

République Algérienne Démocratique et Populaire Ministère de l'Enseignement Supérieur et
de la Recherche Scientifique



N° :

Université Mohamed Boudiaf M'Sila

Faculté de Technologie

Département d'Électronique

Mémoire

**Présenté pour obtenir le diplôme
de Master Académique**

Filière : Télécommunications

Option : Systèmes des Télécommunications

Titre du mémoire

Séparation aveugle des sources audio basée sur Artificial hummingbird Algorithm

Réalisé par:

- **Khaldi Melek Khawla**

- **Dechoucha Wafa**

Soutenu publiquement le ... Juin 2025 devant le jury composé de :

LALAOUI LAHOUAOUI

Professeur Université de M'Sila

Président

Ali KHALFA

MCA Université de M'Sila

Rapporteur

DJALAB ABEDELHAK

MCB Université de M'Sila

Examinateur

Année universitaire : 2024/2025

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

الإهداء

بسم الله الرحمن الرحيم والصلاة والسلام على خاتم الأنبياء وأشرف المرسلين، سيدنا محمد، وعلى آله وصحبه أجمعين

قال تعالى "يَرْفَعُ اللَّهُ الَّذِينَ آمَنُوا مِنْكُمْ وَالَّذِينَ أُوتُوا الْعِلْمَ دَرَجَاتٍ" [سورة المجادلة : 11]

الحمد لله أولاً، حمداً يليق بجلاله، على توفيقه وفضله الذي لا يُحصى

ولو بكلمة اهدي هذا العمل المتواضع عربون شكر وامتنان ومحاولة لرد الجميل إلى أستاذي المؤطر

إلى نفسي أولاً: أما بعد، إنه لشعور مهيب أن تبلغني مبتغاك فهنيناً لك، إلى من غرس فيّ الأمل،

وسقاني من نبع الحنان إلى والدي العزيز، سندي ودعمي في كل لحظة

"إلى من كنت أتلو اسمها دعاءً وأملاً، إلى من راهنت على نجاحي حين ظنّ الجميع أنني قد تعثرت "

الله در أمي... التي علمتني ألا أبرح حتى أبلغ، رضي الله عنك أماه، وجزاك عني خير الجزاء

... وإلى من قيل فيه "سنشد عضدك بأخيك" إلى من مدّ يده دون كلل ولا ملل في وقت ضعفي أخي،

لظالما اختصرت وصفك بأنك "أمن" ... يتبعه سكون وسلام وسند أدامك الله ضلعاً ثابتاً لا يميل

وإلى من شاركني تفاصيل الحياة، وأمضيت معهم أجمل الأوقات،

إلى أختي العزيزتين، اللتان كانتا لي مصدر دعم ومحبة، لكما بالغ الامتنان، ومحبة لا تنطفئ

وإلى صديقتي وفاء، التي كانت عوناً وسنداً طوال مراحل البحث، بتشجيعها، وصبرها، وصدق نيتها

...إلى أصدقاء المواقف

...إلى كل من وسعتهم ذاكرتي، ولم تسعهم مذكرتي

إليكم جميعاً، أهدي ثمرة هذا الجهد المتواضع،

بكل امتنان وحب

خالدي ملك خولة

الإهداء

الحمد لله الذي بنعمته تتم الصالحات، وبفضله تتيسر الخطوات، وبتوقيفه يُكتب للجهد أن يُثمر
إلى أستاذي المؤطر، صاحب الفضل بعد الله في توجيهي ودعمي العلمي شكراً لوقتك، لصبرك، ولإيمانك
بقدراتي. توجيهاتك كانت نبراساً أستنير به.
إلى أمي الحبيبة، نبع الحنان وسير القوة دعاؤك سلاحي، وصبرك نوري، وحنانك حضن لا يعوض
..إلى أبي الغالي، السند والداعم الأول شكراً لقلبك الكبير وثقتك التي كانت دافعاً لي دائماً
..إلى أخواتي العزيزات، نبض قلبي وسند أيامي كنتنّ البلسم والدعم في كل لحظة، فشكراً من القلب
إلى صديقتي وشريكة البحث ملك
كنتِ النور في ظلمة التعب واليد التي أمسكت بيدي حين كنتُ أتكنى على اليأس. وجودك كان دعماً لا
يقدر بثمن شكراً من كل قلبي
إلى صديقتي إكرام،
وجودك بجانبني كان دعماً صادقاً وكلامك كان البلسم الذي يخفف عني كل تعب. شكراً لأنك كنتِ دائماً
حضوراً يملأ المكان
وإلى من له مكانة خاصة في قلبي
شكراً لحضورك الذي كان دافعاً صامتاً وجميلاً

دشوشة وفاء

Remerciements

Louange à Dieu, le Tout-Puissant, par la grâce duquel les bonnes actions s'accomplissent. Nous Lui exprimons notre profonde gratitude pour nous avoir accordé la force, la patience et la volonté nécessaires à la réalisation de ce travail.

Nous tenons à exprimer notre sincère reconnaissance à notre Rapporteur, Dr. Ali KHALFA, pour son suivi rigoureux, ses conseils précieux et son accompagnement constant tout au long de ce projet. Sa disponibilité et son exigence scientifique ont grandement contribué à la qualité de ce travail.

Nous adressons également nos vifs remerciements aux membres du jury, le Professeur Lahouaoui LALAOUI et le Dr. Djalab Abdelhak, pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'évaluer ce mémoire, ainsi que pour leurs remarques pertinentes et leurs suggestions enrichissantes.

Nous remercions aussi l'ensemble des enseignants qui ont contribué à notre formation. Leur savoir, leur pédagogie et leur dévouement ont laissé une empreinte durable dans notre parcours académique.

Enfin, nous exprimons notre gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, nous ont soutenus tout au long de cette aventure, chacun à sa manière

Résumé

La séparation des sources audio constitue un défi majeur dans le domaine du traitement du signal, notamment dans les environnements comportant plusieurs sources audio simultanées. Cette étude vise à séparer source audio à l'aide de la technique Artificial Hummingbird Algorithm (AHA).

L'algorithme AHA, un algorithme d'optimisation inspiré du comportement de l'oiseau colibri dans sa recherche efficace de nourriture. Dans ce travail, nous avons appliqué cet algorithme sur mélanges sources audio et comparé ses performances à celles de l'algorithme ICA (Independent Component Analysis), en termes de qualité de séparation, de rapidité d'exécution et de précision d'extraction. Les résultats obtenus ont montré que l'algorithme AHA démontre un fort potentiel pour améliorer la séparation des sources audio, en particulier dans des environnements complexes

Mots-clés : séparation de sources ; technique AHA algorithme ICA ; optimisation ; traitement du signal ; intelligence artificielle.

ملخص

تُعدّ عملية فصل الأصوات من المسائل المهمة في معالجة الإشارات، خاصة في البيئات التي تتداخل فيها مصادر صوتية متعددة. تهدف هذه الدراسة إلى فصل الإشارات الصوتية باستخدام خوارزمية الطائر الطنان، وهي خوارزمية تحسين مستوحاة من سلوك هذا الطائر في البحث عن الغذاء بكفاءة. في هذا البحث، قمنا بتطبيق خوارزمية الطائر الطنان على إشارات صوتية مختلطة، وتمت مقارنة (تحليل المكونات المستقلة) من حيث جودة الفصل، سرعة التنفيذ، ودقة ICA أداؤها مع خوارزمية الاستخراج. أظهرت النتائج أن خوارزمية الطائر الطنان توفر أداءً واعدًا وتُفوقًا نسبيًا في تحسين عملية فصل الأصوات، خاصة في البيئات المعقدة، مما يجعلها خيارًا فعالاً في تطبيقات مثل التعرف الصوتي والاتصالات الذكية

Table des Matières

Table de Figure	XI
Liste des Tableaux.....	XII
Liste des Acronymes et Abréviations :.....	XIII
Introduction générale	1
Chapitre I :L'état de l'art	3
I.1. Introduction	4
I.2. Définition de la séparation aveugle de sources	4
I.3. Historique de la Séparation Aveugle de Sources.....	5
I.4 Principe de la séparation de sources	6
I.5. Les applications la SAS.....	7
I.5.1 Le Signal Parole.....	7
I.5.2 Les systèmes de communication voix/données et Traitement de signal	7
I.5.3 Le traitement et la reconnaissance d'images	8
I.6. Méthodes de séparation de sources en aveugle	Erreur ! Signet non défini.
I.6.1. Méthode Fast ICA	Erreur ! Signet non défini.
I.6.2. Méthode NMF	Erreur ! Signet non défini.
I.6.2.1. Factorisation de Matrice Non Négative (NMF)	Erreur ! Signet non défini.
Chapitre II :Les méthodes de séparations des sources.....	14
II.1. Introduction	15
II.2. Première méthode ICA.....	16
II.2. 1. Mélange des signaux	16
II.2.1.1 Exemple illustratif.....	17
II.2.2 Séparation des sources des signaux.....	19
II.2.3. Exemple du problème du Fête.....	23
II.2.4. Principes de l'estimation par ICA	24
II.2.5. Algorithmes d'ICA (Analyse en Composantes Indépendantes).....	25
II.2.6. Applications	26
II.2.7. Défis de l'ICA.....	26
II.3. Deuxième Méthode Informations Maximisation (Info max)	27

II.3.1 Entropie d'une fonction de densité de probabilité univariée	28
II.3.2. Entropie d'une fonction de densité de probabilité multivariée	30
II.3.3. Le Gradient Ascent.....	31
II.3.4. Modélisation et Simulation	31
II.3.5. Adaptation de l'algorithme Info max	31
II.3.6. Organigramme de la Méthode Info max	33
Chapitre III :Les méthodes d'optimisations.....	37
III.1. Introduction	38
III.2. Schéma général d'un algorithme évolutionnaire	39
III.3. Les algorithmes génétiques (AG)	40
III.3.1 Implantation de l'algorithme génétique	42
III.3.1.1 La population initiale.....	42
III.3.1.2. La fonction d'objectif	42
III.3.1.3. Le chromosome	43
III.3.1.4. La sélection	43
III.3.1.5. Le croisement	43
III.3.1.6. La mutation.....	44
III.3.2. L'hybridation	44
III.4. Les algorithmes ACO.....	45
III.5. Optimisation par essaims particuliers (Particle Swarm Optimization- PSO)	47
III.5.1. Exemple d'application	48
III.6. L'algorithme du Artificial Hummingbird Algorithm (AHA).....	49
III.6.1. Les étapes de l'algorithme de l'AHA	50
III.6.1.1 Initialisation (Initialisation)	50
III.6.1.2 Évaluation de la performance (Fitness Evaluation).....	50
III.6.1.3 Comportement de recherche (Foraging Behavior)	51
III.6.1.4 Mise à jour de la Table des Visites (Visit Table Update).....	51
III.6.1.5 Défense du territoire (Territory Defense).....	51
III.6.1.7 Mise à jour de la population (Population Update).....	52
III.6.1.8 Critères d'arrêt (Stopping Criteria)	52
III.6.1.9 Terminaison	52
III.7. Conclusion	53
Chapitre IV :Résultat De Simulation	53
IV.1. Introduction.....	54

IV.2. Méthode Proposée	54
IV.3. SAS basés sur l'algorithme AHA.....	54
IV.4. Les opérateurs.....	54
IV.4.1. Mise à jour dynamique des positions.....	55
IV.4.2. Équilibre exploration-exploitation.....	55
IV.4.3. Mémoire du meilleur nectar.....	55
IV.4.4. Diversité des modes de vol	55
IV.5. Les paramètres de simulation	55
IV.6. Les Signaux sources	56
IV.7. Les mesures de performance :	56
IV.8. Interprétations	60
IV.9. Conclusion :.....	61
Conclusion générale	62

Table de Figure :

Figure I.1. Configuration générale de la séparation aveugle de sources.	5
Figure I. 2. Principe de séparation de sources.	6
Figure I. 3. Séparation aveugle du signal parole.	7
Figure II.1. Un exemple illustratif du processus de mélange des signaux. .	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.2. Un exemple illustratif de deux signaux sources.	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.3. Un exemple illustratif de deux signaux mélangés	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.4. Un exemple du processus de mélange	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.4. Un exemple illustratif du processus d'extraction des signaux. .	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.5. Exemple de la fête	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.6. Modélisation du mélange de signaux : le problème Fête	24
Figure II.7. Signal Independent	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.8. Stratégie de la méthode Informations Maximisation. ...	Erreur ! Signet non défini.
Figure II.9. Transformation de y en Y	Erreur ! Signet non défini.
Figure III.1. Schéma général d'un algorithme évolutionnaire	Erreur ! Signet non défini.
Figure III.2. Principe des algorithmes génétique.	Erreur ! Signet non défini.
Figure III.3. Les phases de définition d'un codage	Erreur ! Signet non défini.
Figure III.4. Croisement en un point de deux chromosomes.	Erreur ! Signet non défini.
Figure III.5. Croisement en 2-points de deux chromosomes.	Erreur ! Signet non défini.
Figure III.6. Illustrent l'utilisation d'une variante du PSO.	Erreur ! Signet non défini.
Figure IV.1. Première expérience par la technique AHA speech1/speech2	Erreur ! Signet non défini.
Figure IV.2. Première expérience par la technique Fast ICA speech1/speech2 .	Erreur ! Signet non défini.
Figure IV.3. Deuxième expérience par la technique AHA music1/music2	Erreur ! Signet non défini.
Figure IV.4. Deuxième expérience par la technique Fast ICA music1/music2 ..	Erreur ! Signet non défini.
Figure IV.5. Troisième expérience par la technique AHA speech1/music2	Erreur ! Signet non défini.

Figure IV.6.Troisième expérience par la technique Fast ICA speech1/music2 .**Erreur ! Signet non défini.**

Liste des Tableaux

Tableau IV. 1. Critères de performance pour le Première cas (speech1/speech2)	61
Tableau IV.2. Critères de performance pour le Deuxième cas (music1/music2)	61
Tableau IV.3. Critères de performance pour le Troisième cas (speech1/music2)	61

Liste des Acronymes et Abréviations :

ACO Ant Colony Optimization

PSO Particle Swarm Optimization

AVCC Valeurs Absolue Des coefficients De corrélation

SAS Séparation Aveugle De source

ICA Independent Component Analysais

NMF Non Négative Matrix Factorisation

MSE Mean Square Errer / Erreur Quadratique Moyenne

GA Algorithme Génétique

AS Ant system

ACS Ant Colony System

AHA Artificial Hummingbirds Algorithm

SDR Rapport Signal sur Distorsion



Introduction générale

Introduction générale

La séparation aveugle de sources (SAS), ou Blind Source Séparation (BSS) en anglais, est un domaine clé du traitement du signal qui a suscité un intérêt croissant depuis les années 1980. Elle consiste à extraire des sources indépendantes inconnues à partir de signaux observés résultant de la combinaison de ces sources, sans connaissance préalable ni des sources elles-mêmes ni du processus de mélange.

Cette problématique se rencontre dans de nombreux domaines d'application tels que l'analyse des signaux biomédicaux (par exemple l'électroencéphalogramme EEG), la télécommunication sans fil, la séparation des sons en diaphonie, ainsi que la suppression du bruit dans les signaux audios et les images. L'un des grands avantages de la SAS est qu'elle ne requiert pas de signal de référence, ce qui la distingue des méthodes classiques de traitement du signal.

Parmi les différentes approches pour réaliser la séparation, les méthodes basées sur l'analyse en composantes indépendantes (ICA) ont été largement étudiées. Elles visent à retrouver les sources en exploitant leur indépendance statistique. Des algorithmes comme Infomax, qui maximise l'entropie, ou Robuste ICA, qui optimise la kurtosis, sont des exemples connus.

Cependant, ces méthodes reposent souvent sur des techniques d'optimisation classiques basées sur le gradient, qui peuvent rencontrer des difficultés telles que la convergence vers des minima locaux, limitant ainsi la qualité de la séparation. Pour pallier ces limitations, des algorithmes d'optimisation évolutionnaires et bio-inspirés ont été proposés, capables d'explorer plus efficacement l'espace des solutions.

Dans ce contexte, l'algorithme inspiré du comportement du colibri, appelé Artificial Hummingbirds Algorithm (AHA), se distingue par son équilibre entre exploration et exploitation, permettant une meilleure optimisation dans des problèmes complexes comme la séparation aveugle de sources.

L'objectif de ce travail est d'étudier des algorithmes basés sur AHA pour améliorer la qualité de séparation des sources indépendantes. Nous comparerons leur performance avec les méthodes classiques, à travers des simulations sur des signaux audio.

Ce manuscrit est structuré en quatre chapitres :

Le premier chapitre présente l'état de l'art sur la SAS, ses modèles et applications.

Le deuxième chapitre détaille les méthodes classiques ICA et Infomax.

Introduction générale

Le troisième chapitre introduit les algorithmes d'optimisation, notamment ceux inspirés de la nature.

Le quatrième chapitre expose les résultats de simulation obtenus avec l'AHA et d'autres techniques.

Enfin, une conclusion générale propose un bilan des travaux et des perspectives futures.

