le MEG, ainsi que les signaux fMRI, qui sont des enregistrements de champs électriques et magnétiques de signaux provenant de courants neuronaux dans le cerveau (Choi, 2005; Cichocki et Amari, 2002; Brookings, Ortigueb et Graftonb, 2009) [I.17]. Par exemple, dans le traitement du signal ECG fœtal, le signal ECG mesuré par une femme enceinte comprend en fait les signaux des femmes enceintes et du bébé à naître, tandis que les paramètres du milieu de transmission sont inconnus, ce qui est une application typique de la technique BSS. En utilisant des méthodes BSS, nous pouvons distinguer et séparer le signal ECG d'une femme enceinte de celui du bébé à naître, fournissant ainsi des données précises pour un diagnostic ultérieur. De plus, l'ICA a été appliqué avec succès au traitement du signal IRMf du cerveau pour obtenir des informations sur les caractéristiques cachées, fournissant des données utiles pour la recherche scientifique sur le comportement humain (Fan, Tang et Tang, 2003; Long et al. 2003; Yu, Ren et Zhang, 2007; Yang et al. 2008) [I.18].

Comme les résultats de décomposition du NMF ne sont pas négatifs, de nombreux chercheurs ont appliqué le NMF à la génétique et à la découverte de médicaments. Les résultats expérimentaux ont montré que les résultats des séquences de molécules d'ADN génomique analysées par le NMF sont plus fiables. De même, le NMF peut également aider à sélectionner les ingrédients pharmaceutiques les plus efficaces avec le moins d'effets négatifs (Gao et Church, 2005).

I.4.6 L'analyse de documents texte

Le problème du traitement de texte intelligent est de capturer la sémantique ou les informations connexes représentant le document intégral du texte. (Yihong, 2003) [I.19]. NMF peut aider à diminuer les dimensions de la matrice mot-texte et à filtrer les éléments caractéristiques du bruit, fournissant ainsi éventuellement la définition d'un indice de similarité efficace.

I.5 Les types de mélanges :

Il existe plusieurs types de mélanges divisés en deux classes : les mélanges linéaires et les mélanges non-linéaires :

I.5.1 Les mélanges linéaires

On dit que le mélange est instantanément linéaire lorsque les observations sont écrites comme une combinaison linéaire de sources. Dans ce cas, en supposant le nombre de sources égal au nombre d'observations. En supposant N sources statistiquement indépendantes à travers le système de mélange linéaire instantané et reçu par M capteurs, puis chacun Le signal observé est une combinaison linéaire de ces sources. Modèle mixte linéaire Il est donné dans la Figure I.3.

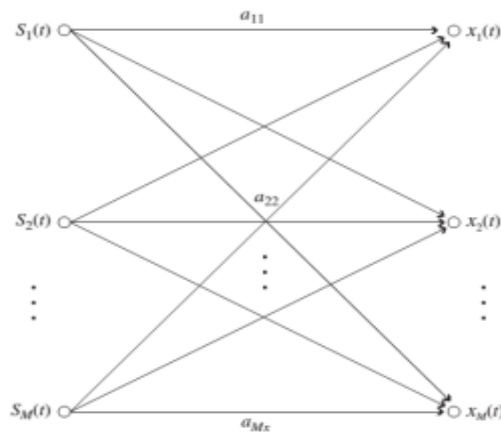


Figure I.3. Modèle du mélange linéaire

L'équation suivante régit la fonction de mélange instantané linéaire invariant dans le temps :

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N a_{ji} s_i(t) \quad (I.3)$$

avec : $a_{ji} (i \in \{1,2, \dots, N\}, j \in \{1,2, \dots, M\})$

sont les paramètres du mélange, $s_i(t) (i \in \{1,2, \dots, N\})$ sont les signaux de source et $x_i(t) (j \in \{1,2, \dots, M\})$ sont les signaux observés. Il est plus facile d'utiliser la forme vectorielle pour exprimer le processus de mélange :

$$s(t) = [s_1(t) \dots \dots \dots s_N(t)]^T, x(t) = [x_1(t) \dots \dots \dots x_M(t)]^T.$$

Donc l'équation (I.4) peut être écrite comme suit :

$$x(t) = A.s(t) \tag{I.4}$$

où $A \in R^{M \times N}$ est la matrice de mélange et $s \in R^{M \times N}$ est le vecteur source dont les éléments sont les coefficients de la matrice A .

Comme le canal de transmission et le réseau de capteurs peuvent inclure du bruit additif qui est à prendre en compte, l'équation (1.5) devient :

$$x(t) = A.s(t) + n(t) \tag{I.5}$$

où $n(t) = [n_1(t) \dots \dots \dots n_M(t)]^T$ est le vecteur de bruits additifs.

Si le nombre d'observations est inférieur au nombre de sources, le mélange est dit sous-déterminé, dans ce cas il est impossible de résoudre le problème sans hypothèses ajouter [1.20]. Dans le cas où le nombre d'observations est supérieur au nombre de sources, on dit Le mélange est surdéterminé. Dans ce cas, on peut appliquer ICA en supposant au plus une source Gaussien [I.21].

I.5.2 mélanges convolutifs

Le modèle mélange convolutif est plus proche d'un modèle de mélange réel. On Suppose qu' il existe N sources statistiquement indépendantes $s_i(t), i = 1, 2 \dots N$ reçues par M capteurs après le processus de mélange par convolution (Amari et al., 1997). Les signaux mélangés sont notés par $x_i(t), i = 1, 2 \dots M$, et le modèle de mélange convolutif décrit comme suit :

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N a_{ji}(t) * s_j(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{\tau=0}^{L-1} a_{ji}(\tau) s_i(t - \tau) \tag{I.6}$$

où $*$ désigne l'opération de convolution et $a_{ji}(\tau)$ est la réponse impulsionnelle de la $j^{ème}$ capteur sur la $i^{ème}$ source. Étant donné que chaque canal peut être désigné par une réponse impulsionnelle finie d'ordre L (FIR) filtre, le système de mélange de convolution peut être représenté sous la forme matricielle .

$$X = A.S \tag{1.7}$$

Où A est une matrice de la forme suivante :

$$A = [a_{11}^T \dots a_{1n}^T \vdots \vdots a_{m1}^T \dots a_{mn}^T] \tag{1.8}$$

Où a_{ji} est une matrice colonne de dimension L , qui désigne le filtre FIR d'ordre L . La forme vectorielle de l'équation 1.7 est donnée par :

$$x(t) = \sum_{\tau=0}^{L-1} A(\tau)s(t - \tau) \tag{1.9}$$

Où $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]$, $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]$, et A est la matrice du mélange.

Ce modèle peut être trouvé dans certaines applications [I.24, I.25]. Cependant, il est difficile, d'appliquer dans le cas sous-déterminé (nombre de source inférieur .nombre observation).

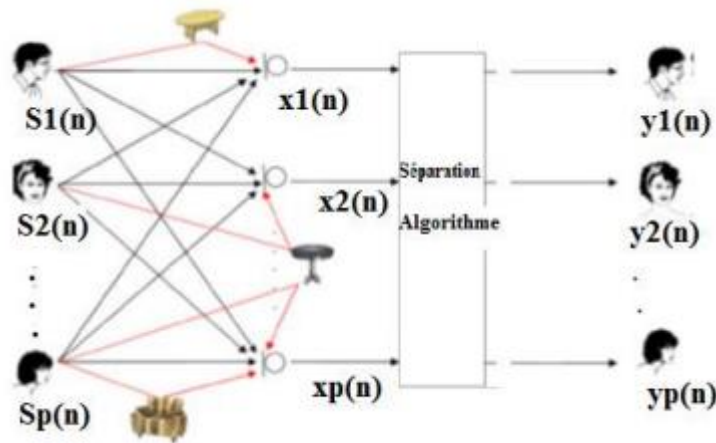


Figure I.4. Modèle des mélanges convolutifs

I.5.3 Les mélanges non linéaires

En réalité, les signaux observés sont pour la plupart mélangés de manière non linéaire. Le modèle de mélange non linéaire est une extension du modèle linéaire [I.26],

$$x(t) = f(s(t)) + n(t) \quad (I.10)$$

Où $x(t)$ sont des vecteurs de signaux observés à M dimensions, $s(t)$ sont à N dimensions des vecteurs de signal source inconnus, et $n(t)$ bruit additif à M dimensions indépendant des signaux sources, et f sont des fonctions non linéaires inversibles et dérivables. Le modèle non linéaire peut être utilisé pour décrire plusieurs scénarios typiques, comme par exemple les non-linéarités introduites par les préamplificateurs des capteurs de réception dans les réseaux de capteurs.

I.6 Conclusion :

La notion de séparation aveugle de source a été adoptée depuis les années 1980. Son développement n'a pas arrêté de grandir en raison du fait qu'elle concerne plusieurs disciplines dans le domaine du traitement de l'information. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue

les méthodes typiques de séparation des sources aveugles pour les mélanges linéaires (instantanés et convolutifs) et non linéaires instantanés. Nous avons proposé une formulation et les éléments théoriques de la séparation aveugle de sources. Nous avons aussi introduit les notions des signaux audio. Dans les chapitres suivants nous présenterons notre travail de recherche qui comprend les algorithmes développés dans le but de faire la séparation aveugle de sources audio (parole et musique).

CHAPITRE II

Signal parole

II.1 Introduction

La parole est la manière naturelle et, en conséquence, moyen fondamental de communication entre les humains. À la différence d'autres moyens électroniques des communications, les systèmes utilisant la parole offrent à l'utilisateur un accès simple et naturel.

L'histoire de la parole est apparue en 1939 que, pour la première fois, un chercheur des laboratoires Bell aux États-Unis, M. Dudley, proposa un appareil nommé Vocoder (« Voice Coder » ou « codeur de voix ») visant à coder électriquement le signal vocal selon des paramètres limités, puis à le transmettre avec un débit d'informations réduit et à le reproduire enfin, dans un système de synthèse effectuant l'opération inverse du Vocoder. Après M. Dudley réalisa un autre système de synthèse électrique de la parole, actionné par un clavier. Enfin apparut, en 1947, le sonographe, premier analyseur de la composition du signe vocal en fréquence et en amplitude.

II.2 Le signal de la parole

La parole apparaît physiquement comme des signaux acoustiques produits par des vibrations des couches d'air et émise par le système articulo-phonatoire. Ce signal en le transformant en signal électrique grâce au transducteur approprié le microphone (lui-même associé à un préamplificateur). De nos jours, le signal électrique résultant est le plus souvent numérisé. Il peut alors être soumis à un ensemble de traitements statistiques qui visent à en mettre en évidence les traits acoustiques : sa fréquence fondamentale, son énergie, et son spectre. Chaque trait acoustique lié à une grandeur perceptuelle : pitch, intensité, et timbre. L'opération de numérisation, schématisée à la figure II.1, requiert successivement : un filtrage de garde, un échantillonnage, et une quantification. Ceci constitue une représentation élémentaire du signal de la parole [II.1]. Ce signal est le résultat du passage du flux laryngé (l'air qui la passe par nos poumons à travers nos cordes vocales) à travers le conduit vocal. Le signal de la parole est donc une onde acoustique qui se propage dans un milieu donné (en général l'air) et qui est le résultat de la modulation par le conduit vocal d'une onde d'excitation.

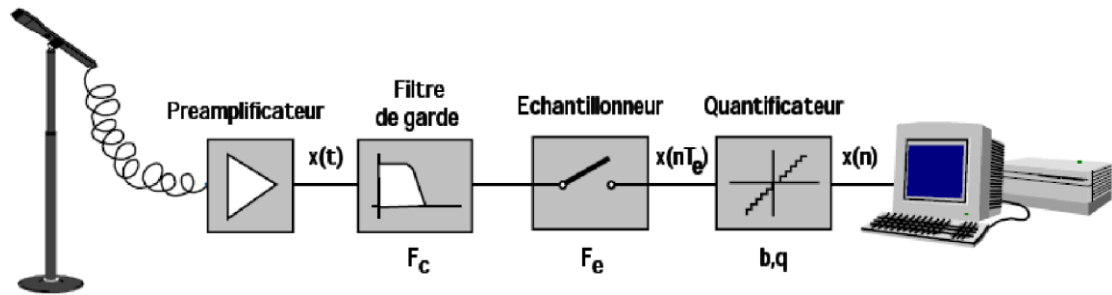


Figure II.1 Enregistrement numérique d'un signal acoustique.

II.2.1 Spectrogramme [II.2]

Il est souvent intéressant de représenter l'évolution temporelle du spectre à court terme d'un signal, sous la forme d'un spectrogramme. L'amplitude du spectre y apparaît sous la forme de niveaux de gris dans un diagramme à deux dimensions temps fréquence. On parle de spectrogramme à large bande ou à bande étroite selon la durée de la fenêtre de pondération. Les spectrogrammes à bande large sont obtenus avec des fenêtres de pondération de faible durée (typiquement 10 ms); ils mettent en évidence l'enveloppe spectrale du signal, et permettent par conséquent de visualiser l'évolution temporelle des formants. Les périodes voisées y apparaissent sous la forme de bandes verticales plus sombres. Les spectrogrammes à bande étroite sont moins utilisés. Ils mettent plutôt la structure fine du spectre en évidence : les harmoniques du signal dans les zones voisées y apparaissent sous la forme de bandes horizontales.

II.2.2 Sons voisés /Sons non – voisés :

Les cordes vocales vibrent à une certaine fréquence, appelée fréquence fondamentale ou pitch. L'excitation est alors quasi périodique et son spectre de puissance a une structure harmonique. La fréquence fondamentale varie typiquement entre 75 et 400 Hz [II.3]. Pour des sons non -voisés, les cordes

Vocales ne vibrent pas et le spectre de l'excitation ressemble à un spectre de bruit blanc. La figure II.2 (a) donne une représentation d'un son voisé,

La figure II.2 (b) donne une représentation d'un son non voisé.

Temps (échantillons ,1échantillons =0.125ms).

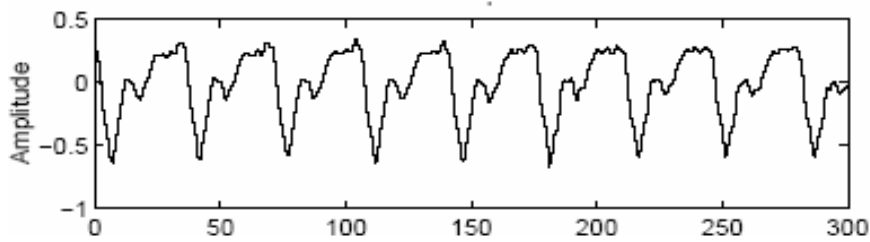


Figure II.2 (a) : Son voisé

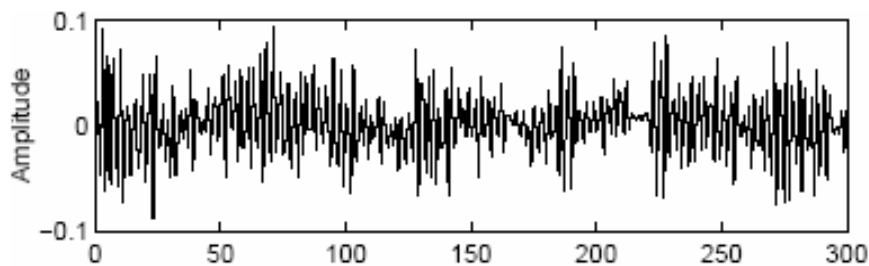


Figure II.3 (b) : Son non voisé

II.2.3 Fréquence fondamentale

La vitesse à laquelle les cordes vocales s'ouvrent et se referment lors du processus de phonation, produit une vibration d'une hauteur variable appelée fréquence du fondamental dont la valeur est étroitement liée à la taille de l'appareil phonatoire de la personne, [II.4]

Une analyse d'un signal de parole n'est pas complète tant qu'on n'a pas mesuré l'évolution temporelle de la fréquence fondamentale ou pitch.

