

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI
DE TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

THÈSE DE DOCTORAT 3^{eme} CYCLE EN AUTOMATIQUE

Présenté par: Farid HAMMOU

Traitement et classification des données par filtrage

Thèse soutenue publiquement le 18 / 12 / 2018 devant le jury d'examen composé de:

Ahmed MAIDI	Professeur	Univ. M. Mammeri de Tizi-Ouzou	Président
Kamal HAMMOUCHE	Professeur	Univ. M. Mammeri de Tizi-Ouzou	Rapporteur
Kamal MEDJAHER	Professeur	ENIT de Tarbes, (France)	Examineur
Karim MOKRANI	Professeur	Univ. Abderrahmane Mira de Béjaïa	Examineur
Salah HADDAB	M.C.A	Univ. M. Mammeri de Tizi-Ouzou	Examineur

*« Chercher, c'est discerner la différence au sein de
La ressemblance »*

J. Hammou

Remerciements

Les travaux présentés dans cette thèse ont été réalisés au laboratoire "Laboratoire Vision et Automatique des Systèmes" (LVAAS) du Département d'Automatique, Faculté de Génie Électrique et d'Informatique de l'université "Mouloud Mammeri" de Tizi-Ouzou, Algérie.

Je tiens à remercier le directeur de ma thèse Hammouche Kamal de m'avoir accueilli dans son équipe de recherche, et ce, dès le Master-II. Je lui suis reconnaissant pour m'avoir permis aussi d'explorer plusieurs disciplines liées à ce travail. En outre, il m'a fait découvrir une autre facette intéressante de la recherche. Je remercie également le Professeur Jack-Gerard Postaire de l'Université de Lille, France pour son aide précieuse et ses encouragements constants.

Il m'est agréable de remercier Mr. Maidi Ahmed, Professeur à l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, qui me fait l'honneur de présider le jury.

Je tiens à remercier vivement Mr. Medjaher Kamal, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes, pour l'intérêt qu'il porte à ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Mr. Mokrani Karim, Professeur à l'Université Abderrahmane Mira de Béjaïa pour l'intérêt qu'il manifeste à l'égard de ce travail et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de faire partie du jury.

J'exprime ma profonde gratitude à Mr. Haddab Salah, Maître de conférence "A" à l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, pour avoir accepté d'examiner ce travail. C'est avec un énorme plaisir que je le vois participer au jury.

Mes remerciements s'adressent également à tous les membres de l'équipe LVAAS pour la convivialité et la disponibilité dont ils ont fait preuve au cours de ces années et pour leurs encouragements et conseils avisés.

Je remercie ma famille: mon père, ma mère, mes frères et sœurs, également ma belle famille et plus spécialement mon épouse de m'avoir encouragé pendant toutes ces années.

Enfin, je remercie énormément mes ami(e)s pour leurs soutien très précieux, leurs présence au quotidien et surtout, pour tous les bons moments passés en leur compagnie.

Farid Hammou

Dédicaces

Je dédie ce travail à:

*Mon cher père, papa sache que les sacrifices que tu as faits pour la réussite
de tes enfants ne sont pas restés vains.*

*Ma chère mère, qui a sue m'encourager, avec ses prières, tout au long de
mon cursus.*

*Que Dieu vous garde et qu'il vous accorde une longue vie pleine de santé,
d'amour et de paix.*

Mes frères et sœurs pour leurs bienveillance.

*Ma chère et adorable épouse, pour ta tendresse, ta patience et
compréhension dans les moments difficiles.*

A tous mes ami(e)s.

Farid Hammou

Table des matières

Remerciements	ii
Dédicaces	iii
Sommaire	iv
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	x
Notations	xi
Introduction	xiv
1.1 Contexte de la thèse	xiv
1.2 Organisation de la thèse	xvi
1 Synthèse des filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie monodimensionnelle	1
1.1 Introduction	1
1.2 Filtres à réponse impulsionnelle infinie	2
1.2.1 Structure de forme directe	3
1.2.2 Structure de forme parallèle	3
1.2.3 Structure de forme cascade	3
1.2.4 Structure en treillis	4
1.3 Synthèse des filtres RII monodimensionnels	6
1.3.1 Méthodes conventionnelles de synthèse des filtres RII	6
1.3.2 Méthodes de synthèse des filtres RII par optimisation	7
1.3.3 Stabilité des filtres RII	10
1.4 Algorithme PSO	11
1.5 Variantes du PSO	13
1.6 Coopération-Hiérarchisation PSO pour la conception des filtres RII	15
1.6.1 Règle de mise à jour des meilleures positions personnelles	15
1.6.2 L'opérateur de stabilisation	19
1.7 Tests et Résultats	20
1.7.1 Précision	22

1.7.2	Profile de convergence	26
1.7.3	Temps de calcul	29
1.7.4	Stabilité	31
1.8	Conclusion	32
2	Filtrage d'un signal Électrogastrogramme (EGG)	33
2.1	Introduction	33
2.2	Anatomie du tube digestif	34
2.3	L'estomac	35
2.4	Étude et diagnostic de l'estomac	37
2.4.1	L'endoscopie	38
2.4.2	La manométrie	38
2.4.3	Analyse des vibrations de surface	39
2.4.4	L'échographie	39
2.4.5	Électrogastrographie	40
2.5	Le signal EGG	41
2.6	Filtrage du signal EGG	42
2.7	Synthèse d'un filtre RII PB par l'algorithme CHPSO	42
2.7.1	Filtrage des signaux EGG synthétiques	44
2.8	Filtrage de signaux Électrogastrogrammes réels	51
2.8.1	Système d'acquisition de signaux EGG	51
2.9	Conclusion	57
3	Synthèse des filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie bidimensionnelle	58
3.1	Introduction	58
3.2	Filtre RII bidimensionnel	59
3.2.1	Stabilité des filtres RII-2D	61
3.3	Synthèse des filtres RII-2D	61
3.3.1	Critères d'optimisation	62
3.3.1.1	Domaine spatial	62
3.3.1.2	Domaine fréquentiel	63
3.4	Synthèse de filtres RII-2D à base du CHPSO	63
3.5	Tests et Résultats	66
3.5.1	Filtrage des images en niveaux de gris	69
3.6	Conclusion	73
4	Classification non supervisée par filtrage anisotropique	74
4.1	Introduction	74
4.2	Classification non supervisée	75
4.3	Méthodes de classification non supervisée basées sur la densité	76
4.4	Diffusion anisotropique d'une image	78
4.5	Détection des modes par diffusion anisotropique basée sur l'analyse de la convexité	79
4.5.1	Estimation de la fonction de densité de probabilité	80

4.5.2	Diffusion anisotrope basé sur la convexité	81
4.5.2.1	Fonction de diffusion	82
4.5.2.2	Diffusion Directe et inverse	84
4.5.2.3	Implémentation	85
4.5.2.4	Ajustement des paramètres	86
	Paramètre de contraste k	86
	Intervalle de temps	86
	Critère d'arrêt	87
4.6	Extraction des noyaux des classes et la classification	87
	Pas de discrétisation S	88
4.7	Tests et résultats	89
4.7.1	Robustesse vis-à-vis du bruit	91
4.7.2	Classes sphériques chevauchantes	92
4.7.3	Classes non linéairement séparables	96
4.7.4	Données multidimensionnelles	100
4.7.5	Temps d'exécution	102
4.8	Conclusion	103
Conclusion		104
1.1	Synthèse des chapitres	104
1.2	Perspectives	106
1.2.1	Algorithme CHPSO	106
1.2.2	Opérateur de stabilisation	106
1.2.3	Signal Électrocardiogramme (ECG)	107
1.2.4	Algorithme CDAD	107
A Algorithmes de classification non supervisée		108
A.1	Algorithme K-Means	108
A.2	Algorithme DPC	109
A.3	Algorithme DPCHD	110
A.4	Algorithme DBSCAN	112
A.5	Algorithme SC	113
B Critères d'évaluation des résultats de classification		114
B.1	Taux de classification	114
B.2	Information mutuelle	114
B.3	Indice de Rand	116
Bibliographie		118
Résumé		130
Abstract		130

Table des figures

1.1	Représentation de forme treillis d'un filtre RII	4
1.2	Gabarit d'un filtre RII passe bas	6
1.3	Illustration graphique du cirière $J(\alpha)$ donné par (Eq. 1.26)	9
1.4	Schéma de principe du déplacement d'une particule [1]	13
1.5	Organigramme de l'algorithme PSO standard	14
1.6	Organigramme de l'algorithme proposé CHPSO	18
1.7	Illustration de la stabilisation des pôles par réflexion	20
1.8	Courbes des gains normalisés des filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.	25
1.9	Courbes des gains en dB des filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.	26
1.10	Courbes de l'évolution des fitness pour les filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.	28
1.11	Profils de convergence des différents algorithmes dans le cas des filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.	29
1.12	Représentation des plants Pôle/Zéro des filtres RII engendrés par l'algorithme CHPSO, (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB	31
2.1	Anatomie du tube digestif	35
2.2	Les zones anatomiques et fonctionnelles de l'estomac.	36
2.3	Couches musculaires de l'estomac.	37
2.4	Examen de l'endoscopie, (a): La sonde endoscopique, (b): application réel de l'endoscopie sur un patient.	38
2.5	Examen de manométrie.	39
2.6	Examen de l'échographie.	40
2.7	Gabarit du filtre RII PB désiré pour le filtrage des signaux EGG	43
2.8	Courbes des gains normalisés des filtres BP RII conçus. (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique.	45
2.9	Allure d'un signal EGG simulé. (a) Signal EGG. (b) Signal EGG contaminé par un bruit additif $\alpha = 1.0$. (c) Spectre fréquentiel du signal EGG brut. (d) Spectre fréquentiel du signal EGG bruité	47
2.10	Résultats de filtrage du signal synthétique de la figure (2.9 (b)) par les filtres: (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique	49
2.11	Spectres fréquentiels des signaux EGG filtrés de la figure (2.10), (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique	50
2.12	Système réel développé pour l'acquisition des signaux EGG	51
2.13	Diagramme du système d'acquisition du signal EGG.	52

2.14	Système d'acquisition des signaux EGG réels . (a): Unité de conditionnement (CSU), (b): Circuit électronique de l'unité de conditionnement.	53
2.15	Signal EGG réel enregistré par notre système durant la période postprandial.	53
2.16	(a) Signal EGG réel enregistré durant la période postprandial sous échantillonné à une fréquence de 2 Hz, (b) son spectre fréquentiel.	54
2.17	Signal EGG réel enregistré par notre système durant la période préprandial	54
2.18	(a) Signal EGG réel enregistré durant la période préprandial sous échantillonné à une fréquence de 2 Hz, (b) son spectre fréquentiel.	54
2.19	Résultats de filtrage du signal EGG réel représenté dans la figure (2.11): (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique.	55
2.20	Spectres fréquentiels des signaux EGG réel filtrés: (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique	56
3.1	Organigramme de l'algorithme proposé CHPSO pour la synthèse de filtre RII-2D	65
3.2	Spectre d'amplitude de la réponse $ H_d(\omega_1, \omega_2) $ du filtre RII-2D désiré	66
3.3	Évolution de la fitness de chaque algorithmes	68
3.4	Profils de convergence des algorithmes: CHPSO, WPSO, QPSO, DE, GA et BEA.	68
3.5	Spectre d'amplitude des filtres passe bas d'ordre 2 synthétisés par les différents algorithmes.	70
3.6	Images tests (1 ^{ère} ligne) et leurs versions bruitées (2 ^{ème} ligne) avec un bruit Gaussien de moyenne $\mu = 0$ et de variance $\sigma = 0.005$	71
3.7	Résultats de filtrage des images de la figure (3.6) par les filtres conçus par les algorithmes (a): CHPSO, (b): WPSO, (c): QPSO, (d): DE, (e): GA et (f): BEA.	73
4.1	Allure d'une fdp estimée sur ensemble de données bidimensionnelles. (a) Données. (b) fdp estimée avec $S = 26$	81
4.2	La structure d'un voisinage dans le cas bidimensionnel et tridimensionnelle	83
4.3	Résultats de la procédure CDAD sur la fdp estimée de la Fig. (4.1). (a) Variation des moyennes de changement E^t en fonction du nombre d'itérations. (b) fdp obtenue à la dernière itération.	88
4.4	Résultat de la classification. (a) Noyaux des classes détectées avec $S = 26$. (b) Résultat de l'assignation des observations aux classes prototypes.	89
4.5	variation du nombre de classes détectées en fonction du pas S	89
4.6	Résultat de la procédure CDAD sur l'ensemble de données de la figure (4.1) corrompu par un bruit additif. (a) Ensemble de données bruités. (b) fdp estimée sur les données bruités . (c) Résultat de la procédure CDAD.	91
4.7	Détection des modes par la procédure CDAD sur les ensembles de données avec des classes sphériques chevauchantes. (a) Données brutes S1. (b) fdp estimée sur les données brutes de S1. (c) Résultat de CDAD sur la fdp de S1. (d) Ensemble de données brutes S3. (e) fdp estimée sur les données brutes de S3. (f) Résultat de CDAD sur la fdp de S3. (g) Données brutes A3. (h) fdp estimée sur données brutes de A3. (i) Résultat de CDAD sur la fdp de A3.	93

4.8	Résultats de la classification obtenus par les différents algorithmes sur des ensembles de données constituées des classes sphériques chevauchantes. . . .	96
4.9	Détection des modes par la procédure CDAD sur les ensembles de données avec des classes non linéairement séparables. (a) Données brutes Flame. (b) fdp estimée sur les données Flame. (c) Résultat de CDAD sur la fdp des données Flame. (d) Ensemble de données brutes DS3. (e) fdp estimée sur les données DS3. (f) Résultat de CDAD sur la fdp des données DS3. (g) Données brutes Disk. (h) fdp estimée sur les données Disk. (i) Résultat de CDAD sur la fdp des données Disk.	98
4.10	Résultats de la classification obtenus par les algorithmes de classification sur les ensembles de données avec des classes non linéairement séparables . (a) Flame-CDAD. (b) Flame-K-means. (c) Flame-SC. (d) Flame-DBSCAN. (e) Flame-DPC. (f) Flame-DPCHD. (g) DS3-CDAD. (h) DS3-K-means. (i) DS3-SC. (j) DS3-DBSCAN. (k) DS3-DPC. (l) DS3-DPCHD. (m) Disk-CDAD. (n) Disk-K-means. (o) Disk-SC. (p) Disk-DBSCAN. (q) Disk-DPC. (r) Disk-DPCHD.	100
4.11	Résultats de la classification sur l'ensemble de données Anneaux. (a) Ensemble des données brutes. (b) CDAD. (c) K-means. (d) SC. (e) DBSCAN. (f) DPC.	101

Liste des tableaux

1.1	Spécifications des filtres; PB, PH, CB et SB à concevoir	20
1.2	Paramètres des différents algorithmes	21
1.3	Statistiques des fitness obtenues lors de la synthèse des filtres RII; PB, PH, CB et SB d'ordre 8	23
1.4	Temps d'exécution moyen en secondes (s)	30
1.5	Statistiques des atténuations dans la bande stoppée (dB) obtenues lors de la synthèse des filtres: PB, PH, CB et SB d'ordre 8	30
2.1	Les différentes anomalies de l'activité myoléctrique gastrique [2]	41
2.2	Spécifications du filtre RII PB conçu pour le filtrage du signal EGG	43
2.3	Paramètres de contrôle des algorithmes CHPSO et WPSO	44
2.4	Valeurs de RMSE des filtres RII synthétisés	44
2.5	Valeurs du RSE obtenues par les différents filtres RII conçus.	48
2.6	Valeurs du SNR en dB obtenues par les filtres RII conçus.	48
3.1	Paramètres de contrôle de chaque algorithme	67
3.2	Statistiques des fitness obtenues lors de la synthèse des filtres numériques RII-2D passe bas d'ordre 2	67
3.3	Temps d'exécution moyen en secondes (s) des différents algorithmes de synthèse de filtre RII-2D	69
3.4	PSNR (dB) obtenus par les différents filtres RII-2D sur les images	71
4.1	Description des données et les paramètres des algorithmes CDAD, SC, DBS-CAN et DPC. (Q est le nombre d'observations, N le nombre de dimensions et K le nombre de classes).	90
4.2	Résultats des algorithmes de classification.	95
4.3	Paramètres statistiques des trois distributions bidimensionnelles à partir desquelles sont générées les observations de l'ensemble des données DS3.	97
4.4	Temps d'exécution, en secondes, des six algorithmes de classification	103
B.1	Table de contingence entre deux partitions X et Y contenant respectivement K et K' classes; n_{kl} est l'effectif d'observations appartenant simultanément à la classe k de la variable X et à la classe l de la variable Y	116

Notations

Notations relatives à la synthèse des filtres RII 1D et 2D

ω, z	Indices de fréquences
a_i, b_j	Coefficients constructeurs d'un filtre RII-1D
$a(k_1, k_2), b(k_1, k_2)$	Coefficients constructeurs d'un filtre RII-2D
$\omega_c, \omega_p, \omega_s$	Fréquences de coupure
δ_p	Tolérance dans la bande passante
δ_s	Tolérance dans la bande stoppée
Δt	Période d'échantillonnage.
$y(k), g(k_1, k_2)$	Sortie d'un filtre RII (1D, 2D)
$x(k), f(k_1, k_2)$	Entrée d'un filtre RII (1D, 2D)
L	Nombre d'entrées retardées du filtre RII-1D
P	Ordre d'un filtre RII-1D (Nombre de sorties retardées)
(N_1, N_2)	Ordres d'un filtre RII-2D dans les directions orthogonales
$Y(z), Y(z_1, z_2)$	Réponses fréquentielles (1D, 2D)
$X(z), X(z_1, z_2)$	Entrées fréquentielles (1D, 2D)
$H(z), H(z_1, z_2)$	Fonction de transfert d'un filtre RII (1D, 2D)
$N(z), N(z_1, z_2)$	Numérateur de la fonction de transfert d'un filtre RII (1D, 2D)
$D(z), D(z_1, z_2)$	Dénominateur de la fonction de transfert d'un filtre RII (1D, 2D)
$h_d(k_1, k_2)$	Réponse impulsionnelle désirée d'un filtre RII-2D
$h(k_1, k_2)$	Réponse impulsionnelle d'un filtre RII-2D conçu
$H_d(\omega), H_d(\omega_1, \omega_2)$	Réponses fréquentielles du filtre RII désiré (1D, 2D)
$H(\omega), H(\omega_1, \omega_2)$	Réponses fréquentielles du filtre RII conçu (1D, 2D)
H_0	Gain statique d'un filtre RII-2D
$J(\cdot)$	Critère à minimiser

Notations relatives aux algorithmes PSO et CHPSO

M	Taille de la l'essaim de particules
k	Indice d'une particule
α_k	Position d'une particule
v_k	Vitesse d'une particule
w	Poids d'inertie
w_{max}, w_{min}	Valeurs maximale et minimale du poids d'inertie w
c_1, c_2	Coefficients d'accélération des particules
c_1^{max}, c_1^{min}	Valeur maximale et minimale du coefficient d'accélération c_1
c_2^{max}, c_2^{min}	Valeur maximale et minimale du coefficient d'accélération c_2
φ_1, φ_2	Nombres aléatoires $\in [0, 1]$
β_k	Meilleure position personnelle de la particule k
α^*	Meilleure position globale de toutes les particules (solution optimal)
T_{max}	Nombre maximum d'itérations

Notations relatives aux filtrage du signal Électrogastrogramme (EGG)

f	Fréquence
N_f	Taille du signal EGG
$Y_0(t)$	Signal EGG brut
$N(t)$	Bruit aléatoire uniforme
$R(t)$	Signal rampe
α	Variance du bruit $N(t)$
$Y(t)$	Signal EGG bruité
$Y_f(t)$	Signal EGG filtré

Notations relatives à la classification par la diffusion anisotropique

x, y	coordonnées d'un point image
$I(x,y)$	Image
∂	Opérateur de la dérivée directionnelle
∇	Opérateur Gradient
Δ	Opérateur Laplacien
div	Opérateur de Divergence
k	Paramètre de contraste (seuil)
Q	Nombre d'observations
X_q	Vecteur d'attributs d'une observation q
N	Dimension de l'espace de représentation des données (nombre d'attributs)
S	Pas de discrétisation
S^N	Nombre d'hypercubes unitaires
P_r	Point d'échantillonnage
$H(P_r)$	Hypercube unitaire centré sur le point P_r
R	Nombre de points d'échantillonnage voisins
$H_3(P_r)$	Voisinage hypercubique de taille 3×3
$g(P_r,t)$	Fonction de diffusion ou diffusivité
$G^t(.)$	Fonction de diffusion directionnelle
$f(P_r,t)$	Fonction de densité de probabilité (fdp) estimée au point P_r
$S(P_r,t)$	Fonction de contrôle
λ^t	Intervalle de temps (période d'échantillonnage)
$D^t(.)$	Drivée directionnelle de la fdp
$C^t(.)$	Étiquette de convexité au point P_r
$E^t(.)$	Erreur (critère d'arrêt)

Introduction

1.1 Contexte de la thèse

Le filtrage est une opération couramment utilisée dans plusieurs domaines d'applications de traitement de signaux, d'images ou de classification automatique des données multidimensionnelles. Ces signaux, porteurs d'informations, sont issues de capteurs monodimensionnels, bidimensionnels (*images*) ou provenant de plusieurs sources ou mesures (*données multidimensionnelles*). Ils sont souvent corrompus par des bruits néfastes qui altèrent les performances des différentes opérations de traitement ainsi que leur interprétation. Le filtrage a pour but de réduire l'effet du bruit tout en conservant le maximum d'information. Il permet également de sélectionner ou renforcer certaines bandes fréquentielles contenant l'information utile. Plusieurs techniques de filtrage ont été développées, elles diffèrent selon leur nature (*analogique ou numériques, stationnaires ou non, mono ou multidimensionnel etc.*) et selon le procédé de filtrage (*linéaire ou non, à réponse impulsionnelle finie ou infinie, optimal, temporel, spatial ou spatio-temporel, etc.*). Les filtres élaborés dans le cadre du traitement d'images ou des données multidimensionnelles ne sont qu'une extension au cas bidimensionnel ou multidimensionnel des filtres, initialement conçus pour les signaux monodimensionnels.

Le travail présenté dans cette thèse concerne, à la fois, le filtrage numérique des signaux et la classification des données par filtrage. Il se décline principalement en deux parties.

La première partie porte sur la synthèse de filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie (RII) à base d'un algorithme à essaim de particules (PSO). Les filtres RII mono ou bi dimensionnels, contrairement aux filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF), permettent

d'atteindre de meilleures performances. Par contre, ils ne sont pas toujours stables. Leur conception peut être formulée comme un problème d'optimisation non linéaire réputée pour être difficile à résoudre par les approches conventionnelles. Une alternative, plus récente, consiste alors à utiliser des algorithmes évolutionnaires (*métaheuristiques*). Parmi une multitude d'algorithmes évolutionnaires, l'algorithme PSO reste le plus populaire car il est très performant et simple à implémenter. Malgré ses avantages, le PSO présente certains inconvénients comme la convergence prématurée. Afin de résoudre ce problème, nous proposons dans cette thèse une nouvelle version de l'algorithme PSO, nommée CHPSO. Cet algorithme introduit les concepts de coopération et d'hierarchisation entre les particules. En outre, pour résoudre le problème de stabilité des filtres RII, nous proposons une solution originale, qui consiste à intégrer un opérateur de stabilisation sous forme d'un opérateur de mutation dans l'algorithme CHPSO.