Chapitre I
L'état de l'art

I.1. Introduction

Dans de nombreux domaines tels que le traitement du signal audio, l'imagerie médicale ou encore l'analyse des données financières, les signaux observés résultent souvent d'un mélange inconnu de plusieurs sources. Cette superposition complique considérablement l'extraction et l'analyse individuelle de chaque composant. C'est dans ce contexte que la Séparation Aveugle des Sources (Blind Source Séparation – BSS) joue un rôle fondamental. Elle permet de retrouver les signaux sources d'origine à partir de leurs mélanges, sans disposer d'informations préalables sur la nature des signaux ni sur le processus de mélange [I.1].

La BSS repose sur des hypothèses statistiques et mathématiques, principalement l'indépendance statistique entre les sources, afin de permettre une séparation efficace. [I.2] Parmi les méthodes les plus couramment utilisées, l'Analyse en Composantes Indépendantes (Independent Component Analysis – ICA) s'est imposée grâce à sa capacité à séparer des signaux non gaussiens de manière robuste.

D'autres approches, comme la Factorisation en Matrices Non-Négatives (Non-négative Matrix Factorisation – NMF), ont également montré des performances intéressantes, notamment dans des environnements plus complexes ou faiblement structurés [I.3]. Par ailleurs, les modèles d'apprentissage profond ont permis d'importantes avancées, notamment en contexte supervisé pour la séparation de la parole et du son [I.4]. Toutefois, malgré les progrès significatifs réalisés dans ce domaine, plusieurs défis subsistent : la présence de bruit, l'incertitude sur le nombre réel de sources, ou encore la difficulté de séparation lorsque les signaux sont fortement corrélés [I.5].

Problématique :

Compte tenu de l'importance croissante des techniques de séparation aveugle des sources, nous posons la question suivante :

"Comment améliorer les algorithmes de séparation aveugle des sources pour garantir une meilleure précision dans des environnements bruyants et complexes ? Quelles sont les approches les plus efficaces pour optimiser la séparation tout en minimisant la perte d'information ?"

I.2. Définition de la séparation aveugle de sources

La séparation aveugle de sources (SAS) est une technique utilisée en traitement du signal et en apprentissage automatique visant à extraire des signaux sources ou des composantes

indépendantes à partir d'un mélange observé. Elle s'avère particulièrement utile lorsque les informations a priori sur les sources ou le processus de mélange sont limitées, voire inexistantes. L'objectif principal consiste à récupérer chaque signal source de manière autonome, sans connaissance préalable de la manière dont ils ont été combinés. Cette méthode joue un rôle essentiel dans de nombreuses applications pratiques, telles que l'amélioration de la parole, l'analyse musicale, la reconnaissance vocale et certaines applications biomédicales [I.6].

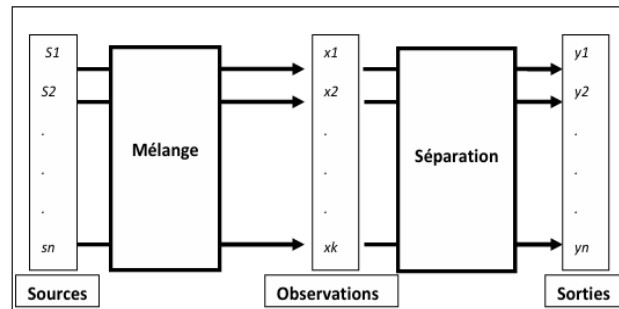


Figure I.1. Configuration générale de la séparation aveugle de sources.

I.3. Historique de la Séparation Aveugle de Sources

Avec l'essor des technologies de traitement du signal numérique, la Séparation Aveugle de Sources (SAS) s'est imposée comme un domaine de recherche central, en particulier depuis les années 1990. Ce champ, en pleine expansion, a vu naître des algorithmes efficaces, parmi lesquels l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) occupe une place prépondérante. Des conférences dédiées, telles que celles d'Aussois (1999) et d'Helsinki (2000), ont contribué à structurer cette discipline.

Le modèle pionnier de Héroult et Jutten, fondé sur l'indépendance statistique des sources et leur non-gaussianité, a ouvert la voie, bien qu'il n'ait pas entièrement résolu le problème de solvabilité. D'autres chercheurs ont enrichi le domaine, comme Comon avec la minimisation de l'information mutuelle, Bell & Lejcowski avec le principe Info Max, et Hyvärinen & Oja avec l'algorithme Fast ICA, particulièrement efficace pour les grands volumes de données.

Les algorithmes de SAS sont aujourd'hui classés selon leur mode d'apprentissage (adaptatif ou batch) et selon leurs hypothèses (indépendance, parcimonie, non-négativité). Ils utilisent diverses fonctions de coût : statistiques d'ordre supérieur, réseaux neuronaux ou fonctions non linéaires. Ces méthodes ont prouvé leur efficacité pour les mélanges linéaires instantanés, notamment dans des domaines comme le traitement des signaux EEG/MEG et la reconnaissance vocale. [I.7]

Face à la complexité des mélanges non linéaires, de nouvelles approches comme les modèles post-non-linéaires (PNL) ou la SAS bayésienne ont vu le jour, avec des contributions notables de Jutten, Babaie-Zadeh et Taleb [I.8]. Enfin, les réseaux neuronaux (RBF, MLP, PNN) et algorithmes génétiques offrent des alternatives puissantes, bien que des défis subsistent quant à la précision et la généralisation des modèles. [I.9]

I.4 Principe de la séparation de sources

Le problème de la SAS représenté par la (**figure I.1**) peut être décrit comme suit :

Soit $S(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ un vecteur de N sources indépendantes à l'instant discret t . Le vecteur $X(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ de M mélanges observés est modélisé (dans le cas du mélange instantané) par $X(t) = AS(t)$, où A est la matrice de mélange de dimension $(M \times N)$ qui définit le milieu de propagation des sources. L'objectif est de récupérer les N signaux sources à partir des M mélanges observés en calculant la matrice de séparation W dont la sortie $Z(t)$ est une estimation du vecteur $S(t)$ des signaux sources $Z(t) = WX(t)$, ou $Z(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ et $W = [w_1, \dots, w_N]^T$. Donc la séparation aveugle des sources possède plusieurs degrés de difficulté selon le type de système de mélange envisagé. [I.10]

- Modèle de mélange sur de terminer ou sous déterminé.
- Mélange instantané ou convolutif.
- Stationnaires, cycle Stationnaire ou non stationnaire.
- Statiquement mutuellement indépendants ou corrélés ou non.

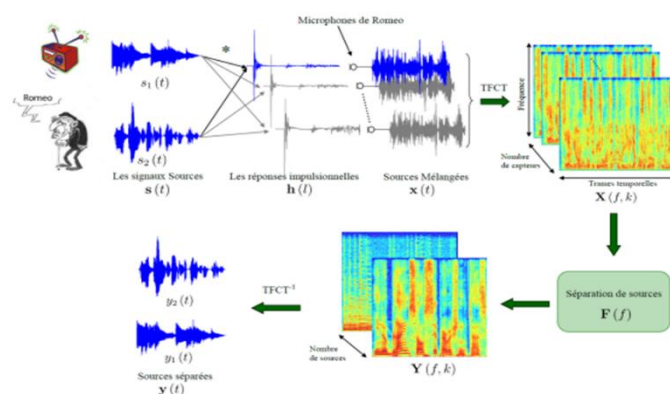


Figure I. 2.Principe de séparation de sources.

I.5. Les applications la SAS

Comme énoncé dans l'introduction et la description générale de la SAS, cette dernière permet de nombreuses applications dans de nombreux domaines tels que l'acoustique, le traitement audio, les télécommunications, le génie biomédical, l'astrophysique, etc. On peut donc citer les exemples concrets suivants :

I.5.1 Le Signal Parole

L'une des motivations initiales de la recherche de la SAS était le problème de séparation d'un signal parole (**Figure I.3**) L'idée de base est qu'il y a plusieurs signaux observés, qui sont des mélanges de nombreux signaux source. Le but de la SAS est de séparer ces signaux source. Dans un système de reconnaissance vocale, le signal observé est la convolution des réponses d'impulsion produites par l'interaction du signal de la parole source et du capteur (environnement). Dans les situations réelles, les positions des microphones par rapport aux sources peuvent être arbitraires et donc le processus de mélange n'est pas connu. Dans cette situation, les algorithmes SAS sont importants. En outre, les algorithmes SAS convolutifs peuvent être appliqués de préférence dans le domaine de la musique. Douglas A séparé deux voix d'une musique en utilisant un algorithme SAS convolutif, tandis que Vincent a appliqué la technologie ACI pour obtenir les sons de différents instruments dans une bande sonore audio. [I.9]

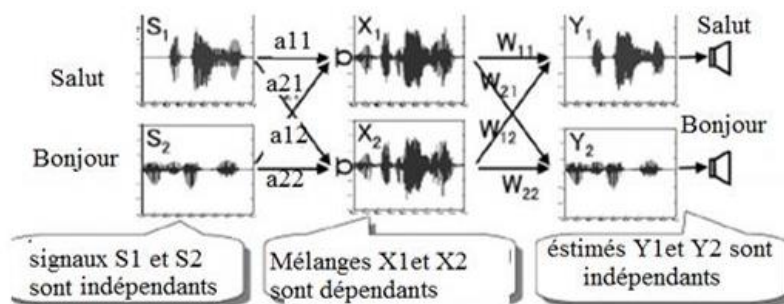


Figure I. 3.Séparation aveugle du signal parole.

I.5.2 Les systèmes de communication voix/données et Traitement de signal

La Séparation Aveugle de Sources (SAS) joue un rôle clé dans les télécommunications modernes. Elle permet notamment de séparer plusieurs signaux utilisateurs partageant un même canal, comme dans les systèmes CDMA, où les utilisateurs sont différenciés par des

codes. En présence de propagation multi-trajets, l'orthogonalité des signaux est perdue, rendant la technique ICA utile pour améliorer le rapport signal sur bruit (SNR) au niveau du récepteur.

Des chercheurs comme Zhang Hu et al. ont proposé l'utilisation d'algorithmes SAS avec réseaux d'antennes et filtrage spatial, augmentant ainsi la capacité du canal en permettant des transmissions simultanées. En outre, la SAS est appliquée dans des domaines comme le sonar, le radar passif et la détection d'aéronefs furtifs, où chaque capteur capte un mélange inconnu de signaux sources, rendant la séparation indispensable. [I.11]

I.5.3 Le traitement et la reconnaissance d'images

La Séparation Aveugle de Sources (SAS) est une méthode polyvalente utilisée dans divers domaines. En traitement d'images, elle est employée pour l'extraction de caractéristiques, la reconnaissance faciale, la détection de mouvements et le débruitage. Dans les sciences géologiques spatiales, la SAS est utilisée pour la fusion d'images, la classification et l'exploration sismique, notamment pour distinguer les types de roches. En biomédecine, elle joue un rôle crucial dans l'analyse des signaux ECG, EMG ou IRM fonctionnelle, permettant, par exemple, de séparer le signal cardiaque du fœtus de celui de la mère. La méthode NMF (Factorisation de Matrice Non Négative), dérivée de la SAS, est également utilisée en génétique et dans l'industrie pharmaceutique pour analyser l'ADN et identifier les composants efficaces des médicaments. [I.12].

I.7. Conclusion

La séparation aveugle des sources (Blind Source Séparation - BSS) représente un domaine de recherche dynamique et en constante évolution, au carrefour du traitement du signal, des mathématiques appliquées et de l'intelligence artificielle. À travers cet état de l'art, nous avons mis en évidence les approches majeures, des méthodes classiques comme l'ICA aux modèles plus récents basés sur l'apprentissage profond. Si ces avancées ont permis des progrès considérables, elles soulèvent encore des défis fondamentaux, notamment en termes de robustesse, de traitement en temps réel et d'adaptabilité à des environnements complexes et bruyants. L'avenir de la BSS repose sans doute sur le développement de modèles hybrides intégrant intelligence artificielle et principes statistiques avancés, ainsi que sur l'exploitation des architectures neuromorphiques pour optimiser l'efficacité du traitement. Dans cette perspective, la convergence entre théorie et applications pratiques ouvrira de nouvelles opportunités, notamment dans la santé, la robotique et les communications. Ainsi, la BSS ne

Chapitre I : l'état de l'art

cesse de repousser les frontières de l'analyse et du traitement des signaux, promettant des avancées révolutionnaires dans de nombreux domaines.

Bibliographie

- [I.1]. Comon, P. (1994). Independent component analysis, a new concept ? *Signal Processing*, 36(3), 287–314. [https://doi.org/10.1016/0165-1684\(94\)90029-9](https://doi.org/10.1016/0165-1684(94)90029-9)
- [I.2]. Hyvärinen, A., Karhunen, J., & Oja, E. (2001). *Independent Component Analysis*. Wiley-Interscience.
- [I.3]. Cichocki, A., & Phan, A. H. (2009). Fast local algorithms for large scale nonnegative matrix and tensor factorizations. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 92(3), 708–721.
- [I.4]. Wang, D., & Chen, J. (2018). Supervised speech separation based on deep learning: An overview. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 26(10), 1702–1726. <https://doi.org/10.1109/TASLP.2018.2842159>
- [I.5]. Vincent, E., Gribonval, R., & Fevotte, C. (2006). Performance measurement in blind audio source separation. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 14(4), 1462–1469. <https://doi.org/10.1109/TASL.2006.878104>
- [I.6]. Site internet, StudySmarter. (2024, 13 septembre). Séparation aveugle de sources. <https://www.studysmarter.fr/resumes/ingenierie/ingenierie-des-telecommunications/separation-aveugle-de-sources/>
- [I.7]. Makeig, S., Bell, A. J., Jung, T. P., & Sejnowski, T. J. (1996). Independent component analysis of electroencephalographic data. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 8, 145–151.
- [I.8]. Babaie-Zadeh, M., Jutten, C., & Taleb, A. (2005). A new approach for source separation using post-nonlinear mixtures. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(1), 267–274. <https://doi.org/10.1109/TSP.2004.838918>
- [I.9]. Salhi, C., & Herzi, E. (2024, juin). Extraction d'électrocardiogramme fœtal (f-ECG) à l'aide de techniques de séparation de sources aveugles (Mémoire de fin d'études, Université de M'sila, M'sila).
- [I.10]. Benyoucef, H., & Salhi, T. (2023). Séparation aveugle des sources (Mémoire de fin d'études, Université Mohammed Seddik Ben Yahia, Jijel).

Chapitre I : l'état de l'art

[I.11]. Zhang, H., & Cichocki, A. (2007). Blind source separation and spatial filtering for wireless communications. In *Advances in Independent Component Analysis and Learning Machines* (pp. 121–147). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-84628-771-6_6

[I.12]. Doctorat khalfa, A Méthodes avancées pour l'analyse paramétrique non-stationnaire des signaux de la parole et des signaux audio. Application à la séparation de source informée, 13 février 2023.

Chapitre II
Les méthodes de séparations des sources

II.1. Introduction

Ce chapitre est essentiellement consacré au développement de méthodes de séparation de sources basées sur des statistiques du second ordre (comme l'analyse en composantes principales - PCA) et sur des statistiques d'ordre supérieur (comme l'analyse en composantes indépendantes - ICA). Ce choix a été effectué à la suite d'une recherche bibliographique approfondie menée dans le but de déterminer la méthode la plus adaptée pour répondre à l'un des objectifs de ce travail : développer un dispositif de séparation aveugle de sources capable de traiter des cas complexes, notamment ceux impliquant des mélanges convolutifs, où les signaux se mélangent de manière temporellement étalée. [II.1]

La séparation aveugle de sources (BSS) trouve de nombreuses applications, en particulier dans le traitement du signal audio, comme la séparation d'extraits musicaux stéréophoniques, l'amélioration de la parole pour la téléphonie mobile, ou encore pour le développement de prothèses auditives [II.2]. Cette tâche présente plusieurs niveaux de difficulté, liés notamment aux caractéristiques des sources, à la nature du mélange (linéaire ou convolutif), et au rapport entre le nombre d'observations M et le nombre de sources N .

Dans cette partie du mémoire, nous détaillerons les calculs mathématiques liés aux méthodes fondées sur les statistiques du second ordre, comme l'analyse en composantes principales (PCA) et l'analyse en composantes principales orientées (OPPCA). Ensuite, nous présenterons de manière approfondie les méthodes utilisant les statistiques d'ordre supérieur, en particulier l'analyse en composantes indépendantes (ICA), qui suppose l'indépendance statistique entre les sources à séparer. [II.3] [II.4]

II.2. Première méthode ICA

II.2. 1. Mélange des signaux

Chaque signal varie au cours du temps et un signal est représenté comme suit :

$$s_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iN})$$

où N est le nombre d'instant temporels, et s_{ij} représente l'amplitude du signal s_i à l'instant j.

Étant donné deux signaux sources indépendants :

- $s_1 = (s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1N})$
- $s_2 = (s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2N})$

(1)

Les deux signaux peuvent être représentés comme suit :

$$S = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1N} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2N} \end{bmatrix}$$
(2)

Où $S \in R^{p \times N}$ représente l'espace défini par les signaux sources, et p indique le nombre de signaux sources.