La figure II.4 donne l'évolution temporelle de la fréquence fondamentale de la phrase "les techniques de traitement de la parole". On constate qu'à l'intérieur des zones voisées la fréquence fondamentale évolue lentement dans le temps. Elle s'étend approximativement de 70 à 250 Hz chez les hommes, de 150 à 400Hz chez les femmes, et de 200 à 600 Hz chez les enfants.

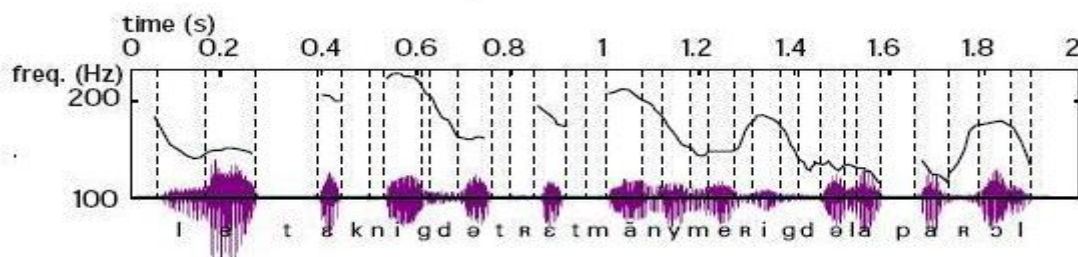


Figure II.4 : Evolution de la fréquence de vibration des cordes vocales dans la phrase Les techniques de traitement numérique de la parole

II.2.4 Les formants

Les phonèmes sont les éléments les plus brefs qui permettent de distinguer différents mots [II.5]. Un mot peut être considéré comme un ensemble de phonèmes. Plusieurs formes du conduit vocal peuvent produire le même phonème. La forme que le conduit vocal prend pour la production d'un phonème, dans un contexte donné, est assez variable et surtout dépendante de ce contexte. De ce fait, nous remarquons que les formes acoustiques associées à un phonème déterminé sont variables. Cette variabilité est double : d'une part une variabilité du contenu acoustique du phonème (dû à la variété des formes du conduit vocal donnant lieu à ce phonème) et d'autre part, une variabilité de la durée du phonème. Cette dernière variabilité résulte essentiellement du fait que le système articulaire met en jeu des constantes mécaniques qui contrôlent les mouvements musculaires. L'étude des mécanismes les plus répandus chez l'homme, ont montré que l'analyse des mouvements des différents paramètres articulaires peut être représentée par un modèle de type source-filtre. Deux filtres placés en cascade constituent le modèle de chaque paramètre articulaire. Le premier est un filtre intégrateur, il est associé au système mécanique de la chaîne de production de la parole. Le deuxième est un intégrateur d'ordre 2 et il correspond au système physiologique. La source, quant à elle, est représentée par une séquence d'impulsions [II.6]. La parole est un signal quasi stationnaire. Elle est formée de phonèmes et de transitions entre ces phonèmes (bien que le phonème ne soit pas une entité acoustiquement fixe). Plusieurs types de phonèmes existent : les voyelles, les consonnes fricatives et les consonnes plosives, les nasales et les liquides. Les voyelles sont des phonèmes voisés (l'excitation se fait par la glotte), leur production se fait généralement avec un conduit vocal relativement ouvert et en absence de constriction et leur prononciation peut être isolée et durable dans le temps. Les consonnes se caractérisent par une constriction (ou occlusion) dans le conduit vocal lors de leur production. Elles peuvent être voisées ou non voisées. Dans le cas des fricatives, la constriction génère un bruit local qui peut persister dans le temps et qui excite une partie du conduit vocal. Contrairement aux voyelles et aux fricatives, les plosives ne durent pas dans le temps, elles sont produites par un relâchement rapide d'une occlusion du conduit vocal, qui produit une perturbation locale se traduisant acoustiquement par un bruit impulsif de faible durée. Des transitions lient les phonèmes adjacents. D'une façon très simplifiée, les transitions acoustiques correspondent à des transitions dans l'appareil de production de l'état correspondant au premier phonème à l'état correspondant au suivant [II.7].

En conclusion, la parole est un signal quasi stationnaire formé de parties stationnaires et de transitions entre ces différentes parties. C'est un signal non déterministe, dans le sens où

deux réalisations d'un même mot auront nécessairement deux formes acoustiques différentes, même si elles sont produites par un même locuteur. Il faut distinguer deux types de variations : la variation acoustique et la variation temporelle non linéaire du signal.

II.3 L'appareil phonatoire humain :

II.3.1 Le niveau phonétique [II.8]

Au contraire des acousticiens, ce n'est pas tant le signal qui intéresse les Phonéticiens que la façon dont il est produit par le système articulaire, présenté à la figure II.5, et perçu par le système auditif.

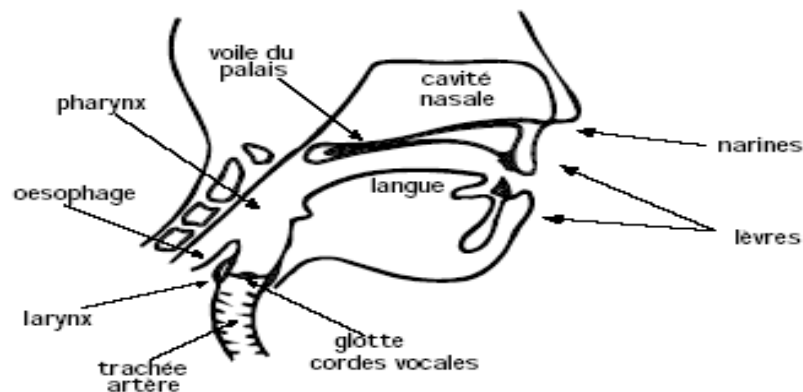


Figure II.5: L'appareil phonatoire

II.3.2 Phonation [II.9, II.10].

La parole peut être décrite comme le résultat de l'action volontaire et coordonnée d'un certain nombre de muscles. Cette action se déroule sous le contrôle du système nerveux central qui reçoit en permanence des informations par rétroaction auditive et par les sensations kinesthésiques. Au sommet de celle-ci se trouve le larynx où la pression de l'air est modulée avant d'être appliquée au conduit vocal. Au sommet de celle-ci se trouve le larynx où la pression de l'air est modulée avant d'être appliquée au conduit vocal. Le larynx est un ensemble de muscles et de cartilages mobiles qui entourent une cavité située à la partie supérieure de la trachée la figure 1.6

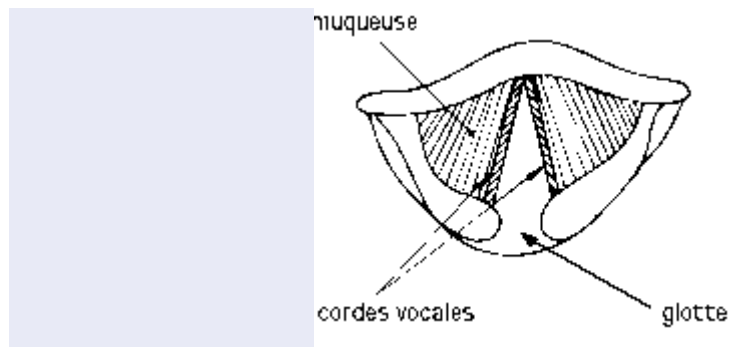


Figure II.6: Section du larynx, vu de haut

II.3.3 Phonétique articulatoire

Il est intéressant de grouper les sons de parole en classes phonétiques, en fonction de leur mode articulatoire. On distingue généralement trois classes principales : les voyelles, les semi-voyelles et les liquides, et les consonnes. Les voyelles

[i, e, ε, a, ɔ, o, y, u, ø, œ, ə, ě, ǎ, ǝ, œ̃]

diffèrent de tous les autres sons

par le degré d'ouverture du conduit vocal (et non, comme on l'entend souvent dire, par le degré d'activité des cordes vocales, déjà mentionné sous le terme de voisement). Si le conduit vocal est suffisamment ouvert pour que l'air poussé par les poumons le traverse sans obstacle, il y a production d'une voyelle. Le rôle de la bouche se réduit alors à une modification du timbre vocalique. Si, au contraire, le passage se rétrécit par endroit, ou même s'il se ferme temporairement, le passage forcé de l'air donne naissance à un bruit : une consonne est produite. La bouche est dans ce cas un organe de production à part entière. Les semi-voyelles [j, w], quant à elles, combinent certaines caractéristiques des voyelles et des consonnes. Comme les voyelles, leur position centrale est assez ouverte, mais le relâchement soudain de cette position produit une friction qui est typique des consonnes. Les traits acoustiques du signal de parole sont évidemment liés à sa production. L'intensité du son est liée à la pression de l'air en amont du larynx. Sa fréquence, qui n'est rien d'autre que la fréquence du cycle d'ouverture/fermeture des cordes vocales, est déterminée par la tension de muscles qui les contrôlent. Son spectre résulte du filtrage dynamique du signal glottique (impulsions, bruit, ou combinaison des deux) par le conduit vocal, qui peut être considéré comme une succession de

tubes ou de cavités acoustiques de sections diverses. Ainsi, par exemple, on peut approximativement représenter les voyelles dans le plan des deux premiers formants Figure II.7. On observe en pratique un certain recouvrement dans les zones formantiques correspondant à chaque voyelle (un affichage en trois dimensions figurant les trois premiers formants permettrait une meilleure séparation).

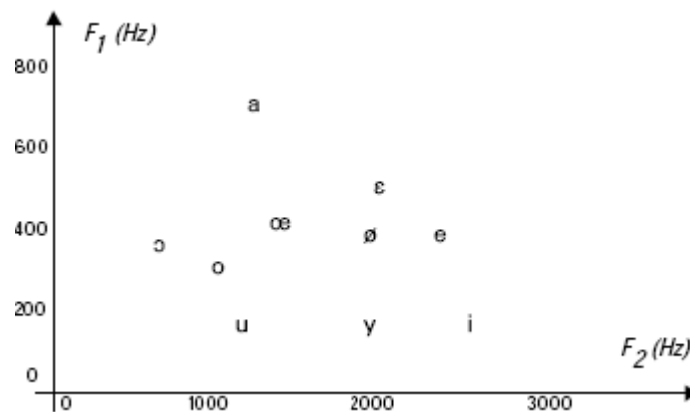


Figure II.7: Représentation des voyelles dans plan F1-F2

II.3.4 Audition perception [II.8]

Dans le cadre du traitement de la parole, une bonne connaissance des mécanismes de l'audition et des propriétés perceptuelles de l'oreille est aussi importante qu'une maîtrise des mécanismes de production.

En effet, tout ce qui peut être mesuré acoustiquement ou observé par la phonétique articulatoire n'est pas nécessairement perçu. Par ailleurs, nous avons déjà souligné, le rôle fondamental que joue l'audition dans le processus même de production de la parole.

Les ondes sonores sont recueillies par l'appareil auditif, ce qui provoque les sensations auditives. Ces ondes de pression sont analysées dans l'oreille interne qui envoie au cerveau l'influx nerveux qui en résulte; le phénomène physique induit ainsi un phénomène psychique grâce à un mécanisme physiologique complexe.

L'appareil auditif comprend l'oreille externe, l'oreille moyenne, et l'oreille interne figure II.8. Le conduit auditif relie le pavillon au tympan : c'est un tube acoustique de section uniforme fermé à une extrémité, son premier mode de résonance est situé vers 3000 Hz, ce qui accroît la sensibilité du système auditif dans cette gamme de fréquences. Le mécanisme de l'oreille interne (marteau, étrier, enclume) permet une adaptation d'impédance entre l'air et le milieu liquide de l'oreille interne. Les vibrations de l'étrier sont transmises au liquide de la cochlée. Celle-ci contient la membrane basilaire qui transforme les vibrations mécaniques en

impulsions nerveuses. La membrane s'élargit et s'épaissit au fur et à mesure que l'on se rapproche de l'apex de la cochlée; elle est le support de l'organe de Corti qui est constitué par environ 25000 cellules ciliées raccordées au nerf auditif. La réponse en fréquence du conduit au droit de chaque cellule est esquissée à la figure II.9. La fréquence de résonance dépend de la position occupée par la cellule sur la membrane; au-delà de cette fréquence, la fonction de réponse s'atténue très vite.

Les fibres nerveuses aboutissent à une région de l'écorce cérébrale appelée aire de projection auditive et située dans le lobe temporal. En cas de lésion de cette aire, on peut observer des troubles auditifs. Les fibres nerveuses auditives afférentes (de l'oreille au cerveau) et efférentes (du cerveau vers l'oreille) sont partiellement croisées : chaque moitié du cerveau est mise en relation avec les deux oreilles internes.

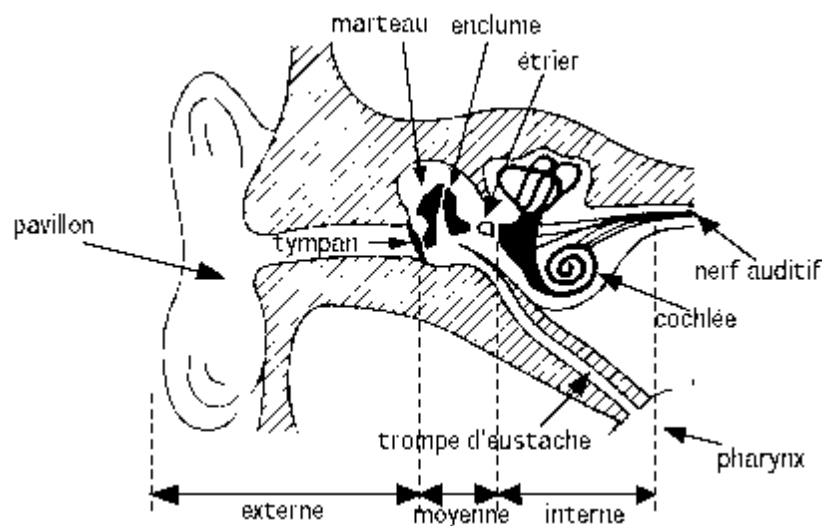


Figure II.8 : Le système auditif

Il reste très difficile de nos jours de dire comment l'information auditive est traitée par le cerveau [II.8]. On a pu par contre étudier comment elle était finalement perçue, dans le cadre d'une science spécifique appelée psychoacoustique. Sans vouloir entrer dans trop de détails sur la contribution majeure des psychos acousticiens dans l'étude de la parole, il est intéressant d'en connaître les résultats les plus marquants. Ainsi, l'oreille ne répond pas également à toutes les fréquences.