Nous exploitons cette nouvelle version du PSO pour concevoir un filtre RII passe bande très sélectif capable d'éliminer certains bruits qui parasitent les signaux gastriques. Ces signaux, appelés Électrogastrogrammes (EGG), sont prélevés grâce à la technique d'électrogastrographie qui enregistre l'activité myoélectrique des muscles lisses de l'estomac d'une manière non invasive. Ils sont souvent utilisés dans le diagnostic des différentes anomalies du système digestif.

L'algorithme CHPSO, ainsi développé, est également utilisé dans la conception de filtres RII bidimensionnels dans le but de filtrer des images en niveaux de gris.

La deuxième partie concerne l'adaptation d'une méthode de filtrage à la classification non supervisée des données. La classification non supervisée (*clustering*) jouie actuellement d'un grand intérêt en reconnaissance des formes et en intelligence artificielle. Elle touche plusieurs domaines d'applications qui englobe les sciences de la communication, de l'informatique, de la biologie, de la médecine, du diagnostic des systèmes, la fouille des données (*data mining*), etc. Elle permet de détecter automatiquement la présence de sous-groupes pertinents (*classes ou clusters*) sans connaissances a priori sur la structure des données. Une classe peut être définie comme un ensemble de données similaires entre elles et peu similaires avec les données appartenant à une autre classe. La détection de ces regroupements joue un rôle indispensable pour la compréhension de phénomènes variés décrits par un ensemble d'observations en les simplifiant, les structurant et facilitant l'extraction de l'information qu'elles véhiculent.

La classification non supervisée peut être abordée par plusieurs approches. L'approche statistique est basée sur la détection des modes de la fonction de densité de probabilité (fdp) multidimensionnelle sous-jacente à la distribution de l'ensemble des observations à classer. Les modes de la fdp sont assimilés aux régions de l'espace de représentation des données fortement denses et sont séparés par les vallées ou les régions de densité relativement faible. Cette fdp est souvent bruitée et ses modes sont difficilement discernables. Plusieurs techniques issues du domaine de traitement d'images ont été adaptées à la détection des modes. Les filtres non linéaires morphologiques et les filtres d'ordre, entre autres, ont démontré leurs aptitudes à détecter les modes de la fdp.

Poursuivant la même démarche d'adaptation des techniques de traitement d'images à la classification des données, nous montrons dans cette partie de la thèse comment exploiter le principe de la diffusion anisotropique à la détection des modes.

L'utilisation d'un filtre numérique RII ne convient pas à ce type d'application car ce dernier est linéaire et isotrope. Pour effectuer cette tâche, nous avons choisi d'étendre plutôt le filtre de diffusion anisotropique bidimensionnel, initialement proposé dans le traitement d'images, à la détection des modes d'une fdp multidimensionnelle. Ce filtre adaptatif à l'avantage de renforcer le lissage à l'intérieur des régions homogènes de l'image et d'inhiber son effet sur les frontières de ces régions. Ce principe a été exploité pour renforcer l'effet du lissage de la fdp dans les régions modales où la fdp est concave et dans les vallées où elle est convexe dans le but de faciliter la détection des modes.

1.2 Organisation de la thèse

Les deux parties de ce travail sont organisées en quatre chapitres.

Le premier chapitre discute les filtres RII monodimensionnels (RII-1D). Le problème de la stabilité de ces filtres est exposé et une revue sur les méthodes de synthèse de ces filtres est présentée. La nouvelle version de l'algorithme PSO (CHPSO), élaborée dans le cadre de la synthèse des filtres RII-1D, est détaillée. Les résultats de comparaison de l'algorithme CHPSO avec des variantes de l'algorithme PSO ainsi que d'autres algorithmes évolutionnaires sont donnés à la fin de ce chapitre.

Dans le deuxième chapitre, le filtrage des signaux gastriques par l'intermédiaire d'un filtre RII conçu à l'aide du CHPSO proposé dans le chapitre (1) est développé. Dans un premier temps, le signal électrique abdominal gastrique ou Eléctrogastrogramme (EGG) et l'intérêt qu'il présente pour l'étude de l'activité électrique gastrique sont exposés. Les différents types de bruit pouvant affecter le signal EGG sont également présentés. Par la suite, le système d'acquisition des signaux EGG réels développé dans le cadre de ce travail et les résultats de filtrage obtenus par l'algorithme CHPSO sont décrits.

Le troisième chapitre est consacré à la synthèse des filtres RII bidimensionnels (RII-2D) et leurs applications pour le filtrage linéaire d'images. L'application de l'algorithme CHPSO pour la synthèse des filtres RII-2D ainsi que ses résultats y sont présentés. Les résultats de comparaison du filtre RII-2D conçu par l'algorithme CHPSO et ceux synthétisés avec des variantes de l'algorithme PSO ainsi que d'autres algorithmes évolutionnaires sont discutés.

Dans le quatrième chapitre, la classification non supervisée des données basée sur la détection des modes est abordée. Un état de l'art sur les méthodes de classification non supervisée basée sur la notion de densité et un bref rappel sur la technique de diffusion anisotropique utilisée en traitement d'images sont exposés. La technique de classification des données proposée, en adaptant la diffusion anisotropique et le test de convexité à la détection des modes, est étalée. Les résultats de cette méthode sont présentés à la fin de ce chapitre.

Chapitre 1

Synthèse des filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie monodimensionnelle

1.1 Introduction

Les filtres numériques sont actuellement très utilisés en pratique pour éliminer les bruits qui corrompent les signaux.

Les filtres numériques peuvent être classés en deux familles: les filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF) et les filtres à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII). Les filtres numériques RIF ou filtres non-récurrents ont une durée finie et sont intrinsèquement stables, ne présentent pas de distorsions de phase et sont faciles à implémenter. Cependant, ils nécessitent un nombre important de coefficients pour atteindre une grande sélectivité. Les filtres numériques RII, appelés également filtres récurrents, possèdent un nombre infini d'échantillons. Un filtre RII est plus sélectif qu'un filtre RIF du même ordre et nécessite moins de calculs qu'un filtre RIF pour un même niveau de performance. Par contre, un filtre RII n'est pas forcément stable et sa phase n'est pas toujours linéaire.

Nous nous intéressons dans ce chapitre à la synthèse des filtres RII monodimensionnels (RII-1D). Nous présentons en premier lieu quelques généralités sur les filtres RII-1D, puis nous

proposerons une méthode de synthèse de filtres RII-1D basée sur un algorithme à essaim de particule (PSO).

1.2 Filtres à réponse impulsionnelle infinie

Un filtre numérique RII est défini par la relation entrée-sortie, donnée sous forme d'une équation aux différences:

$$y(k) + \sum_{i=1}^P a_i y(k-i) = \sum_{j=0}^L b_j x(k-j). \quad (1.1)$$

$x(k)$ et $y(k)$ sont respectivement le $k^{\text{ième}}$ de l'échantillon de l'entrée et de la sortie du filtre. L est le nombre d'entrées retardées et P l'ordre du filtre, qui représente aussi le nombre de sorties retardées. Généralement $P \geq L$. Les nombres réels $a_i (i = 1, 2, \dots, P)$ et $b_j (j = 0, 1, 2, \dots, L)$ sont les coefficients du filtre RII. Dans le cas où les coefficients a_i sont nuls, le filtre RII devient un filtre RIF:

$$y(k) = \sum_{j=0}^L b_j x(k-j) \quad (1.2)$$

Dans le domaine des fréquences, l'équation (1.1) peut être exprimée comme suit:

$$Y(z) + \sum_{i=1}^P a_i Y(z) z^{-i} = \sum_{j=0}^L b_j X(z) z^{-j} \quad (1.3)$$

La fonction de transfert d'un filtre RII prend alors la forme générale suivante:

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{j=0}^L b_j z^{-j}}{1 + \sum_{i=1}^P a_i z^{-i}} = \frac{N(z)}{D(z)} \quad (1.4)$$

et celle d'un filtre RIF:

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \sum_{j=0}^L b_j z^{-j} \quad (1.5)$$

La fonction de transfert peut être également mise sous différentes formes en fonction de la structure de réalisation.

1.2.1 Structure de forme directe

La structure de forme directe est obtenue en utilisant une fonction intermédiaire $G(z)$.

$$H(z) = \frac{N(z)}{D(z)} = \frac{Y(z) G(z)}{G(z) X(z)} = H_1(z) H_2(z) \quad (1.6)$$

$H_1(z)$ et $H_2(z)$ représentent respectivement la partie non-réursive et la partie réursive du filtre RII avec :

$$H_1(z) = \frac{Y(z)}{G(z)} = \sum_{j=0}^L b_j z^{-j} \Rightarrow y(k) = \sum_{j=0}^L b_j g(k-j) \quad (1.7)$$

et

$$H_2(z) = \frac{G(z)}{X(z)} = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^P a_i z^{-i}} \Rightarrow g(k) = x(k) - \sum_{i=1}^P a_i g(k-i) \quad (1.8)$$

Dans ce cas, un filtre RII peut être considéré comme la mise en cascade d'un filtre purement récuratif $H_2(z)$ et d'un filtre RIF ($H_1(z)$).

1.2.2 Structure de forme parallèle

La représentation de forme parallèle est obtenue par la décomposition de $H(z)$ en P' sections élémentaires de premier ou de second ordre.

$$H(z) = \sum_{i=1}^{P'} H_i(z) \quad (1.9)$$

Si $H_i(z)$ est une fonction de transfert d'un filtre RII d'ordre 2, alors :

$$H_i(z) = \frac{b_{i,0} + b_{i,1}z^{-1} + b_{i,2}z^{-2}}{1 + a_{i,1}z^{-1} + a_{i,2}z^{-2}} \quad (1.10)$$

1.2.3 Structure de forme cascade

Contrairement aux représentations directe et parallèle, dans la représentation de forme cascade, la fonction de transfert est décomposée en un produit de P' sections de premier ou

second ordre.

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{G_1(z)}{X(z)} \frac{G_2(z)}{G_1(z)} \dots \frac{Y(z)}{G_P(z)} = \prod_{i=0}^{P'} \frac{G_{i+1}(z)}{G_i(z)} \quad (1.11)$$

avec $G_0 = X(z)$ et $G_{P+1} = y(z)$.

Dans le cas général, l'équation (Eq. 1.11) prend la forme suivante:

$$H(z) = \prod_{i=0}^{P'_1} \frac{1 + b_{1i,1}z^{-1}}{1 + a_{1i,1}z^{-1}} \times \prod_{j=0}^{P'_2} \frac{1 + b_{2j,1}z^{-1} + b_{2j,2}z^{-2}}{1 + a_{2j,1}z^{-1} + a_{2j,2}z^{-2}} \quad (1.12)$$

P'_1 et P'_2 sont respectivement, le nombre de sections de premier ordre et le nombre de sections de second ordre, avec $P' = P'_1 + P'_2$.

La forme cascade permet de vérifier plus facilement la stabilité d'un filtre RII d'ordre 1 et 2. Cependant, elle est plus couteuse en terme de temps de calcul comparativement à une structure de forme directe ou générale.

1.2.4 Structure en treillis

La structure treillis est souvent utilisée lorsqu'on souhait contrôler la stabilité d'un filtre numérique. La réalisation des filtres RII de forme treillis est présenté par la figure (1.1).

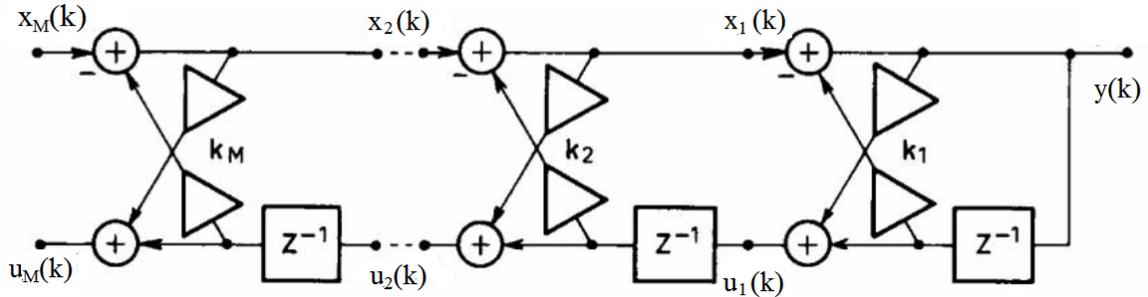


FIG. 1.1: Représentation de forme treillis d'un filtre RII

De la figure (1.1), on remarque que les suites $x_1(k), u_1(k)$ et $y(k)$ sont liées par les relations suivantes:

$$\begin{aligned} y(k) &= x_1(k) - k_1 y(k-1) \\ u_1(k) &= k_1 y(k) + y(k-1) \end{aligned} \quad (1.13)$$

Les suites $x_2(k)$, $x_1(k)$, $u_1(k)$ et $u_2(k)$ sont liées par les relations suivantes:

$$\begin{aligned}x_1(k) &= x_2(k) - k_2 u_1(k-1) \\ u_2(k) &= k_2 x_1(k) + u_1(k-1)\end{aligned}\tag{1.14}$$

La combinaison des équations (1.13) et (1.14) montre que l'entrée $x_2(k)$ et la sortie $y(k)$ sont reliées par la fonction de transfert $H_2(z)$ d'un filtre RII tous pôles':

$$H_2(z) = \frac{1}{1 + k_1(1 + k_2)z^{-1} + k_2z^{-2}}\tag{1.15}$$

Entre $u_2(n)$ et la sortie $y(n)$ apparait la fonction de transfert $U_2(z)$ d'un filtre RIF,

$$U_2(z) = k_2 + k_1(1 + k_2)z^{-1} + z^{-2}\tag{1.16}$$

Pour un filtre en treillis d'ordre P , les couples $(x_P(k), y(k))$ et $(u_P(k), y(k))$ sont gouvernés par les équations de récurrence (1.17) et (1.18), qui engendrent les fonctions de transfert données par les équations (1.19) et (1.20)

$$y(k) = x_P(k) - \sum_{i=1}^P a_i y(k-i)\tag{1.17}$$

$$u_P(k) = x_P(k) - \sum_{i=0}^{P-1} a_{P-i} y(k-i) + y(k-P)\tag{1.18}$$

d'où

$$H_P(z) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^P a_i z^{-i}} = \frac{1}{A_P(z)}\tag{1.19}$$

et

$$U_P(z) = \sum_{i=0}^{P-1} a_{P-i} z^{-i} + z^{-P} = z^{-P} A_P(z)\tag{1.20}$$

Les coefficients de réflexion k_i , ($i = 1, 2, \dots, P$) d'un filtre RII en treillis (Eq. 1.15) sont identifiés à partir des coefficients a_i , $i = 1, 2, \dots, P$ du filtre RII tous pôles $H_p(z)$ [3].

1.3 Synthèse des filtres RII monodimensionnels

La synthèse des filtres RII consiste à déterminer l'ensemble des valeurs des coefficients b_j ($j = 0, \dots, L$) et a_i ($i = 1, \dots, P$) de manière à est ce que la réponse fréquentielle du filtre obtenue $H(z)$ satisfasse les spécifications désirées comme le type de filtre, les fréquences de coupure ω_p , ω_s , l'atténuation maximale dans les bandes passantes (δ_p) et stoppées (δ_s) ainsi que la largeur de la bande de transition. Ces exigences sont souvent données sous la forme d'un graphe appelé gabarit (Fig. 1.2). De plus, pour que le filtre conçu soit réalisable, des contraintes de causalité et de stabilité sont imposées.

Les méthodes de synthèse des filtres RII peuvent être groupées en deux catégories: méthodes conventionnelles dérivées des filtres analogiques et les méthodes par optimisation.

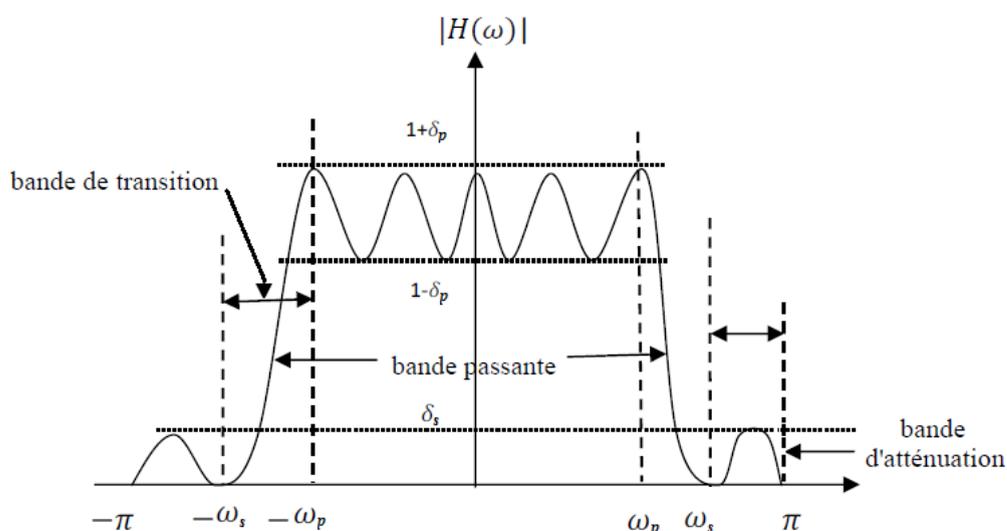


FIG. 1.2: Gabarit d'un filtre RII passe bas

1.3.1 Méthodes conventionnelles de synthèse des filtres RII

Ces méthodes tirent partie de tout l'arsenal des méthodes de synthèse des filtres analogiques [4], en établissant une correspondance appropriée entre les deux domaines analogique et numérique. La synthèse des filtres analogiques est généralement basée sur des modèles de filtres tels que les filtres de Butterworth, de Chebyshev Type I, de Chebyshev Type II et le filtre de Caueur (*filtre Elliptique*) [5]. Les méthodes classiques de synthèse des filtres

numériques RII impliquent la conception d'un filtre analogique prototype Passe-bas qui satisfait les spécifications prescrites d'un filtre numérique RII désiré, puis convertir le filtre prototype en filtre numérique par des transformations algébriques appropriées à variables complexes comme la transformation bilinéaire [6]:

$$H(z) = H(p), \text{ avec } p = \frac{2}{\Delta t} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}. \quad (1.21)$$

Δt étant la période d'échantillonnage.

Cette transformation permet de conserver les propriétés principales du filtre analogique (*stabilité notamment*).

Les filtres de types, passe haut et passe bande et coupe bande, peuvent être dérivés du filtre passe bas par l'application des transformations de fréquences appropriées [7, 8].

1.3.2 Méthodes de synthèse des filtres RII par optimisation

La deuxième catégorie des méthodes de synthèse des filtres RII font appel à des procédures d'optimisation. Ces méthodes cherchent à rendre minimum l'erreur d'approximation des caractéristiques du filtre désiré par celle d'un filtre réalisable, selon un critère approprié.

La synthèse des filtres RII par optimisation consiste à déterminer les valeurs des coefficients $b_j (j = 0, \dots, L)$ et $a_i (i = 1, \dots, P)$ du filtre de manière à minimiser un critère $J(\alpha)$ donné:

$$\alpha^* = \operatorname{argmin} J(\alpha) \quad (1.22)$$

$\alpha = [a_1, a_2, \dots, a_P, b_0, b_1, \dots, b_L]^T$ désigne le vecteur des coefficients du filtre RII à concevoir.

Deux critères sont généralement utilisés en pratique selon qu'on considère le domaine spatial (temporaire) ou fréquentiel [9, 1]. Dans le domaine temporel, le critère $J(\alpha)$ à minimiser est l'erreur globale entre le vecteur des sorties Y du filtre RII conçus et le vecteur des sorties désirées Y_d .

$$J(\alpha) = \|Y - Y_d\|_2, \quad (1.23)$$

Ce critère est souvent utilisé dans le cas de l'identification des systèmes [10].

Dans le domaine fréquentiel, le critère $J(\alpha)$ est exprimé en fonction des réponses fréquentielles $H_d(\omega)$ et $H(\omega)$ du filtre désiré et conçu, respectivement:

$$J(\alpha) = \|H_d(\omega) - H(\omega)\|_2 \quad (1.24)$$

$H(\omega) = H(z)$ avec $z = e^{i\omega}$. $\omega = 2\pi \left(\frac{f}{f_s}\right)$ dans $[0 \pi]$ est la fréquence numérique, f est la fréquence analogique et f_s la fréquence d'échantillonnage. $H_d(\omega)$ est le spectre d'amplitude de la réponse du filtre RII désiré. Dans le cas idéal,

$$H_d(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{si } \omega \in \text{bande passante (BP)} \\ 0 & \text{si } \omega \in \text{bande stoppée (SB)} \end{cases} \quad (1.25)$$

Les bandes passante et stoppée sont définies par les fréquences de coupure ω_p et ω_s . *Luitel et Venayagamoorthy* ont proposé dans [11] le critère suivant :

$$J(\alpha) = \text{Max}_{\omega \in PB} (|E(\omega)| - \delta_p) + \text{Max}_{\omega \in SB} (|E(\omega)| - \delta_s) \quad (1.26)$$

avec

$$E(\omega) = G(\omega) [H_d(\omega) - H(\omega)] \quad (1.27)$$

où $G(\omega)$ est une fonction de pondération de l'écart entre la réponse du filtre désiré et celle du filtre recherché dans les différentes bandes de fréquences. δ_p et δ_s sont les erreurs tolérées dans la bande passante et dans la bande stoppée, respectivement (Fig. 1.3).

Afin d'avoir une atténuation maximale dans la bande stoppée, réduire les oscillations de la réponse fréquentielle du filtre dans la bande passante ainsi que dans la bande stoppée et mieux contrôler la largeur de la bande de transition, la minimisation de la fonction objective suivante a été proposée [12, 13, 14]:

$$J(\alpha) = \sum_{\omega \in PB} |||H(\omega)| - 1| - \delta_p| + \sum_{\omega \in SB} |||H(\omega)| - \delta_s| \quad (1.28)$$

Quelque soit le critère $J(\alpha)$ utilisé, la résolution de l'équation (1.22) peut être vue comme un

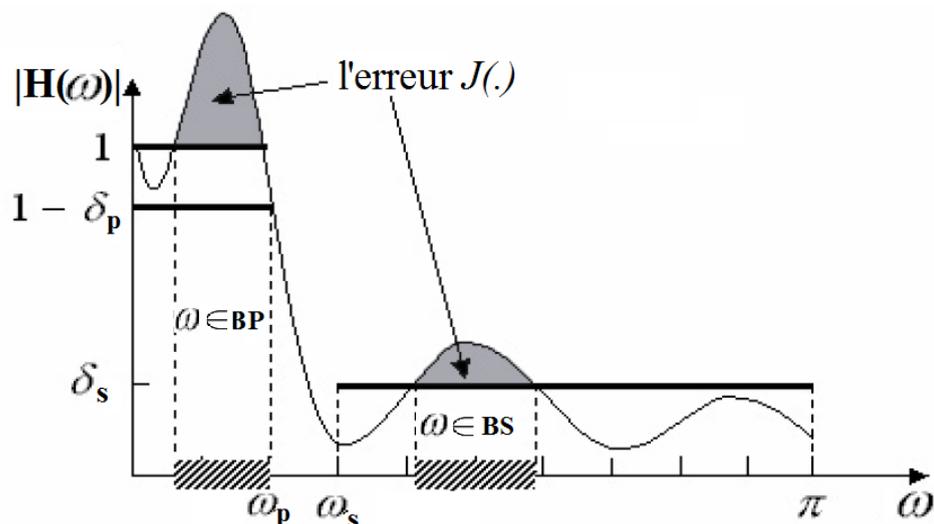


FIG. 1.3: Illustration graphique du critère $J(\alpha)$ donné par (Eq. 1.26)

problème d'optimisation non linéaire qui peut être résolu par plusieurs méthodes d'optimisation, notamment celles basées sur le calcul du gradient de la fonction à optimiser [15], par la méthode des moindres carrés [7] ou les méthodes évolutionnaires dites "Métaheuristiques". Comme la fonction objective est souvent non linéaire et multimodale, les méthodes classiques d'optimisation telle que la descente du gradient n'aboutissent pas toujours à une solution optimale [12].