Les signaux sources s_1 et s_2 peuvent être mélangés comme suit :

$$x_1 = a \cdot s_1 + b \cdot s_2,$$

où a et b sont les coefficients de mélange, et x_1 est le premier signal mélangé.

Ainsi, le mélange x_1 est une somme pondérée des deux signaux sources s_1 et s_2 .

De manière similaire, un autre mélange x_2 peut être mesuré en modifiant la distance entre les signaux sources et le dispositif de détection (par exemple, un microphone).

Il est alors calculé comme suit :

$$x_2 = c \cdot s_1 + d \cdot s_2,$$

où c et d sont également des coefficients de mélange. Les coefficients de mélange ont et b sont différents des coefficients c et d, car les deux dispositifs de détection utilisés pour capter ces signaux sont situés à des endroits différents. Par conséquent, chaque capteur mesure un mélange différent des signaux sources. [II.3]

En conséquence, chaque signal source a un impact distinct sur les signaux de sortie.

Les deux mélanges peuvent être représentés comme suit :

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a s_1 + b s_2 \\ c s_1 + d s_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} = A s$$
(3)

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

Où $X \in R^{n \times N}$ représente l'espace défini par les signaux mélangés, et n est le nombre de mélanges. [II.5] [II.6]

Ainsi, de manière simple, les coefficients de mélange (a , b , c , d) sont utilisés pour transformer linéairement les signaux sources de l'espace S vers les signaux mélangés dans l'espace X , selon la transformation suivante :

$$S \rightarrow X: X = AS$$

Où $A \in R^{n \times p}$ est la matrice des coefficients de mélange (voir Figure 1), et elle est définie comme suit :

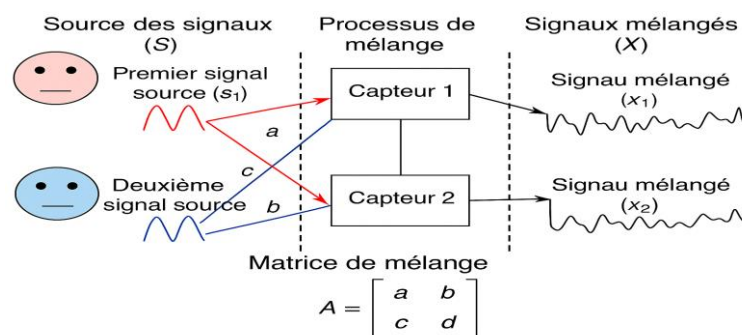


Figure II.1. Un exemple illustratif du processus de mélange des signaux.

Deux signaux sources sont mélangés linéairement par la matrice de mélange A pour former deux Nouveaux signaux mélangés.

II.2.1.1 Exemple illustratif

L'objectif de cet exemple est de montrer les propriétés des signaux sources et des signaux mélangés. [II.7] Etant donné deux signaux sources :

- $S_1 = \sin(\alpha)$
- $S_2 = r - 0.5$ (4)

Où a a varié dans l'intervalle $[1, 30]$ avec un pas de temps de 0.05, et r représente un nombre aléatoire compris entre $[0, 1]$.

La Figure II.2 montre les signaux sources, leurs histogrammes et un diagramme de dispersion des deux signaux. Comme illustré, les deux signaux sources sont indépendants et leurs histogrammes ne suivent pas une distribution gaussienne. Le diagramme de dispersion en (Figure II.2(e)) illustre cette indépendance : chaque point représente l'amplitude des deux signaux sources.

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

La Figure II.2 présente les signaux mélangés, accompagnés de leurs histogrammes et de leur diagramme de dispersion. Comme on peut le voir, les histogrammes des signaux mélangés suivent approximativement une distribution gaussienne, et les signaux mélangés ne sont pas indépendants. De plus, les signaux mélangés sont plus complexes que les signaux sources.

À partir de cet exemple, on observe que les signaux mélangés possèdent les propriétés suivantes :

1.Indépendance : si les signaux sources sont indépendants (comme en Figure II.2(a et b)), leurs signaux mélangés ne le sont pas (voir Figure II.3(a et b)). Cela s'explique par le fait que les signaux sources sont partagés entre les deux mélanges.

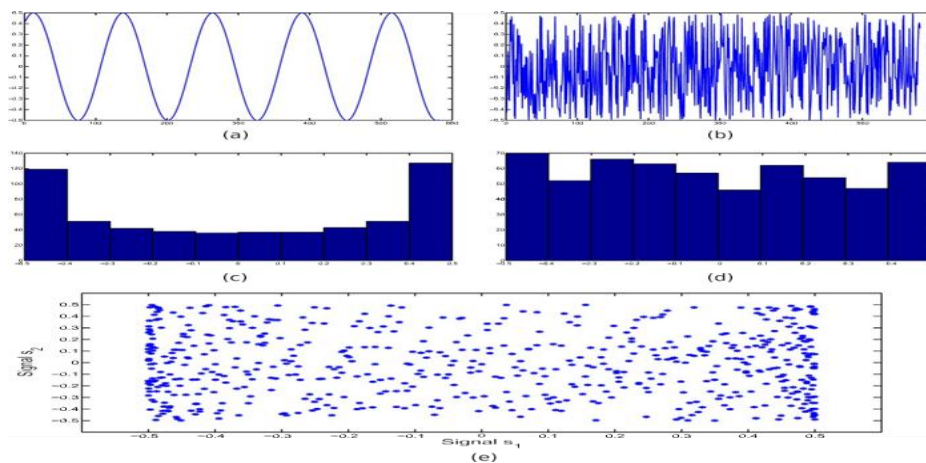


Figure II.2. Un exemple illustratif de deux signaux sources.

- (a)Et (b) : premier et deuxième signaux sources (s_1 et s_2), (c) et (d) : histogrammes de s_1 et s_2 , respectivement,
(e) : diagramme de dispersion des signaux sources, où s_1 et s_2 représentent respectivement l'axe des abscisses (x) et l'axe des ordonnées (y)

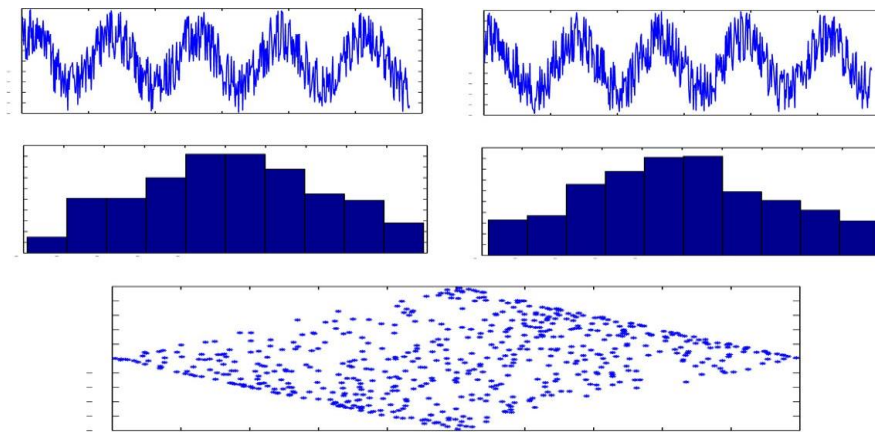


Figure II.3. Un exemple illustratif de deux signaux mélangés

(a) et (b) : premier et deuxième signaux mélangés (x_1 et x_2), respectivement,
(c) et (d) : histogrammes de x_1 et x_2 , respectivement,
(e) : diagramme de dispersion des deux signaux mélangés, où x_1 et x_2 représentent respectivement l'axe des abscisses (x) et l'axe des ordonnées (y).

2. Gaussianité : l'histogramme des signaux mixtes a une forme en cloche (voir **Figure II.3e**), c'est-à-dire une forme gaussienne ou normale. Cette propriété peut être utilisée pour rechercher des signaux non-gaussiens au sein des signaux mixtes afin d'extraire les signaux sources ou indépendants. En d'autres termes, les signaux sources doivent être non-gaussiens, et cette hypothèse constitue une restriction fondamentale dans l'ICA (Analyse en Composantes Indépendantes). Ainsi, le modèle ICA ne peut pas estimer des composantes indépendantes gaussiennes. [II.3]

3. Complexité : Il est clair d'après l'exemple précédent que les signaux mixtes sont plus complexes que les signaux sources.

À partir de ces propriétés, nous pouvons conclure que si les signaux extraits à partir des signaux mixtes sont indépendants, présentent des histogrammes non-gaussiens, ou ont une complexité inférieure à celle des signaux mixtes, alors ces signaux représentent des signaux sources. [II.8]

II.2.2 Séparation des sources des signaux

Dans cette section, le processus de Séparation des sources permettant d'extraire les signaux sources est présenté. Étant Donnée une matrice de mélange A , les composantes indépendantes

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

peuvent être estimées en inversant le système linéaire, comme dans l'équation (2), mais ni S (les signaux sources) ni A ne sont connus, ce qui rend le problème beaucoup plus difficile.

Supposons que la matrice A est connue ; dans ce cas, les signaux sources peuvent être extraits.

Pour simplifier, on suppose que le nombre de sources est égal au nombre de signaux mélangés, et donc que la matrice de Séparation des sources est carrée. [II.9]

Étant donnés deux signaux mélangés x_1 et x_2 , l'objectif est d'extraire les signaux sources, et cela peut être réalisé en cherchant des coefficients de Séparation des sources de la manière suivante :

$$Y_1 = \alpha X_1 + \beta X_2$$

$$Y_2 = \gamma X_1 + \delta X_2 \quad (5)$$

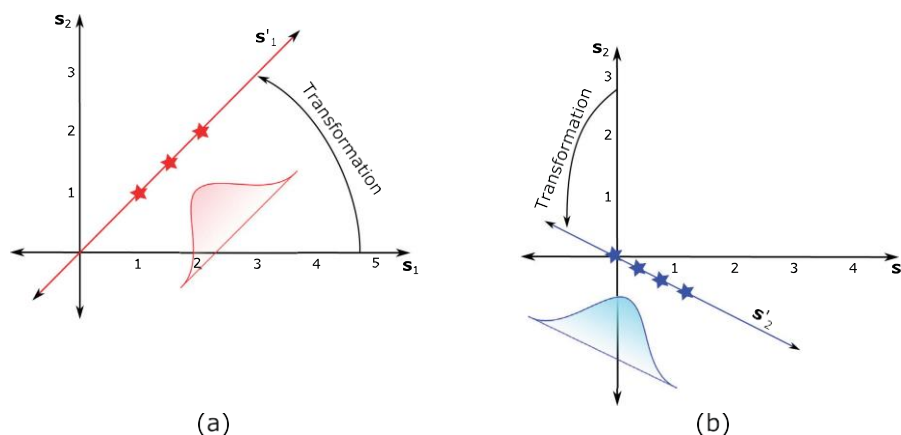


Figure II.4. Un exemple du processus de mélange

La matrice de mélange A transformé les signaux sources comme suit :

(a) s_1 est transformé de l'espace S en $s'_1 = (\mathbf{a}, \mathbf{c})^T$ (ligne rouge pleine), Qui est l'un des axes de l'espace de mélange X . Les étoiles rouges représentent la projection des points de données sur s'_1 . Ces étoiles rouges représentent tous les échantillons générés à partir de la première source s_1 .

s_2 est transformé de S en s'_2 (ligne bleue pleine), qui est l'un des axes de l'espace de mélange X .

Les étoiles bleues représentent la projection des points de données sur s'_2 .

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

Ces étoiles bleues représentent tous les échantillons générés à partir de la deuxième source s_2 . Une version en couleur de cette figure est disponible en ligne.

Où α , β , γ et δ représentent les coefficients de Séparation des sources, qui sont utilisés pour transformer les signaux mélangés en un ensemble de signaux indépendants comme suit :

$X \rightarrow Y : Y = W^T X$, où $W \in \mathbb{R}^{n \times p}$ est la matrice des coefficients de Séparation des sources, comme illustré dans la (**Figure II.5**). On peut simplement dire que le premier signal source, y_1 , peut être extrait des mélanges (x_1 et x_2) en utilisant deux coefficients de Séparation des sources (α et β). Cette paire de coefficients de Séparation des sources définit un point de coordonnées (α, β) , où $w_1 = (\alpha, \beta)^T$ est un vecteur de poids (**voir l'équation (6)**). De manière similaire, y_2 peut être extrait en utilisant les deux coefficients de Séparation des sources γ et δ , qui définissent le vecteur de poids $w_2 = (\gamma, \delta)^T$ (**voir l'équation (6)**).

$$\begin{aligned} Y_1 &= \alpha X_1 + \beta X_2 = w_1^T X \\ Y_2 &= \gamma X_1 + \delta X_2 = w_2^T X \end{aligned} \quad (6)$$

$W = (w_1 \ w_2)^T$ est la matrice de source de séparation, et elle représente l'inverse de A . Le processus de source de séparation peut être réalisé en faisant pivoter les lignes de W . Cette rotation se poursuit jusqu'à ce que chaque ligne de W (w_1 ou w_2) trouve l'orientation qui est orthogonale aux autres signaux transformés. Par exemple, dans notre cas, w_1 est orthogonal à s'_2 .

Les signaux sources sont alors extraits en projetant les signaux mélangés sur cette orientation.

En pratique, la longueur ou l'orientation des vecteurs de poids a une grande influence sur les signaux extraits (Y).

C'est la raison pour laquelle les signaux extraits peuvent ne pas être identiques aux signaux sources d'origine.

Les conséquences de la modification de la longueur ou de l'orientation des vecteurs de poids sont les suivantes :

- **Longueur :**

La longueur du vecteur de poids w_1 est $\|w_1\| = \sqrt{a^2 + b^2}$. Supposons que la longueur de w_1 soit modifiée par un facteur λ , alors : $\|\lambda w_1\| = \lambda \sqrt{a^2 + b^2}$. Le signal extrait ou la meilleure

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

approximation de s_1 est notée : $y_1 = w_1^T X$ et elle est estimée selon l'équation (7).

$$y_1 = (\lambda w_1^T) X = (\lambda \alpha) x_1 + (\lambda \beta) x_2$$

$$= \lambda(\alpha x_1 + \beta x_2) = \lambda s_1 \quad (7)$$

Donc, le signal extrait est une version mise à l'échelle du signal source, et la longueur du vecteur de poids n'affecte que l'amplitude du signal extrait.

- **Orientation :**

Comme mentionné précédemment, les signaux sources s_1 et s_2 dans l'espace s sont transformés en s'_1 et s'_2 respectivement (voir équations (4) et (5)), où s'_1 et s'_2 forment l'espace de mélange X .

Le signal s_1 n'est extrait que si w_1 est orthogonal à s'_2 ; ainsi, à différentes orientations, différents signaux sont extraits.

Cela s'explique par le produit scalaire entre les vecteurs (la suite du texte semble interrompue ici). [II.9]

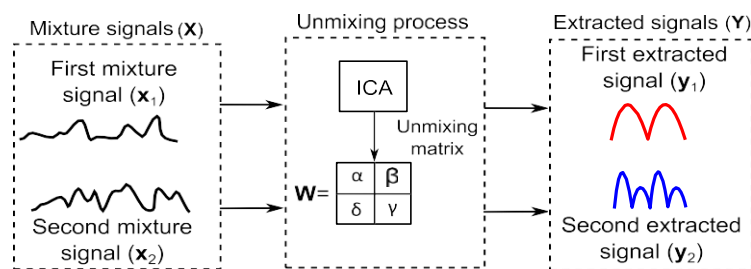


Figure II.5. Un exemple illustratif du processus d'extraction des signaux.

Deux signaux sources (y_1 et y_2) sont extraits à partir de deux signaux mélangés (x_1 et x_2)

en utilisant la Matrice de dé-mélange W . Pour tout vecteur orthogonal, le produit scalaire est nul, comme suit :

$$y_1 = w_1^T X = w_1^T A S = w_1^T (s'_1 \ s'_2) \quad (8)$$

où $w_1 s'_2 = 0$ parce que w_1 est orthogonal à s'_1 , et le produit scalaire entre w_1 et s'_1 est exprimé comme suit :

$$w_1^T s'_1 = |w_1| |s'_1| \cos \theta = |w_1| |A s_1| \cos \theta = k s_1 \quad (9)$$

Où θ est l'angle entre w_1 et s'_1 , comme montré dans la Figure 4, et k est une constante. La valeur de k dépend de la longueur de w_1 et s'_1 ainsi que de l'angle θ . Le signal extrait sera :

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

$$y_1 = w_1^T (s_1' \ s_2') = (w_1^T s_1' + w_1^T s_2') = k s_1 \quad (10)$$

Le signal extrait ($k s_1$) est une version mise à l'échelle du signal source (s_1) et ($k s_1$) est extrait de X en prenant le produit scalaire de tous les signaux mélangés avec w_1 , qui est orthogonal à s_2' . Ainsi, il est difficile de récupérer l'amplitude des signaux sources.