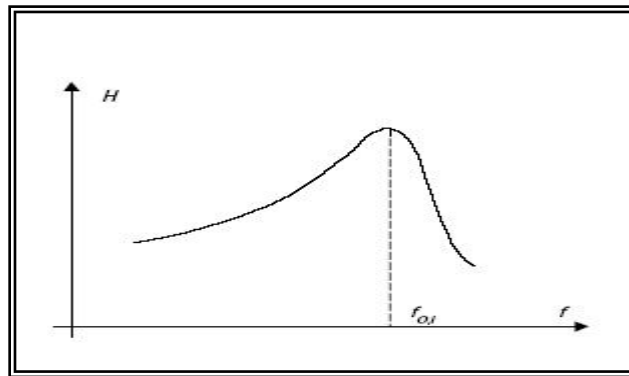


Figure II.9 Réponse en fréquence d'une cellule ciliée

II.3.5 Le niveau phonologique [II.8]

La phonologie (parfois appelée phonétique fonctionnelle) est l'interface nécessaire entre la phonétique et les descriptions linguistiques de niveau plus élevé. Dans les sections précédentes, nous avons décrit la parole comme si elle n'était porteuse d'aucune signification. Les sons de parole ont d'ailleurs été présentés indépendamment les uns des autres. La phonologie introduit la notion d'unité abstraite du discours (par opposition aux sons observés, perçus, ou articulés) : le phonème. Le phonème est la plus petite unité phonique fonctionnelle, c'est-à-dire distinctive. Il n'est pas défini sur un plan acoustique, articuloire, ou perceptuel, mais bien sur le plan fonctionnel. Ainsi, les phonèmes n'ont pas d'existence indépendante : ils constituent un ensemble structuré dans lequel chaque élément est intentionnellement différent de tous les autres, la différence étant à chaque fois porteuse de sens. La liste des phonèmes pour la plupart des langues européennes a été établie dès la fin du 19^e siècle sur la base de l'étude de paires minimales, composées de paires de mots différant par un seul son, lequel suffit à changer leur sens (ex : [nlmɑç_èè--] dans 'bon-pont'). La phonétique articuloire pourrait donc être définie comme l'étude de l'articulation de phonèmes. Les phonèmes apparaissent en effet sous une multitude de formes articuloires, appelées allophones (ou variantes). Celles-ci résultent soit d'un changement volontaire dans l'articulation d'un son de base comme cela arrive souvent dans les prononciations régionales (ex : les différentes prononciations régionales du [R] en français). De telles variations ne donnent pas naissance à de nouveaux phonèmes, puisqu'elles ne portent aucune information sémantique. Les variantes phoniques sont également causées, et ce de façon beaucoup plus systématique, par l'influence des phones environnants sur la dynamique du conduit vocal.

Les mouvements articulatoires peuvent en effet être modifiés de façon à minimiser l'effort à produire pour les réaliser à partir d'une position articulatoire donnée, ou pour anticiper une position à venir. Ces effets sont connus sous le nom de réduction, d'assimilation, et de coarticulation. Les phénomènes coarticulatoires sont dus au fait que chaque articulateur évolue de façon continue entre les positions articulatoires. Ils apparaissent même dans le parler le plus soigné. Au contraire, la réduction et l'assimilation prennent leur origine dans des contraintes physiologiques et sont sensibles au débit parlé. L'assimilation est causée par le recouvrement de mouvements articulatoires et peut aller jusqu'à modifier un des traits phonétiques du phonème prononcé. La réduction est plutôt due au fait que les cibles articulatoires sont moins bien atteintes dans le parler rapide. Certains phonèmes, comme les semi-voyelles, les liquides, et les plosives, y sont plus sensibles. Les phénomènes de réduction, d'assimilation, et de coarticulation sont en grande partie responsables de la complexité des traitements réalisés sur les signaux de parole pour en obtenir l'analyse, la reconnaissance, ou la synthèse.

La distinction entre phonologie et phonétique apparaît clairement lorsqu'on aligne des séquences phonémiques avec leurs expressions phonétiques : les variations phoniques n'apparaissent que dans les dernières. Ainsi, en français, /R/ peut être voisé ou pas (parent / , mais pitre). Il est important de bien comprendre que les symboles phonétiques ont pour rôle de transcrire ce qui a été dit, que ce soit porteur de sens ou pas. Si une nuance peut être perçue, il doit y avoir un moyen de la transcrire phonétiquement, mais elle n'apparaîtra pas nécessairement dans une transcription phonémique.

Notons pour terminer qu'une description phonologique ne peut être complète si elle ne permet pas de rendre compte de la durée, de l'intensité, et de la fréquence fondamentale des phonèmes. Ces trois composantes sont collectivement désignées sous le terme de prosodie. La durée des silences et des phones détermine le rythme de la phrase, tandis que l'évolution de la fréquence fondamentale constitue sa mélodie. Cependant, la définition d'unités prosodiques abstraites (que l'on pourrait appeler prosodèmes) soulève de nombreuses questions, qui restent aujourd'hui encore sans réponse définitive.

II.4 Application du signal parole [II.11] [II.12]

Les applications du signal parole sont très nombreuses. On peut citer entre autre :
Les aides aux personnes handicapées : avec l'aide d'un clavier spécialement adapté et/ou d'un logiciel d'assemblage de phrases, un handicapé peut s'exprimer par la voix de son synthétiseur.
Outils d'enseignement assisté par ordinateurs : Les synthétiseurs peuvent répéter deux fois la

même chose. Ils peuvent donc servir à valider des théories relatives à la production, à la perception ou à la compréhension de la parole.

Applications industrielles : L'utilisateur d'une voix de synthèse dans un centre de contrôle de site industriel permet d'attirer l'attention du personnel de surveillance sur un problème urgent. De même, l'intégration d'un synthétiseur dans une cabine de pilotage, d'un avion permet d'éviter au pilote d'être dépassé par la quantité d'information visuelle qu'il a analysée.

Communication homme machine : Le développement de synthétiseur de haute qualité permettra à l'homme de communiquer avec la machine de manière plus naturelle.

Application grand public non téléphonique : Le marché du jouet est déjà touché par la synthèse vocale. Des ordinateurs pour enfants possédant une sortie vocale qui augmente l'attrait chez les jeunes enfants.

Télématique vocale : Dans ce domaine, on peut citer :

Les serveurs vocaux d'informations ;

Les serveurs de lecture vocale de fax ou de messages électroniques ;

Automatisation de services de, prise de commande (vente par correspondance) ;

Automatisation de services de renseignement (annuaire, standard d'entreprise, etc...).

Programmation sans clavier : On peut s'adresser à une machine et lui dicter un programme par un combiné téléphonique, à travers un micro servant de terminal et ceci grâce à un système de reconnaissance. Contrôle de qualité, saisie de données. Dans de nombreux environnements de travail, la possibilité de décharger le travailleur, grâce à une interface vocale, apporte un gain incontestable de liberté et de rapidité de mouvement.

II.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté un récapitulatif sur le système phonatoire, le système d'audition et les caractéristiques du signal parole. Différentes applications de la parole ont été également citées.

Le prochain chapitre sera réservé l'application du signal parole dans séparation aveugle source en utilisant la technique bee colony optimisation dans le cas mélanges non linéaire

CHAPITRE III

Algorithmes Optimisations

III.1 Introduction

L'un des principes les plus fondamentaux de notre monde, qui occupe aussi une place importante dans le monde informatique, industriel, etc., est la recherche d'un état optimal.

En effet, de nombreux problèmes scientifiques, sociaux, économiques et techniques ont des paramètres qui peuvent être ajustés pour produire un résultat plus souhaitable. Ceux-ci peuvent être considérés comme des problèmes d'optimisation et leur résolution est un sujet central en recherche opérationnelle. Des techniques ont été conçues pour résoudre ces problèmes, notamment les problèmes « difficiles » (par exemple ceux qui présentent de nombreux extrema locaux pauvres), en déterminant des solutions qui ne sont pas rigoureusement optimales, mais qui s'en approchent. Ces méthodes, appelées heuristiques et méta heuristiques, se basent généralement sur des phénomènes physiques, biologiques, socio-psychologiques, et peuvent faire appel au hasard.

La majorité des problèmes du monde réel nécessitent l'optimisation simultanée de plusieurs objectifs dépendants les uns des autres. Alors qu'en optimisation à objectif unique, la solution optimale est clairement définie. Nombreux papiers abordent les limites des méthodes classiques et mettent en œuvre également plusieurs outils heuristiques modernes qui ont évolué au cours des deux dernières décennies et visant à résoudre le problème d'optimisation des coefficients de matrice de séparation W , tels que le calcul évolutif, l'algorithme génétique (GA : Génétique algorithmique), la recherche tabou (TS : Tabu Search), l'optimisation (BBO : Biogeography-based -optimization), l'optimisation par essaim de particules (PSO : Particule Swarm Optimization), la méthode d'ascension de collines (HC : Hill Climbing), le recuit simulé (SA : Simulated Annealing), etc. Ces outils facilitent la résolution des problèmes d'optimisation qui étaient auparavant difficiles ou impossibles à résoudre.

Les algorithmes d'optimisation

III.2. L'optimisation par essaim particulaire PSO

Les méta-heuristiques, sont des méthodes d'optimisation permettant d'obtenir une valeur approchée de la solution optimale en un temps raisonnable. Elles ont pour objectif la résolution d'un ensemble de problèmes dans différents domaines sans avoir à modifier le principe de base de l'algorithme de la méthode. Un intérêt particulier est apporté à la méthode d'optimisation approchée PSO. Elle est basée sur les « interactions sociales » entre des « agents » appelés

« Particules », dans le but d'atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun où chaque particule a une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. Cette méta-heuristique d'optimisation stochastique a été proposée en 1995 par James Kennedy socio-psychologue et Russell Eberhart ingénieur électricien.

III.2.1 Définition de la méthode Dans PSO

Le comportement social est modélisé par une équation mathématique permettant de guider les particules durant leur processus de déplacement [III.1]. Le déplacement d'une particule est influencé par trois composantes : la composante d'inertie, la composante cognitive et la composante sociale. Chacune de ces composantes reflète une partie de l'équation, figure III.1 [III.2] :

- 1) La composante d'inertie : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement .
- 2) La composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée .
- 3) La composante sociale : la particule tend à se diriger vers le meilleur site atteint par ses voisines.

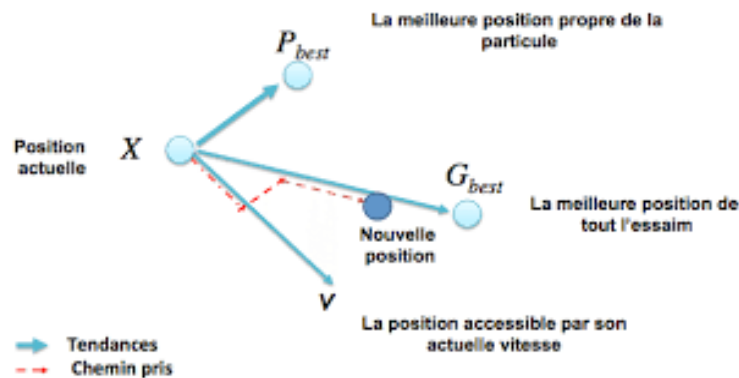


Figure III.1 Déplacement d'une particule

III.2.2 Formalisation

Une Particule i de l'essaim dans un espace de dimension D est caractérisée, à l'instant t , par :

- X : sa position dans l'espace de recherche ;
- V : sa vitesse ;
- P_b : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée ;
- P_g : la position de la meilleure solution connue de tout l'essaim ;
- $f(P_b)$: la valeur de fitness de sa meilleure solution ;
- $f(P_g)$: la valeur de fitness de la meilleure solution connue de tout l'essaim.

Le déplacement de la particule i entre les itérations t et $t + 1$ se fait selon les deux équations [III .1] et [III .2] [KEN 95] :

$$V(t + 1) = V(t) + C1r1(Pb(t) - X(t)) + C2r2(Pg(t) - X(t)) \quad (\text{III.1})$$

$$X(t + 1) = X(t) + V(t + 1) \quad (\text{III.2})$$

– C1 et C2 : deux constantes qui représentent les coefficients d'accélération, elles peuvent être non constantes dans certains cas selon le problème d'optimisation posé ;

– r1 et r2 : deux nombres aléatoires tirés de l'intervalle [0,1]

III.2.3. Algorithme

L'algorithme de base de la méthode PSO proposé par [III.1], commence par une initialisation aléatoire des particules dans leur espace de recherche, en leur attribuant une position et une vitesse initiales. À chaque itération de l'algorithme les particules se déplacent selon les équations (III .1) et (III .2) et les fonctions objectives (fitness) des particules sont calculées afin de pouvoir calculer la meilleure position de toutes Pg. La mise à jour des Pb et Pg est faite à chaque itération suivant l'algorithme cité en figure III.2 [III.3]. Le processus est répété jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt.



Figure III.2 Algorithme de la PSO

L'algorithme PSO présenté sur la figure III.2 peut se résumer en :

Etape 1: Initialiser une population de particules et de vitesses, uniformément réparties dans l'espace de recherche, et fixer le critère d'arrêt.

Etape 2: Evaluer la fonction objectif, pour chaque particule.

Etape 3: Mettre à jour la meilleure position pour chaque particule et la meilleure position globale dans la population.

Etape 4: Mettre à jour la position et la vitesse utilisant les équations (III. 1) et (III. 2).

Étape 5: A chaque fois qu'une des particules, suite à l'algorithme est déplacé vers la limite ou à l'extérieur de l'espace de recherche prédéfini, le mécanisme de confinement des particules est appliqué et ramène de nouveau la particule à l'intérieur de l'espace de recherche.

Étape 6: Vérifier le critère d'arrêt. Si le critère d'arrêt n'est pas satisfait, aller vers l'étape 2; Sinon, le programme se termine, et la solution optimale est produite L'étape 5 étant facultative au cas où nous nous intéressons à améliorer la méthode d'optimisation PSO ainsi utilisée.

III.3 Algorithme d'optimisation à base de la Biogéographie (BBO)

L'algorithme de la BBO (Biogeography-based Optimization) a été développé en 2008 [III.4]. La stratégie de migration de BBO est similaire à l'approche de recombinaison globale de l'algorithme génétique [III.5] et les stratégies évolutives dans lesquelles les parents peuvent contribuer à une nouvelle génération. La BBO est la nouvelle approche de la résolution de problèmes et partage certaines caractéristiques avec d'autres algorithmes tout comme les algorithmes GA et PSO, la BBO dispose d'un moyen de partager des informations entre ses solutions. La théorie de la biogéographie est l'étude de la migration, de la spéciation et de l'extinction d'espèces. Les modèles de la BBO décrivent comment une espèce migre d'une île (habitat) à une autre et comment naissent de nouvelles espèces et s'éteignent. L'algorithme d'optimisation BBO a été généralisé pour résoudre des problèmes d'optimisation [III.4].

III.3.1 Principe de fonctionnement de la BBO

La BBO, est un algorithme basé sur une population d'individus appelés île (ou habitats). Chaque île représente une solution possible au problème à résoudre. La fonction d'objectif de chaque île est déterminée par son HSI (Habitat Suitability Index) qui est une mesure de la qualité d'une solution candidate. Chaque île est aussi représentée par des variables d'indice de qualité SIVs (Suitability Index Variables). Un HSI élevé d'une île signifie une bonne performance sur le problème d'optimisation, et un faible HSI signifie une mauvaise performance pour un problème d'optimisation [III.4]

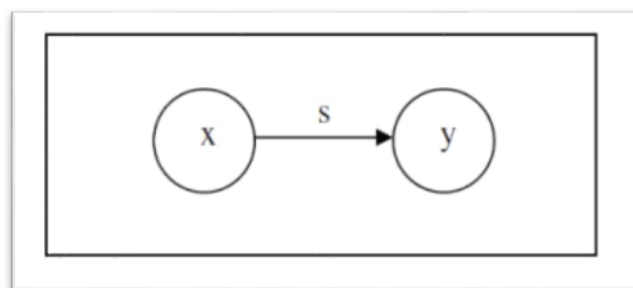


Figure III.3 Migration de la solution de l'espèce

D'après la figure III.3, on peut dire qu'un individu (solution) de l'espèce a émigré de x et immigré à y . Quand s a immigré à, il partagera des informations probabilistes de x basées sur des valeurs de fitness avec y . Le fonctionnement de la BBO est fondé sur la migration et la mutation. La population initiale représente l'espace de recherche, elle est générée par tirage aléatoire. L'évaluation de la population initiale engendre la migration de certains individus et les descendants vont être mutés. La migration permet de créer un nouvel ensemble d'individus et la mutation permet de fixer la proportion de la population qui sera renouvelée à chaque génération. Les meilleurs individus trouvés sont conservés par l'élitisme (sélection). Les nouveaux descendants remplacent les parents afin de former une nouvelle population. La caractéristique de solution d'immigration reste dans l'individu émigré [III.4].