Les métaheuristiques sont en revanche des algorithmes itératifs capable de trouver des solutions d'une grande qualité en un temps raisonnable. Elle sont simples, faciles à implémenter et n'exigent pas le calcul du gradient de la fonction à optimiser. Ces algorithmes sont souvent inspirés des systèmes physiques, biologiques ou éthologiques. Le caractère "meta" tient du fait qu'un même algorithme peut agréger différents problèmes d'optimisation sans modification structurelle majeure. La partie dédiée au problème tient essentiellement en la représentation des opérateurs de recherche.

Ces algorithmes évolutionnaires parcourent le domaine de recherche en quête de la solution optimale selon deux stratégies. La première, est l'exploration, permet à l'algorithme de découvrir de nouvelles régions de l'espace de recherche. Ce comportement permet également à l'algorithme de ne pas se bloquer sur un optimum local, mais ne favorise pas la convergence. La seconde est l'exploitation, permet d'explorer ces zones pour favoriser la convergence. Le risque est alors de provoquer une convergence prématurée (*par exemple en attirant toutes*

les solutions vers un optimum local). Pour une métaheuristique, la difficulté est de réaliser un équilibre correcte entre ces deux comportements afin de converger vers l'optimum global, tout en évitant de rester bloqué sur un optimum local.

Divers algorithmes évolutionnaires ont été proposés. Les plus usuels sont : algorithme génétiques (GA) (*Genetic Algorithm*) [16], évolution différentielle (DE) (*Differential Evolution*) [13], colonie d'abeilles artificielles (ABC) (*Artificial Bee Colony*) [17], algorithme de pollinisation des fleurs (FPA) (*Flower Pollination Algorithm*) [18], algorithme de recherche gravitationnelle (GSA) (*Gravitational Search Algorithm*) [14], algorithme de recherche coucou (CSA) (*Cuckoo Search Algorithm*) [19], et l'optimisation par essaim de particules (PSO) (*Particle Swarm Optimization*) [20, 21, 22, 23].

L'algorithme PSO reste le plus populaire car il est très performant et simple dans son implémentation.

1.3.3 Stabilité des filtres RII

Un autre problème de la synthèse des filtres numériques RII est d'assurer la stabilité lors du processus de conception. En général, un filtre est stable si à une entrée bornée correspond une sortie bornée (*BIBO stabilité*) [24]. Pour un filtre numérique récursif, cette condition est vérifiée si et seulement si sa réponse impulsionnelle est absolument sommable. La présence de la partie récursive dans la fonction de transfert d'un filtre RII rend celui ci susceptible d'être plus souvent instable. En pratique, la stabilité des filtres RII est assurée si tous les pôles de la fonction de transfert $H(z)$ sont à l'intérieur du cercle unité dans le plan des fréquences [25].

Le critère de Jury permet également de vérifier la stabilité d'un filtre RII directement à partir des coefficients du polynôme caractéristique du dénominateur de $H(z)$ [26].

Ce critère est souvent employé dans le cas où le filtre RII est représenté par la forme cascade (Eq. 1.12). Dans ce cas, les contraintes de stabilité sont:

$$\begin{aligned} 1 + a_{1i,1} &\geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, P_1'); \\ 1 - a_{1i,1} &\geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, P_1'); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
1 + a_{2j,2} &\geq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, P'_2); \\
1 + a_{2j,1} + a_{2j,2} &\geq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, P'_2); \\
1 - a_{2j,1} + a_{2j,2} &\geq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, P'_2).
\end{aligned}$$

Si un filtre RII est représenté par la forme treillis (Eq. 1.15), alors, sa stabilité est observée si ses coefficients de réflexions k_i ont tous une amplitude inférieure ou égale à 1,

$$|k_i| \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, P. \quad (1.29)$$

Lors de la conception des filtres RII basée sur des techniques évolutionnaires, la stabilité est assurée par l'intégration dans la fonction objective à optimiser des contraintes formulées par l'amplitude des pôles de la fonction de transfert [25] ou par le critère de Jury [26, 12]. La première approche, qui est utilisée dans le cas de la représentation directe ou générale, ne garantit pas toujours la stabilité des filtres RII conçus. La deuxième approche est valable que dans le cas de la représentation de forme cascade. Une autre manière de garantir la stabilité d'un filtre RII est de convertir la forme directe à la forme treillis, puis s'assurer que toutes les valeurs des coefficients de réflexion ont une amplitude inférieure ou égal à 1 [20]. Ce pendant, cette méthode présente un temps de calcul élevé, car elle nécessite la conversion de la forme treillis à la forme direct afin d'évaluer la qualité (*fitness*) de chaque filtre considéré.

1.4 Algorithme PSO

L'algorithme PSO est un algorithme évolutionnaire d'optimisation à population, développé par *Eberhart et Kennedy* en 1995, dont le principe s'inspire du déplacement d'un groupe d'animaux comme celui d'un banc de poissons ou le vol des oiseaux [27].

Cet algorithme itératif met en jeu M particules se déplaçant dans l'espace de recherche. Chaque particule k est caractérisée par sa position α_k (solution de problème) et une "vitesse" v_k qui définit un vecteur de déplacement. A chaque itération, les particules se déplacent dans l'espace de recherche en tenant en compte de leurs propres meilleures positions expérimentées durant les itérations précédentes et de la meilleure position trouvée par l'ensemble des

particules. Chaque particule possède ainsi la capacité de mémoriser sa meilleure position découverte durant ses précédents déplacements.

La qualité de la position d'une particule est évaluée par la fonction objective en cette position, souvent appelée fitness.

La mise à jour des vitesses et des positions des particules est effectuée pour chaque particule k à chaque instant (itération) $t + 1$ en fonction de sa position actuelle $\alpha_k(t)$, de sa meilleure position $\beta_k(t)$ explorée jusqu'alors et de la meilleure position obtenue par toutes les particules de l'essaim $\alpha^*(t)$:

$$v_k(t + 1) = wv_k(t) + c_1\varphi_1(\beta_k(t) - \alpha_k(t)) + c_2\varphi_2(\alpha^*(t) - \alpha_k(t)) \quad (1.30)$$

$$\alpha_k(t + 1) = \alpha_k(t) + v_k(t + 1) \quad (1.31)$$

Le premier terme de l'équation (1.30) définit le comportement inertiel par lequel la particule tend à suivre le déplacement induit par sa vitesse. Le second traduit le comportement cognitif par lequel la particule tend à se rapprocher de sa meilleure position visitée. Le troisième est lié au comportement social par lequel la particule se base sur les informations de toute ou une partie de la population pour orienter son déplacement. La figure (1.4) illustre le principe du déplacement d'une particule.

Les coefficients d'accélération c_1 et c_2 sont les deux facteurs qui contrôlent l'influence exercée par la meilleure position personnelle $\beta_k(t)$ et la meilleure position de toutes les particules $\alpha^*(t)$, respectivement. φ_1 et φ_2 sont deux nombres aléatoires uniformément distribués, générés indépendamment dans l'intervalle $[0,1]$. Ils permettent de pondérer le rôle relatif de l'expérience individuelle et de la composante sociale. w représente le poids d'inertie qui contrôle combien les particules tendent à suivre leurs directions actuelles comparées aux positions mémorisées $\beta_k(t)$ et $\alpha^*(t)$. L'algorithme PSO standard est décrit par l'organigramme de la figure (1.5).

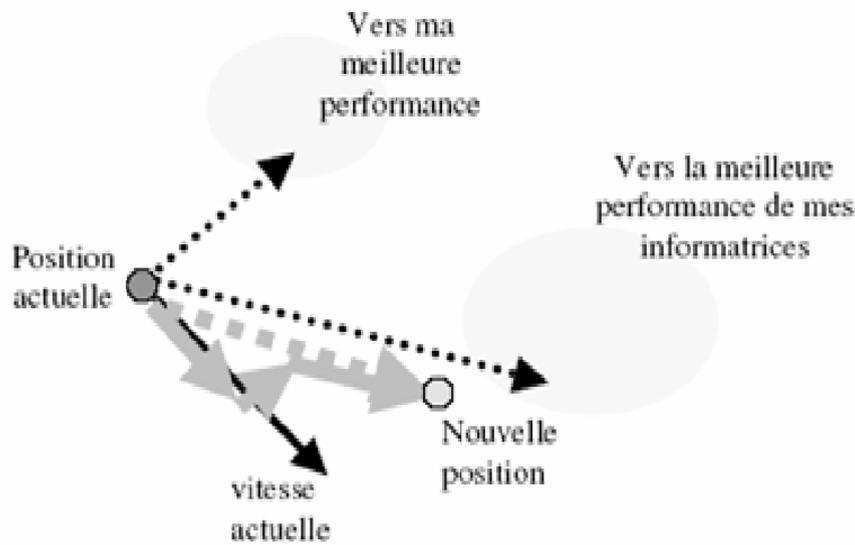


FIG. 1.4: Schéma de principe du déplacement d'une particule [1]

1.5 Variantes du PSO

Depuis son apparition, l'algorithme PSO a suscité un grand intérêt à cause de sa simplicité et son efficacité à résoudre plusieurs problèmes d'optimisations et ce malgré certains inconvénients comme la convergence prématurée ou la stagnation dans les minima locaux. Plusieurs variantes ont été proposées dans le but d'éviter ces inconvénients et accélérer sa convergence vers l'optimum global [28, 29]. Certaines variantes se sont penchées sur le réglage des paramètres du PSO et notamment le poids w et les coefficients d'accélération c_1 et c_2 qui avait initialement des valeurs fixes ($w = 1$, $c_1 = 2.05$ et $c_2 = 2.05$) [29]. Une amélioration, proposée par *Shi et Eberhart* [30] consiste à décroître le poids d'inertie w linéairement de $w_{max} = 0.9$ à $w_{min} = 0.4$ en fonction du nombre d'itérations T_{max} .

$$w(t) = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min}) * t}{T_{max}}. \quad (1.32)$$

D'autres stratégies d'ajustement adaptatif du poids d'inertie sont proposées dans [31, 32]. Dans [33], les auteurs proposent une stratégie d'ajustement des coefficients d'accélération c_1 et c_2 . L'algorithme proposé nommé, TVACPSO (*Time Varying Acceleration Coefficients PSO*), consiste à varier c_1 et c_2 en fonction des itérations.

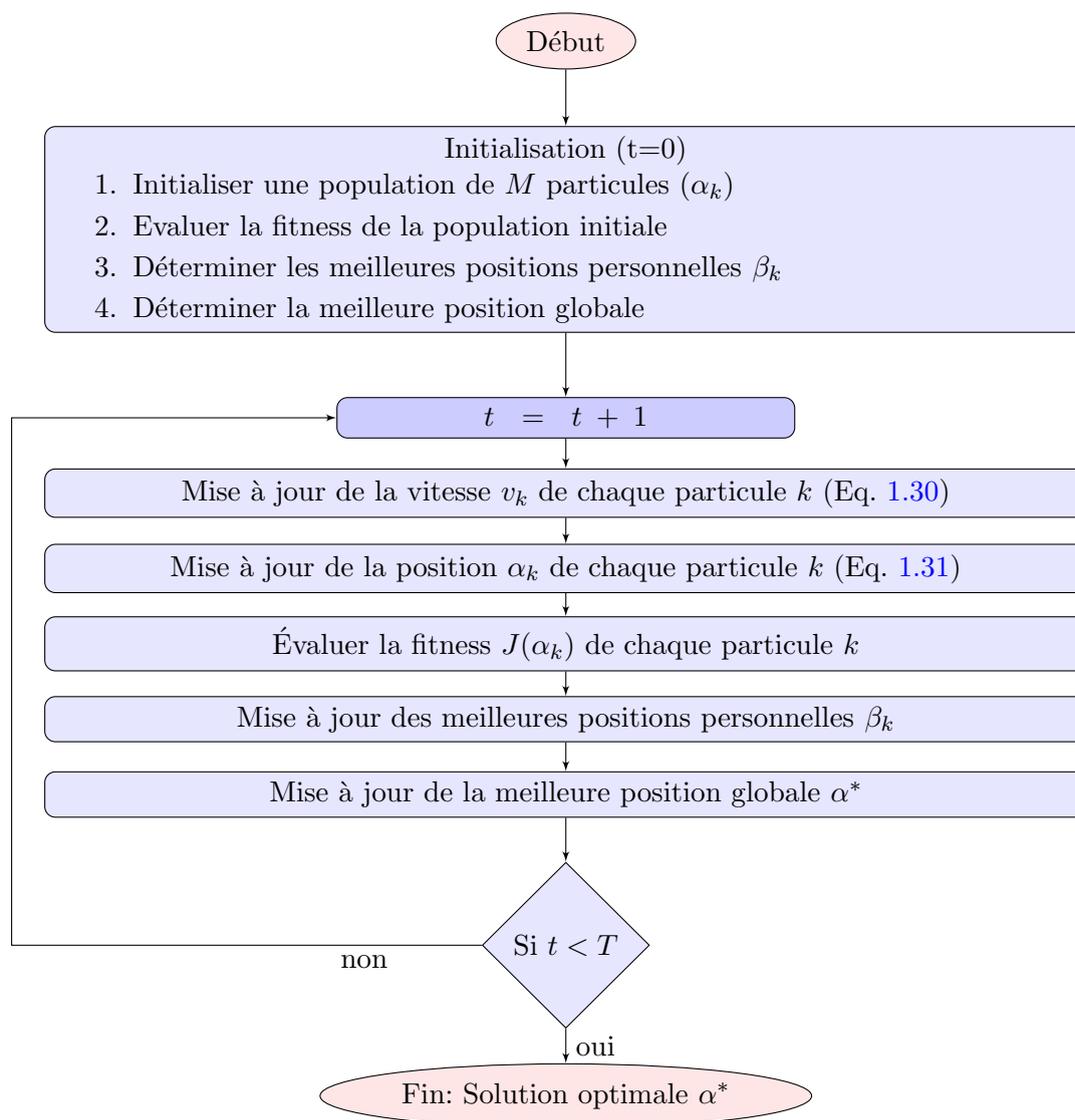


FIG. 1.5: Organigramme de l'algorithme PSO standard

Un autre moyen d'éviter le problème de la stagnation de l'algorithme PSO dans les minima locaux est d'introduire des mutations, soit sur la meilleure position globale $\alpha^*(t)$, soit sur les meilleures positions personnelles $\beta_k(t)$ [28]. D'autres algorithmes considèrent la meilleure position trouvée par les voisins d'une particule au lieu de la meilleure position globale pour mettre à jour les positions des particules [34]. Récemment, des modifications ont été apportées à la loi de mise à jour des vitesses des particules par l'introduction d'autres termes comme dans l'algorithme QPSO (*Quantum PSO*) [35, 36] ou en se basant sur d'autres stratégies comme dans l'algorithme CPSO (*Craziness PSO*) [37].

La combinaison du PSO avec d'autres algorithmes évolutionnaires tels-que les Algorithmes

Génétique (GA), Évolution Différentielle (DE) [38] ou l'Algorithme de Recherche Gravitationnelle (GSA) dont le principe est inspiré des lois de gravitation de Newton [14, 10], ont également permis d'améliorer considérablement ses performances. Dans l'algorithme hybride PSOGSA, les positions des particules sont mises à jour en fonction des vitesses des particules du PSO et de l'accélération des particules du GSA.

1.6 Coopération-Hiérarchisation PSO pour la conception des filtres RII

Nous proposons dans ce paragraphe une version améliorée de l'algorithme PSO dans le but de résoudre le problème de la conception des filtres RII décrit par la relation (1.22). Il s'agit de chercher le vecteur des coefficients $\alpha = [a_1, a_2, \dots, a_P, b_1, b_2, \dots, b_L]^T$ qui minimise le critère $J(\alpha)$ de l'équation (1.22). Deux modifications majeures sont apportées à l'algorithme PSO. La première concerne l'algorithme PSO lui-même où une nouvelle stratégie de mise à jour des meilleures positions personnelles des particules, se basant sur les notions de coopération et d'hiérarchisation, est introduite. L'idée derrière cette stratégie est de permettre aux particules de considérer les meilleures positions personnelles de leurs congénères comme étant leurs propres meilleures positions. L'algorithme qui en découle est nommé CHPSO. La seconde modification, est en relation avec la stabilité du filtre conçu, où un opérateur de mutation spécifique est intégré dans l'algorithme afin d'assurer la stabilité du filtre généré par chaque particule de l'essaim.

1.6.1 Règle de mise à jour des meilleures positions personnelles

Dans l'algorithme standard du PSO et dans la majorité de ses variantes, la meilleure position personnelle $\beta_k(t+1)$ de la particule k à l'instant $t+1$ est mise à jour en comparant sa nouvelle position $\alpha_k(t+1)$ et sa meilleure position personnelle mémorisée $\beta_k(t)$:

$$\beta_k(t+1) = \begin{cases} \alpha_k(t+1) & \text{si } J(\alpha_k(t+1)) < J(\beta_k(t)) \\ \beta_k(t) & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.33)$$

La meilleure position globale $\alpha^*(t+1)$, à l'instant $t+1$, est mise à jour comme suit:

$$\alpha^*(t+1) = \begin{cases} \beta_{k^*}(t+1) & \text{si } J(\beta_{k^*}(t+1)) < J(\alpha^*(t)) \\ \alpha_k(t) & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.34)$$

où $k^* = \operatorname{argmin}_{k=1,\dots,M} [J(\beta_k(t+1))]$.

Dans l'algorithme CHPSO, on propose de mettre à jour la meilleure position personnelle d'une particule en fonction de toutes les meilleures positions personnelles de l'ensemble des particules et de toutes les nouvelles positions.

Concèderons le vecteur $Y = [y_1, y_2, \dots, y_{2M}]^T$ de taille $2M$, regroupant l'ensemble des meilleures positions personnelles précédentes $\beta_k(t)$ ($k = 1, 2, 3, \dots, M$) et toutes les nouvelles positions $\alpha_k(t+1)$ ($k = 1, 2, 3, \dots, M$) de toutes les particules à l'instant $t+1$:

$$Y = [\beta_1(t), \beta_2(t), \dots, \beta_M(t), \alpha_1(t+1), \alpha_2(t+1), \dots, \alpha_M(t+1)]^T \quad (1.35)$$

Le k^{eme} élément de ce vecteur est:

$$y_k = \begin{cases} \beta_k(t) & \text{si } k \leq M \\ \alpha_{k-M}(t+1) & \text{sinon} \end{cases}, \quad k = 1, 2, \dots, 2M \quad (1.36)$$

Les $2M$ éléments du vecteur Y sont alors arrangés dans l'ordre ascendant en fonction de leurs fitness, ce qui donne:

$$Y = [y_{(1)}, y_{(2)}, \dots, y_{(2M)}]^T \quad (1.37)$$

Les M meilleures positions personnelles des M particules de l'essaim sont choisies alors comme étant les M premiers éléments du vecteur Y :

$$\beta_k(t+1) = y_{(k)}, \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (1.38)$$

Dans cette nouvelle stratégie de mise à jour des meilleures positions personnelles $\beta_k(t+1)$ des M particules, la première particule mémorise la meilleure position personnelle ($\beta_1(t+1) = y_{(1)}$) trouvée par l'ensemble des particules, la seconde particule mémorise la seconde meilleure

position personnelle ($\beta_2(t+1) = y_{(2)}$) trouvée par la totalité des particules, ainsi de suite jusqu'à la M^{ieme} particule qui sauvegarde dans sa mémoire la M^{ieme} meilleure position personnelle ($\beta_M(t+1) = y_{(M)}$) trouvée par toutes les particules.

En d'autres termes, cette technique permet aux particules de coopérer entre elles en s'échangeant leurs expériences. En effet, une particule peut considérer une position occupée par l'une de ces congénères comme sa meilleure position personnelle, et une position explorée par une particule peut servir de meilleures positions personnelles à d'autres particules. De plus, les particules sont hiérarchisées en fonction d'expériences personnelles qui leurs ont été transmises. Cela est dû au fait que, les particules reçoivent de leurs congénères des positions à mémoriser en fonction de l'ordre hiérarchique qu'elles occupent dans la population. C'est pour ces raisons que l'algorithme PSO proposé est nommé Coopération-Hiérarchisation PSO (CHPSO).

En se basant sur cette stratégie, la meilleure position globale $\alpha^*(t+1)$, à l'instant $t+1$, est simplement mise à jour (sans calculs) par la meilleure position personnelle de la particule la plus expérimentée, i.e., la première particule dans la population :

$$\alpha^*(t+1) = \begin{cases} \beta_1(t+1) & \text{si } J(\beta_1(t+1)) < J(\alpha^*(t)) \\ \alpha^*(t) & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.39)$$

Comme CHPSO agit sur la composante cognitive de l'algorithme PSO, on adopte le concept de la variation dans le temps (*time-varying*) des coefficients d'accélération, lors de la mise à jour des vitesses. Une large activité cognitive et une faible activité sociale sont choisies au début de l'algorithme afin de permettre aux particules d'explorer un large espace de recherche (*phase d'exploration*), alors, qu'une intense activité sociale et une faible activité cognitive permet aux particules de converger plus rapidement vers l'optimum global, à la fin de leurs évolutions (*phase d'intensification*). En se basant sur ces considérations, c_1 décroît linéairement en fonction du temps de $c_1^{max} = 1.2$ à $c_1^{min} = 0.2$ et c_2 croît linéairement en fonction du temps de $c_2^{min} = 0.2$ à $c_2^{max} = 1.2$ comme dans l'algorithme TVACPSO [33]. La valeur du poids d'inertie w est fixée à 0.7298. Contrairement à l'algorithme standard du PSO, les deux nombres aléatoires φ_1 et φ_2 qui déterminent le rapport entre l'attraction

cognitive et l'attraction sociale sont générés de telle sorte que chacun soit dépendent de l'autre $\varphi_2 = 1 - \varphi_1$.

L'organigramme de l'algorithme CHPSO proposé est présenté dans la figure (1.6).