La (**Figure II.1**) montre les étapes de mélange et de Séparation des sources de l'ICA. Comme indiqué, le premier signal mélangé x_1 est observé en utilisant uniquement la première ligne de la matrice A , où le premier élément de x_1 est calculé comme suit :

$$x_{11} = \{a_{11}s_{11} + a_{12}s_{21} + \dots + a_{1p}s_{p1}\} \quad (11)$$

De plus, le nombre de signaux mélangés et le nombre de signaux sources ne sont pas toujours les mêmes. Cela est dû au fait que le nombre de signaux mélangés dépend du nombre de capteurs. De plus, la dimension de W ne correspond pas à celle de X ; ainsi, W est transposé, et le premier élément du premier signal extrait (y_1) est estimé comme suit :

$$y_{11} = \{w_{11}x_{11} + w_{21}x_{21} + \dots + w_{n1}x_{n1}\} \quad (12)$$

De manière similaire, tous les autres éléments de tous les signaux extraits peuvent être estimés.

II.2.3. Exemple du problème du Fête

Imaginez que vous assistez à une réception où plusieurs personnes parlent en même temps, ce qui rend difficile le suivi d'une seule conversation. Il est remarquable que les êtres humains possèdent la capacité de séparer les flux vocaux individuels dans de telles situations.

Techniquement, cela devient un peu complexe.

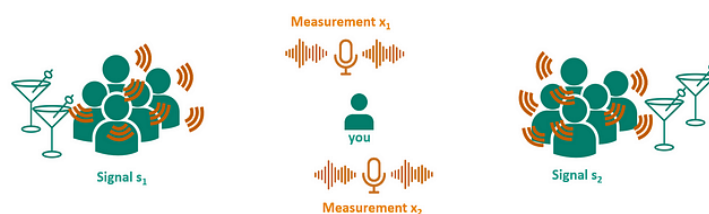


Figure II.6. Exemple de la fête

Supposons que nous enregistrons les conversations de deux groupes lors de la fête à l'aide de deux microphones. Cela donne lieu à deux signaux mixtes : la première mesure est davantage influencée par le premier groupe et moins par le second, tandis que la seconde mesure est davantage influencée par le second groupe.

First measurement: $x_1 = a_{11} \cdot s_1 + a_{12} \cdot s_2$

Second measurement: $x_2 = a_{21} \cdot s_1 + a_{22} \cdot s_2$

General framework:

$$\vec{x} = A \cdot \vec{s}$$

where a_{ij} are mixing coefficients

Figure II.7. Modélisation du mélange de signaux : le problème Fête.

Le cadre général de ce problème peut être représenté en notation vectorielle, comme illustré ici dans la zone grise. Les mesures dans le vecteur \mathbf{X} sont en réalité les signaux du vecteur \mathbf{S} multipliés par certains coefficients de mélange, représentés par la matrice \mathbf{A} . Puisque nous souhaitons extraire les conversations complètes (les signaux d'origine), nous devons résoudre cette équation pour obtenir le vecteur \mathbf{S} . [II.10]

Goal:

$$\vec{s} = A^{-1} \cdot \vec{x}$$

independent signals

Figure II.8. Signal Independent

II.2.4. Principe de l'estimation par ICA

Dans l'ICA (Independent Component Analysis), l'objectif est de trouver la matrice de Séparation des sources (\mathbf{W}), puis de projeter les données blanchies sur cette matrice afin d'extraire les signaux indépendants. Cette matrice peut être estimée selon trois approches principales basées sur l'indépendance, ce qui conduit à des matrices de c légèrement différentes. La première approche repose sur la non-gaussianité. Celle-ci peut être mesurée à l'aide de critères comme la négentropie ou la kurtosis (kurtose). Le but de cette méthode est de trouver les composantes indépendantes qui maximisent la non-gaussianité. Dans la deuxième approche, l'objectif de l'ICA est atteint en minimisant l'information mutuelle. Les composantes indépendantes peuvent aussi être estimées à l'aide de l'estimation du maximum de vraisemblance (ML). Toutes ces approches consistent essentiellement à rechercher une matrice de rotation, ou matrice de Séparation des sources \mathbf{W} . La projection des données blanchies sur cette matrice permet d'extraire les signaux indépendants. Les étapes de prétraitement sont calculées à partir des données, mais la matrice de rotation est approximée numériquement à l'aide d'une procédure d'optimisation. La recherche de la solution optimale est difficile en raison de la présence de minima locaux dans la fonction objectif. Dans cette

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

section, différentes approches sont présentées pour l'extraction des composantes indépendantes. [II.11]

II.2.5. Algorithme d'ICA (Analyse en Composantes Indépendantes)

Dans cette section, différents algorithmes d'ICA (Analyse en Composantes Indépendantes) sont présentés. [II.11]

II.2.5.1 Recherche de projections

La recherche de projections (Projection Pursuit, PP) est une technique statistique permettant de trouver des projections possibles de données multidimensionnelles. Dans la recherche de projections unidimensionnelle de base, l'objectif est de trouver les directions pour lesquelles les projections des données sur ces directions présentent des distributions qui s'écartent de la distribution gaussienne, ce qui correspond exactement à l'objectif de l'ICA. Ainsi, l'ICA est considérée comme une variante de la recherche de projections. [II.12]

Dans la PP, un signal source est extrait de chaque projection, ce qui diffère des algorithmes ICA qui extraient plusieurs signaux simultanément à partir de mélanges. En termes simples, dans la PP, après avoir trouvé la première projection qui maximise la non-gaussianité, le même processus est répété pour trouver De nouvelles projections sont utilisées pour extraire le ou les signaux sources suivants à partir de l'ensemble réduit des signaux mixtes, et ce processus séquentiel est appelé déflation [II.7].

Étant donné n signaux mixtes représentant les axes de l'espace à n dimensions (X), le n ième signal source peut être extrait en utilisant un vecteur w_n qui est orthogonal aux $n-1$ autres axes. Les signaux mixtes dans l'espace à n dimensions sont projetés dans un espace à $(n-1)$ dimensions, qui possède $n-1$ axes transformés. Par exemple, supposons $n = 3$, alors le troisième signal source peut être extrait en trouvant w_3 , qui est orthogonal au plan défini par les deux autres axes transformés s'_1 et s'_2 ; ce plan est noté $p'_{1,2}$. Ainsi, les points de données dans l'espace tridimensionnel sont projetés sur le plan $p'_{1,2}$, qui est un espace bidimensionnel. [II.12]

Ce processus est poursuivi jusqu'à ce que tous les signaux sources soient extraits [II.13] Considérons trois signaux sources, chacun contenant 10 000 pas de temps. Ces signaux représentent des signaux sonores. Ces signaux sonores ont été obtenus depuis MATLAB, où le premier signal est appelé **Chirp**, le second est appelé **gong**, et le troisième **train**. Les Figures

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

9(d, e et f) montrent l'histogramme de chaque signal. Comme on peut le voir, les histogrammes ne suivent pas une distribution gaussienne. Ces trois signaux ont été mélangés, et la matrice de mélange était la suivante :

$$A = \begin{pmatrix} 1.5 & 0.7 & 0.2 \\ 0.6 & 0.2 & 0.9 \\ 0.1 & 1 & 0.6 \end{pmatrix}$$

II.2.6. Applications

L'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) a été utilisée dans de nombreuses applications pour extraire des signaux sources à partir d'un ensemble de signaux mélangés. Ces applications comprennent :

- **Applications biomédicales**

L'ICA a été utilisée pour éliminer les artéfacts présents dans différents signaux biomédicaux, tels que l'électroencéphalogramme (EEG), l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) et la magnétoencéphalographie (MEG) [II.14]. Elle a également été utilisée pour supprimer les interférences de l'électrocardiogramme (ECG) dans les signaux EEG, ou pour distinguer les signaux cérébraux d'autres signaux générés par diverses activités, comme mentionné dans [II.15].

- **Traitement du signal audio**

L'ICA a été largement utilisée dans le traitement des signaux audio, notamment pour la suppression du bruit [II.16].

De plus, elle a été employée comme méthode d'extraction de caractéristiques afin de concevoir des modèles robustes de reconnaissance vocale automatique [II.17].

- **Traitement d'images**

L'ICA est utilisée pour la segmentation d'image, afin d'extraire différentes couches à partir de l'image d'origine [II.18].

Elle est également largement utilisée pour la suppression du bruit dans les images brutes, représentant les signaux originaux [II.19].

II.2.7. Défis de l'ICA

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

L'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) est utilisée pour estimer la matrice inconnue $w=A^{-1}$. Lorsque le nombre de sources (p) est égal au nombre de signaux mélangés (n), la matrice $\{A\}$ est inversible.

Cependant, lorsque le nombre.

Lorsque le nombre de mélanges est inférieur au nombre de signaux sources ($n < p$), cela est appelé le problème de sur complet ; ainsi, la matrice A n'est pas carrée et n'est pas inversible. Cette représentation peut parfois être avantageuse car elle utilise le moins d'éléments "de base" possibles ; cela s'appelle la codification sépare.

D'autre part, lorsque $n > p$, cela signifie que le nombre de mélanges est plus élevé que le nombre de signaux sources, ce qui est appelé le problème de sous-complet. Ce problème peut être résolu en supprimant certains mélanges à l'aide de techniques de réduction de dimension, telles que l'analyse en composantes principales (PCA), afin de réduire le nombre de mélanges. [II.2] [II.20]

II.3. Deuxième Méthode Informations Maximisation (Infomax)

En 1995, A.J. Bell et T.J. Sejnowski ont développé une approche de maximisation des informations pour la séparation et la déconvolution aveugle de sources, qui est maintenant appelée Infomax. Infomax est une méthode de recherche de signaux mutuellement indépendants par la maximisation du flux d'information ou de l'entropie. Elle est basée sur la théorie de l'information qui vise à trouver des signaux sources indépendants en maximisant l'entropie. L'analyse en composantes indépendantes permet d'extraire M signaux y à partir de M signaux mixtures x en optimisant une matrice de séparation W . La relation liant y à x est donnée par la relation suivante :

$$y = Wx \quad (13)$$

Sous forme matricielle la relation s'écrit :

$$\begin{bmatrix} y_1^1 & y_2^1 & \dots & \dots & y_1^N \\ y_1^2 & y_2^2 & \dots & \dots & y_2^N \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ y_M^1 & y_M^2 & \dots & \dots & y_M^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & \dots & w_{1M} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & \dots & w_{2M} \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ w_{M1} & w_{M1} & \dots & \dots & w_{MM} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & \dots & x_1^N \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & \dots & x_2^N \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ x_M^1 & x_M^2 & \dots & \dots & x_M^N \end{bmatrix} \quad (14)$$

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

Où les indices de x et y indiquent le numéro du signal et les indices supérieurs sont les indices de temps.

Dans Infomax les signaux extraits sont des signaux de source s'ils sont mutuellement indépendants. Cependant, l'indépendance des signaux ne peut pas être mesurée mais l'entropie le peut. L'entropie est liée à l'indépendance dans la mesure où l'entropie maximale implique des signaux indépendants. Par conséquent l'ICA a pour objectif de trouver la matrice de séparation qui maximise l'entropie dans les signaux extraits y . L'entropie des mélanges de signaux x est constante, mais le changement d'entropie peut être maximisé en transformant les signaux estimés y à un autre ensemble de signaux $Y = (y) = g(Wx)$. Cette transformation indique également que le changement d'entropie de $x \rightarrow Y$

Peut-être maximisé en optimisant la matrice de séparation W , et lorsque l'entropie est maximisée, les signaux résultants sont indépendants. On prend ensuite l'inverse $y = g^{-1}(Y)$ qui entraîne l'extraction des signaux estimés y qui sont aussi indépendants, et donc ces signaux doivent être identiques aux signaux originaux sources. La stratégie Info max est représentée sur la figure 9. [II.8]

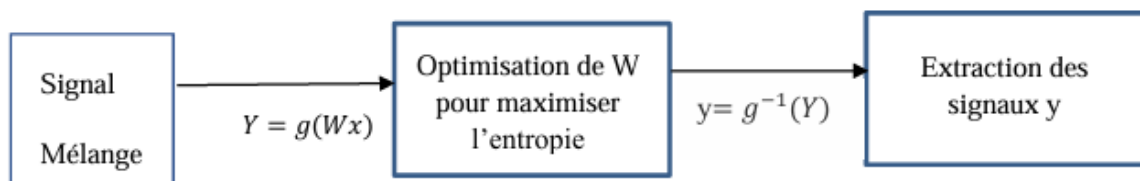


Figure II.9. Stratégie de la méthode Informations Maximisation.

II.3.1 Entropie d'une fonction de densité de probabilité univariée

De Y Puisque la méthode Info max obtient des signaux mutuellement indépendants en maximisant l'entropie et que l'entropie des mélanges de signaux x est constante, une expression pour l'entropie d'un signal transformé Y est nécessaire pour maximiser le changement d'entropie. Une expression simplifiée de l'entropie peut être obtenue en considérant le cas à une variable où le signal contient une seule variable dépendante. Dans ce cas, x est un vecteur aléatoire et chaque élément de x est un signal différent échantillonné au même instant t . [II.22]

$$H(Y) = -\frac{1}{N} \sum_t \ln P_y(y^t) \quad (15)$$

Où $Y = (y)$, et y est une fonction scalaire du temps ($y = y(t) = y^T$) qui indique la valeur scalaire de y à l'instant t , et $g(y)$ est la fonction de distribution cumulative (cdf) du signal

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

souhaité y et fait souvent référence au « modèle cdf » des signaux source qui est choisi pour extraire un type de signal source souhaité. Le cas univarié est exploité en modifiant l'équation (13) en $y = W^T x$, où W^T représente une ligne de la matrice de séparation W , et x est un vecteur représentant M signaux dans le temps comme indiqué dans la notation matricielle suivante :

$$y = W^T x \quad (16)$$

Où

$$x = \begin{bmatrix} x_1^t \\ x_2^t \\ \vdots \\ x_M^t \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} \dots & W_{1M} \\ W_{21} & W_{22} \dots & W_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ W_{M1} & W_{M1} \dots & W_{MM} \end{bmatrix} \quad (17)$$

Donc

$$y^t = W^T x = [W_{21} W_{22} \dots W_{2M}] \begin{bmatrix} x_1^t \\ x_2^t \\ \vdots \\ x_M^t \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$y^t = W_{21}x_1^t + W_{22}x_2^t + \dots + W_{2M}x_M^t \quad (19)$$

Où y^t est une valeur scalaire du signal échantillonné à l'instant t . La transformation de y^t dans le modèle cdf $g(y^t)$ donne la valeur Y , où Y est une variable aléatoire comprise entre zéro et un, c'est-à-dire

$$y^t = g(y^t) = g(W_{21}x_1^t + W_{22}x_2^t + \dots + W_{2M}x_M^t) \quad (20)$$

A partir de l'équation (15), $p_y(y^t)$ est le pdf du signal $Y = (y)$ et est lié au pdf du signal extrait y , $p_y(y^t)$, comme le montre la figure 2.

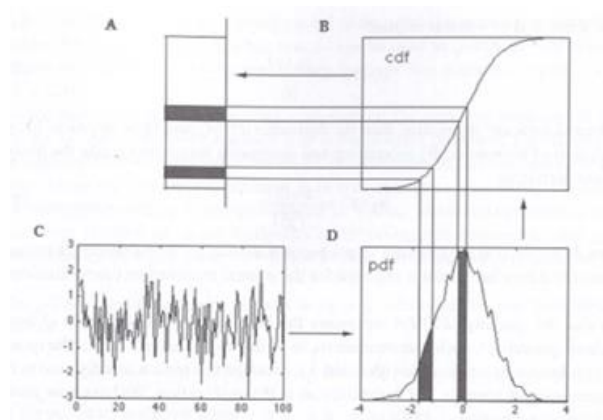


Figure II.10. Transformation de y en Y .

De la figure 10 on a :

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

$$p_y(y^t)\Delta Y = p_y(y^t)\Delta y \quad (21)$$

En réarrangeant l'équation (21), on obtient

$$p_y(y^t) = p_y(y^t) \frac{\Delta y - p_y(y^t)}{\Delta Y} \quad (22)$$

$$\text{Puisque } \frac{\Delta Y}{\Delta y} \rightarrow \frac{dY}{dy} \text{ comme } \Delta y \rightarrow 0 \quad (23)$$

L'équation (22) devient

$$p_y(y^t) = \frac{p_y(y^t)}{\frac{\Delta Y}{\Delta y}} \quad (24)$$

Le module du dénominateur de l'équation (24) est pris en compte pour les fonctions monotones croissantes et décroissantes, entraînant :

$$p_y(y^t) = \frac{p_y(y^t)}{\left| \frac{\Delta Y}{\Delta y} \right|} \quad (25)$$

Puisque $Y = g(y)$ où $g(y)$ est le modèle cdf du signal source, $\frac{dY}{dy} = g'(y)$ et $g'(y)$ est le pdf du signal source $p_s(y)$. En substituant ce résultat à l'équation (25), on obtient

$$p_y(y^t) = \frac{p_y(y^t)}{p_s(y)} \quad (26)$$

En remplaçant $p_y(y^t)$ trouvé dans l'équation (26) dans l'équation (15), nous obtenons une expression univariée pour l'entropie en termes de pdf de la source et des signaux extraits :

$$H(Y) = -\frac{1}{N} \sum_t \ln \frac{p_y(y^t)}{p_s(y^t)} \quad (27)$$

Pour résoudre l'équation (27), une expression pour la pdf du signal extrait $p_y(y)$ est nécessaire.