III.3.2 La Migration

Le principe de la migration consiste à remplacer une ancienne caractéristique d'une solution chez un individu par une nouvelle caractéristique d'un autre individu. L'opérateur de migration, inclut l'immigration et l'émigration. L'immigration consiste au déplacement des vecteurs de solutions vers d'autres îles (habitats) et l'émigration est la réception des vecteurs de solutions par d'autres îles (habitats).

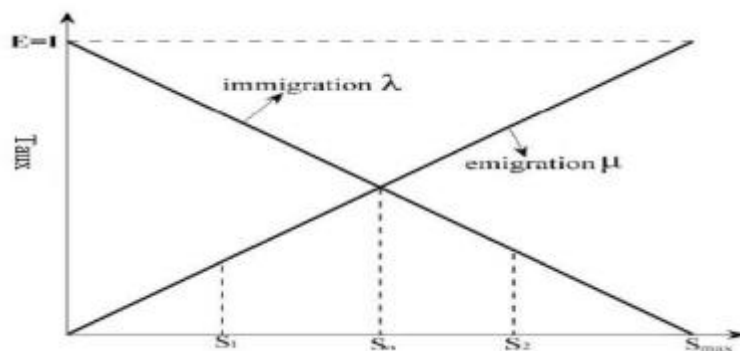


Figure III.4 Processus d'immigration et d'émigration dans un habitat [III.5].

La figure III.4 montre le modèle de migration linéaire simple pour le cas $E = I$. Selon la figure 1, les habitats à valeur HSI élevée ont tendance à comporter un grand nombre d'espèces, tandis que ceux à faible indice HSI comptent un petit nombre d'espèces [III.4]. D'après la figure 1, on peut conclure que l'habitat comptant peu d'espèces (solution médiocre, HSI faible), comme S_1 , présente un faible taux d'émigration et un taux d'immigration élevé. Cela signifie que l'habitat avec un HSI faible a tendance à prendre des informations sur les bons habitats avec une probabilité élevée, alors que la probabilité de partager ses informations pour d'autres habitats est relativement faible. D'autre part, l'habitat qui contient plus d'espèces (bonne

solution, HSI élevé) comme S2, présente un faible taux d'immigration et un taux d'émigration élevé [III.5]. Quand le nombre d'espèces dans l'île est maximal $S = S_{max}$ (capacité maximale de l'île), on remarque aussi que le taux d'immigration et les taux d'émigration sont égaux à un point qui est le nombre d'espèces d'équilibre (S_0). Le taux d'immigration et le taux d'émigration quand il y a S espèces sur l'île (λ_s , μ_s . Respectivement) sont donnés par les équations suivantes :

$$\lambda_s = 1 \left(\frac{1-s}{S_{max}} \right) \tag{III.3}$$

$$\mu_s = E \left(\frac{s}{S_{max}} \right) \tag{III.4}$$

III.3.3 La mutation

L'opérateur de mutation est fréquemment utilisé dans les Algorithmes Evolutionnaires. La mutation est le changement brusque et radical fait au HSI de tout habitat due à certains événements catastrophiques. Elle permet de maintenir la diversité au sein de la population. Le taux de mutation (S) est inversement proportionnel à p_s qui est la probabilité que l'habitat contient exactement S espèces. Le nombre des espèces change pendant l'intervalle de temps $[t; t + \Delta_t + t]$ [3.15].

$$m(s) = m_{max} \left(1 - \frac{p_s}{p_{max}} \right) \tag{III.5}$$

Où m_{max} est un paramètre défini par l'utilisateur qui représente le taux de mutation maximale et p_{max} est la probabilité maximale. Si une île est sélectionnée pour la mutation, alors un SIV choisi au hasard dans l'île est simplement remplacé par une variable aléatoire générée dans son intervalle de définition.

III.3. 4 L'Élitisme

A chaque génération, les meilleurs individus sont conservés par l'élitisme (sélection). Cette sélection empêche la disparition de l'individu le plus performant au cours du remplacement. Ces individus sont réintroduits dans la population.

III.3.5 L'algorithme de la BBO

L'algorithme de base de BBO est comme suit [III.6] :

Tableau III.1. Algorithme optimisation à base de biogéographie

- 1 : Générer aléatoirement un ensemble de solutions initiales (îles).
- 2 : Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint faire
- 3 : Évaluer la fonction d'objectif (HSI) de chaque solution
- 4 : Calculer le nombre d'espèce S , le taux d'immigration λ et d'émigration μ pour chaque solution
- 5 : Migration :

- 6 : Pour $i = 1$ à N faire
- 7 : Utiliser λ_i pour décider, de manière probabiliste, d'immigrer à X_i
- 8 : Si $\text{rand}(0, 1)$
- 9 : Pour $j = 1$ à N faire
- 10 : Sélectionner l'île d'émigration X_j avec une probabilité μ_j
- 11 : Si $\text{rand}(0, 1) < \mu_j$ alors
- 12 : Remplacer une variable de décision (SIV) choisie aléatoirement dans X_i par la variable correspondante dans X_j
- 13 : Fin Si
- 14 : Fin Pour
- 15 : Fin Si
- 16 : Fin Pour
- 17 : Fin Tant que
- 18 : Mutation : muter les individus au taux de mutation donné par l'équation (III.5)
- 19 : Remplacement de la population par les descendants
- 20 : Implémenter l'élitisme Retourner la meilleure solution trouvée

Le concept général de la migration est l'échange de caractéristiques entre les îles. Les taux d'immigration (λ_s) et d'émigration (μ) de chaque île sont utilisés pour transmettre de façon probabiliste, $\text{rand}(0,1)$ est un nombre aléatoire uniformément distribué dans l'intervalle $[0, 1]$ et $X_{i,j}$ est le j - ème SIV de la solution X_j .

Le HSI d'une île peut changer soudainement, en raison d'événements aléatoires : désastres naturels (tempêtes, ouragans, incendies, ...) ou des épidémies, etc. La BBO modélise ce phénomène comme une mutation des SIVs.

III.4 L'algorithme d'ascension de collines (Hill Climbing)

Hill Climbing tire son nom de son espace d'hypothèse La fonction est "Yamagata". Il s'agit d'une technologie d'intelligence artificielle qui vise à L'objectif de résoudre numériquement les équations diophantiennes (une équation La diophantienne est une équation polynomiale à une ou plusieurs inconnues dont les solutions regarder dans des entiers, éventuellement des nombres rationnels, les coefficients eux-mêmes sont aussi des entiers). Ces équations sont importantes car il existe de nombreuses Applications en cryptographie à clé publique, factorisation, etc. Entiers, courbes algébriques, courbes projectives et corrélation de données supercalculateur. Un fait important: il a été prouvé qu'il n'y a pas de méthode universelle Trouver des solutions à ces équations. En utilisant la méthode de représentation L'arborescence qui décrit les solutions

possibles à l'équation diophantienne utilise Une nouvelle façon de générer des successeurs. La fonction heuristique utilisée aide Faire du processus de recherche de solution un processus de minimisation [III.6].

L'algorithme d'escalade est l'implémentation de base de la recherche locale. A partir de candidats initiaux générés aléatoirement, l'algorithme remplace itérativement Les candidats actuels sont de meilleurs candidats et les voisins sont recherchés pour des alternatives locales. Exister L'algorithme, s solution garde toujours une trace du meilleur candidat. Si la fraction de s atteint 0, ce qui signifie qu'il est globalement optimal et l'algorithme s'arrête. D'autre part, si chaque voisin de x a été évalué sans remplacer s par un candidat amélioré,

L'algorithme Arrêt sans indication de l'optimum global. Lorsqu'il atteint un candidat dont le quartier n'existe pas Ne contient pas de solution améliorée, renvoie la solution actuelle. Voisin du candidat Le courant est généralement défini comme l'ensemble contenant tous les candidats possibles Légèrement différent du candidat actuel. La modification dépend de la structure candidat.

Pour les vecteurs, le voisinage peut être défini comme tous les vecteurs où la valeur est incrémentée ou décrétementée de 1 par rapport au candidat. Cette technique Distinguer la méthode de descente traditionnelle en acceptant également les solutions suivantes même qualité. Par conséquent, la méthode sélectionne le premier voisin avec une meilleure qualité ou égal.

III.4.1 L'algorithme de base du Hill Climbing est comme suit :

Tableau III.2. L'Algorithme du Hill Climbing (HC).

Entrée :	Une solution candidate x
Sortie :	Solution s ou nul si impossible de trouver une solution valide
1 :	$s \leftarrow x$
2 :	Tant que $\text{score}(s) > 0$ faire
3 :	pour chaque $x \in (x)$ faire
4 :	$s \leftarrow \min((x), (s))$
5 :	Fin pour
6 :	Si $s = x$ Alors

```

7: Return Nul
8: Sinon
9 :  $x \leftarrow s$ 
10: End if
11 : Fin Tant que
12 : Résultat  $\leftarrow s$ 

```

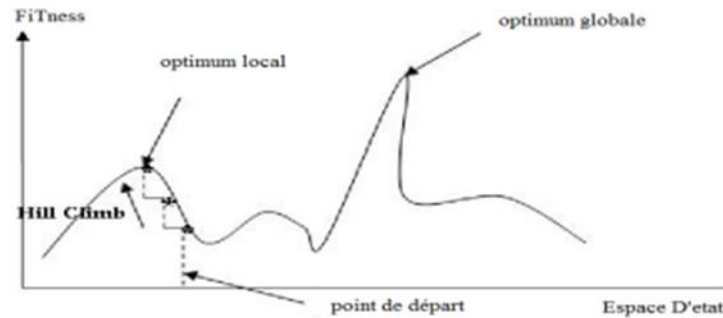


Figure III.5 Schéma de principe de base de l'algorithme Hill Climbing (HC).

III.5 Les algorithmes génétiques

L'algorithme génétique (GA) a été inventé par John Holland au fil des ans. Développé en 1960 par Holland et ses étudiants et collègues de l'Université du Michigan années 1960 et 1970. Contrairement à la stratégie d'évolution et de programmation évolutivité, l'objectif initial de Holland n'était pas de concevoir des algorithmes pour résoudre problèmes spécifiques, mais étudier formellement le phénomène d'adaptation comme il se produit dans la nature et développer des méthodes pour importer des mécanismes d'adaptation naturelle dans les systèmes informatiques. Holland décrit l'algorithme génétique comme une abstraction évolutive la biologie. L'AG est une méthode de transfert à partir de populations "chromosomiques" (par exemple, une chaîne de 1 et de 0, ou "bits"), utilise une "sélection naturelle" associée à des opérateurs de croisement, de mutation et de mutation à l'envers. Chaque chromosome est composé de "gènes" (tels que des bits), et chaque gène est un exemple d'un "allèle" spécifique (par exemple, 0 ou 1). Sélection opérateur sélection Ces chromosomes de la population pourront se reproduire, en moyenne, Les chromosomes appropriés produisent plus de descendants que les chromosomes inadaptés [III.8]. Il y a eu de nombreuses interactions entre les chercheurs ces dernières années. Diverses méthodes de

Calcul évolutif, frontières entre Gras, stratégies Évolution, programmation évolutive et autres méthodes évolutives. Aujourd'hui, les chercheurs utilisent souvent le terme "algorithme

généétique" pour décrire quelque chose de très loin de la conception originale de Holland. Dans les algorithmes génétiques, le terme chromosome fait généralement référence à une solution potentielle à un problème, souvent codée sous forme de chaîne de bits. Les "gènes" sont soit des bits simples, soit des blocs courts de bits adjacents qui codent un élément particulier de la solution candidate (par exemple, dans le contexte de l'optimisation de la fonction multi-paramètres, les bits codant un paramètre particulier peuvent être considérés comme un gène). Un allèle dans une chaîne de bits vaut 0 ou 1. Pour les grands alphabets, il est possible d'avoir plus d'allèles à chaque locus. Le croisement consiste généralement en un échange de données génétiques entre deux parents simples de chromosomes. La mutation consiste à retourner le bit de manière aléatoire. De plus, l'AG apporte de légères modifications à ses solutions jusqu'à obtenir la meilleure solution. Il se compose de plusieurs solutions appelées chromosomes ou individus. Cet algorithme est un puissant outil de recherche, en particulier lorsqu'il est appliqué à des problèmes d'optimisation combinatoire. Toutefois, la mise en œuvre d'un AG efficace est souvent confrontée à deux problèmes majeurs, d'un côté, la convergence prématurée vers les optima locaux et de l'autre côté, les exigences relatives à la recherche de longues périodes afin de parvenir à un optimum ou à une bonne solution sous-optimale. La figure III.5 donne le principe des algorithmes génétiques.

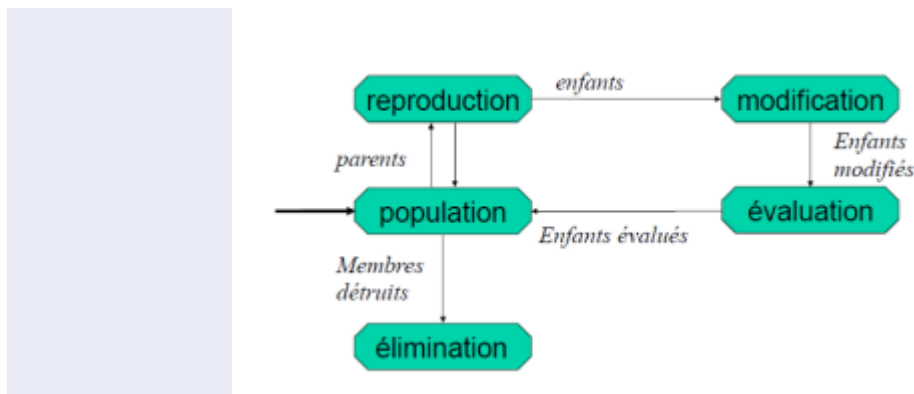


Figure III.6 Principe des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques apportent des solutions à des problèmes qui ne sont pas problématiques. Une solution qui peut être calculée analytiquement ou algorithmiquement en un temps raisonnable. L'algorithme génétique a évolué au fil des générations en appliquant trois opérateurs, y compris la sélection, le croisement et la mutation. C'est pour produire plus de descendants, ce qui tend à homogénéiser la population et à améliorer les résultats. Au fur et à mesure que l'algorithme progresse ou se développe, le support. L'algorithme commence par représenter la population initiale de solutions candidates aléatoires. Des solutions plus ou moins bonnes sont créées au hasard et passent ensuite par un processus d'évaluation de la pertinence.

des solutions pour simuler l'évolution des espèces : les plus "fit", Autrement dit, les solutions optimales au problème existent plus longtemps que ces solutions optimales Non, les populations évoluent en croisant le meilleur des générations solution entre eux et en les changeant, puis en recommençant le processus pour obtenir une certaine quantité de Tente de converger vers la meilleure solution. Le chromosome sélectionné est Utilisé pour créer de nouvelles populations basées sur deux opérateurs principaux Génétique, hybridation et mutation. Le croisement permet la création de nouveaux individus Selon un procédé très simple : il autorise l'échange d'informations entre chromosomes (personnes). Des mutations aléatoires sont également utilisées pour ajouter une certaine distinction population. La progéniture la plus performante peut être parents de la prochaine génération. Ce processus est répété jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint. Dans la mise en œuvre de l'AG, les paramètres (gènes) à optimiser doivent commencer par chaîne afin que le croisement et la mutation puissent être appliqués. Le codage est un Processus de représentation des gènes. Le processus peut être exécuté en utilisant : bit, Nombres, arbres, tableaux, listes ou tout autre objet. La littérature définit deux types de codage : Nombres binaires et réels.