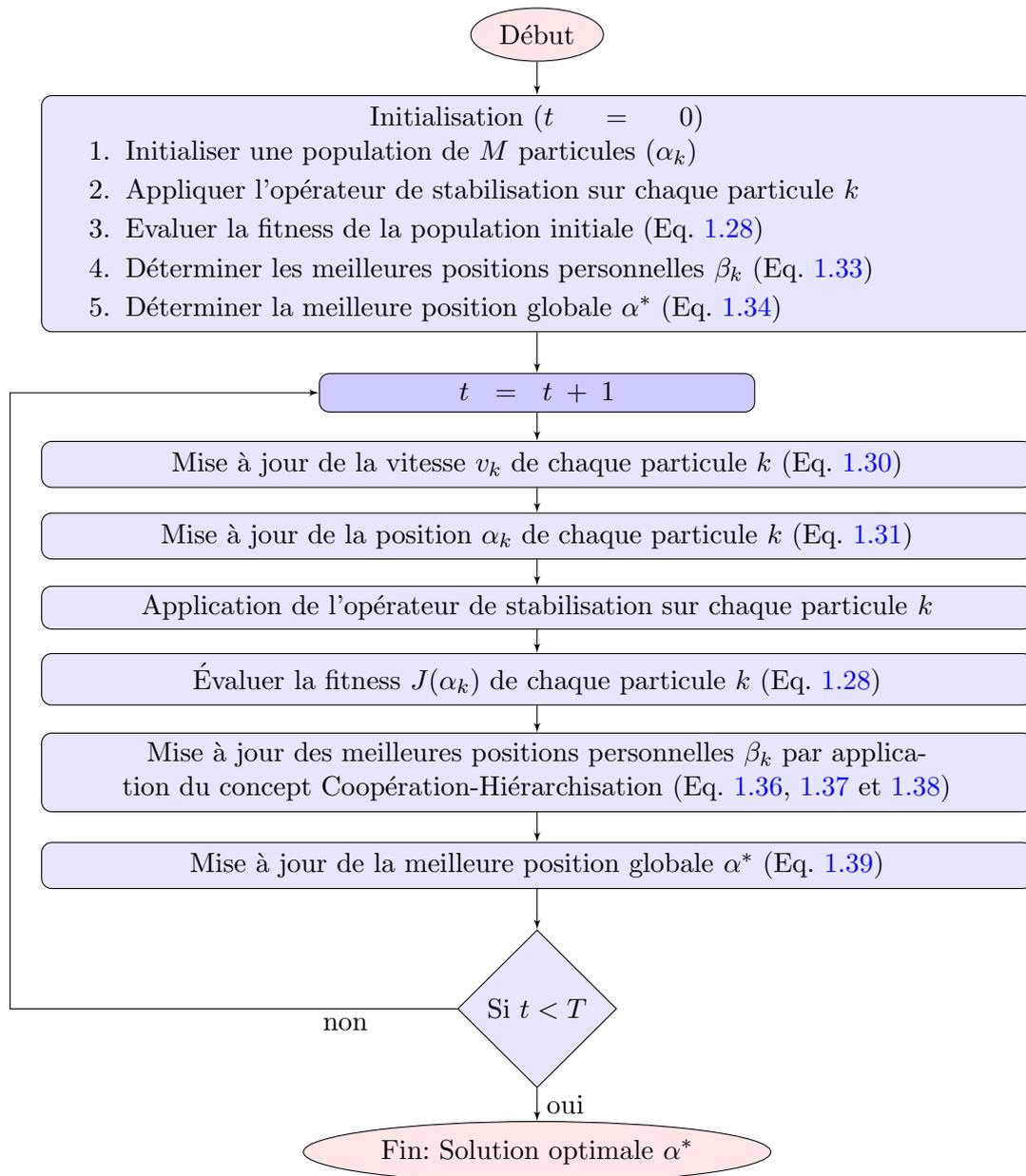


FIG. 1.6: Organigramme de l'algorithme proposé CHPSO

1.6.2 L'opérateur de stabilisation

Le but principal de l'opérateur de stabilisation est d'assurer la stabilité de chaque filtre généré par chaque particule à chaque itération en maintenant les pôles de la fonction de transfert $H(z)$ de chaque filtre RII, engendré par chaque particule, à l'intérieur du cercle unité dans le plan des fréquences.

Soit $D(z) = 1 + \sum_{i=1}^P a_i z^{-i}$ le polynôme caractéristique de $H(z)$ où a_1, a_2, \dots, a_P sont les valeurs des coefficients délivrées par une particule de la population, et $Z = [z_1, z_2, \dots, z_P]^T$ le vecteur des racines du polynôme caractéristique $D(z)$. Ces racines peuvent être mises à l'intérieur du cercle unité suivant l'équation:

$$Z^{new} = [1 - (0.5 \operatorname{sign}(|Z| - 1) + 1)] Z + \frac{(0.5 \operatorname{sign}(|Z| - 1) + 1)}{\operatorname{conj}(Z)}, \quad (1.40)$$

où $\operatorname{sign}(\cdot)$ est la fonction signe et $\operatorname{conj}(Z)$ est le conjugué de Z . Notons que cette fonction ne fait que déplacer les racines instables du polynôme caractéristique $D(z)$, qui se trouvent à l'extérieur du cercle unité, vers l'intérieur du cercle unité par réflexion (Fig. 1.7).

A partir des racines stables $Z^{new} = [z_1^{new}, z_2^{new}, \dots, z_P^{new}]^T$, on peut construire un nouveau polynôme caractéristique $D^{new}(z)$:

$$D^{new}(z) = (z^{-1} - z_1^{new}) (z^{-1} - z_2^{new}) \dots (z^{-1} - z_P^{new}) \quad (1.41)$$

et déduire les nouveaux coefficients $a_1^{new}, a_2^{new}, \dots, a_P^{new}$ à partir du polynôme $D^{new}(z)$. Finalement les valeurs des coefficients a_1, a_2, \dots, a_P d'une particule sont remplacées par celles des nouveaux coefficients $a_1^{new}, a_2^{new}, \dots, a_P^{new}$. Par conséquent, l'opérateur de stabilisation agit comme un opérateur de mutation sur les particules.

Cet opérateur peut être appliqué de la même façon sur les zéros de la fonction de transfert $H(z)$ obtenus à partir du polynôme caractéristique du numérateur $N(z) = \sum_{j=0}^L b_j z^{-j}$ dont les coefficients b_j font partie d'une solution de chaque particule, dans le but d'avoir un filtre RII à phase minimale. Finalement, cet opérateur permet de concevoir un filtre stable à phase minimale. Notons que cet opérateur est appliqué après la mise à jour des positions des particules α_k .

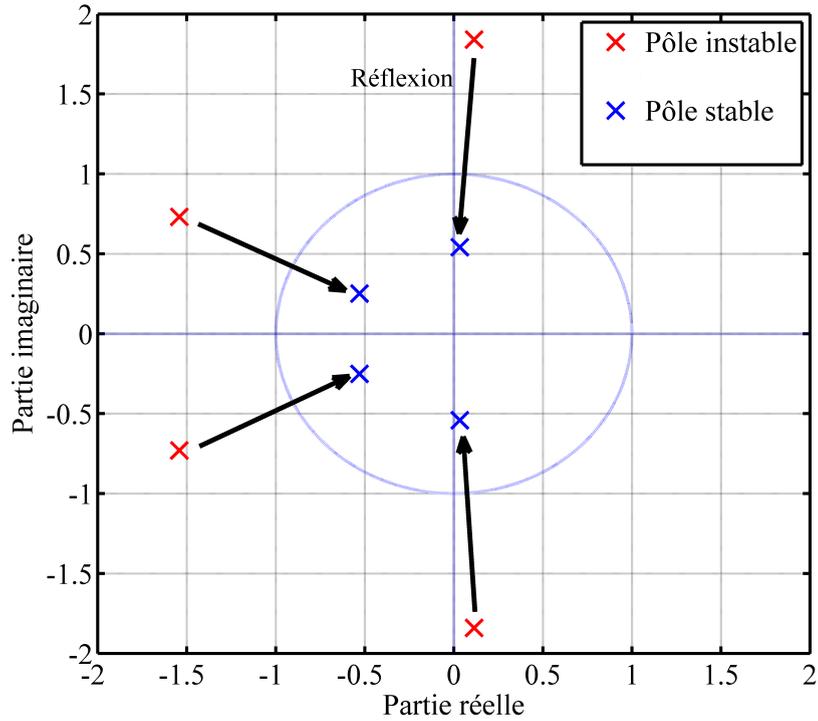


FIG. 1.7: Illustration de la stabilisation des pôles par réflexion

1.7 Tests et Résultats

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme proposé CHPSO et prouver son efficacité à synthétiser des filtres RII, une série de tests est effectuée sur quatre types de filtre RII à savoir Passe Bas (PB), Passe Haut (PH), Coupe Bande (CB) et Stop Bande (SB). Les spécifications de ces quatre types de filtres sont regroupées dans la table (1.1). L'ordre des filtres est fixé à 8 conformément à [13].

TAB. 1.1: Spécifications des filtres; PB, PH, CB et SB à concevoir

Type de filtre	Tolérance δ_p	Tolérance δ_s	Fréquences normalisées ω_p	Fréquences normalisées ω_s
PB	0.01	0.001	0.45	0.50
PH	0.01	0.001	0.35	0.30
CB	0.01	0.001	0.35 à 0.65	0.30 à 0.70
SB	0.01	0.001	0.25 à 0.75	0.30 à 0.70

Comme tous les autres algorithmes évolutionnaires, CHPSO est influencé par la taille M de la population et le nombre maximum d'itérations T_{max} . Dans notre travail, le nombre de particules M de la population est fixé à 250 et T_{max} à 1000 itérations.

Les résultats obtenus par l'algorithme CHPSO sont comparés à ceux des autres variantes du PSO: Weighted PSO (WPSO) [30], Crazyness PSO (CPSO) [37], Time Varying Acceleration Coefficients PSO (TVACPSO) [33], Quantum PSO (QPSO) [36] et l'algorithme hybride PSO GSA [10]. D'autres algorithmes d'optimisation métaheuristiques tels que l'algorithme Évolution Différentielle (DE) [39], l'Algorithme Génétique (GA) [35], les Colonies d'Abeilles Artificielles ABC [17], l'Algorithme de Pollinisation des Fleurs (FPA) [18] et l'Algorithme de Recherche Coucou (CSA) [19] sont aussi exploités dans la comparaison avec l'algorithme proposé CHPSO.

TAB. 1.2: Paramètres des différents algorithmes

Algorithme	Paramètres	Source
CHPSO	$c^{min}=0.2; c^{max}=1.2; w=0.7298.$	Notre algorithme
WPSO	$c_1 = c_2=2.05; w^{max}=1; w^{min}=0.4.$	[29]
CPSO	$V_{Craz}=0.0001; P_{cr}=1; c_1 = c_2 = 2.05.$	[37]
TVACPSO	$c^{min}=0.5; c^{max}=2.5; w^{max}=0.9; w^{min}=0.4.$	[33]
QPSO	$\alpha^{min}=0.5; \alpha^{max}=1.$	[36]
PSOGSA	$c_1 = c_2=2.0; w^{max}=0.9; w^{min}=0.4; G_0=100; \alpha=20.$	[10]
DE	$C_r=0.3; C_f=0.5.$	[39]
GA	Taux de croisement=1; Type de croisement: Two-point; Taux de mutation= 0.01; Mutation: Roulette; Probabilité de sélection=1/3.	[35]
ABC	Limite=40; $a=0.9; b=0.1.$	[17]
FPA	$P_{Switch}=0.8.$	[18]
CSA	$P_\alpha=0.05; \lambda=1.$	[19]

Les paramètres de chaque algorithme (Tab. 1.2) sont ajustés selon leurs sources et de telle sorte à avoir les meilleurs résultats possible. Afin d'effectuer une comparaison équitable entre les algorithmes, la taille de la population et le nombre maximum d'itérations gardent les mêmes valeurs que celles de l'algorithme CHPSO. L'opérateur de stabilisation est également intégré dans chaque algorithme.

Le critère de comparaison utilisé pour l'évaluation des performances des différents algorithmes est la valeur de la fitness $J(\alpha^*)$ correspondant à la solution optimale trouvée par chacun des algorithmes. Plus la fitness est petite, plus le filtre est précis. La fitness (Eq. 1.28) est calculée en prenant en compte 128 échantillons uniformément repartis sur l'intervalle des fréquences $[0, \pi]$. L'atténuation maximale dans la bande stoppée est aussi utilisée comme

critère d'évaluation de la précision des filtres RII conçus. Plus elle est élevée, plus le filtre est meilleur. Un autre critère de comparaison est le profile de convergence de chaque algorithme d'optimisation. Vu que les algorithmes évolutionnaire sont de nature stochastique, chaque algorithme est exécuté 30 fois. L'ensemble des résultats sont obtenus sur un PC muni d'une CPU I3-3.8 Ghz avec 4 GB de RAM.

1.7.1 Précision

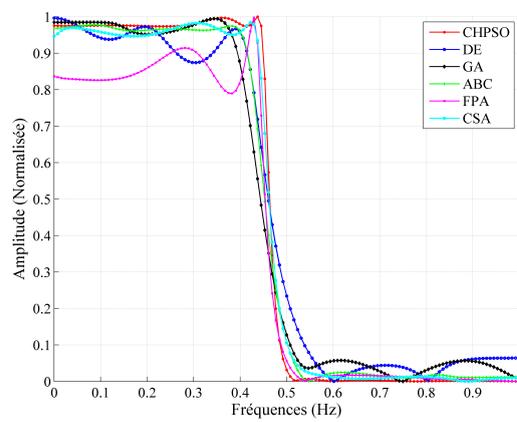
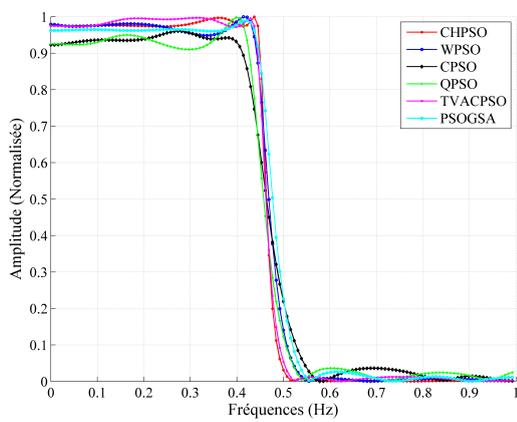
La table (1.3) regroupe la valeur Moyenne "*Moyenne*", la variance "*Variance*", la meilleure "*Meilleur*" ainsi que la mauvaise "*Mauvaise*" fitness obtenues par chaque algorithme pendant les 30 exécutions, pour les quatre types de filtres. Dans cette table, on peut facilement remarquer que l'algorithme proposé CHPSO parvient à fournir les meilleurs résultats en terme de fitness. Il est aussi claire que les variances enregistrées par la méthode proposée restent les plus faibles par rapport à celles obtenues avec les autres algorithmes, à l'exception de celles enregistrées par l'algorithme CSA dans le cas des filtres PH, CB, SB et l'algorithme FPA dans le cas du filtre CB. De plus, il est important de noter que le mauvais résultat obtenu par la méthode proposée CHPSO durant les 30 exécutions reste bien meilleur que les meilleurs résultats obtenus par la plus part des algorithmes à l'exception des l'algorithmes WPSO et TVACPSO dans le cas du filtre PH et l'algorithme QPSO dans le cas du filtre CB.

Les courbes des gains normalisés, calculés à partir des solutions optimales délivrées par les différents algorithmes durant les 30 exécutions, sont affichées dans la figure (1.8). Celles du CHPSO se rapprochent le plus des courbes idéales.

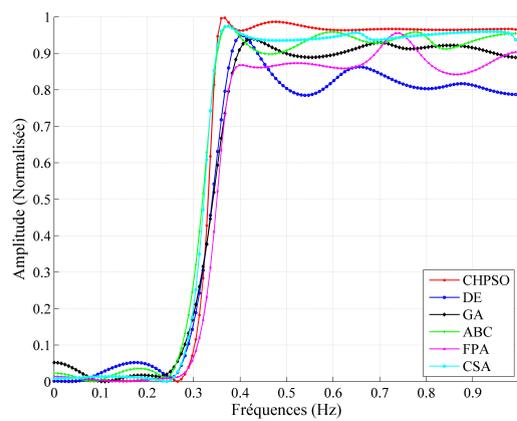
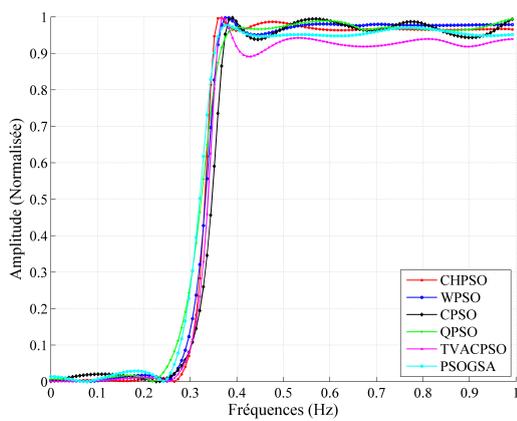
La table (1.5) présente les valeurs des atténuations dans la bande stoppée des filtres PB, PH, CB et SB d'ordre 8 synthétisés par l'ensemble des algorithmes. On peut aisément remarquer la qualité des résultats obtenus par la l'algorithme proposé CHPSO en terme d'atténuation dans la bande stoppée, comparativement aux variantes de l'algorithme PSO (WPSO, CPSO, QPSO, TVACPSO et PSOGSA), ainsi que les autres méthodes évolutionnaires (DE, GA, ABC, FPA et CSA), dans le cas des quatre types de filtre. La figure (1.9) montre que les plus faibles oscillations dans la bande passante ainsi que la plus faible largeur de la bande de transition des filtres PB, PH, CB et SB conçus sont obtenues par l'algorithme CHPSO.

TAB. 1.3: Statistiques des fitness obtenues lors de la synthèse des filtres RII; PB, PH, CB et SB d'ordre 8

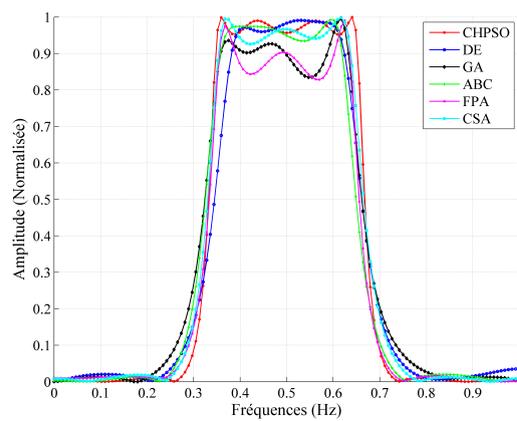
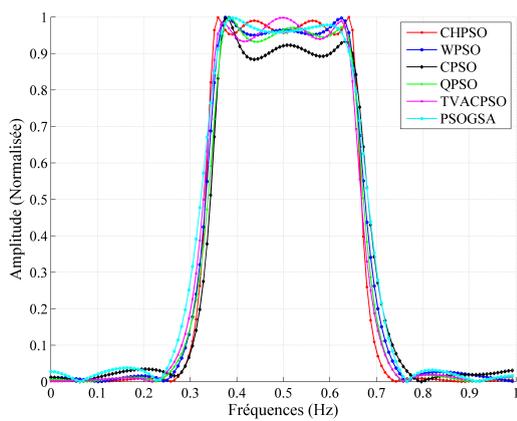
	CHPSO	WPSO	CPSO	QPSO	TVACPSO	PSOGSA	DE	GA	ABC	FPA	CSA
Filtre PB											
Moyenne	0.4644	2.0452	6.4340	4.6960	1.9467	4.7263	6.6969	8.8257	3.8257	3.6897	2.047
Variance	0.1359	0.6930	1.5575	1.2420	0.7340	1.6799	0.4697	2.3013	0.3425	0.4337	0.1398
Meilleur	0.2233	0.9927	4.1874	2.5150	0.7523	1.7126	5.4821	5.0692	3.0981	2.9816	1.7961
Mauvaise	0.7340	3.9226	10.090	7.5844	4.2111	7.8954	7.4685	14.214	4.4191	4.5527	2.3457
Filtre PH											
Moyenne	0.6589	2.4272	5.0192	4.1505	2.6137	3.4150	6.0510	8.7011	3.4550	4.2200	2.2379
Variance	0.2070	0.9495	1.6097	1.7091	1.0618	1.2233	0.4243	2.9815	0.4278	0.3711	0.1720
Meilleur	0.4830	0.9859	2.0501	1.8234	1.1224	1.8361	5.2126	4.1113	2.7067	3.559	1.6506
Mauvaise	1.3794	4.9320	7.6785	9.2815	5.0129	6.5948	6.7962	16.176	4.2419	4.8209	2.5362
Filtre CB											
Moyenne	0.8999	3.4004	5.8599	3.8985	2.7214	6.0018	5.5479	8.6711	4.0794	3.6447	2.4607
Variance	0.2968	0.9134	1.9413	1.3315	0.4893	1.4061	0.3689	2.2474	0.4392	0.1826	0.0474
Meilleur	0.7831	2.3166	3.5504	2.1248	2.2285	3.6627	4.9538	4.5995	3.3327	3.2857	2.3593
Mauvaise	2.1418	5.5463	12.571	7.1047	4.8756	9.2385	6.4939	16.688	4.9024	4.2052	2.5735
Filtre SB											
Moyenne	1.2684	5.1103	7.8553	5.2535	4.2007	5.4952	6.9862	10.732	4.8092	5.3317	2.7925
Variance	0.4833	1.2544	2.2989	1.3240	1.0395	0.9577	0.5473	2.6780	0.5308	0.5379	0.1631
Meilleur	0.8821	3.3154	3.6970	2.7748	2.3533	3.5049	5.6467	6.6029	3.7875	4.1174	2.3464
Mauvaise	2.3209	7.4217	12.548	9.5319	6.7892	7.5316	7.9815	19.695	5.7904	6.3413	3.1100



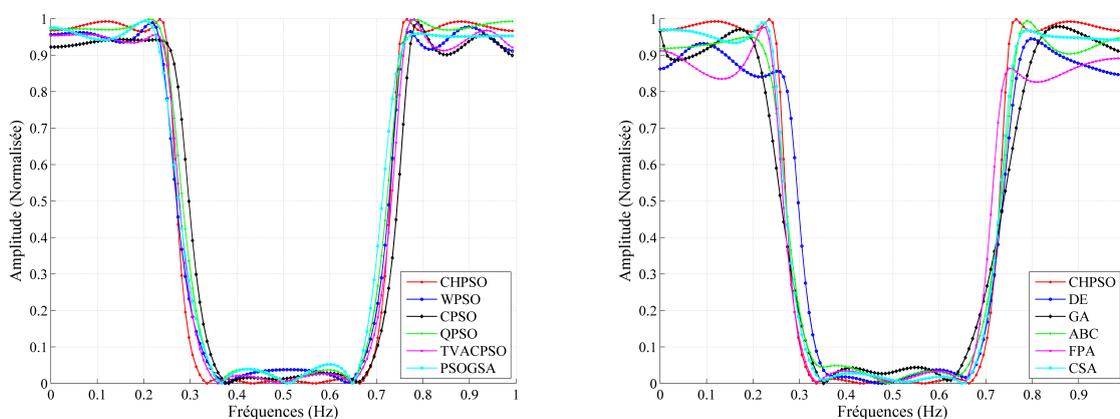
(a)



(b)

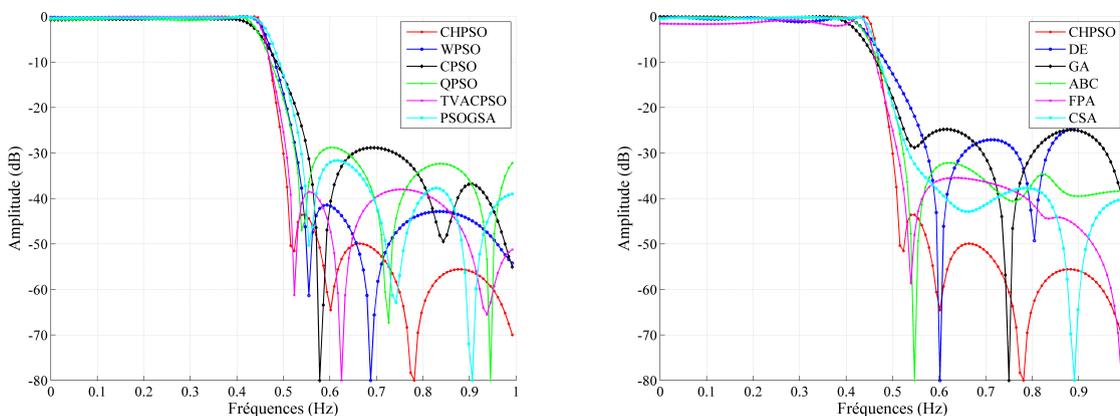


(c)

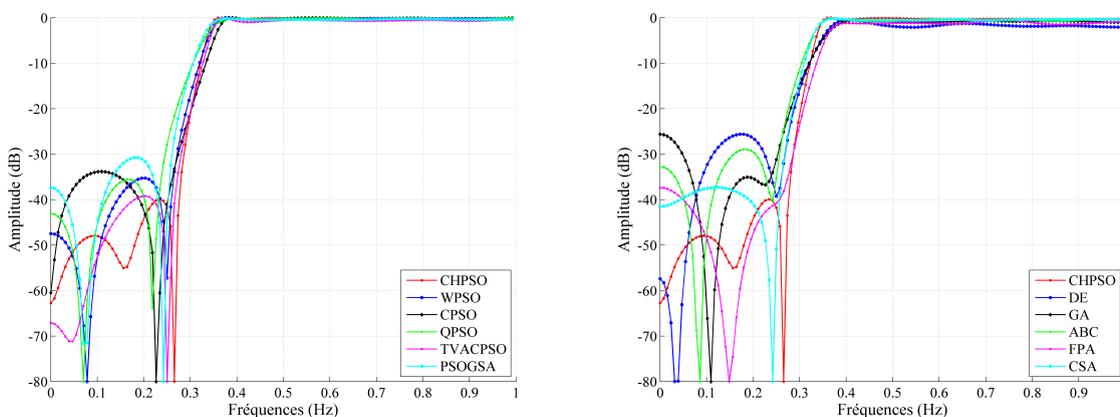


(d)

FIG. 1.8: Courbes des gains normalisés des filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.