II.3.2. Entropie d'une fonction de densité de probabilité multivariée :

Le modèle univarié peut être étendu à un cas général dans lequel il y a plus d'une variable aléatoire. Pour le cas multi-variable l'équation devient :

$$p_y(y^t) = \frac{p_y(y^t)}{\left| \frac{\partial Y}{\partial y} \right|} \quad (28)$$

Le dénominateur de l'équation (28) est le jacobien, qui est examiné de manière plus détaillée dans la section suivante. On a vu dans le cas univarié que $Y = g(y)$, où $g(y)$ est le modèle cdf des signaux source. $\frac{\partial Y}{\partial y}$ Est le pdf des signaux source, qui peut également être exprimé par $p(y)$. L'équation (16) peut être alors écrite sous la forme suivante :

$$p_y(y^t) = \frac{p_y(y^t)}{p_s(y)} \quad (29)$$

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

La substitution de l'équation (29) à l'équation (30) donne une expression à plusieurs variables pour l'entropie en termes de signal source pdf $p_s(y)$ et de signal extrait pdf $p_y(y^t)$.

$$H(Y) = -\frac{1}{N} \sum_t \ln \frac{p_y(y^t)}{p_s(y)} \quad (30)$$

La pdf de $p_y(y)$ du signal reconstruit $y = W x$ est donnée par l'équation ci-dessous :

$$p_s(y) = \frac{p(x)}{|\frac{\partial y}{\partial x}|} \quad (31)$$

II.3.3. Le Gradient Ascent

Le Gradient Ascent Est un processus itératif pour faire un pas dans la direction du gradient maximal jusqu'à ce qu'un maximum local soit atteint. L'objectif d'Info max est de trouver une matrice de séparation W qui maximise l'entropie de Y , c.-à-d. maximise $h(Y)$ où $Y = g(y) = g(W x)$. Le Gradient accent est la méthode utilisée pour optimiser la matrice de séparation W . [II.22]

II.3.4. Modélisation et Simulation

Il est clair que l'entropie et son gradient dépendent tous les deux d'un modèle pdf des signaux sources, et il convient de rappeler que les signaux extraits sont transformés par leur modèle. Un autre paramètre de modélisation pdf est le kurtosis K . Le kurtosis caractérise la forme de pic ou d'aplatissement relatifs d'une distribution comparée à une distribution normale. Un kurtosis positif indique une distribution relativement pointue, tandis qu'un kurtosis négatif signale une distribution relativement aplatie. Le kurtosis K est défini par :

Où $E\{x^4\}$ est le moment d'ordre quatre et $E\{x^2\}$ est le moment d'ordre deux. Les signaux gaussiens ont zéro kurtosis. Lorsque le kurtosis est négatif, le signal est sous-gaussien. Un signal super-gaussien a un kurtosis positif. [II.22] [II.23]

II.3.5. Adaptation de l'algorithme Infomax

Infomax utilise un pdf super-gaussien pour modéliser les signaux audios. Un cdf typique utilisé pour modéliser les signaux qui ont un kurtosis positif est la tangente hyperbolique.

Par Conséquent,

$$Y(y) = \tanh(h(y)) \quad (32)$$

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

La dérivée $g'(y)$, autrement dit la densité de probabilité (pdf), est illustrée. Cette densité n'est pas idéale car son aire est égale à 2, mais elle a néanmoins été utilisée avec succès.

$$g'(y) = \frac{d}{dy} \tanh(y) = 1 - \tanh^2(y) \quad (33)$$

Pour un signal de kurtosis positif, l'expression de l'entropie devient :

$$h(Y) = \ln|W| + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^N \ln(1 - \tanh^2(y_i^t)) \quad (34)$$

Le gradient d'entropie ∇h contient le rapport $(y) = \frac{g''(y)}{g'(y)}$, alors que la pdf $g'(y)$ est donnée dans l'équation (21). La dérivée de la pdf, $g''(y)$ est aussi nécessaire.

$$g''(y) = \frac{d}{dy} g'(y) = \frac{d}{dy} (1 - \tanh^2(y)) = -\frac{d}{dy} (\tanh^2(y)) = -2 \tanh(y) \frac{d}{dy} \tanh(y) \quad (35)$$

Puisque $\frac{d}{dy} \tanh(y)$ est égal à $g'(y)$, l'équation (35) devient :

$$g''(y) = -2 \tanh(y) g'(y) \quad (36)$$

Et l'expression de la dérivée du modèle pdf est :

$$g''(y) = -2 \tanh(y) g'(y) \quad (37)$$

Le rapport (y) dans le gradient ∇h est :

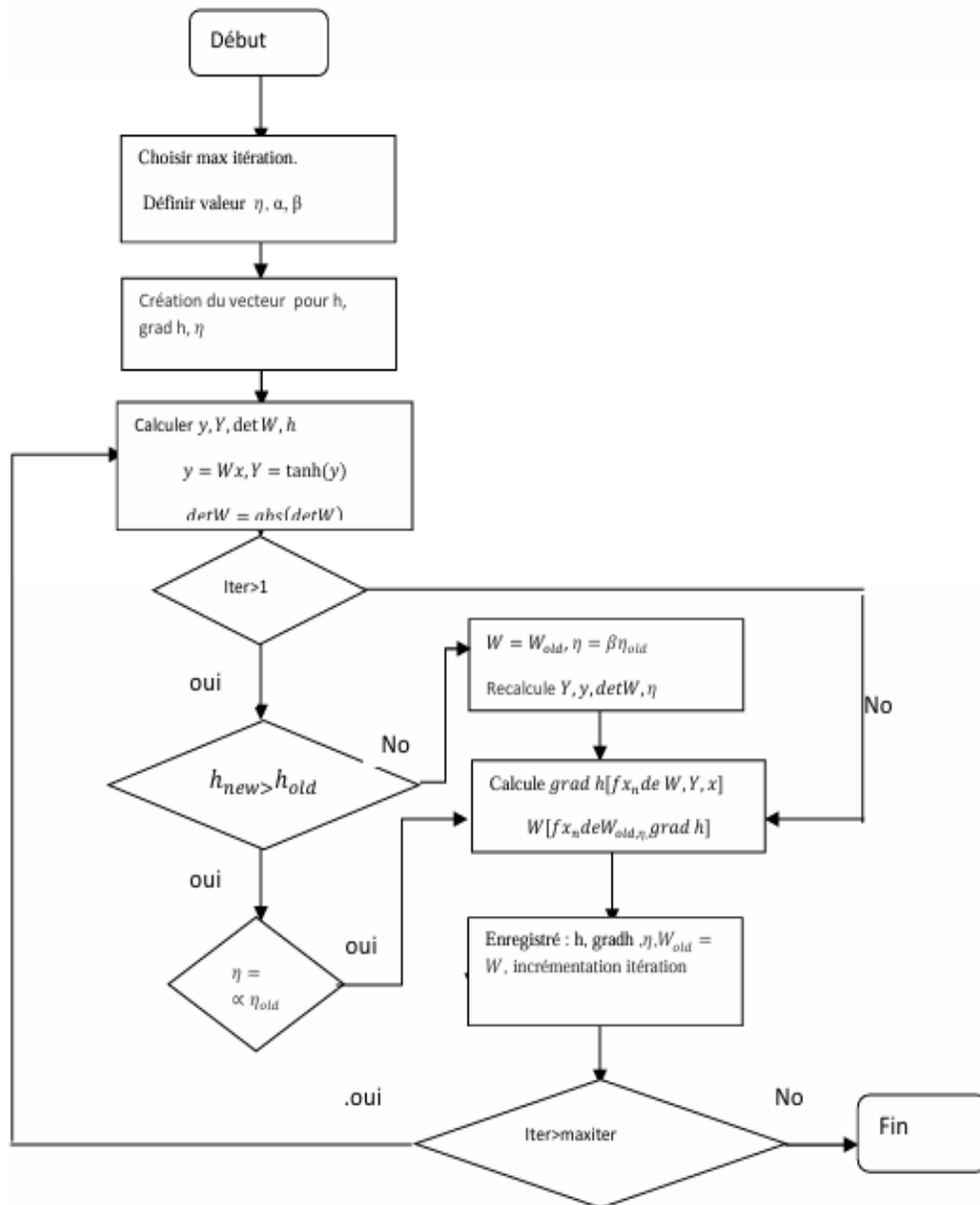
$$\Psi(y) = \frac{g''(y)}{g'(y)} = \frac{-2 \tanh(y) g'(y)}{g'(y)} = -2 \tanh(y) \quad (38)$$

Pour un signal de kurtosis positif, on obtient le gradient ∇h

$$\nabla h = W^{-T} + \frac{1}{N} (\sum_{t=1}^M -2 \tanh(y^t) [x^t]^T) \quad (39)$$

Des expressions pour la mise en œuvre d'Info max kurtosis positif c.-à-d. pour un signal audio ont été obtenues. Maintenant, un outil informatique est nécessaire pour exécuter l'algorithme de manière efficace. [II.23]

II.3.6. Organigramme de la Méthode Infomax



II.4. Conclusion

Les méthodes de séparation des sources jouent un rôle fondamental dans de nombreux domaines scientifiques et technologiques, allant du traitement du signal audio et de la parole à l'imagerie médicale, en passant par les télécommunications et l'analyse de données multivariées. Ces techniques visent à extraire des signaux ou des informations d'intérêt à partir de mélanges observés, sans nécessairement connaître les caractéristiques précises des sources ou du processus de mélange.

Parmi les approches les plus utilisées, on retrouve l'analyse en composantes indépendantes (ICA), la factorisation en matrices non négatives (NMF), et les méthodes basées sur la déconvolution ou la séparation spectro-temporelle. Chaque méthode présente ses avantages et ses limitations, selon les hypothèses faites sur les sources (statistiques, non-négativité, parcimonie, etc.) et le type de données traitées (audio, image, EEG, etc.).

L'efficacité de la séparation dépend fortement du choix de la méthode adaptée au contexte du problème, de la qualité des données et de la connaissance (ou non) préalable du système de mélange. À l'avenir, l'intégration de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage profond ouvre des perspectives prometteuses pour améliorer la performance et la robustesse des techniques de séparation, notamment dans des environnements complexes ou bruités.

Bibliographie

- [II.1] Belouchrani, A., Abed-Meraim, K., Cardoso, J.-F., & Moulines, E. (1997). A blind source separation technique using second-order statistics. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(2), 434–444. <https://doi.org/10.1109/78.554307>.
- [II.2] Comon, P. (1994). Independent component analysis, a new concept? *Signal Processing*, 36(3), 287–314. [https://doi.org/10.1016/0165-1684\(94\)90029-9](https://doi.org/10.1016/0165-1684(94)90029-9).
- [II.3] Hyvärinen, A., & Oja, E. (2000). Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural Networks*, 13(4–5), 411–430.
- [II.4] Jutten, C., & Herault, J. (1991). Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 24(1), 1–10.
- [II.5] Cichocki, A., & Amari, S. (2002). *Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications*. Wiley.
- [II.6] Stone, J. V. (2004). *Independent Component Analysis: A Tutorial Introduction*. MIT Press.
- [II.7] A. Hyvärinen, new approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit. In: *Advanced in neural information processing systems*. (1998b) pp. 273–279.
- [II.8] Bell, A. J., & Sejnowski, T. J. (1995). An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 7(6), 1129–1159. <https://doi.org/10.1162/neco.1995.7.6.1129>
- [II.8] Hyvärinen, A. (1999). Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(3), 626–634. <https://doi.org/10.1109/72.761722>
- [II.10] cite internet, Hyvärinen, A., Karhunen, J., & Oja, E. (2001). *Independent Component Analysis*. New York: Wiley-Interscience.
- [II.11] Tahrawat, A. (2018). Introduction à l'analyse en composantes indépendantes. *Applied Computing and Informatics*. Faculté d'informatique et de génie, Université des sciences appliquées de Francfort-sur-le-Main, Allemagne. Reçu le 24 mai 2018 ; révisé le 26 août 2018 ; accepté le 29 août 2018. Repéré à l'adresse : <https://www.emerald.com/insight/2210-8327.htm>

Chapitre II : Les méthodes de séparation des sources

[II.12], J.H. Friedman, J.W. Tukey, A projection pursuit algorithm for exploratory data analysis, IEEE Trans. Comput. 100 (9) (1974) 881–890.

[II.13], J.V. Stone, 2004. Independent component analysis. A tutorial introduction. A Bradford book.

[II.14], V.D. Calhoun, J. Liu, T. Adal, A review of group ICA for FMRA data and ICA for joint inference of imaging, genetic, and ERP data, Neuroimage 45 (1) (2009) S163–S172.

[II.15], M.B. Pontifex, K.L. Gwizdala, A.C. Parks, M. Billinger, C. Brunner, Variability of ica décomposition May impact EEG signals when used to remove eyeblink artifacts, Psychophysiology 54 (3) (2017) 386–398.

[II.16], M. Zibulevsky, B.A. Pearl Mutter, Blind source séparation by sparse décomposition in a signal diction Ary, Neural Computat. 13 (4) (2001) 863–882.

[II.17], J.-W. Cho, H.-M. Park, Independent Vector analyses follower by hmm-based feature enchantement for robuste speech recognition, Sigg. Process. 120 (2016) 200–208.

[II.18], S. Derrode, G. Mercier, W. Pieczynski, Unsupervised multicomponent image segmentation combining a vectorial hmc model and ica, in: Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP), Vol. 2, IEEE, 2003, pp. II–407.

[II.19], T.-W. Lee, M.S. Lewicki, Unsupervised image classification, segmentation, and enhancement using ica mixture models, IEEE Trans. Image Process. 11 (3) (2002) 270–279.

[II.21] Cardoso, J.-F. (1998). Blind signal separation: Statistical principles. Proceedings of the IEEE, 86(10), 2009–2025. <https://doi.org/10.1109/5.726791>

[II.22] Benali, A., & Boudraa, A. O. (2017). Analyse en composantes indépendantes : théorie et applications en traitement du signal. Revue Algérienne de Traitement du Signal, 5(1), 45-62. <https://doi.org/10.1234/rats.2017.05.01>

[II.23], KHALFA, A. (2020). Méthodes avancées pour l’analyse paramétrique non-stationnaire des signaux de la parole et des signaux audio. Application à la séparation de source informée (Thèse de doctorat en sciences). Soutenue le 13 février 2020.

Chapitre III
Les méthodes d'optimisations

III.1. Introduction

L'optimisation consiste à formuler une fonction de coût pour évaluer la performance d'une décision et l'améliorer progressivement en sélectionnant parmi les alternatives disponibles. Les méthodes classiques d'optimisation, basées sur le gradient ou les statistiques de la fonction de coût, convergent vers des solutions optimales locales, sous certaines conditions. Cependant, ces techniques échouent souvent lorsque la fonction de coût est perturbée par des facteurs aléatoires ou lorsque des solutions exactes sont difficiles à obtenir dans des problèmes complexes.

Les algorithmes évolutionnaires, inspirés des principes de l'évolution naturelle, offrent une solution alternative. Ils utilisent une population de solutions qui évolue au fil des générations par des mécanismes tels que la sélection naturelle, la mutation et la recombinaison. Ces algorithmes sont particulièrement efficaces pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation où les méthodes traditionnelles ne suffisent pas. [III.1] [III.2]

III.2. Schéma général d'un algorithme évolutionnaire

La majorité des algorithmes évolutionnaires (AE) reposent sur une représentation darwinienne plutôt simple, combinée à une optimisation stochastique. Cela est bien résumé dans le schéma de la **figure III.1**. Concrètement, l'algorithme fait évoluer une population de solutions, notée Π , au fil des générations.

Cette évolution s'appuie sur deux éléments essentiels :

- * D'une part, un darwinisme artificiel qui se traduit par des mécanismes de sélection et de remplacement, basés uniquement sur la fonction de fitness f ;
- * D'autre part, le hasard, qui intervient dès l'initialisation et dans les opérateurs de variation, en lien direct avec la manière dont est représenté l'espace de recherche.

Le principe est que la sélection favorise les individus qui donnent de bons résultats vis-à-vis de la fonction objective. Ensuite, les variations permettent de faire émerger, parmi cette population sélectionnée, de nouveaux individus, qu'on espère encore meilleurs. Tout au long du processus, la taille de la population reste constante, et l'évolution stochastique dépend uniquement de la génération précédente.