• Le codage binaire

Soit f une fonction de paramètre x à optimiser. La variable x représente un individu de la population et est codée sous forme d'une chaîne de n bits. Soit $x \in [x_{min}, x_{max}]$ avec $x \in R$ et x a un nombre de décimales noté d .

Dans une représentation binaire, la taille de l'individu n vérifie l'inéquation suivante :

$$|x_{min}, x_{max}| * 10^d \leq 2^n \quad (\text{III.6})$$

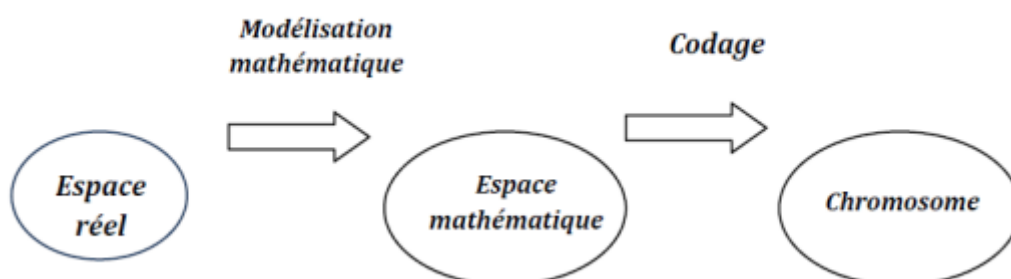


Figure III.7 Les phases de définition d'un codage

• Le codage réel

Dans un algorithme génétique, la représentation de la solution n'est pas nécessairement Limitée aux lettres (0,1). Il existe une représentation plus efficace qui dépend de nombres réels.

Représenter ensuite l'individu sous la forme d'un vecteur à N dimensions Nombres réels [III.9] :

Ce type d'encodage présente certains avantages par rapport à l'encodage binaire : - Le codage réel est puissant pour les problèmes considérés comme difficiles à coder binaire. - Cet encodage nécessite un ajustement des opérateurs de croisement et de mutation. Chaque cycle de l'algorithme génétique est guidé par un processus évolutif, et à chaque Une itération, appelée génération, est la création d'une nouvelle population avec le même nombre d'individus que la population précédente (parents). Cette nouvelle génération consiste généralement en des individus mieux adaptés à l'environnement tel qu'il est représenté par la fonction fitness. Au fur et à mesure des générations, les individus vont tendre, en général, vers l'optimum de la fonction d'objectif.

III.6 Les algorithmes BCO

III.6.1 Introduction

Ce méta heuristique présente quelques inconvénients. Algorithme de Hill L'escalade est idéale pour trouver rapidement des optima locaux, mais échoue souvent à trouver Meilleure solution globale. C'est parce qu'il est vulnérable aux solutions et Plateau localement optimal. Comme son nom l'indique, le programme ne cesse d'augmenter Montez la montagne un petit pas à la fois. Quand elle n'a pas fait le pas suivant Qui peut la mener au sommet, elle pense qu'elle est la meilleure. Le problème est Lorsqu'il s'agit d'améliorer les candidats, il ne voit qu'une étape à la fois. Illustration Description ces défis. Puisque l'optimum global est le sommet le plus élevé, l'optimum local est un candidat Le score est inférieur à l'optimum global, mais tous les candidats obtiennent un score dans le voisinage L'optimum local est encore plus bas, provoquant l'arrêt de l'algorithme d'escalade. Un plateau est une situation où, à un certain nombre de pas de la résidence du candidat, on Le meilleur candidat est sélectionné à chaque étape conduisant au même résultat. Quand l'algorithme Penser que vous avez atteint le sommet peut en fait être un moyen de continuer à chercher Une meilleure solution s'il est prêt à franchir quelques étapes intermédiaires sans progrès. Il est possible de calculer plus d'étapes à chaque itération, mais cela augmente la complexité programme de. Le seul avantage de gravir une montagne est que trouver une solution peut Prenez quelques mesures pour rendre ce temps méta heuristique plus efficace. Afin que nous puissions Améliorez la solution sans ajouter trop de complexité en exécutant l'algorithme plusieurs fois Montez des collines avec différents candidats initiaux. Dans cette méthode, l'algorithme de Hill La montée se produit plusieurs fois ou jusqu'à ce que la limite de temps soit atteinte.

En générant au hasard un candidat initial à chaque fois, ceci fournit différents candidats optimaux locaux parmi lesquels l'algorithme choisit la meilleure solution, à moins que l'une des exécutions n'aboutisse à un optimum global, qui est immédiatement retourné.

De nombreuses espèces dans la nature sont caractérisées par un comportement d'essaim. Bancs de poissons, bandes de les oiseaux et les troupeaux d'animaux terrestres sont formés en raison des besoins biologiques de rester ensemble.

Les individus d'un troupeau, d'une école de poissons ou d'une volée d'oiseaux sont plus susceptibles de rester en vie. Puisque le prédateur attaque habituellement un seul individu. Un mouvement collectif caractérise troupeaux d'oiseaux, troupeaux d'animaux et bancs de poissons. Les troupeaux d'animaux répondent rapidement aux changements dans la direction et la vitesse de leurs voisins. Swart comportement est également l'un des principales caractéristiques des insectes sociaux (abeilles, guêpes, fourmis, termites). Communication entre les insectes individuels dans une colonie d'insectes sociaux a été bien connue. Les systèmes de communication entre les insectes contribuent à la configuration de la « intelligence collective » des colonies sociales d'insectes. Le terme « intelligence d'essaim », qui indique que cette « intelligence collective » a été utilisée [III.10], [III.11], [III.12], [III.13].

Swart Intelligence [III.13] est la partie de l'intelligence artificielle basée sur l'étude des actions de personnes dans divers systèmes décentralisés. Ces systèmes décentralisés (Multi Agent Les systèmes) sont composés d'individus physiques (robots, par exemple) ou « virtuels » (artificiels) qui communiquent entre eux, coopèrent, collaborent, échangent l'information et les connaissances et effectuer certaines tâches dans leur environnement.

L'optimisation des colonies d'abeilles (BCO) méta heuristique [III.14], [III.15], [III.16], [III.17], [III.18] a été récemment présentée par Lučić et Teodorović comme une nouvelle direction dans le domaine de Swarm Intelligence. Le BCO a été appliqué avec succès à divers problèmes de gestion par Teodorović et ses coauteurs ([III.19], [III.20], [III.21], [III.22], [III.23], [III.24],[III.25], [III.26]). L'approche BCO est une approche « ascendante » de la modélisation où types d'agents artificiels sont créés par analogie avec les abeilles. Les abeilles artificielles représentent des agents, qui résoudre en collaboration complexe problème d'optimisation combinatoire. Le chapitre présente une classification et une analyse des résultats obtenus à l'aide du modèle BCO complexe processus d'ingénierie et de gestion. L'objectif principal de ce document est de lecteurs avec les principes de base de l'optimisation des colonies d'abeilles, ainsi que d'indiquer les applications potentielles des BCO en ingénierie et en gestion.

III.6.2 Algorithmes inspirés par le comportement des abeilles dans la nature

Le BCO est inspiré par le comportement des abeilles dans la nature. L'idée de base derrière BCO est de créer le système multi-agent (colonie d'abeilles artificielles) capable de résoudre avec succès problèmes d'optimisation combinatoire difficiles. La colonie d'abeilles artificielles se comporte partiellement d'abeilles dans la nature. Nous allons d'abord décrire le comportement des abeilles dans la nature, ainsi que d'autres algorithmes inspirés du comportement des abeilles. Ensuite, nous décrirons un algorithme général d'optimisation des colonies d'abeilles et ensuite BCO applications dans divers problèmes d'ingénierie et de gestion.

Malgré l'existence d'un grand nombre d'espèces sociales d'insectes, et variation de leurs modèles comportementaux, il est possible de décrire les insectes individuels capables d'exécuter une variété de tâches complexes [III.27]. Le meilleur exemple est la collection et le traitement du nectar, dont la pratique est très organisée. Chaque abeille décide d'atteindre la source de nectar en suivant un compagnon de nidification qui a déjà découvert une parcelle de fleurs. Chaque ruche a une soi-disant piste de danse dans laquelle les abeilles qui ont découvert sources de nectar dansent, de cette façon en essayant de convaincre leurs compagnons de nidification de les suivre. Si une abeille décide de quitter la ruche pour obtenir du nectar, elle suit l'un des danseurs d'abeille à l'un des zones de nectar. À l'arrivée, l'abeille butineuse prend une charge de nectar et retourne à la ruche cédant le nectar à une abeille stockeuse. Après avoir renoncé à la nourriture, l'abeille peut

a) abandonner la source de nourriture et redevenir un disciple non engagé, b) continuer à fourrager à la source de nourriture sans recruter les nids, ou (c) danser et ainsi recruter les nids s'accouplent avant le retour à la source de nourriture. L'abeille opte pour l'un des ci-dessus alternatives avec une certaine probabilité. Dans le domaine de la danse, les apiculteurs « annoncent » différentes zones alimentaires. Les mécanismes par lesquels l'abeille décide de suivre un danseur spécifique ne sont pas bien compris, mais il est considéré que « le recrutement parmi les abeilles est toujours une fonction de la qualité de la source alimentaire » [III.27].

III.6.3 Algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles (BCO)

Lučić et Teodorović [III.14], [III.15], [III.16], [III.17] ont été parmi les premiers à utiliser les principes de base de l'intelligence collective des abeilles dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire. Le BCO est un 3 algorithme basé sur la population. Population d'abeilles artificielles Les abeilles artificielles représentent des agents qui, en collaboration, résolvent des problèmes d'optimisation combinatoire. Chaque abeille artificielle génère une solution au problème. L'algorithme se compose de deux phases en alternance : avant passe et arrière passe. Dans chaque passe avant, chaque abeille artificielle explore l'espace de recherche. Elle applique un nombre de mouvements prédéfinis, qui construisent et/ou

améliorent la solution, cédant à une nouvelle solution. Après avoir obtenu de nouvelles solutions partielles, les abeilles retournent au nid et début de la deuxième phase, la soi-disant passe en arrière. Dans la passe en arrière, tous les les abeilles partagent de l'information sur leurs solutions.

Prenons l'exemple du problème des vendeurs itinérants. Pour résoudre le FST problème par l'algorithme BCO, nous décomposons le problème TSP en étapes. Dans chaque étape, une abeille choisit un nouveau nœud à ajouter à la visite partielle Travelling Salesman créé jusqu'à présent figure III.8.

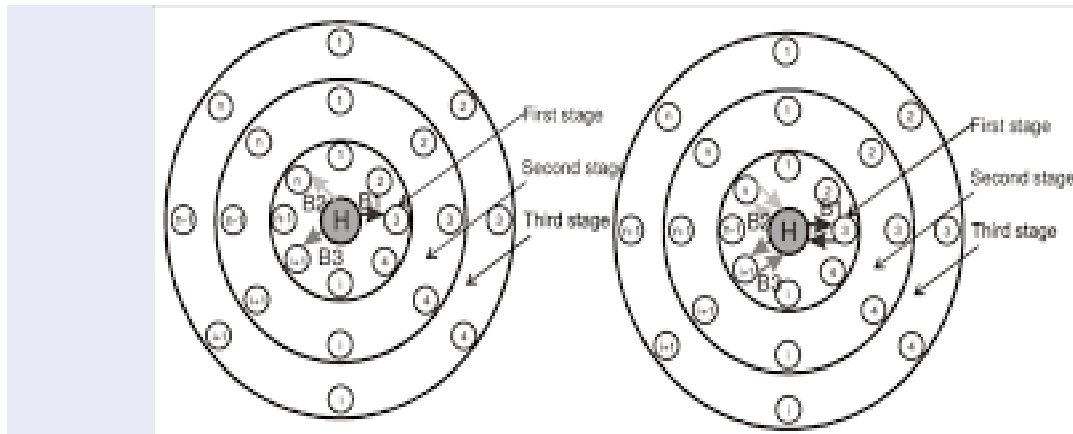


Figure III.8. Première passe en avant et première passe en arrière.

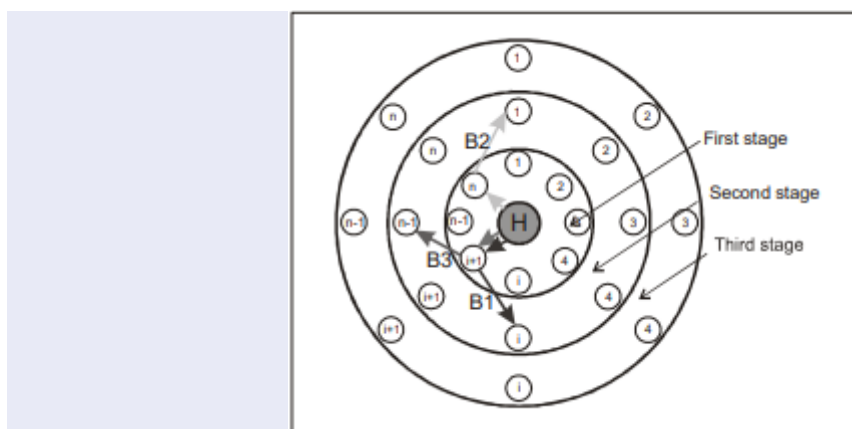


Figure III.9. Deuxième passe avant

Dans la nature, les abeilles exécutent une cérémonie dansante, qui avertit les autres abeilles la quantité de nourriture qu'ils ont recueillie, et la proximité de la pièce au nid. Dans le BCO algorithme de recherche, les abeilles artificielles faire connaître la qualité de la solution, c.-à-d. la valeur de la fonction objective. Lors de la passe arrière, chaque abeille décide avec une certaine probabilité d'abandonner la solution partielle créée et de redevenir non engagé, ou danser et ainsi recruter les nids avant de revenir à la solution partielle créée (les

abeilles ayant une plus grande valeur fonctionnelle objective ont plus de chance de poursuivre sa propre exploration). Chaque adepte, choisir une nouvelle solution de recruteurs figure III.10 par la roue de la roulette (les meilleures solutions ont plus de chances d'être choisies pour l'exploration).

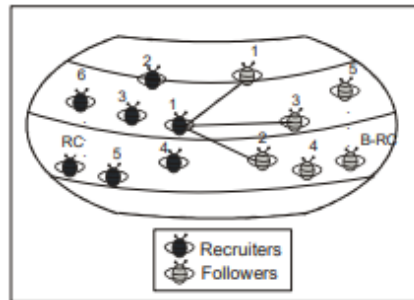


Figure III.10. Recrutement d'adeptes non engagés

Au cours de la deuxième passe vers l'avant figure III.8, les abeilles se développent partiellement.

Solutions, par un nombre prédéfini de nœuds, et après cela effectuer à nouveau l'arrière passer et retourner à la ruche. Dans la ruche, les abeilles participent à nouveau à la prise de décision processus, prendre une décision, effectuer un troisième passage en avant, etc. Les deux phases de la recherche algorithmique, en avant et en arrière, sont effectuées de manière itérative, jusqu'à ce qu'un arrêt condition est remplie. Les conditions d'arrêt possibles pourraient être, par exemple, le maximum le nombre total de passes avant/arrière, le nombre total maximum de Passes avant/arrière sans amélioration de la fonction objective, etc.