(a)



(b)

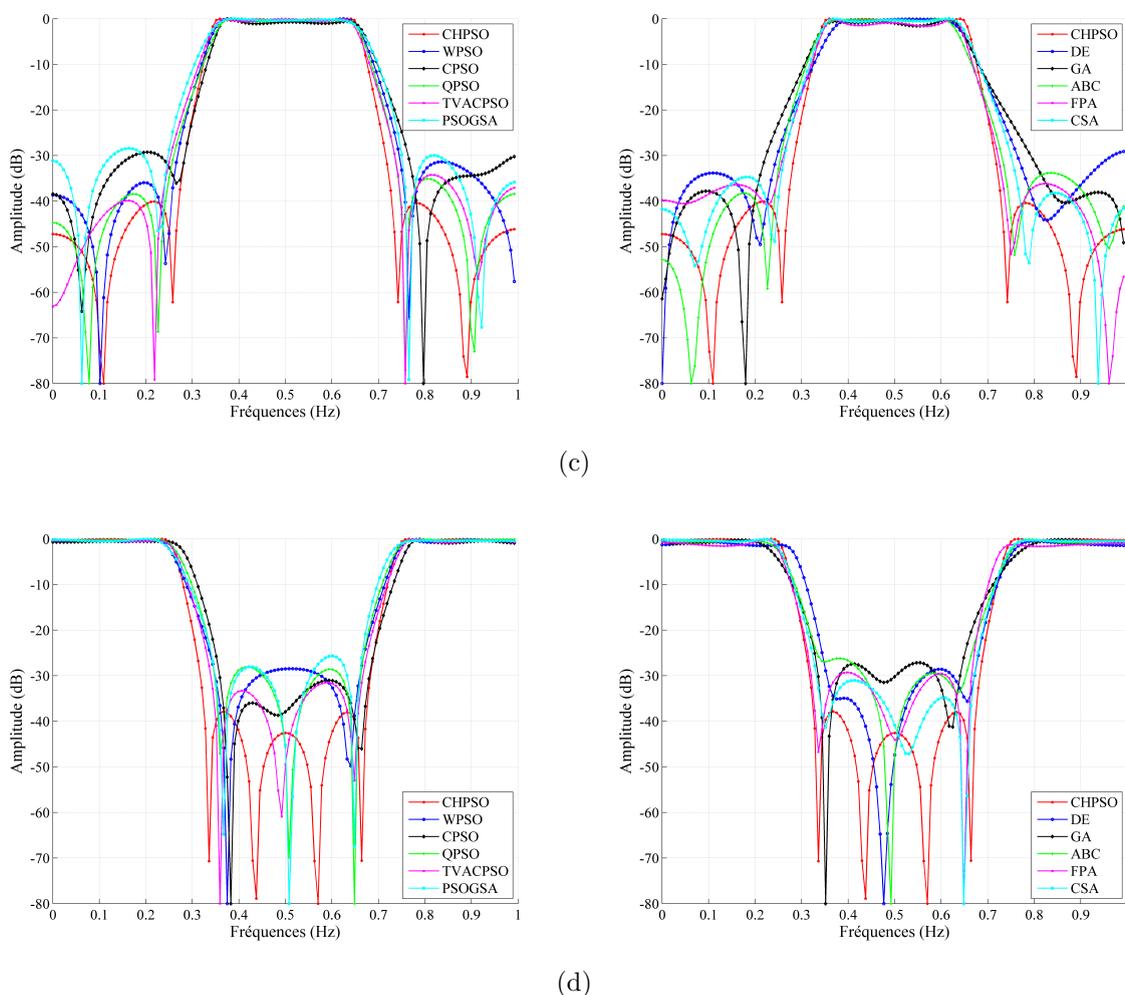
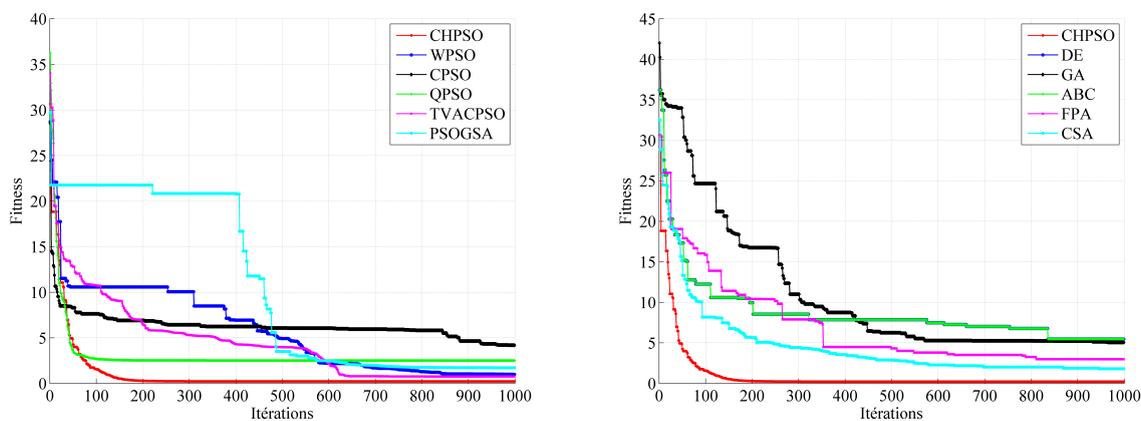


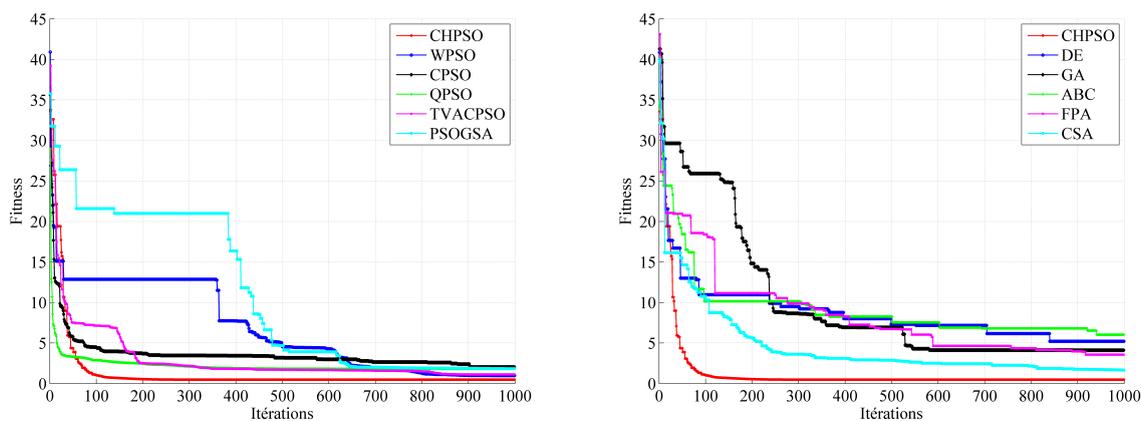
FIG. 1.9: Courbes des gains en dB des filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.

1.7.2 Profile de convergence

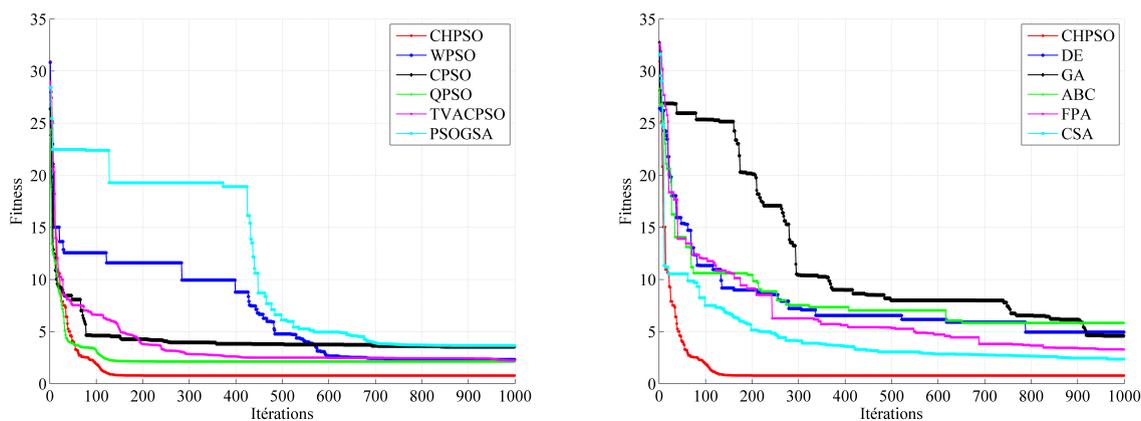
La figure (1.10) montre l'évolution de la fitness au cours des itérations des onze algorithmes testés dans le cas de la synthèse des filtres: PB, PH, CB et SB d'ordre 8. On constate que les valeurs instantanées de la fitness de l'algorithme CHPSO restent pratiquement les plus faibles comparativement à celles des autres algorithmes. Notons que les résultats affichés dans la figure (1.10) correspondent aux filtres générés par les solutions optimales fournies par chaque algorithme. Cela prouve la capacité de la méthode proposée CHPSO à trouver la solution la plus optimale en peu d'itérations. En effet, dans la plus part des cas, il ne lui faut que $1/5$ du nombre total d'itérations T_{max} pour converger. Cette rapidité de convergence est confirmée par les valeurs des profils de convergence correspondant aux valeurs moyennes des 30 valeurs instantanées de la fonction fitness enregistrées par chaque algorithme au cours



(a)



(b)



(c)

de leurs évolutions dans le temps (Fig. 1.11). Les profils de convergence de l’algorithme CHPSO restent quasiment les plus faibles par rapport aux profils de convergence des autres algorithmes.

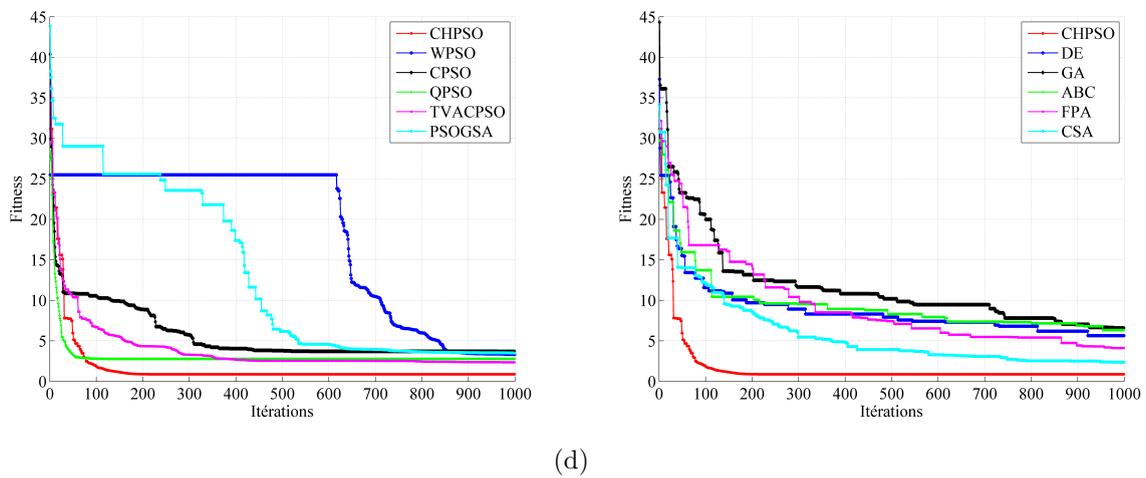
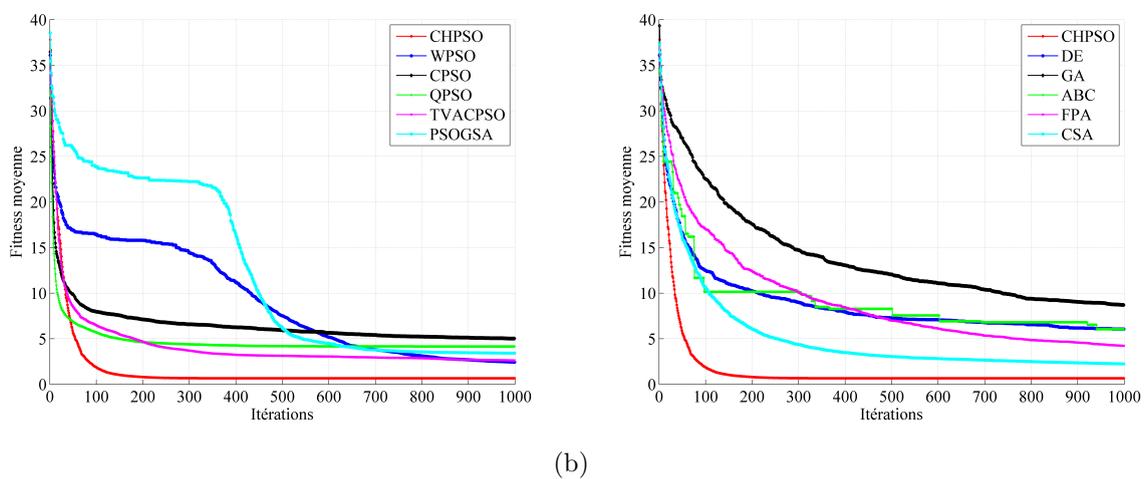
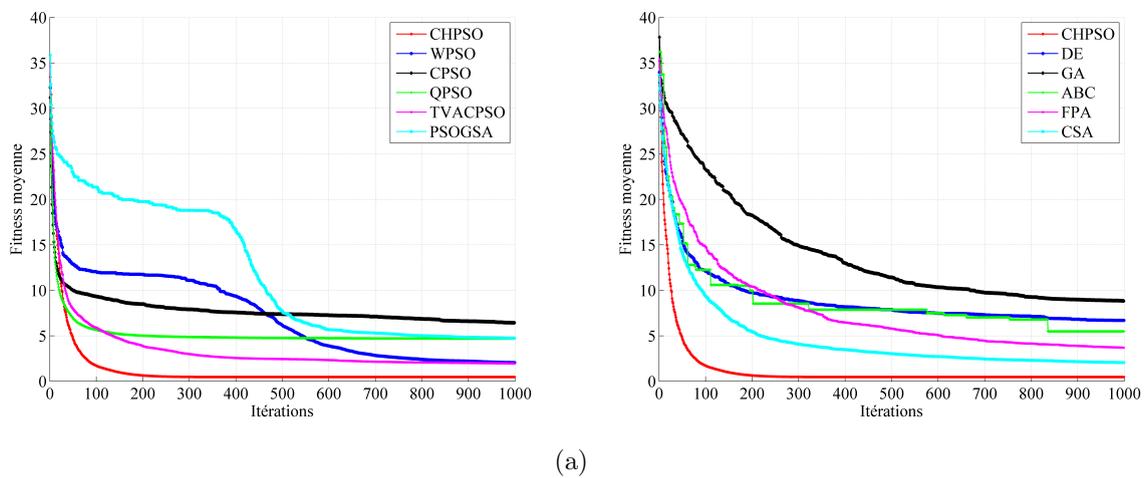


FIG. 1.10: Courbes de l'évolution des fitness pour les filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.



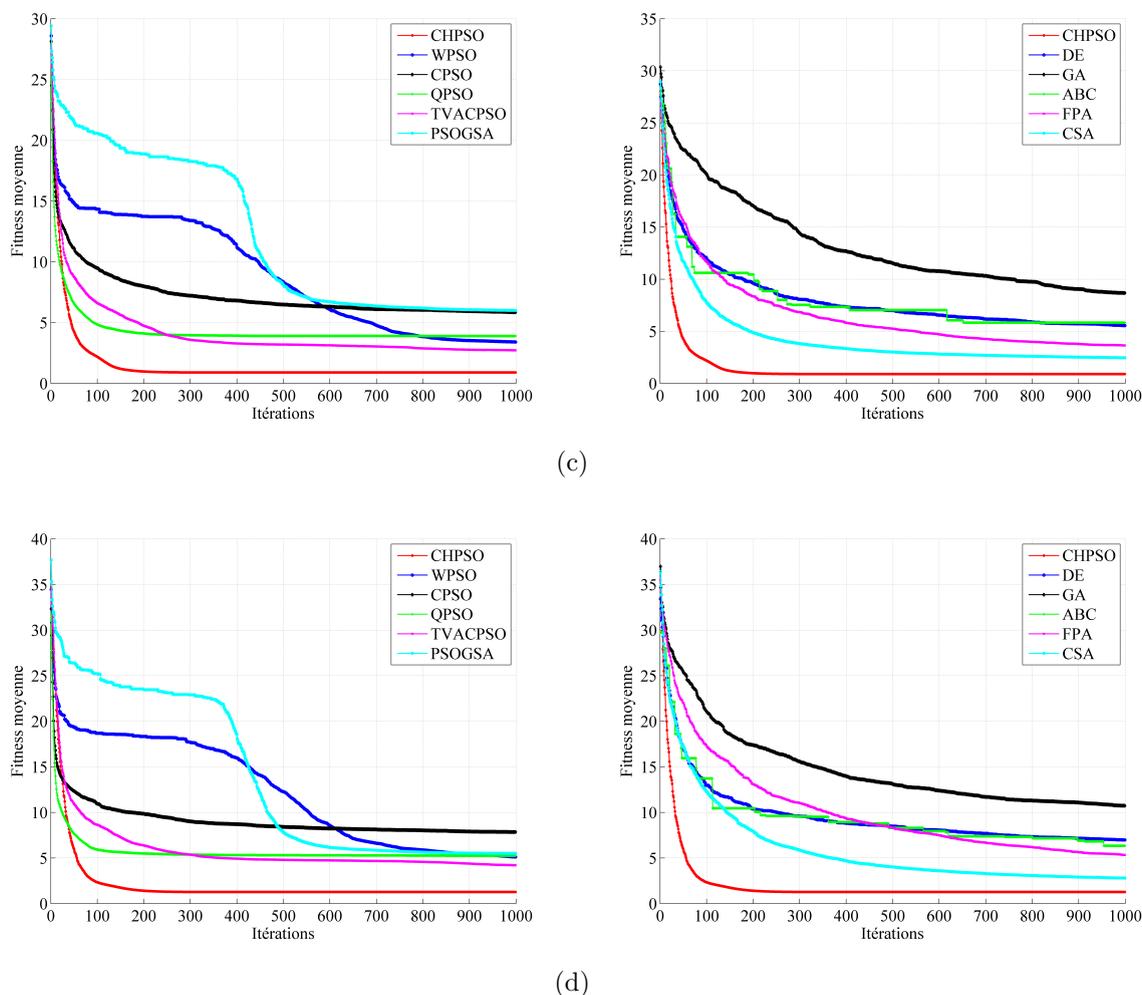


FIG. 1.11: Profils de convergence des différents algorithmes dans le cas des filtres (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB.

1.7.3 Temps de calcul

Nous avons relevé le temps consommé par chaque algorithme durant chacune des 30 exécutions dans le cas des quatre types de filtres: PB, PH, CB et SB (Tab. 1.4). L'analyse de la table (1.4), permet de conclure que l'algorithme le plus rapide est GA. Le temps affiché par CHPSO est très proche de celui de: WPSO, CPSO, QPSO, TVACPSO, et faible comparé à celui des algorithmes PSOGSA, DE, ABC, FPA, et SCA. Ceci prouve que la nouvelle stratégie de mise à jour des meilleurs position personnelles dans CHPSO n'engendre pas un temps de calcul supplémentaire.

Finalement, l'algorithme CHPSO surclasse l'ensemble de ses concurrents en termes de fitness et de vitesse de convergence.

TAB. 1.4: Temps d'exécution moyen en secondes (s)

	CHPSO	WPSO	CPSO	QPSO	TVACPSO	PSOGSA	DE	GA	ABC	FPA	CSA
Filtre PB	188.15	187.15	188.48	187.86	188.00	350.71	251.21	183.43	395.71	200.34	445.46
Filtre PH	187.84	187.57	188.30	188.30	188.19	352.44	262.28	183.87	399.22	202.40	455.71
Filtre CB	213.11	199.35	190.62	191.30	191.57	349.56	248.18	184.78	399.86	203.6	440.95
Filtre SB	189.47	189.32	190.17	190.04	189.35	354.25	253.06	183.62	403.18	200.73	447.54

TAB. 1.5: Statistiques des atténuations dans la bande stoppée (dB) obtenues lors de la synthèse des filtres: PB, PH, CB et SB d'ordre 8

	CHPSO	WPSO	CPSO	QPSO	TVACPSO	PSOGSA	DE	GA	ABC	FPA	CSA
Filtre PB	43.413	41.632	29.016	28.868	38.664	31.539	27.087	25.009	31.836	35.250	37.625
Filtre PH	40.000	35.250	33.766	35.547	39.257	30.649	25.751	35.102	29.016	37.430	37.180
Filtre CB	40.148	31.391	29.462	35.102	34.211	28.571	29.165	37.992	33.914	36.141	34.805
Filtre SB	38.218	20.705	30.946	27.977	31.539	25.751	28.423	27.532	26.196	29.462	31.094

1.7.4 Stabilité

Pour vérifier l'efficacité de l'opérateur de stabilisation proposé, nous avons affiché sur la figure (1.12) les positions des pôles et des zéros de chaque fonction de transfert $H(z)$ correspondant à chaque type de filtre synthétisé par l'algorithme CHPSO. L'ensemble des pôles et des zéros de chaque filtre sont à l'intérieur du cercle unité. Les filtres ainsi conçus sont tous stables et à phases minimales.