Les principes darwiniens sont implémentés dans l'algorithme de la manière suivante :

- * Initialisation de la population Π_0 : on choisit P individus dans l'espace Ω , souvent de façon totalement aléatoire, avec une probabilité uniforme sur Ω .
- * Évaluation des individus de Π_0 : on calcule la valeur de la fonction f pour chaque individu.
- * Construction de la génération Π_i à partir de Π_{i-1} : chaque nouvelle population est construite à partir de la précédente.
- * Sélection : les individus les plus performants de Π_{i-1} (selon la fonction f) sont sélectionnés ; autrement dit, seuls les mieux adaptés sont retenus pour la reproduction.
- * Application des opérateurs de variation : avec une certaine probabilité, on applique aux parents sélectionnés des opérateurs comme la mutation (pour les changements unaires) ou le croisement (pour les combinaisons binaires ou n-aires). Cette étape reste toujours aléatoire.
- * Évaluation des enfants : les nouveaux individus générés sont à leur tour évalués.

Chapitre III : Les méthodes d'optimisations

* Remplacement : la population $\Pi_i - 1$ est remplacée par une nouvelle, issue soit des enfants, soit d'une combinaison avec certains parents de la population précédente, selon une logique darwinienne où seuls les plus adaptés survivent.

* Arrêt de l'évolution : le processus se termine une fois qu'on atteint le niveau de performance désiré. [III.3]

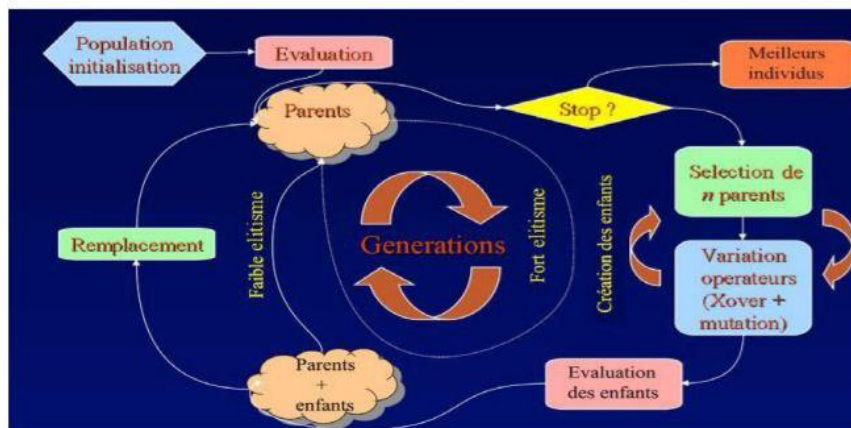


Figure III.1. Schéma général d'un algorithme évolutionnaire.

III.3. Les algorithmes génétiques (AG)

Ont été introduits par John Holland dans les années 1960 et visent à simuler le mécanisme d'adaptation naturelle dans les systèmes informatiques. Contrairement à d'autres approches, leur objectif initial n'était pas de résoudre des problèmes spécifiques, mais de modéliser le processus d'adaptation biologique. Ces algorithmes utilisent une population de solutions appelées chromosomes (souvent sous forme de chaînes binaires), qui évoluent au fil du temps grâce à des opérateurs comme la sélection, le croisement et la mutation. Les meilleurs chromosomes sont sélectionnés pour générer la prochaine génération. Cette méthode est efficace pour traiter des problèmes complexes d'optimisation, bien qu'elle puisse souffrir d'une convergence prématurée vers des solutions locales et nécessiter un temps de calcul élevé pour atteindre une solution optimale. (La figure III.2) illustre le principe de fonctionnement des algorithmes génétiques. [III.1] [III.4]

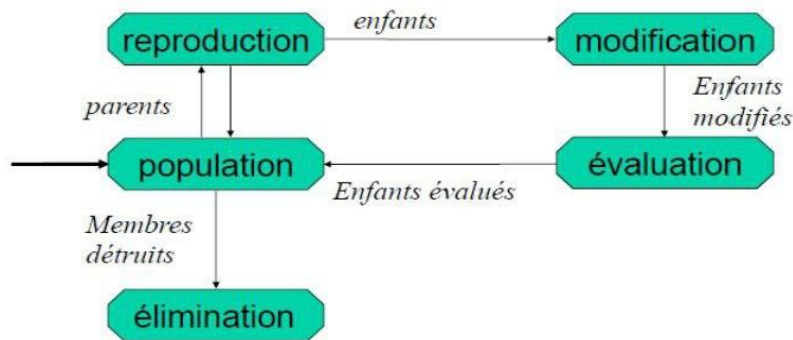


Figure III.2. Principe des algorithmes génétique.

Les algorithmes génétiques (AG) sont utilisés pour résoudre des problèmes dont les solutions ne sont pas calculables de manière efficace par des méthodes analytiques classiques. Ils font évoluer une population de solutions candidates à travers plusieurs générations en appliquant trois opérateurs essentiels : la sélection, le croisement et la mutation. L'algorithme commence avec une population initiale générée aléatoirement. Ces solutions sont évaluées en fonction de leur aptitude, simulant un processus d'évolution naturelle où les individus les plus adaptés survivent et se reproduisent davantage. Le croisement permet de combiner les informations de deux parents pour créer de nouveaux individus, tandis que la mutation aléatoire introduit de la diversité génétique. Ce cycle se répète jusqu'à atteindre un critère d'arrêt, dans le but d'approcher une solution optimale.

Pour que les opérateurs puissent être appliqués, les paramètres à optimiser (les gènes) doivent être codés sous une forme adaptée. Ce codage peut se faire à l'aide de bits, nombres, arbres, tableaux, listes ou d'autres structures. La littérature distingue principalement deux types de codage : le codage binaire et le codage réel. [III.1] [III.5]

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 $x \in \mathbb{R}$ et x a un nombre de décimales noté d . Dans une représentation binaire, la taille de l'individu n vérifie l'inéquation suivante : $|x_{\max}, x_{\min}| * 10^d \leq 2^n$. [III.6]

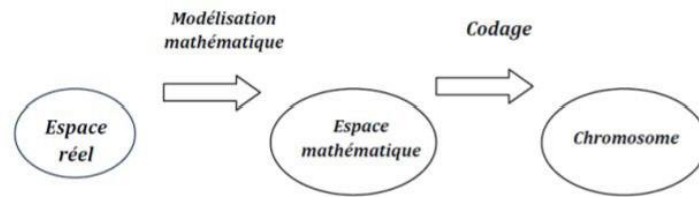


Figure III.3. Les phases de définition d'un codage.

Le Codage de réel

Dans les algorithmes génétiques, le codage réel constitue une alternative efficace au codage binaire, car il ne se limite pas à l'alphabet (0,1). Les individus y sont représentés par des vecteurs de nombres réels en N dimensions. Ce type de codage est particulièrement adapté aux problèmes difficiles à traiter en binaire, mais il nécessite une adaptation spécifique des opérateurs de croisement et de mutation. À chaque génération, une nouvelle population est générée à partir des individus les plus adaptés de la génération précédente, selon une fonction d'évaluation (fitness). Progressivement, les individus évoluent vers l'optimum de la fonction objectif, rendant le codage réel efficace dans l'optimisation de fonctions complexes. [III.7]

III.3.1 Implantation de l'algorithme génétique

L'algorithme génétique de base, bien qu'il puisse être implanté en premier lieu comme dans tous les problèmes d'optimisation, il faut bien définir le problème à optimiser. Il faut bien définir la quantité à optimiser, et aussi savoir quels paramètres on veut déterminer, puis définir le nombre de paramètres à déterminer et les bornes de ces paramètres.

III.3.1.1 La population initiale

La première étape d'un algorithme génétique (AG) est la création de la population initiale, qui représente des solutions possibles au problème. Chaque individu est ensuite évalué selon son fitness par rapport à la fonction objectif. Le principal défi est de choisir la taille optimale de la population, car une taille trop petite peut mener à un optimum local. [III.1]

III.3.1.2. La fonction d'objectif

Dans les algorithmes génétiques, chaque solution est représentée par un chromosome (chaîne de nombres binaires). La fonction d'objectif (ou fitness) attribue une valeur à chaque individu pour évaluer son adaptation à l'environnement du problème. Elle permet de comparer les

individus entre eux en fonction de la qualité de leur solution. Cette fonction est généralement simple à définir lorsqu'il y a peu de paramètres, mais devient plus complexe avec un grand nombre de paramètres ou lorsqu'ils sont corrélés, nécessitant dans ce cas une somme pondérée de plusieurs fonctions et un ajustement des coefficients. [III.8]

III.3.1.3. Le chromosome

Le chromosome (ou génome) est un ensemble de paramètres représentant une solution à un problème dans l'algorithme génétique. Dans les systèmes génétiques artificiels, il est similaire aux chromosomes des systèmes biologiques, portant les informations génétiques de l'individu. Chaque chromosome binaire dans un AG contient plusieurs gènes ayant des valeurs 0 ou 1, déterminant ainsi les attributs de l'individu. [III.9]

III.3.1.4. La sélection

La sélection consiste à choisir les individus les plus adaptés d'une population pour se reproduire et créer la prochaine génération. En biologie, la sélection naturelle explique comment l'environnement influence l'évolution des espèces en sélectionnant les individus les mieux adaptés.

Dans les algorithmes génétiques, on choisit les individus ayant les meilleures performances pour générer une nouvelle génération, dans le but d'améliorer les résultats selon une fonction d'évaluation. [III.10]

III.3.1.5. Le croisement

Le croisement consiste à mélanger les gènes de deux parents pour créer une nouvelle progéniture. Un point de croisement est choisi au hasard, et les gènes avant ce point viennent du premier parent, tandis que ceux après viennent du deuxième parent. Cela permet d'explorer différentes solutions et d'enrichir la diversité génétique. [III.1]

III.3.1.5.1. Le croisement en 1 point

Est une méthode simple où un point de coupure est choisi aléatoirement sur les chromosomes des parents. Les gènes avant ce point restent du parent 1, et ceux après sont échangés avec le parent 2 pour créer la progéniture. [III.11]

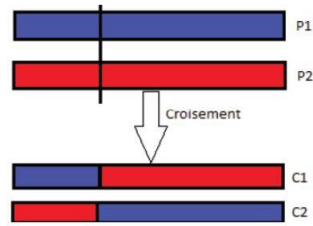


Figure III.4. Croisement en un point de deux chromosomes.

III.3.1.5.2. Le croisement en 2 points

Est similaire au croisement en un point, mais avec deux points de coupure choisis aléatoirement. Les gènes entre ces deux points sont échangés entre les deux parents pour créer deux enfants, chacun ayant une combinaison de gènes des deux parents. [III.8]

<i>Parent1</i>	1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 0
<i>Parent2</i>	1 0 0 1 1 0 0 1 1 0 1 1
<i>Fils 1</i>	1 1 0 1 1 0 0 1 1 0 1 0
<i>Fils 2</i>	1 0 0 1 0 0 0 1 1 0 1 1

Figure. III.5. Croisement en 2-points de deux chromosomes.

III.3.1.6. La mutation

Est un opérateur qui permet d'éviter que l'algorithme ne reste bloqué dans un minimum local. Elle consiste à modifier aléatoirement certaines parties de la solution pour maintenir la diversité de la population. Par exemple, dans une représentation binaire, la mutation peut consister à inverser la valeur d'un gène avec une faible probabilité. Ce processus garantit que l'algorithme peut explorer tout l'espace de recherche sans nécessairement parcourir toutes les solutions possibles. [III.1] [III.19]

III.3.2. L'hybridation

L'hybridation combine les avantages des méthodes déterministes et stochastiques pour pallier les inconvénients des méthodes locales et globales. Les méthodes locales convergent vers une solution locale, tandis que les méthodes globales sont lentes. L'idée est de trouver un compromis entre exploration (chercher des solutions globales) et exploitation (améliorer les solutions locales). L'hybridation permet de renforcer les mécanismes génétiques et

Chapitre III : Les méthodes d'optimisations

d'améliorer les algorithmes génétiques, comme dans l'exemple de l'intégration avec les essaims particuliers (PSO), ce qui accélère la recherche pour localiser l'optimum global.

Etape 1 Initialisation : Définir la taille de la population, le taux de mutation et de croisement, le type de sélection ; choisir le critère d'arrêt et le codage à Utiliser ; générer aléatoirement la population initiale dans l'espace de recherche. [III.12]

Etape 2 Evaluer la fonction fitness de chaque chromosome.

Etape 3 Appliquer l'opérateur de croisement.

Etape 4 Appliquer l'opérateur de mutation.

Etape 5 Sélectionner les chromosomes.

Etape 6 Mettre à jour la nouvelle population.

Etape 7 Répéter les étapes 2-6 jusqu'à atteindre le critère d'erreur et retourner la meilleure solution.

III.4. Les algorithmes ACO

Plusieurs algorithmes ACO ont été proposés dans la littérature. Nous présentons ici le système Ant original, et ses deux variantes les plus réussies : MAX-MIN Ant System et Ant Système de colonies. Pour illustrer les différences entre ces trois algorithmes, nous utilisons le problème du voyageur de commerce comme exemple concret. [III.13]

Ant System (AS)

Est le premier algorithme ACO, où les fourmis mettent à jour les valeurs de phéromone à chaque itération en fonction des solutions construites durant cette itération. La valeur de la phéromone τ_{ij} , sur l'arête reliant les villes i et j est mise à jour selon les contributions de toutes les fourmis ayant utilisé cette arête pour construire une solution $\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}$

Où ρ est le taux d'évaporation, m le nombre de fourmis et τ_{ij} est la quantité de phéromone déposée sur le bord (i, j) par la fourmi k .

$$k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{si la fourmi } k \text{ utilisait le bord } (i, j) \text{ dans son circuit} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (1)$$

Chapitre III : Les méthodes d'optimisations

Où Q est une constante et L_k est la longueur du tour construit par la fourmi k . Dans la construction d'une solution, les fourmis choisissent la ville suivante à visiter par un mécanisme stochastique. Lorsque la fourmi est en ville i et a jusqu'à présent construit la solution partielle s_p , la probabilité d'aller à la ville j est donnée par

$$p_{ij}^k = \left\{ \begin{array}{l} \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{Cil \in N(sp)} \tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta} \quad \text{si } Cil \in N(sp) \\ 0 \quad \text{autrement} \end{array} \right\} \quad (2)$$

Où $N(s_p)$ est l'ensemble des composants réalisables ; c'est-à-dire, les bords (i, l) , l est une ville pas encore visitée par la fourmi k . Les paramètres α et β contrôlent l'importance relative de la phéromone par rapport à l'information heuristique η_{ij} , qui est donnée par : $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$

MAX-MIN Ant System (MMAS) : Cet algorithme est une amélioration par rapport au système Ant d'origine. Ses éléments caractéristiques sont que seule la meilleure des fourmis met à jour les traces de la phéromone. La mise à jour de la phéromone est implémentée comme suit

$$\tau_{ij} \leftarrow [(1-\rho) \cdot \tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^{best}]_{\tau_{min}}^{\tau_{max}} \quad (3)$$

Où τ_{max} et τ_{min} sont respectivement les bornes supérieure et inférieure, limites imposées à

La phéromone ; l'opérateur $[x]_b^a$ est défini comme suit :

$$[x]_b^a = \left\{ \begin{array}{l} a \quad \text{si } x > a \\ b \quad \text{si } x < b \\ x \quad \text{autrement} \end{array} \right\} \quad (4)$$

Et $\Delta\tau_{ij}^{best}$ est défini comme ceci :

$$\Delta\tau_{ij}^{best} = \left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{L_{best}} \quad \text{si } (i,j) \text{ appartient au meilleur tour} \\ 0 \quad \text{autrement} \end{array} \right\} \quad (5)$$

L_{best} Est la longueur du tour de la meilleure fourmi, qui peut être la meilleure solution actuelle, depuis le début ou une combinaison des deux. Les limites de phéromone τ_{min} et τ_{max} sont définies empiriquement ou analytiquement selon le problème. [III.14], [III.15]

Ant Colony System (ACS)

Ant Colony System (ACS) introduit la mise à jour locale de la phéromone en plus de la mise à jour après la construction. Mise à jour locale : chaque fourmi applique une décomposition de la phéromone sur le dernier bord traversé pour diversifier la recherche et éviter des solutions identiques. La formule est : $\tau_{ij} = (1 - \varphi) \cdot \tau_{ij} + \varphi \cdot \tau_0$

Mise à jour hors ligne : à la fin de chaque itération, une seule fourmi (la meilleure ou la meilleure jusqu'à présent) applique la mise à jour avec la formule :

$$\tau_{ij} \leftarrow \begin{cases} (1 - \rho) \tau_{ij} + \rho \cdot \Delta \tau_{ij} & \text{si (i,j) appartient au meilleur tour} \\ \tau_{ij} & \text{autrement} \end{cases} \quad (6)$$

Règle de décision : la fourmi choisit la ville suivante selon une probabilité aléatoire q et un paramètre $q \leq q_0$ la fourmi choisit la ville avec le plus de phéromone.

III.5. Optimisation par essaims particulaires (Particle Swarm Optimization- PSO)

L'optimisation par essaims particulaires (PSO) est une méthode inspirée de la biologie, utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Comme les réseaux de neurones artificiels, les algorithmes génétiques ou les algorithmes de colonies de fourmis, le PSO est un algorithme bio-inspiré. Il repose sur des principes d'auto-organisation qui permettent à un groupe d'organismes vivants d'agir collectivement de manière complexe, à partir de règles simples.