Les paramètres de l'algorithme dont les valeurs doivent être définies avant l'exécution de l'algorithme sont les suivants :

B - Le nombre d'abeilles dans la ruche

NC - Le nombre de mouvements constructifs lors d'une passe avant

Au début de la recherche, toutes les abeilles sont dans la ruche. Ce qui suit est le pseudocode de l'algorithme BCO :

1. Initialisation : chaque abeille est réglée sur une solution vide;
2. Pour chaque abeille, faites la passe vers l'avant :
 - a) Définir $k = 1$; //contre pour les mouvements constructifs dans la passe avant;
 - b) évaluer toutes les mesures constructives possibles;
 - c) Selon l'évaluation, choisir un mouvement à l'aide de la roulette;
 - d) $k = k + 1$; Si $k \geq NC$ Aller à l'étape b.
3. Toutes les abeilles sont de retour à la ruche; // début de la passe en arrière;
4. Trier les abeilles en fonction de leur fonction objective;

5. Chaque abeille décide au hasard de poursuivre sa propre exploration et de devenir

Un recruteur, ou de devenir un suiveur (abeilles avec une plus grande valeur de fonction objective ont plus de chances de poursuivre leur propre exploration);

6. Pour chaque adepte, choisissez une nouvelle solution parmi les recruteurs à la roulette;

7. Si la condition d'arrêt n'est pas remplie, passer à l'étape 2.

8. Produire le meilleur résultat.

III.6.3.1 Variantes BCO constructives et améliorées

Un algorithme d'optimisation combinatoire pourrait être de type constructif ou d'amélioration.

Les approches constructives partent de zéro. Dans ces approches, l'analyste construit une solution étape par étape. Lorsque nous faisons cela, nous appliquons généralement certains problèmes spécifiques heuristiques. D'autre part, l'amélioration des approches commencent à partir d'une solution complète. La solution complète (possible) est généralement générée au hasard ou par certains heuristiques. En perturbant cette solution, nous essayons de l'améliorer. Les exemples de tels techniques sont Recuit simulé, ou Tabu Search. Jusqu'à présent, les algorithmes BCO dans la littérature a été constructive. Todorović et al. [III.25] ont développé une colonie d'abeilles approche pour le problème de la liste des infirmières. Leur approche est la première qui permet à la fois des mesures constructives et d'amélioration à appliquer et à combiner.

III.6.3.2 Les abeilles artificielles et leur raisonnement approximatif

Les abeilles artificielles sont confrontées à peu de problèmes de prise de décision tout en recherchant la meilleure solution. Voici les dilemmes de choix des abeilles :

a) Quelle est la prochaine composante de la solution

b) La solution partielle devrait-elle être éliminée ou non? La une grande partie des modèles de choix dans la littérature, sont basés sur la modélisation d'utilité aléatoire concepts. Ces approches sont très rationnelles. Elles sont fondées sur des hypothèses décideurs ont des capacités de traitement de l'information parfaite et toujours agir dans un rationnelle (essayer de maximiser l'utilité). Afin de présenter une modélisation alternative approche, les chercheurs ont commencé à utiliser des théories moins normatives. Les concepts de base de Fuzzy Théorie des ensembles, variables linguistiques, raisonnement approximatif et calcul avec les mots ont davantage de sympathie pour l'incertitude, l'imprécision et les observations exprimées sur le plan linguistique.

Suite à ces idées, Teodorović et Dell'Orco [III.19], [III.23] partaient de l'hypothèse que les quantités perçues par les abeilles artificielles sont « floues ». En d'autres termes, les abeilles artificielles pourrait également utiliser un raisonnement approximatif et des règles de

logique floue dans leur communication et agissant. Lors de l'ajout de la composante de solution à la solution partielle actuelle pendant la une abeille en particulier pourrait percevoir une composante de solution spécifique comme « moins attrayant, attrayant ou très attrayant. Nous supposons également qu'une abeille artificielle peut percevoir un attribut particulier comme « court », « moyen » ou « long » figure III.11 , « bon marché », « moyen », ou « coûteux », etc. L'algorithme de raisonnement approximatif pour calculer la solution l'attractivité des composants se compose des règles du type suivant :

Si les attributs du composant de la solution sont TRÈS BONS

Alors le composant de solution considéré est TRÈS ATTRAYANT

Le principal avantage d'utiliser l'algorithme de raisonnement approximatif pour calculer composante de solution attractivité est qu'il est possible de calculer la composante de solution attractivité même si certaines des données d'entrée n'étaient qu'à peu près connues.

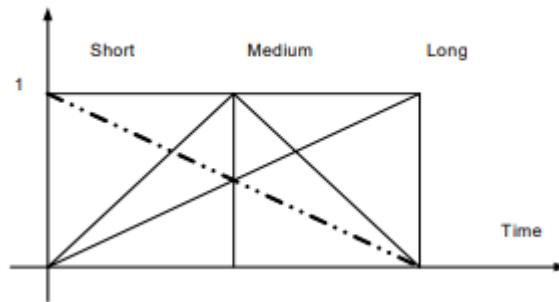


Figure III.11. Ensembles flous décrivant le temps

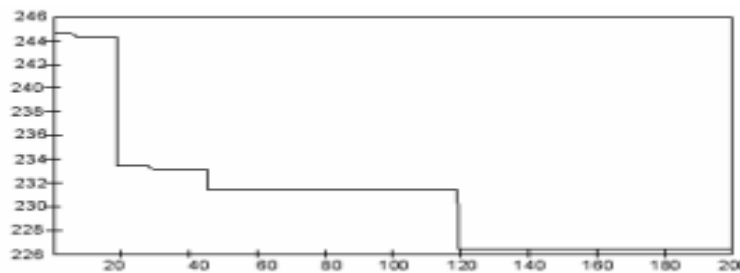


Figure III.12. Changements des valeurs de la fonction objectif les mieux découvertes.

III.7 Conclusion

Dans le chapitre prochain nous allons exposer les résultats de simulations de la technique de séparation aveugle de sources audio (musique et parole) avec la méthode d'optimisation BCO

CHAPITRE IV

Résultats Et Simulations Sur L'algorithme

IV.1. Introduction

Nous avons appliqué l'algorithme BCO dans l'optimisation du problème de séparation aveugle de sources audio. Pour analyser l'efficacité de la technique BCO sur la séparation des signaux de parole et de musique, nous avons réalisé des expériences et nous avons par la suite évalué les performances par des facteurs de test utilisés en littérature.

IV.2. Paramètres BCO

NP=40; Le nombre de taille de la colonie (abeilles employées + abeilles spectatrices)

Nbr_food_sources=NP/2; Le nombre de sources de nourriture

Limit= 10 source de nourriture qui ne pourrait pas être améliorée par les essais

Nbr_food_sources=NP/2; Le nombre de sources de nourriture

maxCycle=10; Le nombre de cycles de recherche de nourriture

Dim=20; Le nombre de paramètres du problème

Lb=-ones(1,Dim); bornes inférieures des paramètres

lb=ones(1,Dim); bornes suprieur des paramètres

Nbr_iterations=maxCycle

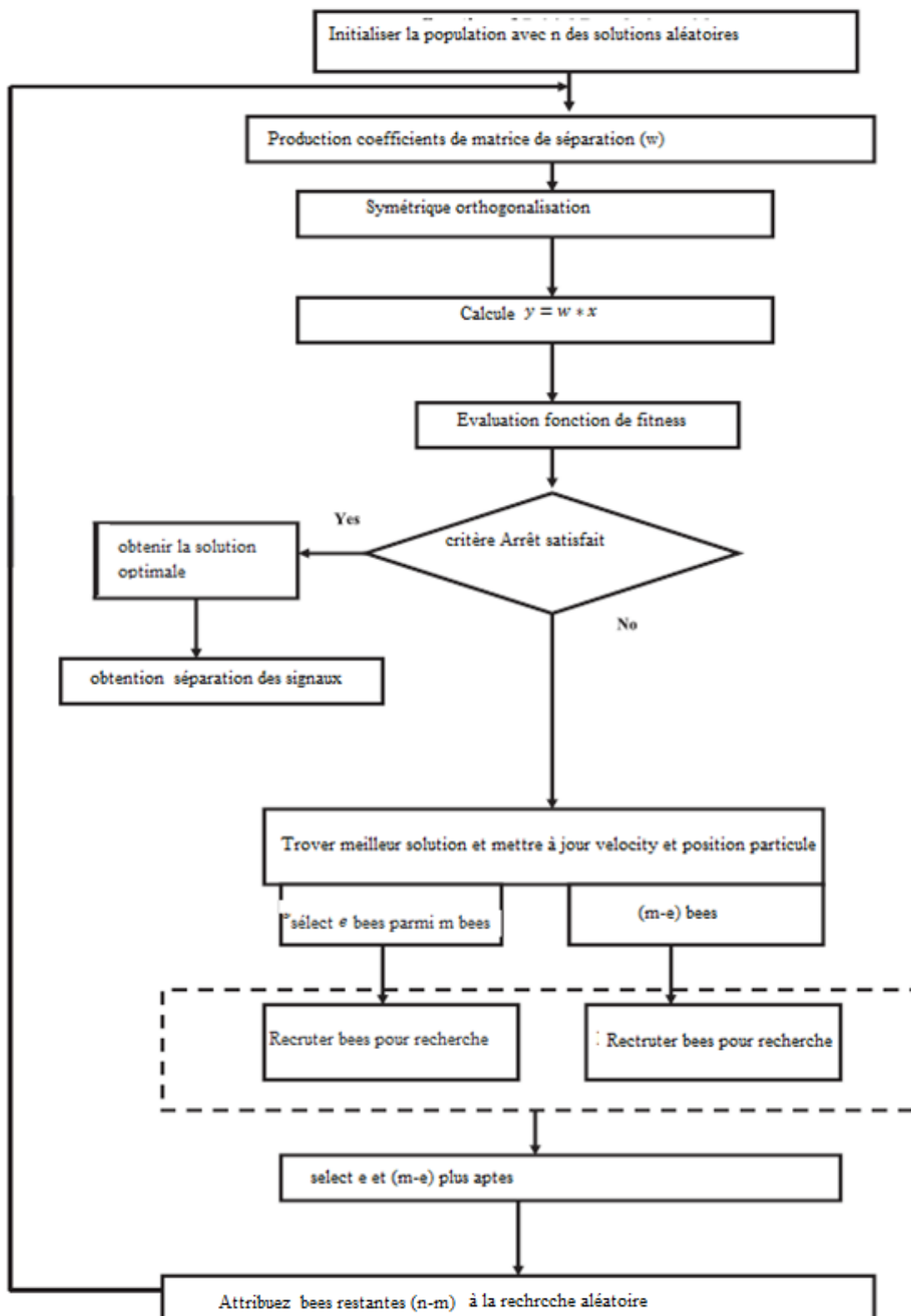


Figure IV. 1. Organigramme : Structure de la technique SAS proposée utilisant bee colony optimization

IV.3. Les signaux source

Tous les signaux de parole et de musique sont sélectionnés dans la démonstration SAS [IV.1] et échantillonnés à 16 KHz.

Dans la première expérience, nous prenons un signal musical (Music_S1.wav) et un signal vocal (Male_S2.wav),

Dans la deuxième expérience, nous prenons des signaux parole (speech_S1. wav) et (speech_S2. wav).

Lors de l'initialisation, les capteurs et les sources sont réglés sur 2 éléments chacun. La matrice de mélange 2x2 A est choisie aléatoirement comme suit :

$$A = \begin{bmatrix} 0.4701 & 0.6705 \\ 0.2742 & 0.5310 \end{bmatrix}$$

IV.4. Evaluation de la fonction objective

La fonction de fitness adoptée est basée sur le kurtosis et l'information mutuelle. Kurtosis joue un rôle important sur le BSS, utilisé pour mesurer la non gaussianité du signal et trier les composants indépendants. Les informations mutuelles mesurent la dépendance entre les composants. Pour parvenir à l'indépendance des composants, l'information mutuelle doit être minimale. L'information mutuelle est définie comme suit :

$$I(y_1 y_2, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(y) \quad (IV.1)$$

Où $H(y_i) = -E \log_{p_i}(y_i)$ et $H(y) = -E \log_y(y)$ sont l'entropie des signaux de source audio estimés, E est l'espérance mathématique et p_y la densité de y . Le kurtosis des signaux de source audio estimés peut être calculé à l'aide de la formule suivante :

$$\text{Kurtosis}(y) = \sum_{i=1}^n |E(y_i^4) - 3E^2(y_i^2)| \quad (IV.2)$$

La fonction fitness peut être exprimée par :

$$J(y) = I(y_1 y_2, \dots, y_n) + \frac{1}{\sum_{i=1}^n |E(y_i^4) - 3E^2(y_i^2)|} \quad (IV.3)$$

Lorsque $J(y)$ est maximisée, les signaux de source audio estimés sont mutuellement indépendants.

IV.5. Méthode Proposée

Dans la partie suivante, décrit le système de la SAS introduit et utilisé dans les problèmes de séparation de plusieurs sources audio. Fondamentalement, le système SAS a été réalisé en quatre étapes principales :

(i) Le processus de mélange des sources audio d'entrée, (ii) puis, la séparation des signaux de sortie méthode et BCO (iii) par la suite, on a estimé les sources de produits en utilisant l'équation $y = w_i x$ (iiii) et enfin la performance de l'évaluation du système de BSS. Le schéma de la méthode introduite est clairement illustré à la figure IV.1.

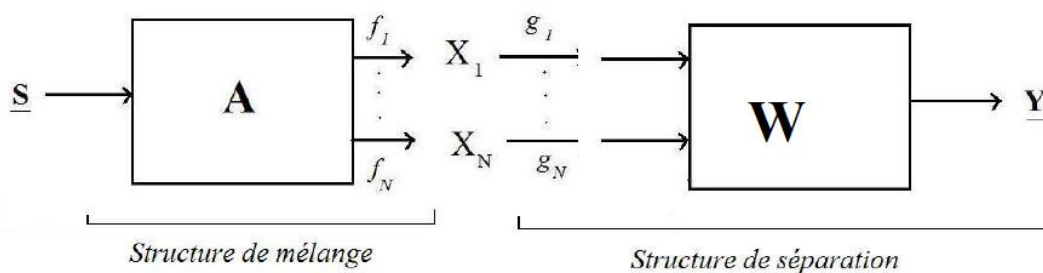


Figure IV. 2. Schéma de la méthode proposée

Dans notre cas 2 source

$$X_1 = f_1(AxS)$$

$$X_2 = f_2(AxS)$$

$$Y_1 = WX_1$$

$$Y_2 = WX_2$$

$$f_1 = \tanh(x);$$

$$f_2 = \tanh(x);$$

IV.6. Mesure de performances [IV.4]

Les performances de la technique simulée sont évaluées à l'aide de trois indices :

1. **Source to distortion ratio (SDR)**
2. **Valeur absolue des coefficients de corrélation (AVCC)**
3. **Erreur quadratique moyenne (MSE) Ils sont, respectivement définis**

comme suit :

Ils sont, respectivement définis comme suit :

$$SDR(y_i, s_i) = 10 \log \left[\frac{\sum_{j=1}^M [y_i(t)]^2}{MSE} \right] \quad (IV.4)$$

$$AVCC = \left| \frac{\sum_{i=1}^M [y_i(t) s_i(t)]}{\sqrt{\sum_i^m [y_i(t)]^2 \sum_{i=1}^M [s_i(t)]^2}} \right| \quad (IV.5)$$

$$MSE = \sum_{i=1}^m [y_i(t) - s_i(t)]^2 / M \quad (IV.6)$$

Où Si représentent les sources originales, yi sont leurs signaux estimés avec la méthode adoptée et M est le nombre d'échantillons.