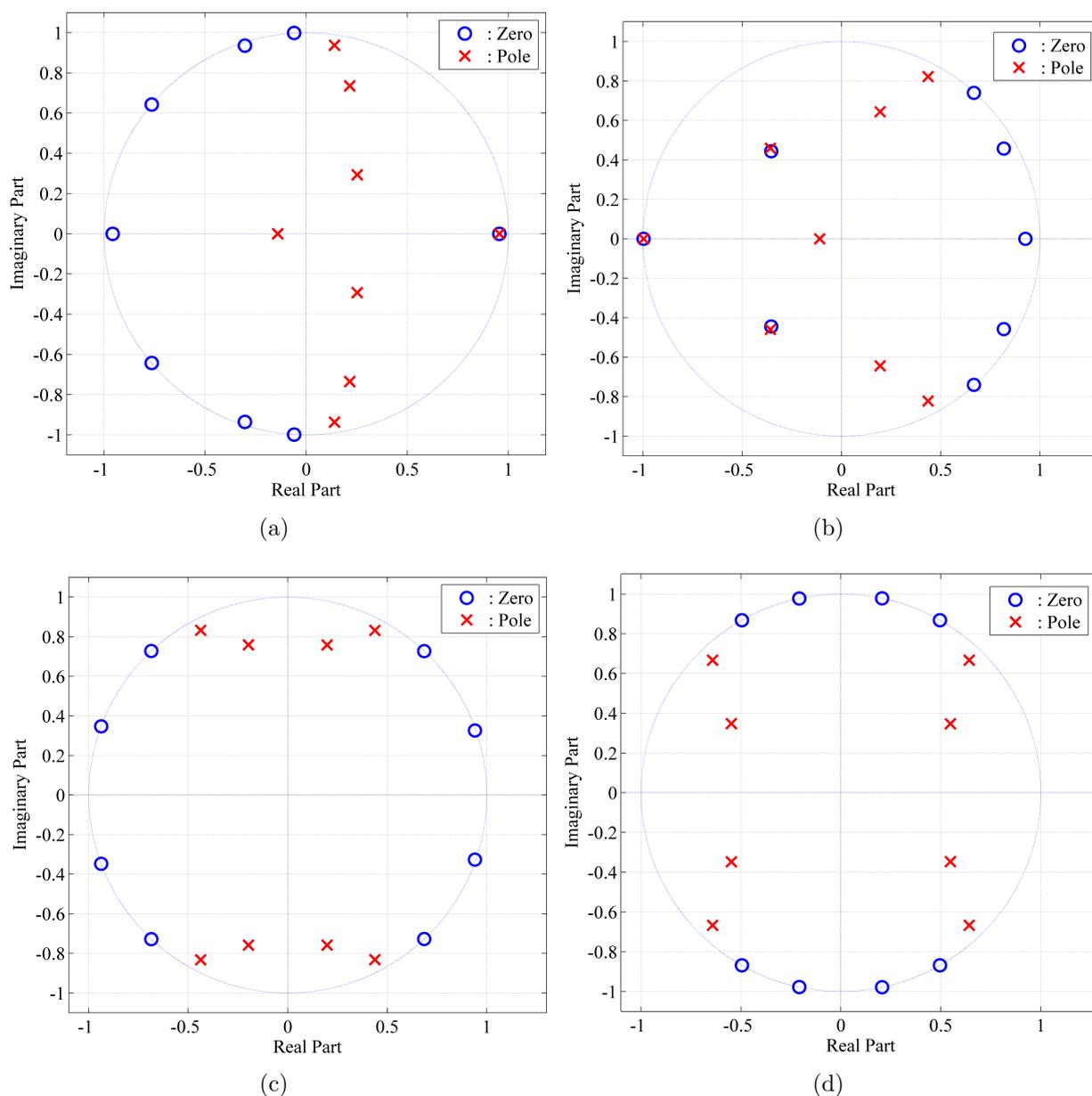


FIG. 1.12: Représentation des plants Pôle/Zéro des filtres RII engendrés par l'algorithme CHPSO, (a):PB, (b):PH, (c):CB et (d):SB

1.8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode de synthèse des filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie monodimensionnelle basée sur l'algorithme à essaim de particules PSO.

L'originalité de cette méthode se trouve dans la manière de mettre à jour les meilleures positions personnelles des particules dans l'algorithme PSO et dans la manière d'assurer la stabilité du filtre conçu.

La nouvelle stratégie de mise à jour, fondée sur les concepts de coopération et d'hiérarchisation, permet aux particules de coopérer entre elles en s'échangeant leurs expériences, d'où le nom CHPSO attribué à l'algorithme proposé.

L'algorithme CHPSO proposé n'introduit aucun paramètre supplémentaire et n'engendre pas de temps de calcul supplémentaire par rapport à l'algorithme PSO standard.

Pour garantir la stabilité du filtre numérique RII conçu, nous avons proposé un opérateur de stabilisation qui est intégré dans l'algorithme PSO sous forme d'un opérateur de mutation. L'avantage de cet opérateur réside dans le fait qu'il n'affecte, ni la réponse fréquentielle d'un filtre RII supposé déjà stable, ni celle d'un filtre instable après sa stabilisation. De plus, cet opérateur peut être facilement intégré dans d'autres techniques évolutionnaires.

Le filtre conçu par l'algorithme CHPSO est présenté par sa forme générale, contrairement aux autres méthodes évolutionnaires présentées dans la littérature qui utilisent spécifiquement la forme cascade ou en treillis afin de faciliter la stabilisation du filtre conçu.

Les résultats obtenus par cette nouvelle méthode prouvent sa robustesse et sa capacité à synthétiser des filtres numériques RII de type passe bas, passe haut, passe bande et coupe bande. En outre, cet algorithme s'est avéré plus performant et converge plus rapidement que les autres variantes du PSO et d'autres algorithmes d'optimisation évolutionnaire.

Chapitre 2

Filtrage d'un signal

Électrogastrogramme (EGG)

2.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une nouvelle variante de l'algorithme à essaim de particules basée sur les concepts de coopération et d'hierarchisation. Cet algorithme, nommé CHPSO, a été utilisé pour la conception de filtres à réponse impulsionnelle infinie monodimensionnelle (RII-1D).

Dans ce chapitre, nous utilisons ce même algorithme CHPSO pour la conception d'un filtre RII passe bande hautement sélectif dans le but de filtrer des signaux biomédicaux, en l'occurrence les signaux gastriques.

Les signaux gastriques sont utilisés dans le diagnostic des différentes anomalies du système gastrique en analysant leurs spectres fréquentiels. Ils sont prélevés grâce à la technique d'électrogastrographie qui est définie comme l'enregistrement de l'activité myoélectrique des muscles lisses de l'estomac en utilisant des électrodes cutanées placées sur l'abdomen. Le signal enregistré dit Électrogastrogramme (EGG), est souvent corrompu par plusieurs types de bruits, qui peuvent fausser le diagnostic.

Afin de remédier à ce problème, nous proposons de synthétiser un filtre RII-1D d'ordre élevé, hautement sélectif par l'algorithme CHPSO présenté dans le chapitre précédent en vue de filtrer les signaux EGG.

Pour comprendre la genèse des signaux EGG, nous présentons d'abord l'anatomie de l'estomac et les techniques d'examen fonctionnels de l'estomac les plus connues. Les caractéristiques du signal EGG ainsi que les différents artefacts qui l'affectent sont ensuite décrits. Nous terminons ce chapitre par la synthèse d'un filtre RII-1D passe bande par l'algorithme proposé CHPSO et son application sur des signaux EGG synthétiques et réels. Le système d'acquisition des signaux EGG réels développé y'est également présenté.

2.2 Anatomie du tube digestif

Le tube digestif commence par la bouche, le pharynx et se poursuit par l'œsophage, qui traverse le cou et le thorax pour se terminer au cardia (*l'orifice supérieur de l'estomac*). L'estomac est divisée en trois parties; une partie haute, appelée la grosse tubérosité (*Poche à air*), une partie intermédiaire (*le corps*) et une partie basse qui comprend l'antra et le pylore, par lequel elle communique avec l'intestin. L'intestin comprend d'abord l'intestin grêle, dont la longueur varie de 4 à 7 mètres; il débute par le duodénum, dont la première partie, renflée, est le bulbe duodénal. Au duodénum fait suite le jéjunum, qui représente environ $2/5$ de l'intestin grêle, tandis que les $3/5$ suivants s'appellent iléon. L'iléon se jette dans le gros intestin (*Côlon*). Le gros intestin comprend, à droite, le cæcum, où s'abouche l'appendice. Au-dessus de l'appendice débouche l'iléon, protégé d'un reflux du contenu colique par un système de valve anti-retour (*valve iléo-cæcale*). Le cæcum est prolongé en haut par le côlon ascendant, suivi par une partie horizontale, le côlon transverse, qui et se prolonge par une partie gauche verticale, le côlon descendant. A celui-ci fait suite le côlon sigmoïde, qui décrit une anse et aboutit au rectum, lequel se termine par l'anus (Fig. 2.1).

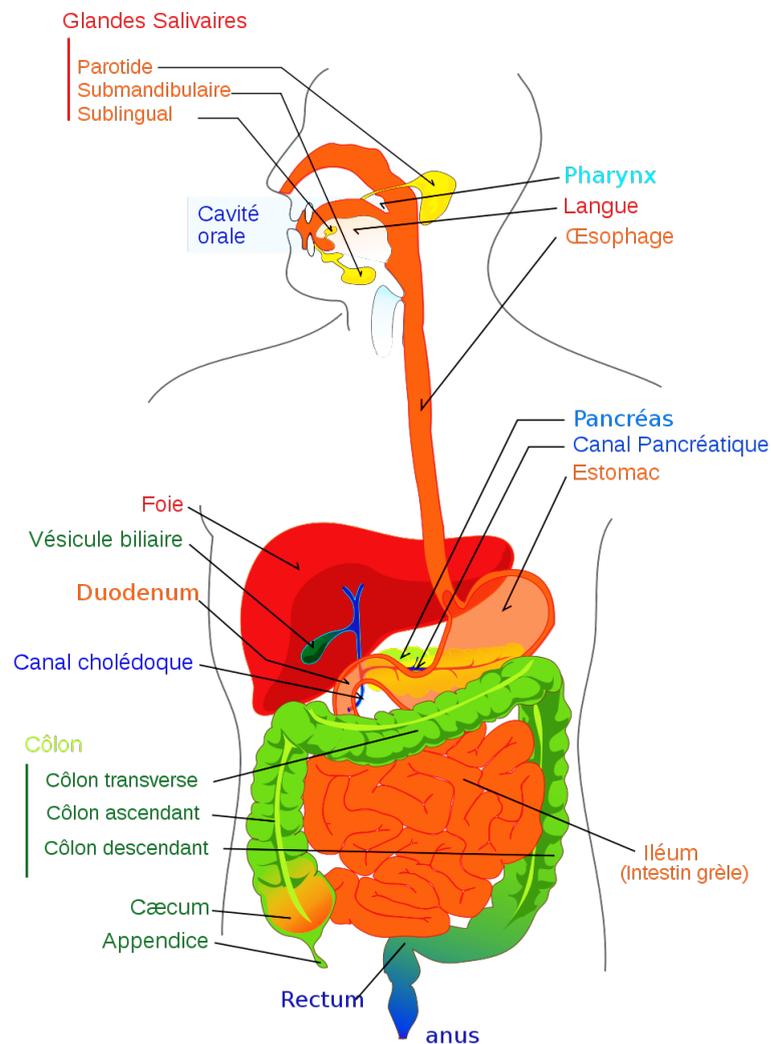


FIG. 2.1: Anatomie du tube digestif

2.3 L'estomac

L'estomac est l'un des principaux organes de l'appareil digestif. Il est situé au milieu de la cavité abdominale et s'étend de l'extrémité inférieure de l'oesophage au duodénum. En forme de sac incurvé, l'estomac est délimité en haut par la petite courbure et en bas par la grande courbure. Le bol alimentaire est transporté dans l'estomac par l'oesophage, propulsé par des ondes péristaltiques. Il est constitué de trois zones anatomiques (*fundus ou grosse tubérosité, corps et antrum*). D'un point de vue fonctionnelle, l'estomac est divisé en deux groupes, le premier regroupe les deux zones anatomiques (*fundus et corps*) qui assurent le mélange et le brassage des aliments. La second est l'antrum qui joue le rôle de régulateur

pour l'évacuation du chyme vers le duodénum (Fig. 2.2).

Sur le plan histologique, la paroi de l'estomac est formée de trois couches de fibres muscu-

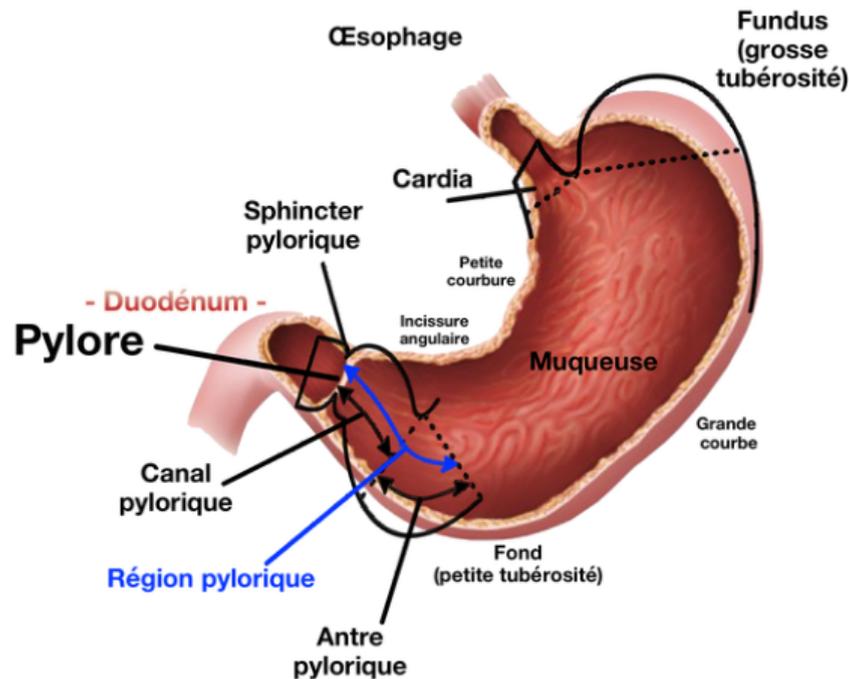


FIG. 2.2: Les zones anatomiques et fonctionnelles de l'estomac.

lares nommées respectivement, la couche musculaire longitudinale (*longitudinal layer*), la couche musculaire circulaire (*Circular layer*), qui est la principale responsable de l'activité motrice constructive, et la couche musculaire oblique interne (*Oblique layer*) (Fig. 2.3).

L'ensemble des trois couches est innervé par le système nerveux sympathique dont le rôle est le contrôle des contractions qui sont d'origine locale (*automatisme des cellules situées dans la paroi digestive*). Cet automatisme est coordonné par un système nerveux extrinsèque et intrinsèque, ce qui prouve l'intense activité motrice de l'estomac immédiatement après le repas.

La motilité de l'estomac donne naissance à des ondes électriques lentes, également appelées “*activité électrique de contrôle*” ou “*rythme électrique de base*”, qui ont une fréquence de 3 cycles par minute. L'amplitude des contractions est déterminée par un deuxième type d'activité électrique, les potentiels d'action ou “*activité de réponse électrique*” (*spikes, en anglais*). Les potentiels d'action sont toujours superposés aux ondes lentes, ils ont une fréquence de 50–80 cycles par minute (cpm), ils durent quelques secondes et semblent être plus fréquents en période postprandiale [40].

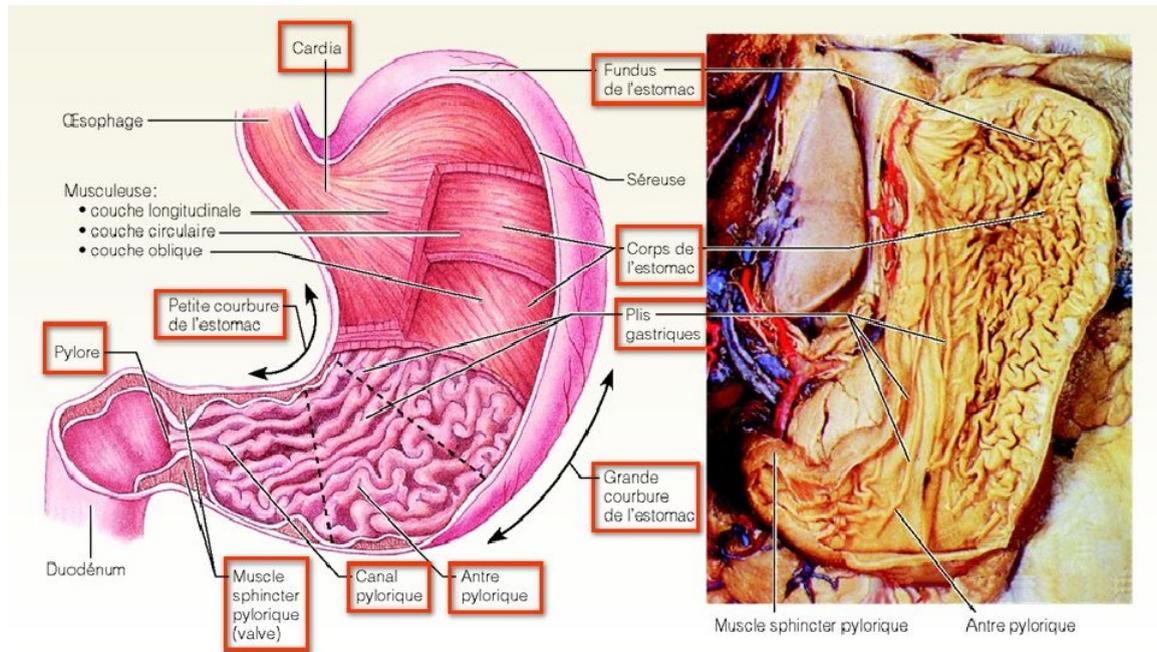


FIG. 2.3: Couches musculaires de l'estomac.

Après avoir brièvement présenté l'anatomie et la physiologie de l'estomac, on peut comprendre facilement l'intérêt de l'étude des signaux électriques abdominaux, notamment ceux issus de l'estomac, pour différentes applications cliniques.

2.4 Étude et diagnostic de l'estomac

Les douleurs abdominales continuent de poser des problèmes de diagnostic aux médecins urgentistes. En dépit des moyens d'investigations disponibles, le diagnostic demeure imprécis pour environ 25% des patients qui sont non admis à l'hospitalisation et pour 35 à 41% des patients admis à l'hospitalisation [41]. L'un des plus anciens moyens d'examen clinique des malaises abdominaux, encore pratiqué de nos jours, est l'auscultation par l'intermédiaire d'un simple stéthoscope. Par la suite, les praticiens du domaine, en quête des moyens d'investigation clinique et para-clinique, ont eu recours à deux grandes classes d'exams: les examens morphologiques (*anatomiques*) et les examens fonctionnels (*physiologiques*). Par leur nature, les examens anatomiques se relèvent principalement du domaine de l'imagerie médicale. Afin de compléter l'information morphologique fournis par les examens anatomiques, un recourt aux examens fonctionnels s'impose.

Parmi les techniques les plus connues d'examen fonctionnel de l'estomac, on trouve l'endoscopie, la manométrie, l'analyse des vibrations de surface, l'échographie et l'électrogastrographie.

2.4.1 L'endoscopie

Elle permet d'inspecter ou d'examiner visuellement l'intérieur des organes du système digestif (*Gastrosopie*) ou d'autres cavités de l'organisme (*Cœliosopie*, *Bronchosopie*, *Cystosopie* et *Rectosopie*) au moyen d'un tube optique muni d'un système d'éclairage (Fig. 2.4).

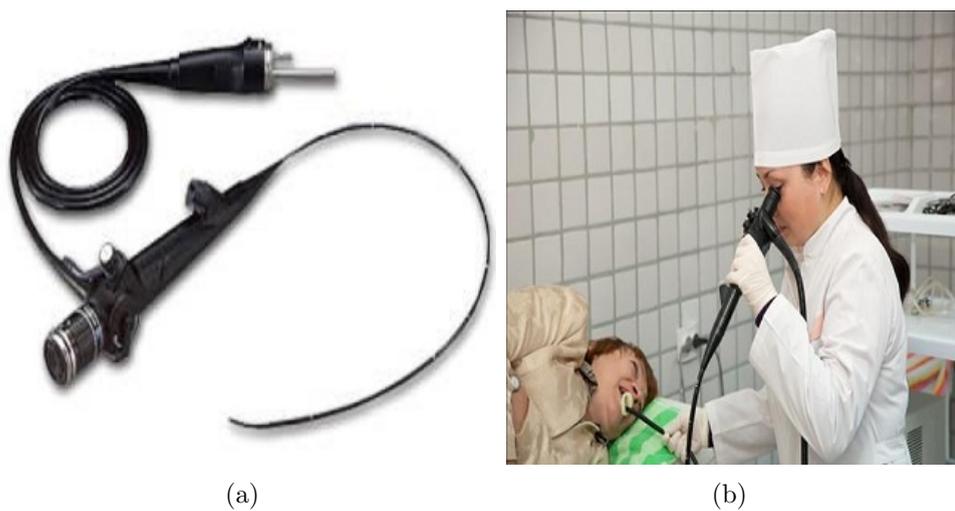


FIG. 2.4: Examen de l'endoscopie, (a): La sonde endoscopique, (b): application réel de l'endoscopie sur un patient.

2.4.2 La manométrie

C'est une méthode très ancienne basée sur l'étude des variations de pression à l'intérieur des viscères. Les contractions des muscles des parois des organes abdominaux sont détectées à l'aide des capteurs (*sondes manométriques*) introduits dans l'estomac et les intestins. Cet examen était l'un des plus informatifs, notamment par les indices de motilité qu'il fournit : le nombre, la fréquence et l'énergie des contractions, leurs localisation et propagation ainsi que leur évolution par rapport aux différents états physiologiques (*avant et après repas, pendant le sommeil*).

L'inconvénient principal des deux techniques précédemment citées est qu'elles sont fortement invasives. Elles nécessitent l'ingestion ou l'injection de substances de contraste, l'irradiation du patient ou l'introduction de sondes dans le corps.

D'autres méthodes d'investigation à caractère non-invasive telle que l'électrogastrographie, l'échographie et l'analyse des vibrations de surface (SVA - *surface vibration analysis*) ont été développées.