Le PSO s'inspire du modèle développé par Craig Reynolds pour simuler les déplacements collectifs d'animaux, comme les troupes de bovins ou les vols d'oiseaux. Dans ce modèle, chaque oiseau artificiel, ou "boid" (pour bird-oid object), se déplace de manière aléatoire en suivant trois règles simples :

- Cohésion : les boids sont attirés vers la position moyenne du groupe ;
- Alignement : les boids suivent la même direction que leurs voisins ;
- Séparation : les boids gardent une certaine distance les uns des autres pour éviter les collisions.

Chapitre III : Les méthodes d'optimisations

Le PSO introduit un principe supplémentaire : les boïds ne se déplacent pas uniquement de façon aléatoire, ils ont un objectif à atteindre. Cet objectif est défini par une fonction d'optimisation (appelée fonction objectif), fournie par l'utilisateur et qui dépend de l'application ciblée.

Comment fonctionne cet algorithme ?

Le PSO explore l'espace de recherche en testant successivement différentes positions des boïds, dont les mouvements sont régis par des équations simples. La position de chaque boïd dans l'espace représente une solution potentielle au problème à résoudre. La qualité de chaque solution est évaluée à l'aide de la fonction objectif, qui est progressivement optimisée en fonction de la position des boïds.

Concrètement, les positions et vitesses des boïds sont représentées par des vecteurs numériques à D dimensions. Les positions et vitesses initiales sont généralement définies aléatoirement. Ensuite, on réitère l'exploration en mettant à jour la position et la vitesse de chaque boïd jusqu'à obtenir une solution satisfaisante. On évalue la qualité de chaque position à l'aide de la fonction objectif, ce qui permet d'identifier le meilleur boïd et la meilleure position que chaque boïd a visitée jusque-là.

Le vecteur vitesse de chaque boïd X est ensuite mis à jour comme une somme pondérée de trois vecteurs :

- Un vecteur allant de X vers le meilleur boïd de la population (flèche rouge) ;
- Un vecteur allant vers la meilleure position que le boïd a visitée (flèche verte) ;
- Le vecteur vitesse précédent (flèche bleue).

Intuitivement, le comportement collectif des boïds permet à la fois d'explorer l'espace de recherche et d'exploiter les zones prometteuses. De nombreuses variantes de cette méthode ont été développées et appliquées dans divers domaines. [III.16]

III.5.1. Exemple d'application

Les schémas suivants illustrent l'utilisation d'une variante du PSO dans une œuvre artistique interactive appelée "Portrait on the Fly", développée par Laurent Mignonne au et Christa Sommerz. Dans cette installation, une caméra filme les spectateurs faisant face à un écran. Ces images sont traitées à l'aide d'un essaim de mouches artificielles (des boïds) visibles à

l'écran. Ces mouches se déplacent de manière à optimiser un critère de détection des contours, en l'occurrence ceux des spectateurs. [III.17]

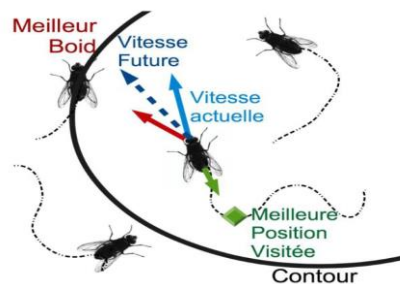


Figure. III.6. Illustrent l'utilisation d'une variante du PSO.

III.6. L'algorithme du Artificial Hummingbird Algorithm (AHA)

L'algorithme **Artificial Hummingbird Algorithm (AHA)** est une méthode d'optimisation inspirée du comportement naturel et intelligent simulé dans le cadre de la recherche de nourriture. Cet algorithme appartient à la catégorie des méta-heuristiques basées sur l'intelligence collective et les comportements d'essaim, conçues pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation. Le fonctionnement de l'AHA s'appuie sur la simulation de trois stratégies alimentaires fondamentales : **l'alimentation dirigée**, où l'AHA se déplace directement vers une source de nectar connue et riche ; **l'alimentation territoriale**, qui consiste à visiter les solutions situées dans une zone précise afin d'exploiter les ressources locales de manière efficace ; et enfin **l'alimentation migratoire**, qui pousse l'AHA à explorer de nouvelles régions lorsqu'une zone devient pauvre en nectar, favorisant ainsi la découverte de nouvelles solutions potentielles.

Dans cet algorithme, chaque solution possible est représentée comme une source de nourriture, décrite par un vecteur contenant un certain nombre et type d'éléments, tandis que la qualité de chaque source est évaluée par une fonction d'adéquation (*fitness*) reflétant le taux de recharge du nectar : plus ce taux est élevé, meilleure est la solution. Chaque entité de l'AHA est associée à une source spécifique, dont elle conserve les informations concernant la position et la qualité, et peut partager ces données avec les autres entités du système, renforçant ainsi la coopération et l'échange d'informations.

Par ailleurs, chaque entité de l'AHA maintient un tableau de visites enregistrant le temps écoulé depuis sa dernière interaction avec chaque source, ce qui permet d'évaluer la fréquentation des solutions et d'équilibrer le choix entre exploitation des solutions riches et

exploration des solutions moins visitées. À chaque itération, ce tableau est mis à jour afin de refléter les déplacements internes de l'AHA et d'orienter la recherche vers les solutions les plus prometteuses.

Ainsi, l'algorithme AHA offre un cadre robuste et efficace qui simule des mécanismes naturels d'exploration et d'exploitation, permettant une recherche optimale dans l'espace des solutions, ce qui en fait un outil puissant pour résoudre des problèmes complexes dans divers domaines. [III.18]

III.6.1. Les étapes de l'algorithme de l'AHA

III.6.1.1 Initialisation (Initialisation)

Initialisation de la population : L'algorithme débute par la génération aléatoire d'une population de solutions, chacune représentant un candidat potentiel dans l'espace de recherche.

Potentielle au problème traité. Cette étape est cruciale pour garantir la diversité initiale de la population, ce qui permet d'explorer efficacement l'espace de recherche et de proposer des solutions variées.

Table des visites : Une table est créée pour enregistrer les positions déjà visitées par les colibris, afin d'éviter les répétitions. Cela empêche l'algorithme de se concentrer uniquement sur certaines zones et favorise l'exploration de nouvelles solutions.

Paramétrage de l'algorithme : Les paramètres clés sont définis, tels que la taille de la population, le nombre maximal d'itérations et les taux d'exploration et d'exploitation qui équilibrent la recherche de nouvelles solutions et l'amélioration des solutions déjà trouvées. [III.20]

$$x_i = Lb + r. (Ub - Lb) \quad (7)$$

III.6.1.2 Évaluation de la performance (Fitness Evaluation)

Évaluation des solutions : Chaque individu de la population est évalué à l'aide d'une fonction objective qui quantifie la qualité de la solution proposée. Cette évaluation permet de hiérarchiser les solutions selon leur efficacité à résoudre le problème.

Chapitre III : Les méthodes d'optimisations

Meilleure solution : Après l'évaluation de toutes les solutions, la meilleure solution est identifiée comme celle qui offre la meilleure performance. Cette solution devient la référence pour le reste des colibris et guide leur recherche dans les étapes suivantes.

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + \alpha \cdot (x_{cible} - x_i(t)) \quad (8)$$

III.6.1.3 Comportement de recherche (Foraging Behavior)

Le comportement de recherche du colibri est simulé, où chaque colibri suit des stratégies différentes pour trouver la meilleure source de nourriture (solution) :

Exploration : À cette phase, chaque individu explore de manière aléatoire de nouvelles régions de l'espace de recherche afin d'identifier des solutions potentielles encore inexplorées, favorisant ainsi la découverte de solutions inédites.

Exploitation : Une fois des régions prometteuses identifiées, les individus affinent leur position en optimisant les solutions obtenues, en s'appuyant sur les connaissances acquises durant l'exploration.

Vérification de la table des visites : Avant de se déplacer, chaque individu consulte la table des visites pour s'assurer que la nouvelle position n'a pas déjà été explorée, ce qui permet de préserver la diversité de la population et d'éviter la redondance dans la recherche.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta \cdot r \quad (9)$$

III.6.1.4 Mise à jour de la Table des Visites (Visit Table Update)

Ajout des nouvelles positions : Lorsqu'une nouvelle position est trouvée, elle est ajoutée à la Table des Visites si elle n'a pas encore été visitée. Cela permet de s'assurer que les colibris n'exploreront pas plusieurs fois la même zone.

Éviter les répétitions : Si la position a déjà été visitée, le colibri cherchera une autre position, ce qui permet d'encourager une exploration plus large de l'espace de recherche.

III.6.1.5 Défense du territoire (Territory Defense)

Maintien de la diversité : Ce mécanisme, inspiré du comportement territorial, empêche la concentration excessive des individus dans une même zone. Il assure ainsi une diversité suffisante au sein de la population, favorisant une exploration efficace de l'espace de

recherche et évitant une convergence prématurée vers des solutions similaires, ce qui est crucial pour la découverte continue de nouvelles solutions.

III.6.1.6 Mise à jour de la mémoire (Memory Update)

Chaque individu conserve en mémoire les meilleures solutions rencontrées durant sa recherche. Cette mémoire permet de focaliser l'exploration sur les solutions les plus prometteuses identifiées au fil du temps. Au cours du processus d'optimisation, cette mémoire est continuellement mise à jour en fonction des nouvelles positions et performances, facilitant ainsi une meilleure orientation des déplacements vers les zones à fort potentiel.

III.6.1.7 Mise à jour de la population (Population Update)

Remplacement des individus faibles : Lorsque des colibris n'apportent pas de bonnes solutions, ils sont remplacés par de nouveaux colibris qui représentent des solutions différentes. Cela permet de maintenir la diversité et d'éviter que l'algorithme ne soit bloqué dans des solutions de faible qualité.

Éviter les répétitions : Avant d'ajouter de nouveaux individus, on vérifie qu'ils ne sont pas déjà présents dans la Table des Visites. Cela permet de garantir que les nouvelles solutions proposées sont réellement nouvelles et innovantes.

III.6.1.8 Critères d'arrêt (Stopping Criteria)

Vérification des critères d'arrêt : Plusieurs critères sont vérifiés pour déterminer si l'algorithme doit s'arrêter :

- * Le nombre maximal d'itérations a été atteint $t \geq T_{max}$.
 - * Un niveau de performance (fitness) suffisant a été atteint $f(x_{best}) \leq f_{cible}$.
 - * Ou bien une convergence a été observée $|x_{best}(t) - x_{best}(t-1)| \leq \epsilon$.
- * Si ces conditions ne sont pas remplies, l'algorithme continue à itérer en répétant les étapes précédentes.

III.6.1.9 Terminaison

Retour de la meilleure solution : Lorsque les critères d'arrêt sont remplis, l'algorithme retourne la meilleure solution trouvée pendant la recherche. Cette solution représente la meilleure réponse au problème traité par l'algorithme de l'AHA.

$x_{best}, f(x_{best})$

III.7. Conclusion

Les méthodes d'optimisation, qu'elles soient classiques ou bio-inspirées, sont des outils puissants pour résoudre des problèmes complexes de recherche de solutions optimales. Les approches classiques sont rapides et précises pour des problèmes bien définis, tandis que les méthodes bio-inspirées, comme l'algorithme du colibri, offrent une grande robustesse et une capacité à explorer efficacement des espaces de recherche non linéaires, incertains ou multimodaux. Leur complémentarité permet de répondre à une grande variété de défis dans de nombreux domaines.

Bibliographie

- [III.1]. Haupt, R. L., & Haupt, S. E. (2004). Practical genetic algorithms (2nd ed.). Wiley-Interscience.
- [III.1]. Deb, K. (2001). Multi-objective optimization using evolutionary algorithms. Wiley.
- [III.3]. KHALFA, A. (2020). Méthodes avancées pour l'analyse paramétrique non-stationnaire des signaux de la parole et des signaux audio. Application à la séparation de source informée (Thèse de doctorat en sciences). Soutenue le 13 Février 2020.
- [III.4]. Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press.
- [III.5]. Mitchell, M. (1998). An introduction to genetic algorithms. MIT Press.
- [III.6]. Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley.
- [III.7] 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.
- [III.8]. Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley.
- [III.9]. Datta, Subrata. Efficient genetic algorithm on linear programming problem for fittest chromosomes. Journal of Global Research in Computer Science, 2012, 3.6: 1-7.
- [III.10]. Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. University of Michigan Press.

Chapitre III : Les méthodes d'optimisations

- [III.11]. Public, K and Manger, R. (2013) Comparison of eight evolutionary crossover operators for the vehicle routing problem. *Journal of Mathematical Communications*, 18, 359-375.
- [III.12]. Blum, C., & Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys*, 35(3), 268–308.
<https://doi.org/10.1145/937503.937505>.
- [III.13]. Dorigo, M., & Stützle, T. (2004). *Ant colony optimization*. MIT Press.
- [III.14] Dorigo, M., Maniezzo, V., & Colorni, A. (1991). *Positive feedback as a search strategy* (Tech. Rep. No. 91-016). Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano.
- [III.15]. Dorigo, M., Maniezzo, V., & Colorni, A. (1996). Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, 26(1), 29–41. <https://doi.org/10.1109/3477.484436>.
- [III.16]. Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 4, 1942–1948.
<https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>.
- [III.17]. Site internet <https://dataanalyticspost.com/Lexique/particle-swarm-optimization/>;
- [III.18]. Zhao, W., Wang, L., & Mirjalili, S. (2022). Artificial Hummingbird Algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by the intelligent foraging strategy of hummingbirds. *Computers & Industrial Engineering*, 158, 107408. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107408>.
- [III.19]. Abdoun, O., Abouchabaka, J., & Tajani, C. (2012). Analyzing the performance of mutation operators to solve the travelling salesman problem [arXiv preprint arXiv:1203.3099]. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1203.3099>.
- [III.20]. Mirjalili, S. (2019). *Evolutionary algorithms and swarm intelligence*. Springer.

Chapitre IV
Résultat De Simulation

IV.1. Introduction

Dans cette partie, nous fournissons une analyse approfondie des performances de l'algorithme AHA proposé pour la séparation des sources sonores, en le comparant aux résultats de l'algorithme ICA bien établi. Ces expériences ont pour but d'évaluer l'efficacité des deux approches dans la distinction des signaux audio mélangés, en utilisant des données réelles et des critères de performance précis. Une étude détaillée des résultats sera réalisée pour mettre en avant les atouts et les limites de chaque algorithme, ce qui permettra d'évaluer dans quelle mesure l'algorithme AHA peut améliorer la qualité de la séparation par rapport à la méthode ICA traditionnelle.

IV.2. Méthode Proposée

Dans la section suivante, nous allons expliquer le système SAS qui a été développé et appliqué aux défis de séparation de différentes sources audio. En essence, le système SAS a été élaboré en quatre étapes fondamentales :

Tout d'abord, le mélange des sources audio d'entrée a eu lieu, puis, les signaux de sortie du premier niveau ont été séparés grâce à la méthode AHA, qui s'appuie sur l'oiseau-mouche pour différencier les sons. Ensuite, les sources estimées ont été obtenues par le biais d'une équation et enfin, l'efficacité du système de séparation des sources (BSS) a été mesurée.

IV.3. SAS basés sur l'algorithme AHA

Dans cette partie, nous décrivons la méthode suggérée pour un système de séparation automatique des sources (SAS) qui repose sur l'algorithme AHA, s'inspirant du comportement des AHA

La démarche débute par la création d'un ensemble initial de solutions possibles, suivi d'un ajustement dynamique de ses paramètres pour simuler la vitesse de déplacement de l'AHA. Chaque solution est jugée selon un critère d'autonomie statistique, puis un mécanisme de sélection adaptatif et de recherche locale est utilisé en cas d'immobilisme. De nouvelles solutions sont ensuite élaborées en se basant sur les mouvements diversifiés du Hummingbird. Le meilleur vecteur de séparation est déterminé, une orthogonalisation est mise en œuvre pour garantir l'indépendance linéaire, et ce processus se répète jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Pour finir, la source qui a été séparée est reconstruite.

IV.4. Les opérateurs

IV.4.1. Mise à jour dynamique des positions

Les positions des solutions sont mises à jour en combinant une attraction vers la meilleure solution connue et un mouvement aléatoire, garantissant ainsi une exploration efficace de l'espace de recherche et évitant les minima locaux.

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + \alpha.(x_{best} - x_i(t)) + \beta. \epsilon \quad (1)$$

α : est le coefficient d'attraction vers la meilleure solution,

β : est le coefficient du mouvement aléatoire,

ϵ : est un vecteur aléatoire (par exemple, issu d'une distribution normale ou uniforme),

t: est l'itération courante.

IV.4.2. Équilibre exploration-exploitation

Les coefficients alpha et beta sont ajustés progressivement durant les itérations pour éviter de rester coincé dans des solutions locales.

IV.4.3. Mémoire du meilleur nectar

Conservation des meilleures solutions pour orienter la recherche vers des zones prometteuses.