IV.7. Résultats

Simulation1: Les signaux originaux (Sppech _s1.wav) et (Sppech _s2.wav) et leurs signaux estimés par méthode citée dans référence [IV.2] sont montrés dans les figure IV.3, figure IV.4, figure

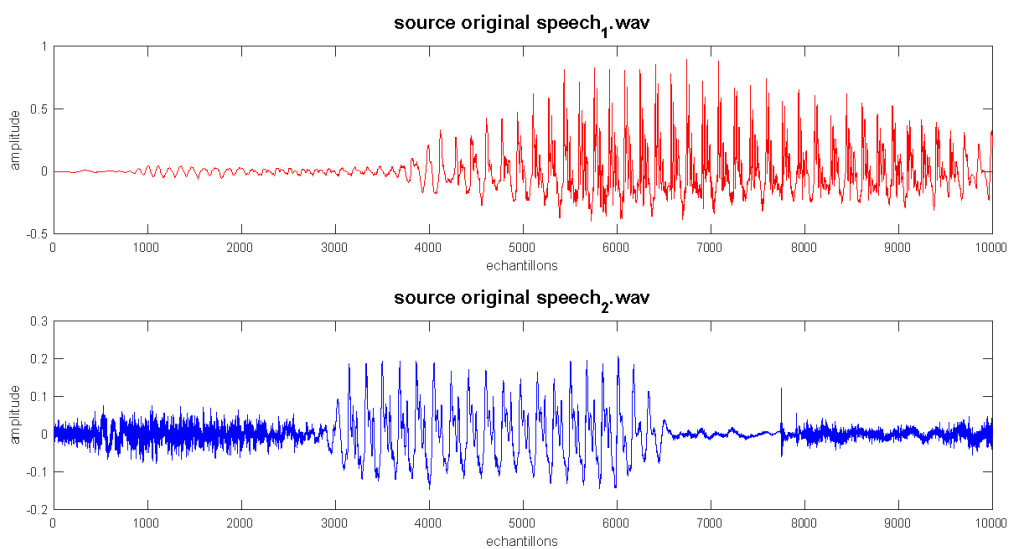


Figure IV. 3 Signaux originaux speech_S1.wav et speech_S2.wav

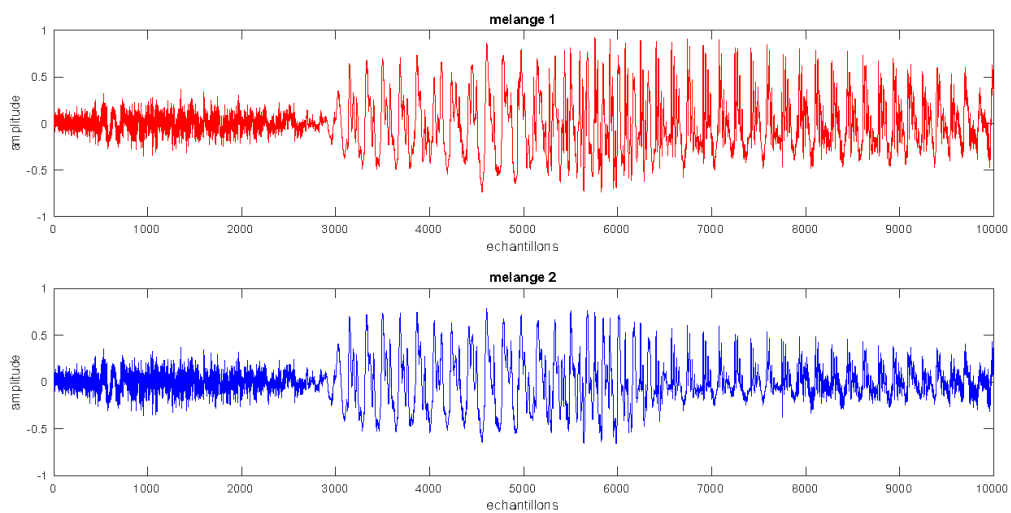


Figure IV.4. Mélanges signaux speech_s1.wav et speech_s2.wav

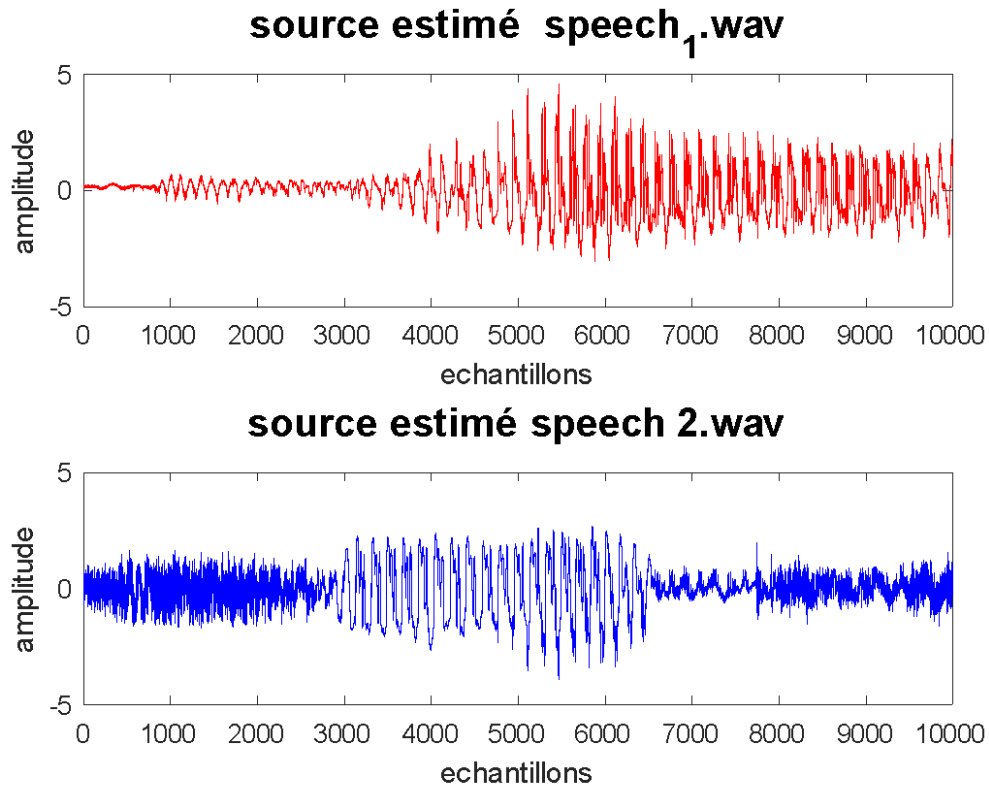


Figure IV.5. Signaux estimés speech_s1.wav et speech_s2.wav

Simulation2: Les signaux originaux (music_s1.wav) et (male_s2.wav) et leurs signaux estimés par méthode citée dans référence [IV.2] sont montrés dans les figure IV.6, figure IV.7, figure IV.8.

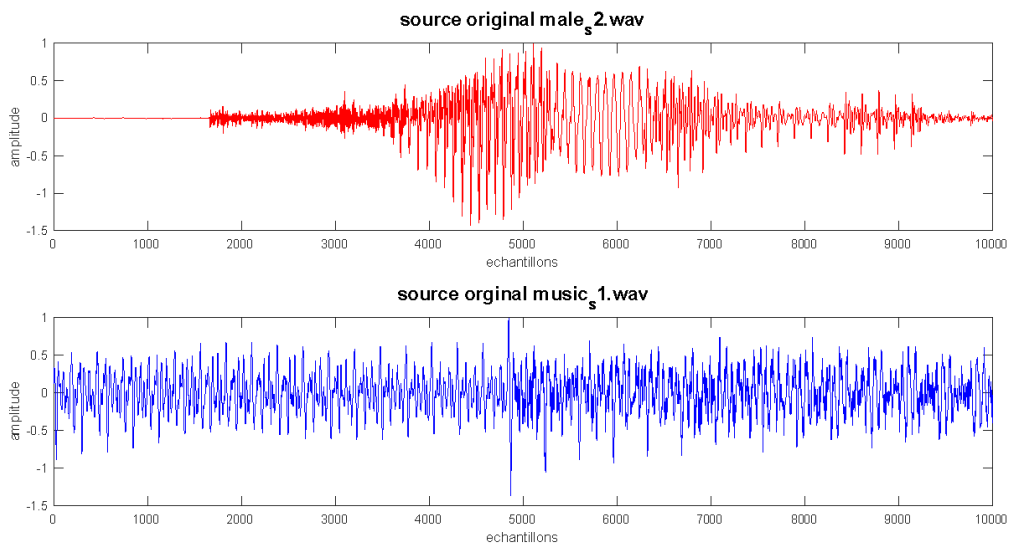


Figure IV.6. Signaux originaux music_s1.wav et male_s2.wav

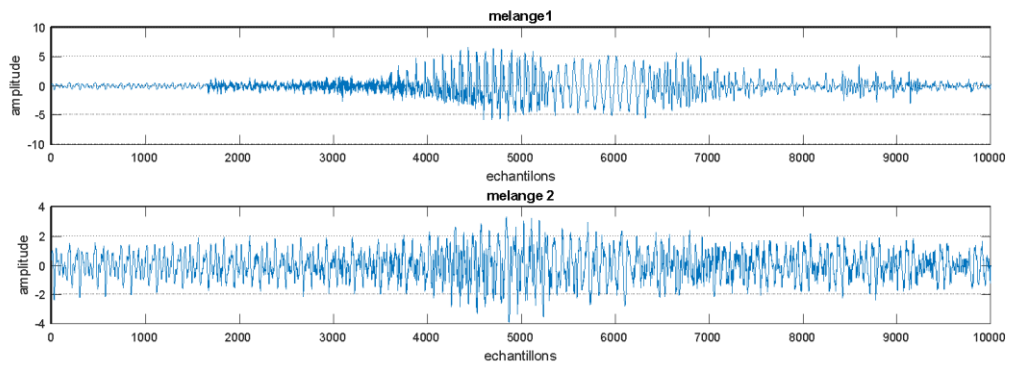


Figure IV.7. Signaux mélanges music_s1.wav et male_s2.wav

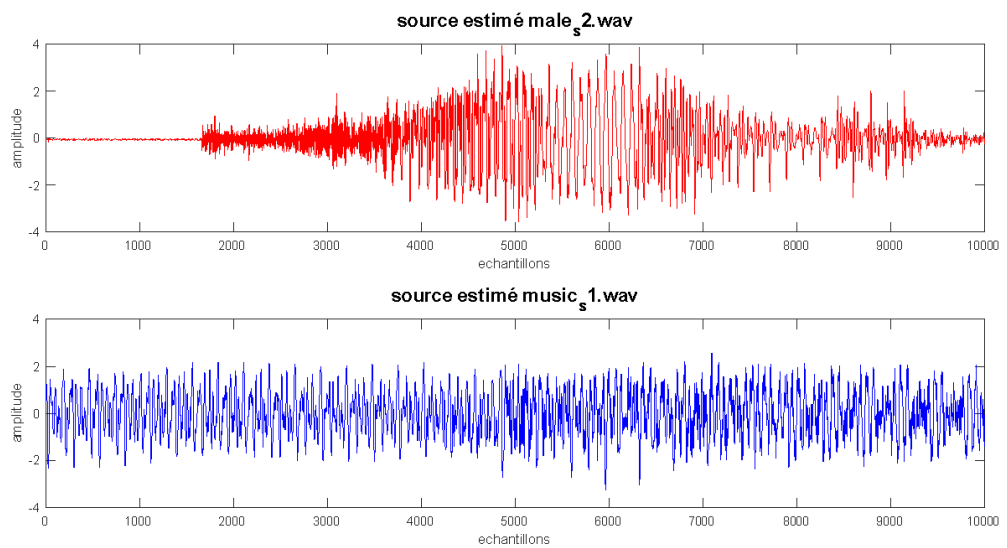


Figure IV.8. Signaux estimés music_s1.wav et male_s2.wav

Simulation1 : Les signaux originaux (male_s2.wav) et signaux mélange et leurs signaux estimés par BCO sont montrés dans les figure IV.9,figure IV.10

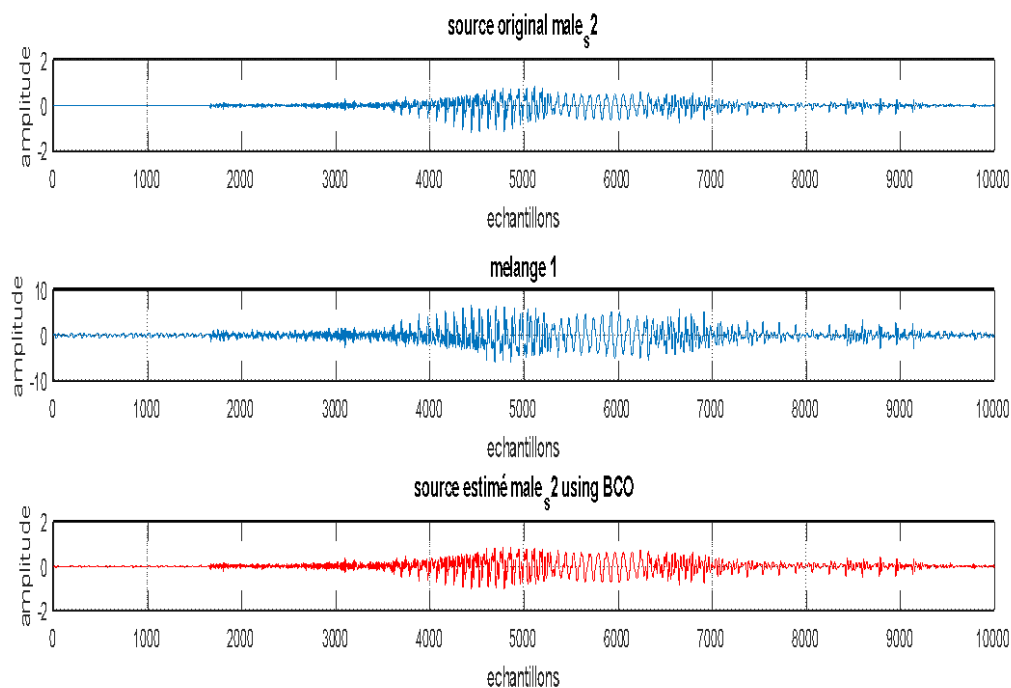


Figure IV.9. Singal original et singal mélange et singal estimé male_s2.wav (BCO)

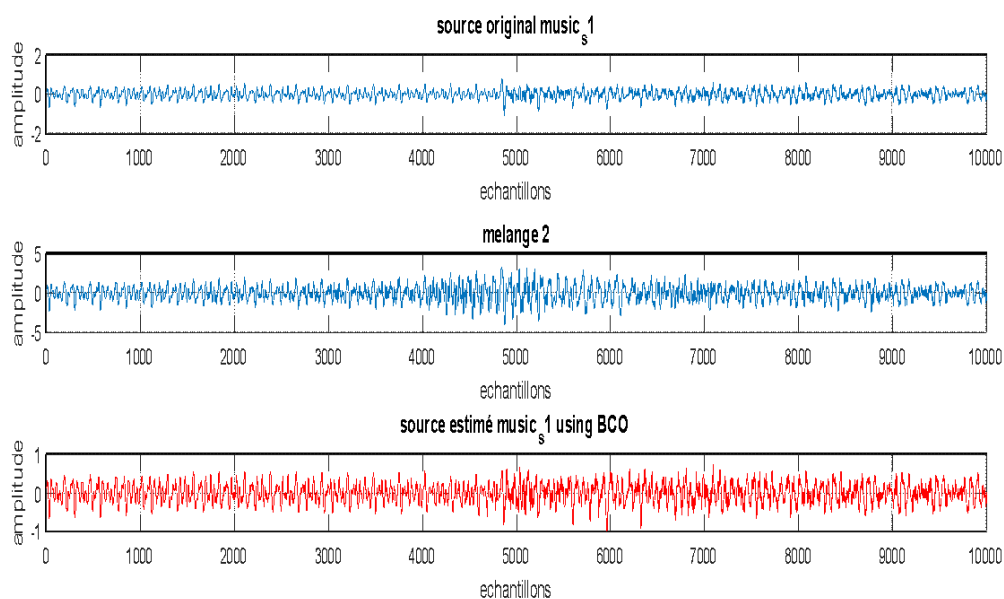


Figure IV.10. Singal original et singal mélange et singal estimé music_s1.wav (BCO)