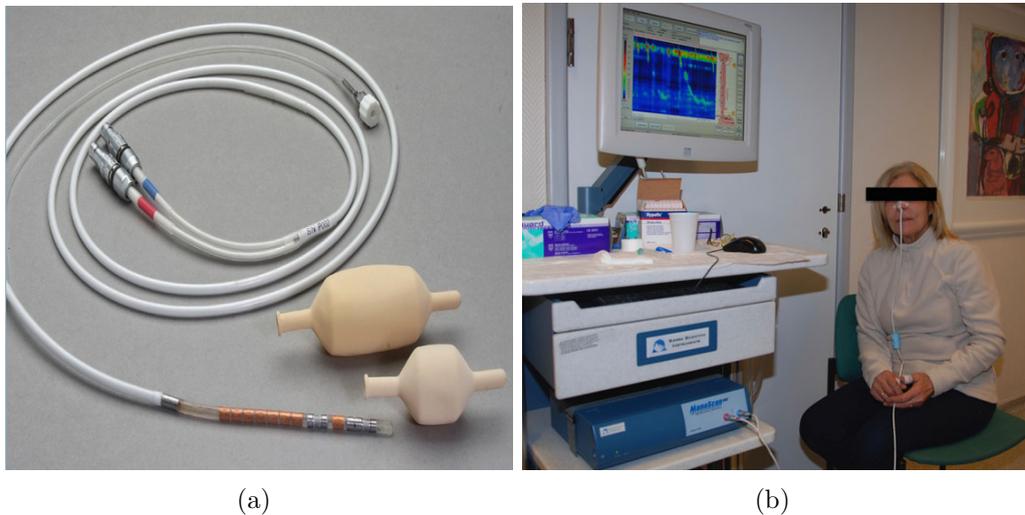


FIG. 2.5: Examen de manométrie.

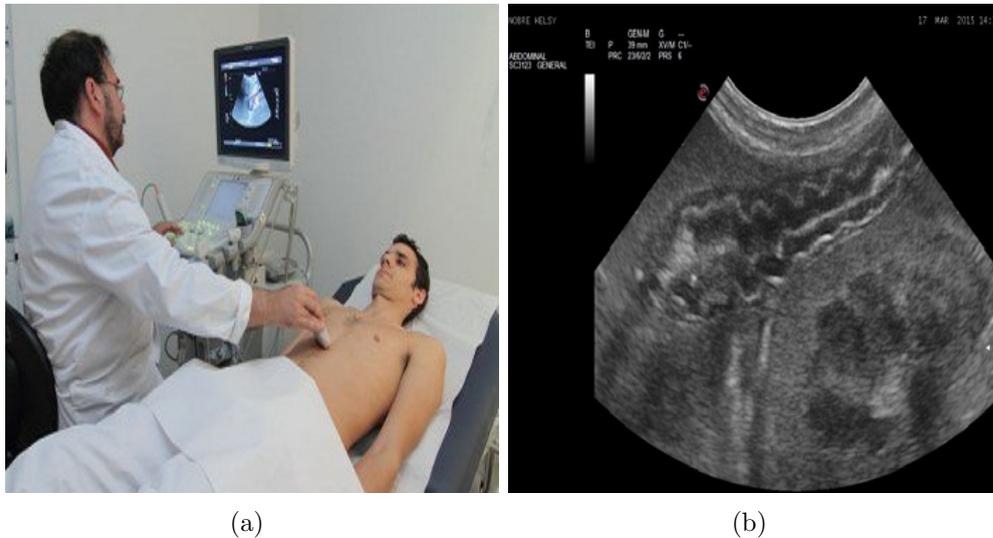
2.4.3 Analyse des vibrations de surface

Inspirée de l'étude des matériaux, cette technique analyse les vibrations de la surface abdominale (SVA - *surface vibration analysis*) enregistrées à l'aide d'un capteur de vibrations piézoélectrique [42, 43]. Elle permet de visualiser l'évolution de l'activité gastro-intestinale après un repas et après ingestion de médicaments ou dans les cas d'obstruction intestinale.

2.4.4 L'échographie

C'est une approche qui associe l'imagerie médicale aux explorations fonctionnelles. Elle propose des méthodes basées sur l'interprétation des signaux ultrasoniques recueillis à l'aide des sondes ultrasons pour l'étude de l'activité gastrique (*pour une échographie en temps-réel*

de l'estomac) ou de l'intestin grêle (pour la détection des ondes péristaltiques à l'aide de l'échographie Doppler) (Fig. 2.6).



(a)

(b)

FIG. 2.6: Examen de l'échographie.

2.4.5 Électrogastrographie

L'électrogastrographie est technique proposée par le gastroentérologue *Alvarez* en 1922 [44] pour étudier l'activité électrique des muscles lisses de l'appareil digestif. Son principe est similaire à celui de l'électrocardiogramme, où des électrodes sont placées, soit directement sur la paroi de l'estomac, soit sur la peau du ventre. L'acquisition du signal EGG peut être alors effectuée d'une manière invasive ou non-invasive. Dans le premier cas, les électrodes sont placées directement sur la surface externe l'estomac (*la séreuse*), suite à une intervention chirurgicale, ou bien par l'incubation d'un cathéter muni d'électrodes à l'intérieur de l'estomac par voie orale. Cette approche n'est en réalité pas applicable sur des sujets humains, elle est limitée aux tests effectués au laboratoire sur des animaux. Par contre l'approche non-invasive, à la quelle nous nous intéressons, est plus simple à mettre en œuvre, moins coûteuse et indolore [45]. Vu la simplicité de cette approche, elle constitue un outil très prometteur pour le diagnostic des différentes anomalies du système gastrique telles que les nausées, le vomissement, l'anorexie, la dyspepsie, la constipation, le cancer gastrique, la gastrite, l'obésité et la paraiisse gastrique [46]. L'EGG permet également d'étudier l'effet des drogues, les hormones, le diabète et les troubles neurologiques sur le l'activité gastrique [47].

2.5 Le signal EGG

Le signal EGG humain est un signal quasi sinusoïdal de très faible amplitude (entre 0,01 et 0,5 mV) avec une fréquence fondamentale de (0.05 Hz) ou 3 cycle/min (cpm) (1 cpm=1/60 Hz). Des légères variations de cette fréquence dans la plage [2.6 – 3.7] cpm indiquent également un fonctionnement normal de l'estomac [48].

Les différentes anomalies de l'activité gastrique affectent considérablement le spectre fréquentiel du signal EGG. Les fréquences des signaux EGG correspondants à certaines anomalies sont listées dans la table (2.1).

TAB. 2.1: Les différentes anomalies de l'activité myoléctrique gastrique [2]

Anomalie	Spécifications et plage des fréquences (cpm)
Bradycastrie	Pic de fréquence dans la plage [1 – 2] cpm avec l'absence de la fréquence caractérisant un fonctionnement normal
Tachycastrie	Pic de fréquence dans la plage [4 – 9] cpm avec l'absence de la fréquence caractérisant un fonctionnement normal
Nausée	Pic de fréquence dans la plage [3.5 – 6] cpm
Vomissement	Pic de fréquence dans la plage [5.5 – 6.5] cpm
Dyspepsie	Pic de fréquence dans la plage [4 – 5] cpm

Comme le signal EGG est caractérisé par une très faible amplitude et un faible rapport signal sur bruit, il devient très vulnérable à plusieurs artefacts [49]. Ces bruits peuvent être regroupés en trois catégories selon leurs sources. La première regroupe le bruit engendré par les organes entourant l'estomac comme le Duodénum (0.18 – 0.25) Hz ou (10.8 – 15) cpm, la respiration (0.2 – 0.4) Hz ou (12 – 24) cpm, l'activité cardiaque (ECG) (0,5 – 3) Hz ou (30 – 180) cpm et éventuellement l'activité musculaire abdominale (Électromyogramme: EMG) (20 – 500) Hz. Le bruit électrique (< 0,72 cpm) dû aux circuits électriques du système d'acquisition appartient également à cette catégorie. La deuxième catégorie contient le bruit de mouvement aléatoire du patient et aux distorsions des électrodes cutanées et qui apparaissent comme des fluctuations brusques dans le signal EGG [50, 51]. D'autres facteurs comme les médicaments, la drogue [47] et l'hyperglycémie [52] peuvent aussi altérer l'activité myoléctrique gastrique.

2.6 Filtrage du signal EGG

De nombreuses méthodes de filtrage des signaux EGG ont été rapportées dans la littérature. Certains d'entre elles utilisent le filtrage adaptatif pour supprimer soit les bruits de mouvement [53], soit les bruits dûs à la respiration [54, 55, 56]. Cependant, le filtrage adaptatif nécessite un signal de référence lié au bruit à supprimer. Dans les applications pratiques, le signal de référence est obtenu via des capteurs appropriés comme dans [53, 54, 55]. Dans [56], le signal respiratoire de référence est extrait de l'ECG. Dans [50], un réseau de neurones est utilisé pour détecter et éliminer uniquement les bruits de mouvement. D'autres techniques séparent le signal EGG en plusieurs composantes fréquentielles en utilisant la transformée en ondelettes [57] ou la décomposition en mode empirique (EMD) [58]. Cependant, les niveaux de décomposition pour la transformée en ondelettes et les fonctions modales intrinsèques (IMF) résultant de l'EMD doivent être soigneusement sélectionnées afin d'extraire un EGG fiable. L'analyse en composantes indépendantes est une autre technique utilisée pour extraire le signal gastrique utile [59, 60, 61, 62]. Cette technique se limite au cas de l'acquisition multicanal du signal EGG.

Les filtres numériques RIF ou RII ont été également proposés pour le filtrage d'EGG [57]. Cependant, ces filtres ne satisfont pas les caractéristiques requises pour un meilleur traitement du signal EGG. Ils ont souvent une faible sélectivité et leur ordre est généralement choisi inférieur à < 6 ou pas assez élevé pour atteindre un haut niveau de sélectivité en fréquence [57].

Afin de répondre aux exigences d'un filtre capable d'éliminer les différents bruits dans le signal EGG, nous proposons d'appliquer l'algorithme CHPSO développé dans le chapitre précédent pour la conception d'un filtre RII passe bande (PB) d'ordre élevé hautement sélectif.

2.7 Synthèse d'un filtre RII PB par l'algorithme CHPSO

Le filtre RII qu'on doit synthétiser pour débruiter un signal EGG doit être de type passe bande et très sélectif avec une bande passante [1 - 9] cpm équivalent à [0.017 - 0.15] Hz qui

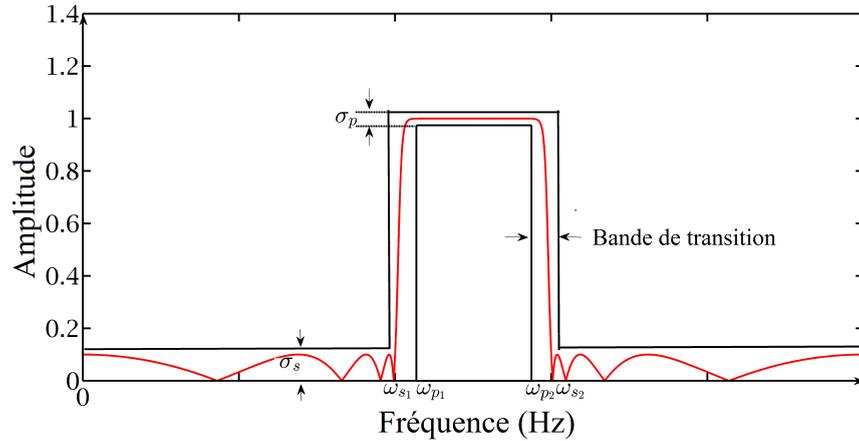


FIG. 2.7: Gabarit du filtre RII PB désiré pour le filtrage des signaux EGG

englobe tout le spectre fréquentiel lié aux anomalies gastriques (Tab. 2.1).

Les spécifications du filtre RII PB à concevoir, à savoir l'ordre P , l'amplitude des oscillations dans la bande passante et la bande stoppée, l'atténuation maximale dans la bande stoppée et la largeur des bandes des transitions (voir Fig. 2.7), sont indiquées dans la table (2.2).

TAB. 2.2: Spécifications du filtre RII PB conçu pour le filtrage du signal EGG

Ordre	Tolérance δ_p	Tolérance δ_s	ω_p fréquences normalisées	ω_s fréquences normalisées
24	10^{-4}	10^{-6}	0.018 , 0.149	0.016 , 0.151

Le filtre RII PB conçu par CHPSO est comparé à ceux réalisés par l'algorithme PSO standard WPSO ainsi que ceux obtenus par les méthodes conventionnelles incluant Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et le filtre Elliptique.

Les algorithmes CHPSO et WPSO sont implémentés avec les paramètres de la table (2.3). Pour une comparaison équitable avec CHPSO, l'opérateur de stabilisation est intégré dans WPSO.

Les filtres classiques de Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et Elliptique sont conçus à partir de l'outil "FdaTool" de Matlab avec les mêmes spécifications de la table (2.2). Les ordres optimaux 12, 6, 6 et 6 des filtres respectifs de Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et Elliptique sont calculés automatiquement. Pour le filtre Chebychev-I, la tolérance dans la bande passante est fixé à 0.5 dB et celle de la bande stoppée à 40 dB [57].

TAB. 2.3: Paramètres de contrôle des algorithmes CHPSO et WPSO

Paramètre	CHPSO	WPSO
Taille de la population	500	500
Nombre d'itérations	10^4	10^4
c_1^{min}, c_1^{max}	0.2 , 1.2	2.05
c_2^{min}, c_2^{max}	0.2 , 1.2	2.05
w_1^{min}, w_1^{max}	0.7298	0.4, 1.0

TAB. 2.4: Valeurs de RMSE des filtres RII synthétisés

CHPSO	WPSO	Butterworth	Chebychev-I	Chebychev-II	Elliptique
0.0229	0.0699	0.0900	0.1617	0.2568	0.1513

La figure (2.8) montre les spectres d'amplitudes normalisés $H(\omega)$ de chaque filtre conçu. Nous constatons que le filtre obtenu par CHPSO présente une atténuation élevée dans la bande stoppée, de faibles ondulations dans la bande passante et une bande de transition plus étroite comparativement aux autres filtres obtenus par les méthodes conventionnelles ou par l'algorithme WPSO. En effet, la réponse fréquentielle du filtre obtenu par CHPSO correspond mieux à celle du filtre désiré. Afin de quantifier l'écart entre le filtre conçu et le filtre désiré, l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est calculée:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_f} (H(\omega_i) - H_d(\omega_i))^2}{N_f}}, \quad (2.1)$$

N_f est le nombre de points d'échantillonnage fréquentielle (*taille du filtre*) et $\omega_i = \frac{(i-1)\pi}{N_f}$.

La table (2.4) montre les valeurs de RMSE obtenues par chaque filtre. La plus petite valeur, indiquée en gras, est fournie par le filtre conçu par l'algorithme CHPSO, suivi dans l'ordre par le filtre Elliptique, Chebychev-I, Chebychev-II, Butterworth et WPSO.

2.7.1 Filtrage des signaux EGG synthétiques

Afin d'évaluer objectivement la qualité du filtre RII PB conçu pour le filtrage des signaux EGG et prouver sa robustesse face aux bruits, nous avons effectué une série de tests sur un signal EGG généré d'une manière artificielle tout en respectant ses caractéristiques fréquentielles. Le signal EGG simulé brut $y_0(t)$ est obtenu par la combinaison de six sinusoides de fréquences 0.017, 0.03, 0.033, 0.05, 0.08, 0.10, 0.12 et 0.15 Hz, comme dans

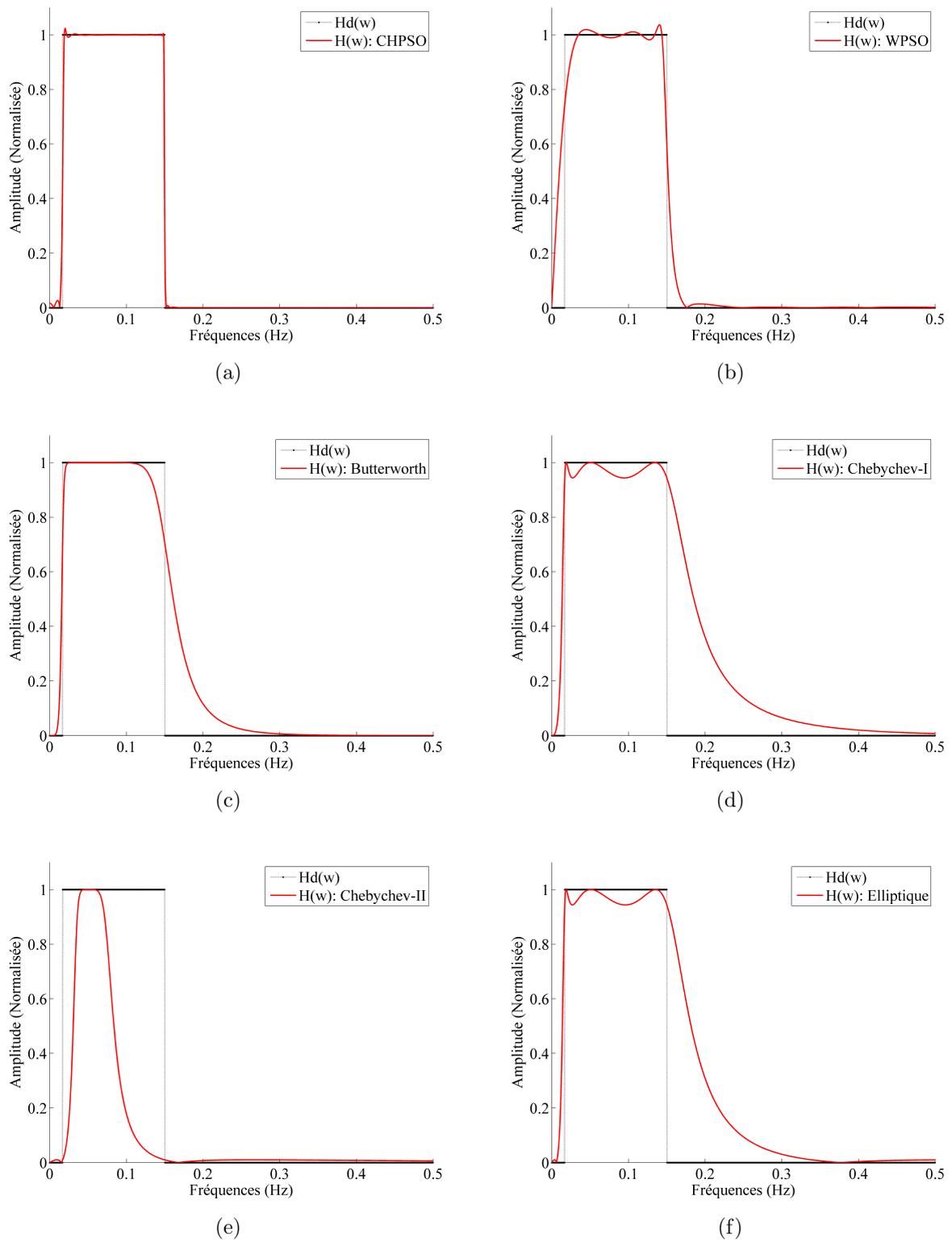


FIG. 2.8: Courbes des gains normalisés des filtres BP RII conçus. (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique.

[57].

$$y_0(t) = 0.2 \sin(2\pi f_1 t) + 0.2 \sin(2\pi f_2 t) + 0.2 \sin(2\pi f_3 t) + \sin(2\pi f_4 t) + 0.2 \sin(2\pi f_5 t) + 0.2 \sin(2\pi f_6 t) + 0.2 \sin(2\pi f_7 t) + 0.2 \sin(2\pi f_8 t), \quad (2.2)$$

Le signal $y_0(t)$ est corrompu par deux types de bruits additifs. Le premier $n(t)$ est un bruit aléatoire uniforme qui simule les bruits produits par les organes situés au tour de l'estomac. Le deuxième bruit $r(t)$ est un signal rampe qui simule la ligne de base. Le signal EGG final bruité $y(t)$ est:

$$y(t) = y_0(t) + \alpha n(t) + r(t), \quad (2.3)$$

avec

$$r(t) = \sin(2\pi \cdot 0.001 t) + \sin(2\pi \cdot 0.015 t) \quad (2.4)$$

Trois niveaux de bruit α (0.5, 0.75 et 1.0) sont considérés dans nos tests.

Nous supposons que la fréquence d'échantillonnage est de 2 Hz et que le temps d'enregistrement est de 33 minutes. La figure (2.9) montre un exemple de signal EGG simulé brut et sa version bruitée. Leurs spectres fréquentiels, présentés respectivement dans les figures (2.9 (c) et (d)), montrent un pic dominant à la fréquence 0,05 Hz qui correspond à 3 cpm.

Pour évaluer la performance des filtres conçus sur les signaux EGG simulés, deux critères sont utilisés: le rapport signal-bruit (SNR) (Eq. 2.5) et l'erreur quadratique de reconstruction (RSE) (Eq. 2.6).

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^N y_0^2(i)}{\sum_{i=1}^N (y_0(i) - y_f(i))^2} \quad (2.5)$$

$$RSE = \sum_{i=1}^N (y_f(i) - y_0(i))^2 \quad (2.6)$$

$y_0(i)$ et $y_f(i)$ représentent, respectivement, le i^{eme} échantillon du signal EGG brut et filtré et N le nombre total d'échantillons.

Le SNR évalue le degré de contamination du bruit par rapport au signal filtré. Plus le SNR est élevé, plus le filtre est meilleur et plus le RSE est petit, plus le filtre est meilleur.

Comme le bruit $n(t)$ est aléatoire, l'évaluation du RSE et du SNR est effectuée 20 fois pour les trois niveaux α de bruits $n(t)$.