IV.4.4. Diversité des modes de vol

Utilisation de différentes stratégies de mise à jour des positions pour assurer une recherche variée et éviter les minima locaux.

IV.5. Les paramètres de simulation

Dans ce projet, l'algorithme AHA (Artificial Hummingbird Algorithm) est utilisé pour la séparation aveugle de sources (Blind Source Separation), en estimant la matrice de séparation optimale $W_{optimal}$. Cet algorithme bio-inspiré repose sur plusieurs paramètres clés qui influencent son efficacité :

Population = 100 : nombre d'oiseaux-mouches (solutions) explorant l'espace de recherche.

Max_iter = 100 : nombre maximal d'itérations pour améliorer les solutions.

Chapitre IV : Résultat De Simulation

Exploration_rate = 0.2 : taux d'exploration globale, favorisant la découverte de nouvelles zones dans l'espace de solutions.

Territorial_rate = 0.1: probabilité d'effectuer une recherche locale autour de la solution actuelle.

Migration_interval = 10 : intervalle d'itérations après lequel un mécanisme de migration est activé pour diversifier la recherche.

IV.6. Les Signaux sources

Dans cette étude, trois cas différents de signaux sources ont été utilisés, combinant des signaux vocaux et musicaux, comme suit :

Premier cas : Deux signaux vocaux humains ont été utilisés :

- speech1.wav - speech2.wav

Ces deux signaux représentent des discours enregistrés provenant de deux sources différentes.

Deuxième cas : Deux signaux musicaux ont été utilisés

-Music_mandolin_30s.wav -Music_vivaldi_30s.wav

Ce cas permet d'analyser la séparation de signaux purement musicaux.

Troisième cas : Un signal vocal humain et un signal musical ont été utilisés :

- speech1.wav

- Music_vivaldi_30s.wav

L'objectif de ce cas est d'étudier le mélange entre la parole et la musique

IV.7. Les mesures de performance :

Afin d'examiner les performances de la technique proposée, nous l'évaluons à l'aide de Trois indices de performance : source to distortion ratio (SDR) valeur absolue des coefficients de corrélation (AVCC) et erreur quadratique moyenne (MSE) Ils Sont, respectivement définis comme suit :

$$SDR(y_i, s_i) = 10 \log \left[\frac{\sum_{i=1}^M [y_i(t)]^2}{\sum_{i=1}^M [y_i(t) - s_i(t)]^2} \right] \quad (2)$$

$$AVCC = \left| \frac{\sum_{i=1}^M y_i(t) s_k(t)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M y_i(t)^2 \sum_{i=1}^M s_k(t)^2}} \right| \quad (3)$$

Simulation 1

Les signaux speech1.wav et speech2.wav et leurs signaux estimés sont montrés dans la figure

Suivant :

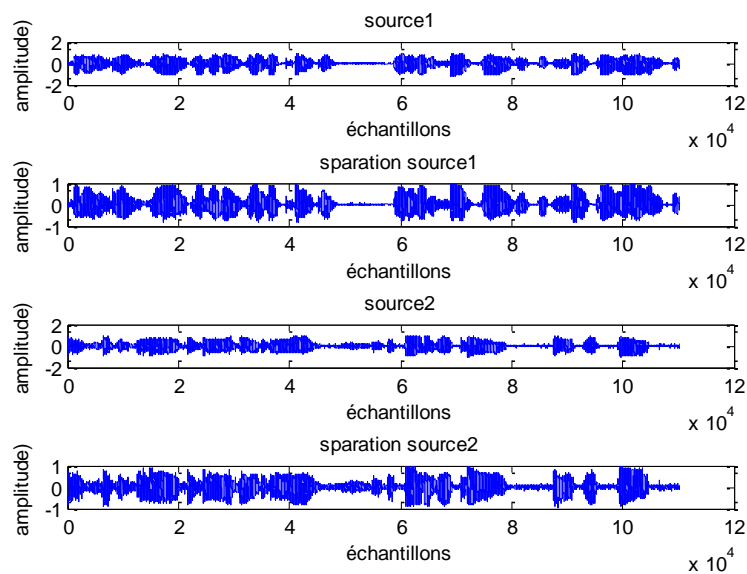


Figure.IV.1. Première expérience par la technique AHA speech1/speech2

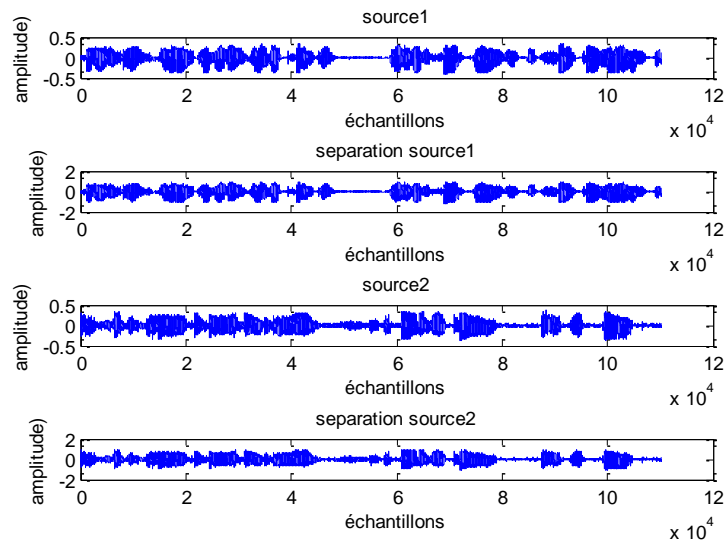


Figure.IV.2. Première expérience par la technique Fast ICA speech1/speech2

Simulation 2

Les signaux Music_mandolin_30s.wav et Music_vivaldi_30s.wav et leurs signaux estimés sont montrés dans la figure suivant :

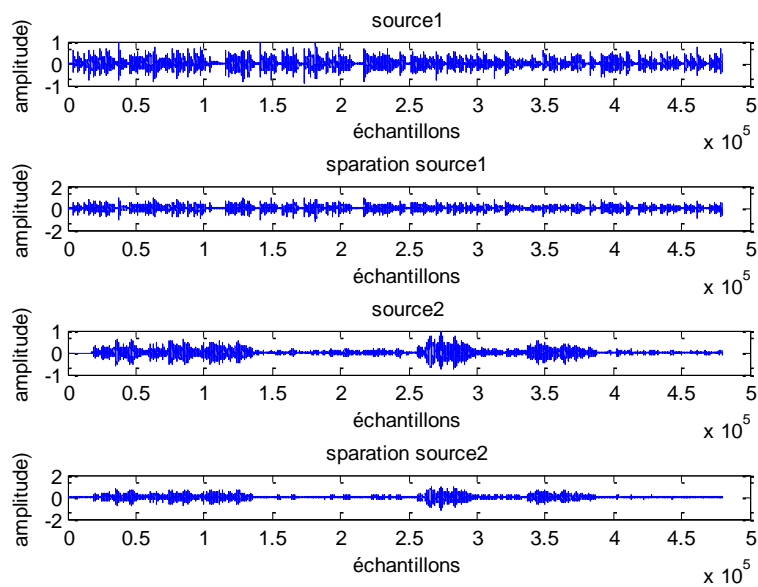


Figure.IV.3. Deuxième expérience par la technique AHA music1/music2

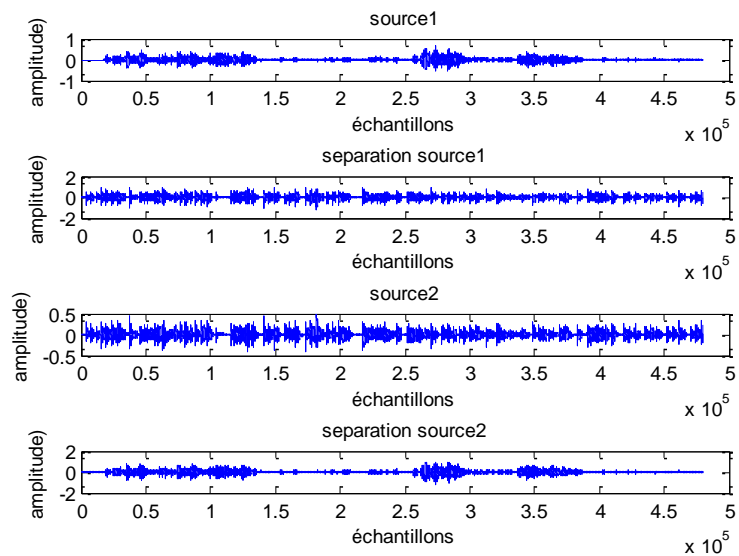


Figure.IV.4. Deuxième expérience par la technique Fast ICA music1/music2

Simulation 3 Les signaux speech1.wav et Music_vivaldi_30s.wav et leurs signaux estimés sont montrés dans la figure suivante :

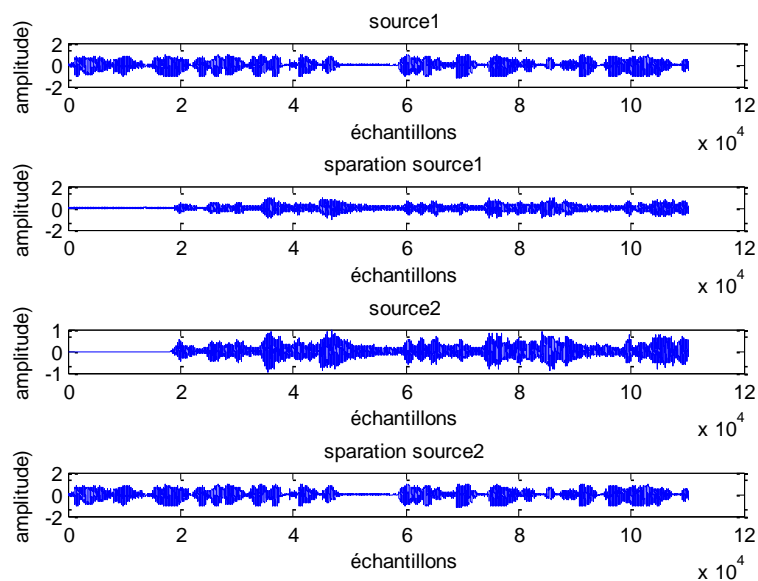


Figure.IV.5. Troisième expérience par la technique AHA speech1/music2

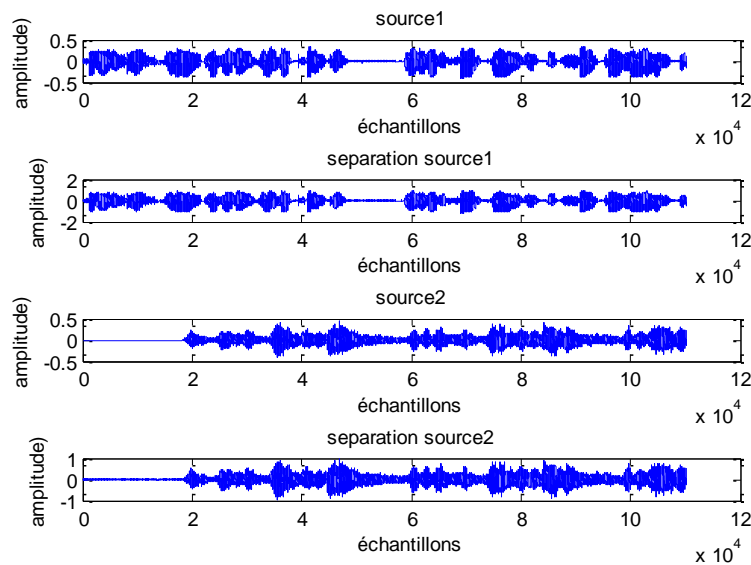


Figure.IV.6. Troisième expérience par la technique Fast ICA speech1/music2

IV.8. Interprétations

À partir des résultats expérimentaux, on peut déduire ce qui suit : Premièrement, dans le cas de la séparation des signaux musicaux Music_Mandolin_30s.wav et Music_Vivaldi_30s.wav, on observe que les formes d'onde des signaux extraits sont très proches des signaux d'origine, avec quelques différences mineures dans les détails fins, ce qui indique une bonne précision de séparation. Deuxièmement, pour la séparation des signaux de parole speech1.wav et speech2.wav, les signaux obtenus sont clairs et presque identiques aux signaux d'origine, démontrant la capacité de l'algorithme à distinguer efficacement les sources vocales. Troisièmement, dans le cas du mélange parole-musique speech1.wav + Music_Vivaldi_30s.wav, les résultats de séparation sont acceptables, le signal de parole étant bien récupéré malgré la complexité de l'arrière-plan musical. En se basant sur les indicateurs de performance tels que le SDR, l'AVCC et le MSE, les résultats confirment l'efficacité de l'algorithme Colibri (AHA) dans divers scénarios de séparation audio. De plus, l'algorithme AHA a démontré une précision et une performance supérieures à celles de l'algorithme ICA, notamment en termes de préservation de la qualité du signal et de réduction de la distorsion

Ces résultats sont illustrés dans les tableaux suivants :

Chapitre IV : Résultat De Simulation

Tableau IV. 1.Critères de performance pour le Première cas (speech1/speech2)

Critère	Technique (AHA)	Technique (Fast ICA)
MSE 01	0.0825	0.0840
MSE 02	0.0628	0.0654
SDR 01	74.9877	29.7648
SDR 02	65.5518	40.2263
AVCC	$\begin{pmatrix} -1.0000 & 0.0239 \\ 0.0242 & -1.0000 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.9995 & -0.0317 \\ 0.0074 & 1.0000 \end{pmatrix}$

Tableau IV.2.Critères de performance pour le Deuxième cas (music1/music2)

Critère	Technique (AHA)	Technique (Fast ICA)
MSE 01	0.0149	0.0126
MSE 02	0.0071	0.0164
SDR 01	55.6923	40.6005
SDR 02	59.7193	41.0684
AVCC	$\begin{pmatrix} -1.0000 & -0.0002 \\ -0.0029 & -1.0000 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1.0000 & -0.0060 \\ -0.0073 & 1.0000 \end{pmatrix}$

Tableau IV.3.Critères de performance pour le Troisième cas (speech1/music2)

Critère	Technique (AHA)	Technique (Fast ICA)
MSE 01	0.0825	0.0838
MSE 02	0.0232	0.0250
SDR 01	66.9295	38.8455
SDR 02	49.3865	36.3970
AVCC	$\begin{pmatrix} 0.0006 & 1.0000 \\ -1.0000 & -0.0035 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.9999 & 0.0096 \\ -0.0135 & 0.9999 \end{pmatrix}$

IV.9. Conclusion :

Dans ce dernier chapitre, nous avons implémenté et comparé deux algorithmes de séparation des sources sonores : l'algorithme du hummingbird artificiel et l'algorithme d'analyse en composantes indépendantes (ICA), en utilisant des signaux audios réels comprenant de la

Chapitre IV : Résultat De Simulation

parole et de la musique. À travers l'analyse de l'ensemble des résultats expérimentaux, nous pouvons conclure que l'algorithme AHA offre de meilleures performances en termes de qualité de séparation. Il a réussi à préserver la forme originale des signaux avec une grande précision, même dans des situations complexes comme le mélange parole-musique. Les indicateurs de performance tels que le SDR, l'AVCC et le MSE montrent clairement la supériorité de l'algorithme AHA par rapport à la méthode ICA, confirmant ainsi son efficacité accrue dans les applications de séparation de sources audio.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons étudié le problème de la séparation aveugle des sources audio, un défi fondamental du traitement du signal, notamment dans les domaines de l'audio, des télécommunications et du biomédical. Notre démarche a consisté à comparer des méthodes classiques, telles que l'ICA et Infomax, avec des approches plus récentes et bio-inspirées, notamment l'Artificial Hummingbird Algorithm (AHA).

Après avoir réalisé une revue détaillée de l'état de l'art en séparation aveugle des sources, nous avons mis en évidence les limites des méthodes fondées sur la descente de gradient, en particulier leur vulnérabilité aux minima locaux et leur dépendance à des hypothèses de linéarité. Pour pallier ces contraintes, nous avons exploré des techniques d'optimisation évolutionnaire, parmi lesquelles l'AHA s'est distingué par sa capacité à explorer efficacement l'espace de recherche et à fournir de meilleurs résultats dans des contextes complexes.

Les résultats expérimentaux ont montré qu'AHA offre de très bonnes performances, notamment en présence de mélanges convolutifs non linéaires. Il dépasse l'ICA dans ces situations, en évitant les minima locaux et en s'adaptant plus efficacement à des signaux réalistes. Ces observations soulignent le potentiel important des algorithmes bio-inspirés dans le domaine de la séparation aveugle, en particulier lorsqu'il s'agit de signaux complexes, corrélés ou redondants.

L'exploration des mélanges convolutifs non linéaires, combinée à l'intégration des méthodes d'optimisation multi-objectif, ouvre ainsi des perspectives de recherche innovantes. Ces orientations visent à améliorer la robustesse et la précision des systèmes de séparation, notamment dans des applications concrètes telles que l'analyse de scènes sonores naturelles, la séparation de dialogues multi-locuteurs ou encore le traitement de signaux médicaux composites.