Simulation2: Les signaux originaux (male_s2.wav) et signaux mélange et leurs signaux estimés par BCO sont montrés dans les figure IV.11,figure IV.12

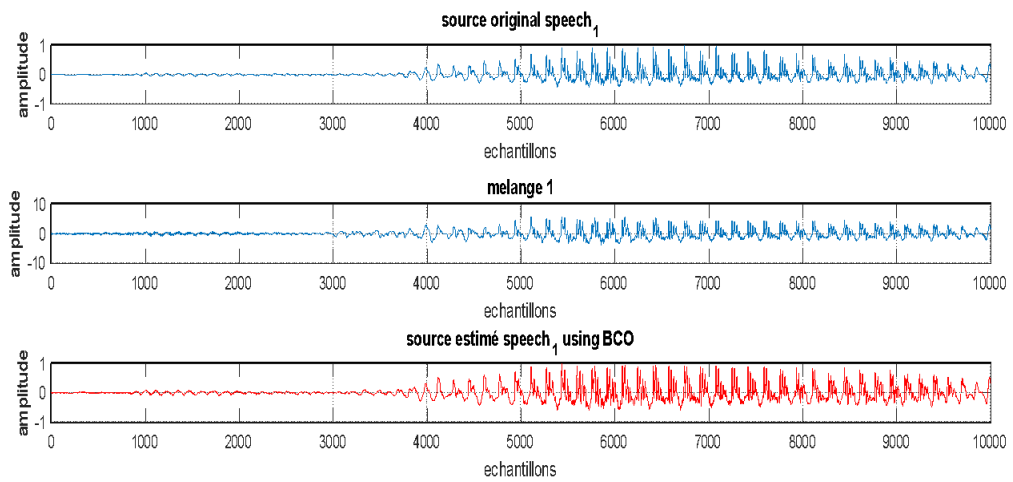


Figure IV.11. Singal original et singal mélange et singal estimé speech_s1.wav (BCO)

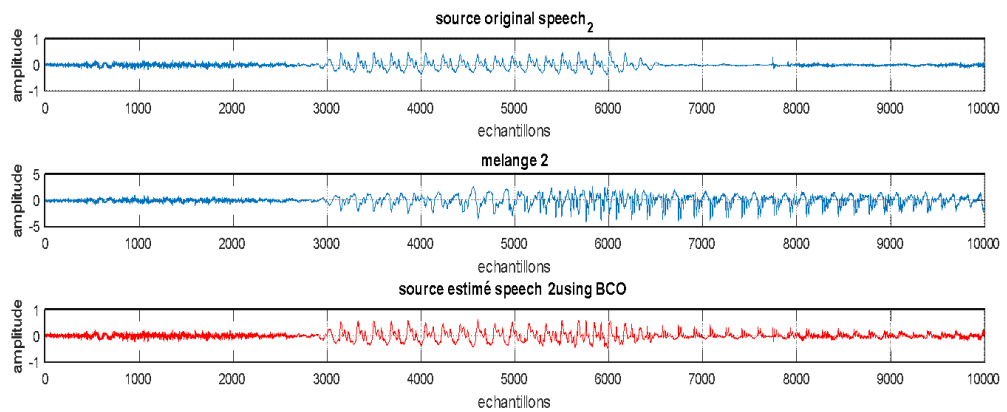


Figure IV.12. Singal original et singal mélange et singal estimé speech_s2.wav (BCO)

IV.8. Interprétations

Qualitativement parlant, les figures obtenues suite aux simulations par l'algorithme d'optimisation BCO démontrent le degré de similarité remarquable entre les signaux estimés et leurs correspondants originaux, autant pour les signaux de parole que pour les tronçons musicaux.

Les résultats précédents sont confirmés par les indices de performance SDR, AVCC et MSE résumés dans le Tableau IV.1, ce qui démontre l'efficacité de cette méthode pour la séparation des sources audio.

Nous avons pensé à comparer nos résultats de simulation avec une des méthodes utilisées en séparation des sources audio. Nous avons choisi une méthode citée dans référence [IV.2]. A travers nos simulations et pour différents échantillons de fichiers audio, il paraît que la méthode proposée est plus performant que la méthode citée dans référence [IV.2].

Tableau IV.1 Nos résultats avec méthode citée dans référence [IV.2]. Résultats avec BCO

SI	SDR	AVCC		MSE
		Y1	Y2	
Simulation1 (méthode citée dans référence [IV.2]).				
Sppech_s1.wav	9,3518	0,9188	0,0381	0,0081
Sppech_s2.wav	11,3585	-0,0233	0,9370	0,0308
Simulation2 (méthode citée dans référence [IV.2]).				
music_s1.wav	91,5203	0,9513	0,1228	0,0061
male_s2.wav	15,0397	-0,0834	0,9789	0,0167
BCO				
Simulation1_a				
Male_S2.wav	16,8776	0,9892	0,1202	0,0011
Music_S1.wav	17,2351	0,1174	0,9897	0,0023
Simulation2_b				
Sppech_S1.wav	14,0844	0,9789	0,1604	0,0033
Sppech_S2.wav	15,2736	0,1759	0,9851	0,0027

IV.9. Conclusion

Dans ce chapitre, la méthode BCO est exploitée pour effectuer la séparation aveugle des sources audio considérées. Les sources distinctes ont été rigoureusement estimées à partir des mélanges observés. L'évaluation objective, effectuée par les métriques de performances, montre que la méthode BCO donne des résultats remarquables vis-à-vis des performances envisagées, des performances meilleures que la méthode citée dans référence [IV.2]).

Conclusion générale et perspectives

Ce travail fait appel à la technique de la séparation aveugle de sources qui constitue un grand champ d'intérêt de beaucoup de chercheurs à travers le monde et dans divers domaines. Nous nous sommes intéressés ici aux mélanges audio.

Dans ce mémoire, nous avons exposé les différentes approches proposées dans la littérature traitant ce problème de séparation de sources.

Nous avons par la suite introduit l'algorithme de la BCO dans le but d'améliorer les performances fournies.

Nous avons effectué des simulations sous environnement Matlab qui ont abouti à des résultats remarquables vis-à-vis des performances, aussi bien pour les signaux de parole que pour les tronçons musicaux. Les performances sont évaluées par les indices SDR, AVCC et MSE qui ont montrés l'efficacité de la BCO dans la séparation aveugle de sources audio.

La méthode BCO a abouti à de très bons résultats et les indices de performances ont été meilleurs que ceux obtenus par la méthode citée dans référence [IV.2].

Des perspectives futures de ce travail seront prises en considération et développées. On peut citer les points suivants :

- Appliquer la technique BCO proposée sur les modèles de mélanges convolutifs .
- Appliquer la méthode BCO dans le cas nombre de sources inférieur ou nombre de capteurs

Bibliographie

- [I.1] J. Héroult, C. Jutten, et B. Ans, "Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé," In GRETSI, pp. 1017-1022, Nice, France, 1985.
- [I.2] C. Jutten, A. Taleb, "Source separation from dusk till dawn," In Proceedings of the 2nd International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Source Separation, ICA2000, pp. 15-26, Helsinki, Finland, 2000.
- [I.3] Y. Deville, Traitement du signal : signaux temporels et spatiotemporels – Analyse des signaux, théorie de l’information, traitement d’antenne, séparation aveugle de sources, Ellipses Editions Marketing, Paris, 2011.
- [I.4] Ch. Jutten, J. Héroult, A neuromimetic solution for the problem of sources discrimination, Traitement du Signal. Grenoble série 5 Volume no 6 – 1988
- [I.5] A. Taleb and C. Jutten. «On underdetermined source separation». In Proceedings ICASSP 99, volume 3, pages 1445–1448, Arizona, Phoenix, March 1999.
- [I.6] A. Hyvannenn “ Survey on independent component Analysis”, Neural computing surveye, vol 2,pp 94-128, 1999
- [I.7] S. Amari, A. Cichocki”Adaptative Blind Signal Processing- Neural Network ”. proceedings of the IEEE, Vol 86 N° 10, October 1998
- [I.8] A. Taleb and C. Jutten. «Source separation in post non linear mixture». IEEE Transactions on signal Processing, 47(10):2807–2820, October 1999.
- [I.9] S. Chitroub, Analyse en Composantes Indépendantes D’images , Laboratoire de traitement du signal et d’images, Faculté d’électronique et d’informatique, Université des Sciences et Technologie , Revue Télédétection, 2007, vol. 7, n° 1-2-3-4,p. 541-555.
- [I.10] Douglas, S.C. Blind Signal Separation and Blind Deconvolution, CRC Press, 2002,New York.
- [I.11] Vincent, E. Musical source separation using time-frequency source priors. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 14(1), 2005, 91–98.
- [I.12] Zhang, X. and Hu, B.(2000)An application of blind signal separation in wireless digital communication. Journal of China Institute of Communications, 21(2), 73–77.
- [I.13] Tukur, M., and Pentland, A. (1991) Face recognition using eigenfaces. Proceedings of IEEE Conferences on Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, HI, pp. 586–591.
- [I.14] Ma, J.C., Niu, Y.L., and Chen, H.Y. (2006) Blind Signal Processing, National Defence Industry Press, Beijing .

Bibliographie

- [I.15] Si, H.L. and Zhang, L.M. (2002) *Intelligent Visual Image Processing*, Shanghai Science and Technology Education Press, Shanghai.
- [I.16] Cao, H.Z., and Yu, X.C. (2009) Mixed pixel decomposition. *Journal of Remote Sensing*, 13(2), 217–224.
- [I.17] Choi, S. (2005) Blind source separation and independent component analysis: a review. *Neural Information Processing-Letters and Reviews*, 6(1), 1–57.
- [I.18] Fan, L.W., Tang, H.W., and Tang, Y.Y. (2003) Applying independent component analysis to fMRI data analysis. *Journal of Dalian University of Technology*, 1(4), 399–402.
- [I.19] Wei, X., Xin, L., and Yihong, G. (2003) Document clustering based on non-negative matrix factorization.
- [I.20] BERMOND, Olivier et CARDOSO, Jean-François. Méthodes de séparation de sources dans le cas sous-déterminé. In : 17^e Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1999. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, 1999.
- [I.21] ZHANG, L.-Q., CICHOCKI, Andrzej, et AMARI, Shun-ichi. Natural gradient algorithm for blind separation of overdetermined mixture with additive noise. *IEEE Signal Processing Letters*, 1999, vol. 6, no 11, p. 293-295.
- [I.22] Karim Abed-Meraim, Philippe Loubaton, and Eric Moulines. A subspace algorithm for certain blind identification problems. *IEEE transactions on information theory*, 43(2) :499–511, 1997.
- [I.23] Shoji Makino, Te-Won Lee, and Hiroshi Sawada. *Blind speech separation*, volume 615. Springer, 2007.
- [I.24] Matthieu Kowalski, Emmanuel Vincent, and Rémi Gribonval. Beyond the narrowband approximation : Wideband convex methods for under-determined reverberant audio source separation. *IEEE Transactions on Audio Speech and Language Processing*, Special Issue on : "Processing Reverberant", 17(7) :1818–1829, 2010.
- [I.25] Xiaofei Li, Laurent Girin, and Radu Horaud. Audio source separation based on convolutive transfer function and frequency-domain Lasso optimization. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2017.
- [I.26] Hyvarinen, A., Karhunen, J., & Oja, E. (2001). *Independent component analysis and blind source separation*.
- [II.1] R. Boite et M. Kunt, *Traitement de la Parole*, Press Polytechniques Romandes, 1987.
- [II.2] B. Pierre, "Analyse de la parole synthèse à formants : application à la synthèse des voyelles constructives voisées du français", thèse de doctorat de l'institut national, polytechnique de Grenoble, 1983.

Bibliographie

- [II.3] R.Boite,M.Kunt, "Traitement de la parole ",Press Polytechnique Rommandes,Suisse,1987
- [II.4] R. Boite et M. Kunt, Traitement de la parole, Presses Polytechniques Romandes, Lausanne, 1 987.
- [II.5] Calliope, Traitement automatique de la parole, Masson, 1989.
- [II.6] M. George, P. Jospa, et A. Soquet, Articulatory trajectories generated by the control of the vocal tract by a neural network. In Proceedings of the International Conference on Spoken Language Processing, 1994.
- [II.7]. BUNIET Laurent, ‘‘ Traitement automatique de la parole en milieu bruité : Étude De modèles connexionnistes statiques et dynamiques ’’ THÈSE Doctorat de l’Université Henri Poincaré - Nancy 1 1997
- [II.8] D.Thierry," Introduction au traitement automatique de la parole " Première édition , faculté de polytechnique de Mons 2000.
- [II.9]. FREDDY MUDRY, ‘‘ Traitement des signaux quelques applications <http://www.yopdf.com/freddy-mudry-pdf.html#a3> .
- [II.10]. BENYOUCEF M, ‘‘ Reconnaissance Automatique de Parole pour la Commande Des Systèmes ’’ thèse Magister université de Batna 1995.
- [II.11] R.E Bekka, " Analyse et synthèse du signal vocal appliqué à l’environnement des handicapés : application à la prévention des escarres ", thèse de doctorat, université de Setif 1994.
- [II.12] J.Wiley," Speech coding Algorithms foundation and evolution of Standardized Coders," Published simultaneously in Canada,2003.
- [III.1] KENNEDY J., EBERHART R., ‘‘Particle Swarm Optimization,’’ Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, IEEE Press, vol. 8, no. 3, pp. 1943–1948. 1995.
- [III.2] COOREN Y., Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en génie médical et en électronique. Thèse de Doctorat, Université de Paris 12 Val de Marne, France. 2008.
- [III.3] GHERBOUDJ A., Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques. Thèse de Doctorat, Université de Constantine 2, Algérie, 2013.
- [III.4] Simon, D., Biogeography-based optimization. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 2008. 12(6): p. 702-713.

Bibliographie

- [III.5] Taheri, Seyed HejaSeyed; JALILI, Shahin. Enhanced biogeography-based optimization: a new method for size and shape optimization of truss structures with Natural frequency constraints. *Latin American Journal of Solids and Structures*, 2016, 13.7: 1406- 1430.
- [III.6] J.P. Briaut et F. Stéphan, _ Cloud computing, évolution technologique, révolution des usagers, 2e édition Lavoisier, Paris, France, Décembre 2013.
- [III.7] Abraham, Siby, KISS, Imre, SANYAL, Sugata, et al. Steepest Ascent Hill Climbing for A Mathematical Problem. ArXiv preprint arXiv:1010.0298, 2010.
- [III.8] Goldberg, David E. et Holland, John H. Genetic algorithms and machine learning. *Machine learning*, 1988, vol. 3, no 2, p. 95-99.
- [III.9] Eshelman, L. And Schaffer, J. Real-coded genetic algorithms and interval-schemata. In *Foundations of Genetic Algorithms 2*, L. D. Whitley, Ed. Morgan Kaufmann, 1993, pp. 187–202.
- [IV.1] D. Freedman, R. Pisani, and R. Purves, “Statistics, BSS demo,” W. W. Norton & Company, 2007.
- [IV.2] JUTTEN, Christian, et al. Advances in nonlinear blind source separation. In: *Proc. of the 4th Int. Symp. on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003)*. 2003. p. 245-256.
- [IV.3] W. Kadiri, B. Khenache, Séparation Aveugle de Signaux Audio en Utilisant les Statistiques D'ordre Supérieur, mémoire de Master, Université Mohammed Boudiaf de M'sila, 2020.
- [IV.4] KHALFA, Ali, et al. Blind Audio Source Separation Based On High Exploration Particle Swarm Optimization. 2019.