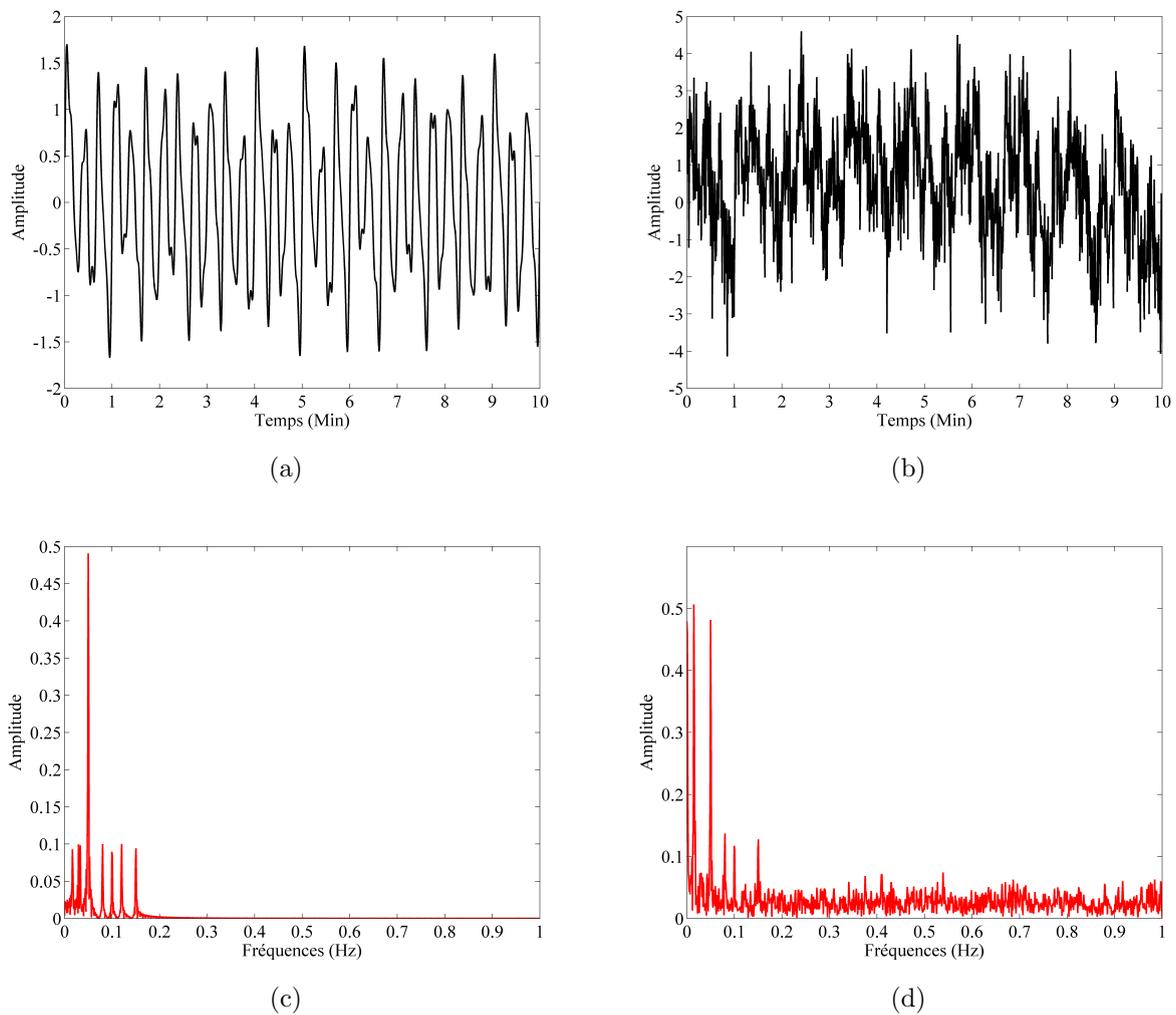


FIG. 2.9: Allure d'un signal EGG simulé. (a) Signal EGG. (b) Signal EGG contaminé par un bruit additif $\alpha = 1.0$. (c) Spectre fréquentiel du signal EGG brut. (d) Spectre fréquentiel du signal EGG bruité

Les tables (2.5) et (2.6) affichent respectivement, les valeurs maximales et moyennes du RSE et du SNR obtenues par les algorithmes CHPSO, WPSO et les filtres de Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et Elliptique. Les meilleurs résultats en termes de RSE et SNR, indiqués en gras, sont obtenus par le filtre RII conçu par CHPSO, suivi par les filtres de Butterworth, Chebychev-II, Elliptique, WPSO et Chebychev-I.

La figure (2.10) montre les résultats de filtrage du signal EGG simulé de la figure (2.9) par les différents filtres: CHPSO, WPSO, Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et Elliptique. La figure (2.11) affiche leurs spectres fréquentiels correspondants.

L'algorithme CHPSO offre une grande atténuation dans les bandes stoppées tout en préservant

TAB. 2.5: Valeurs du RSE obtenues par les différents filtres RII conçus.

Filtre	$\alpha = 0.5$		$\alpha = 0.75$		$\alpha = 1.0$	
	Max	Moyenne	Max	Moyenne	Max	Moyenne
CHPSO	14.4338	13.8755	19.7580	18.8161	25.0551	24.0157
WPSO	25.6608	25.0858	28.7453	28.0369	32.6863	31.7038
Butterworth	15.8631	15.4282	20.4830	19.6718	25.2781	24.3438
Chebyshev-I	26.4802	25.8588	29.7978	28.8684	33.6256	32.6026
Chebyshev-II	22.2672	21.9530	23.2252	22.9203	25.3061	24.3834
Elliptique	25.0487	24.4660	28.4842	27.5887	32.4607	31.4319

TAB. 2.6: Valeurs du SNR en dB obtenues par les filtres RII conçus.

Filtre	$\alpha = 0.5$		$\alpha = 0.75$		$\alpha = 1.0$	
	Max	Moyenne	Max	Moyenne	Max	Moyenne
CHPSO	11.6757	11.2398	9.0907	8.5942	6.8564	6.4750
WPSO	6.2811	6.0943	5.4146	5.1287	4.3336	4.0617
Butterworth	10.6182	10.3173	8.7281	8.2076	6.7274	6.3571
Chebyshev-I	6.0604	5.8308	5.0895	4.8748	4.1226	3.8189
Chebyshev-II	7.3378	7.2527	7.0691	6.8784	6.6145	6.3416
Elliptique	6.5470	6.3118	5.4935	5.2687	4.4337	4.1365

au maximum l'information spectrale dans la bande passante (Fig. 2.11 (a)), ce qui justifie sa grande sélectivité comparativement aux autres filtres.

Les résultats obtenus par les filtres de Butterworth, Chebyshev-I et Elliptique montrent des dépassements dans la bande passante. En effet les figures (2.11 (c), (d) et (f)), laissent apparaître la présence d'informations en-dehors de la bande passante $w > 0.15$ Hz. On peut également remarquer dans le cas du filtre de Chebyshev-II une perte d'information qui se traduit par le rétrécissement de la bande stoppée (Fig. 2.11 (e)).

L'analyse des résultats obtenus en termes de SNR et RSE montre que l'algorithme WPSO vient toujours à l'avant dernière place avant le filtre de Chebyshev-I. Malgré son ordre élevé, les performances qu'il offre restent trop faibles en termes de sélectivité et de l'atténuation dans la bande stoppée.

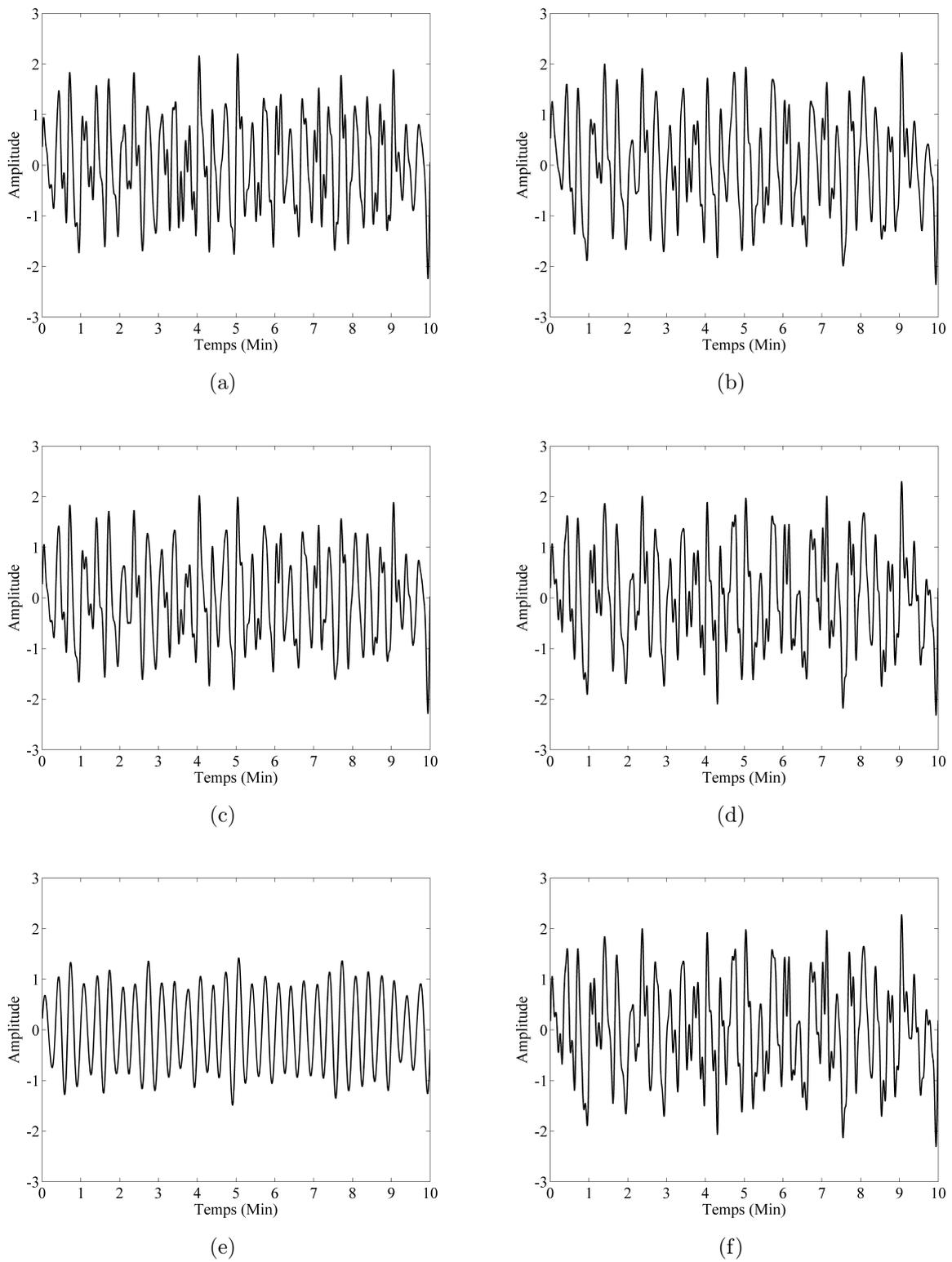


FIG. 2.10: Résultats de filtrage du signal synthétique de la figure (2.9 (b)) par les filtres: (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique

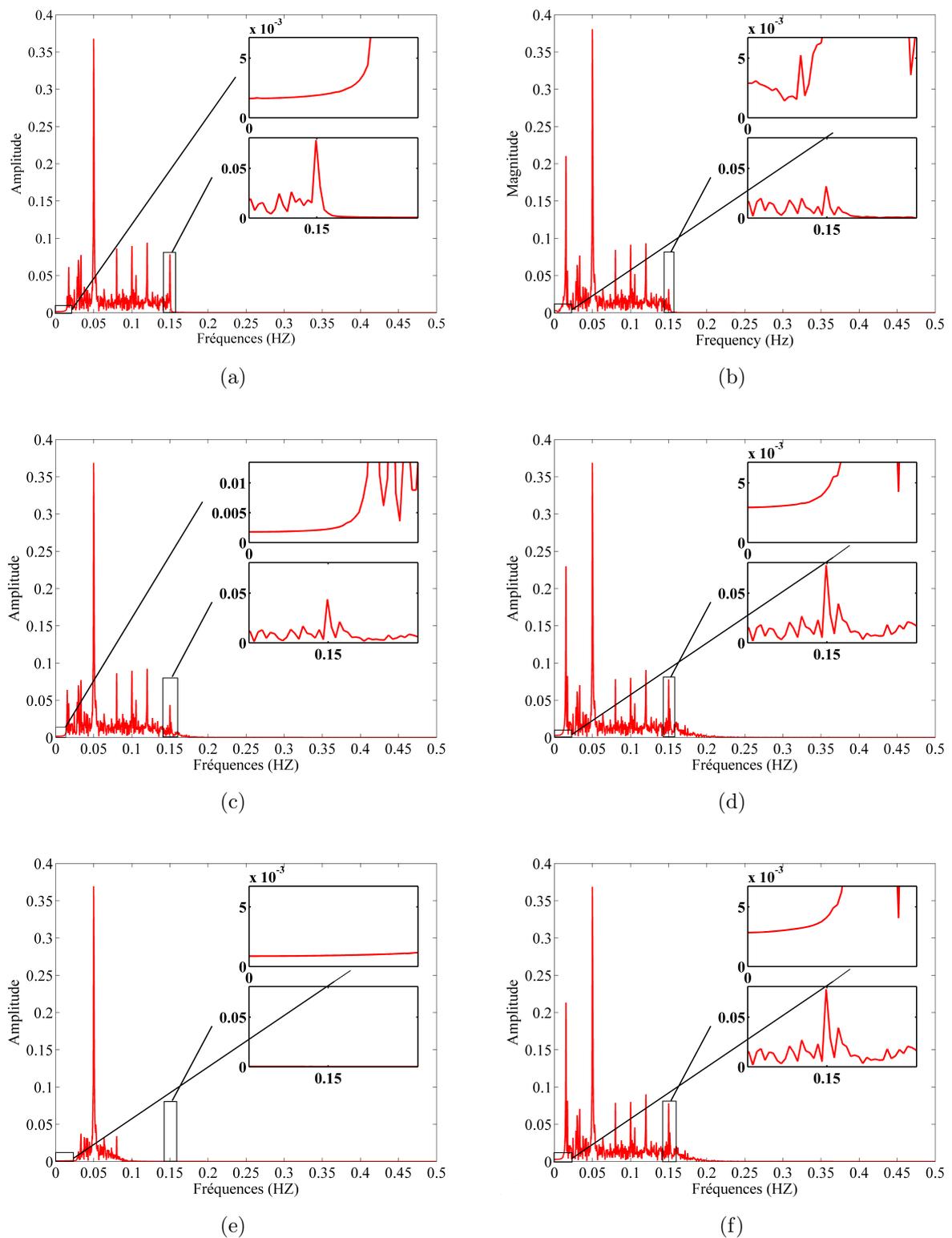


FIG. 2.11: Spectres fréquentiels des signaux EGG filtrés de la figure (2.10), (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique

2.8 Filtrage de signaux *Électrogastrogrammes réels*

Nous avons également appliqué le filtre conçu par l'algorithme CHPSO sur les signaux EGG réels. Ces signaux sont obtenus grâce au système d'acquisition que nous avons développé (Fig. 2.12).



FIG. 2.12: Système réel développé pour l'acquisition des signaux EGG

2.8.1 Système d'acquisition de signaux EGG

Le schéma asymptotique du système d'acquisition des signaux EGG réels que nous avons réalisé est représenté sur la figure (2.13). Il comprend 3 électrodes cutanées placées sur l'abdomen du patient (Fig. 2.12). Ces électrodes de type (Ag/AgCl) sont identiques à celles utilisées pour l'acquisition des signaux électrocardiogrammes (ECG) [63]. Deux d'entre elles

sont principalement utilisées pour capter l'activité myoélectrique de l'estomac et la troisième comme masse du système afin d'assurer la sécurité du patient [64] (Fig. 2.12). Pour effectuer une bonne acquisition, ces électrodes doivent être placées suivant une disposition bien définie et la surface abdominale qui doit être nettoyée afin de réduire l'impédance entre les électrodes et la peau [47]. De plus, le patient doit être placé dans une position confortable afin d'éviter les artéfacts dus à ses mouvements [65]. Le signal issu des électrodes possède une très faible amplitude (entre 50 et 500 μV) et une grande impédance. Un circuit d'adaptation d'impédance et d'amplification est alors utilisé afin d'obtenir un signal EGG fiable. Cette tâche est assurée par le circuit de conditionnement (*Signal Conditioning Unit (SCU)*) qui contient deux circuits d'adaptation d'impédance conçus autour de l'amplificateur d'instrumentation INA-126 ayant une grande impédance d'entrée, une bonne rejection en mode commun et dont le gain peut varier entre 1 et 10000 (Fig. 2.14). Le signal analogique amplifié est injecté dans un oscilloscope numérique (*Digital Storage Oscilloscope (DSO)*) connecté à un microordinateur à travers un câble USB. Le DSO permet de visualiser le signal EGG et en même temps de le numériser. Le convertisseur du DSO est de 12 bits. Le signal est d'abord échantillonné avec une fréquence égale à 100 Hz puis sous échantillonné à 2 Hz avant tout traitement. Afin d'assurer une mesure précise, la durée de l'enregistrement doit être au minimum égale à 30 minutes.

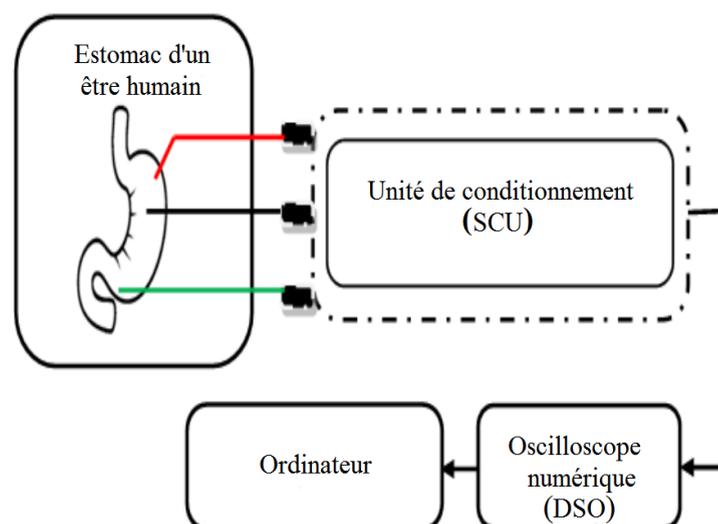


FIG. 2.13: Diagramme du système d'acquisition du signal EGG.

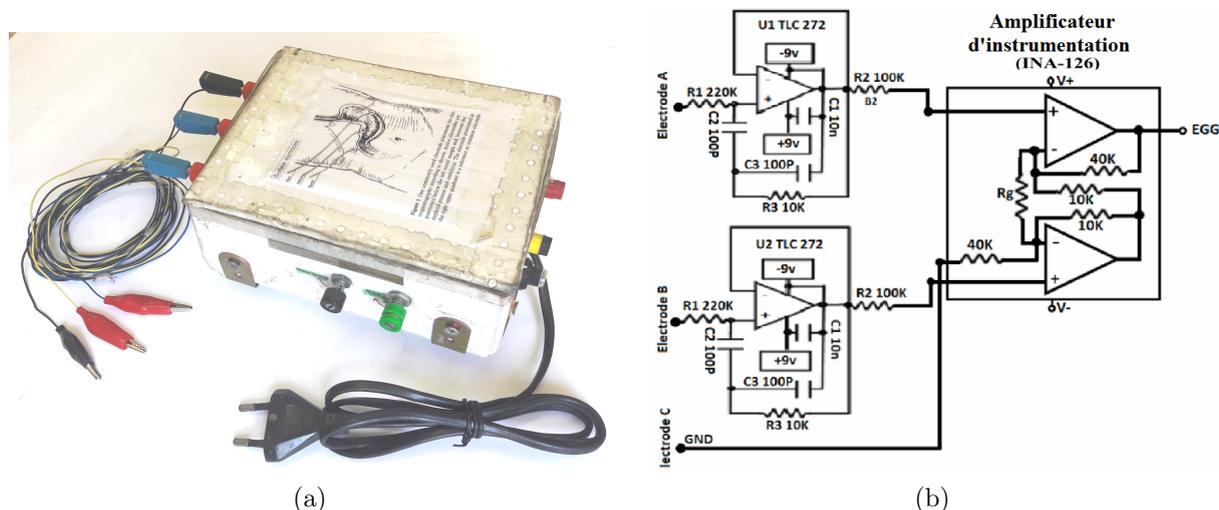


FIG. 2.14: Système d'acquisition des signaux EGG réels . (a): Unité de conditionnement (CSU), (b): Circuit électronique de l'unité de conditionnement.

Les figures (2.17) et (2.15) montrent les signaux EGG acquis avant (*Préprandial*) et après repas (*Postprandial*). Leurs spectres fréquentiels sont respectivement présentés dans les figures (2.16 (b)) et (2.18 (b)). L'analyse de ces deux figures conforte l'idée que l'activité gastrique augmente pendant la période postprandial, justifiée par l'amplitude du pic correspondant à la fréquence 0.05 Hz (3 cpm). Par contre, on peut aisément observer sur le signal EGG en période préprandial la présence d'un pic d'amplitude très élevée à la fréquence 0.035 Hz (2.1 cpm) en plus du pic principal à la fréquence 0.05 Hz (3 cpm).

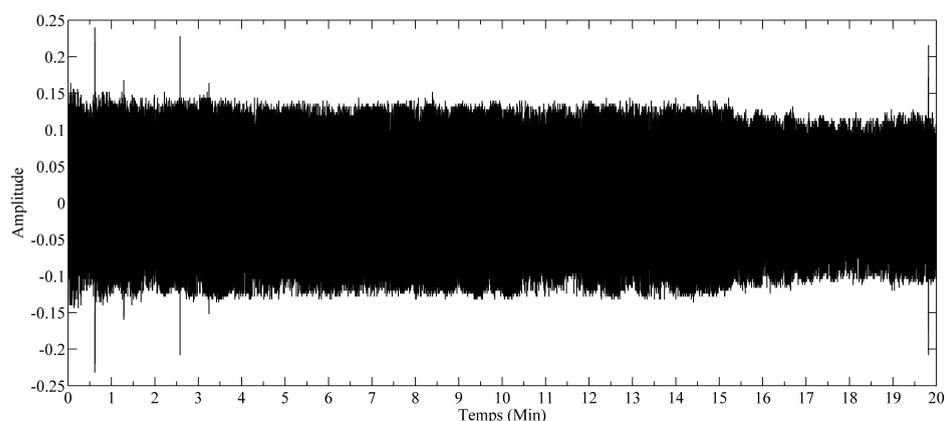


FIG. 2.15: Signal EGG réel enregistré par notre système durant la période postprandial.

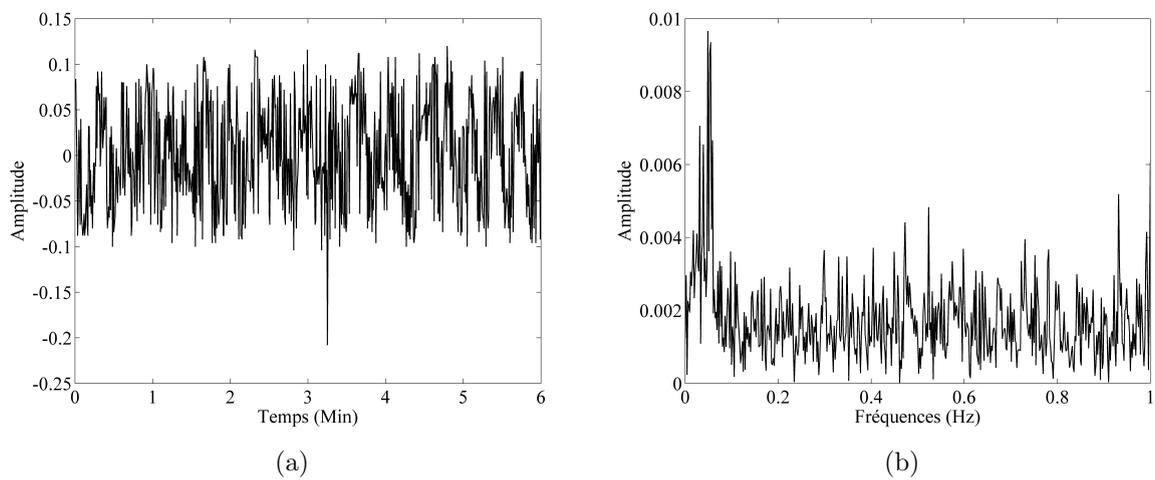


FIG. 2.16: (a) Signal EGG réel enregistré durant la période postprandial sous échantillonné à une fréquence de 2 Hz, (b) son spectre fréquentiel.

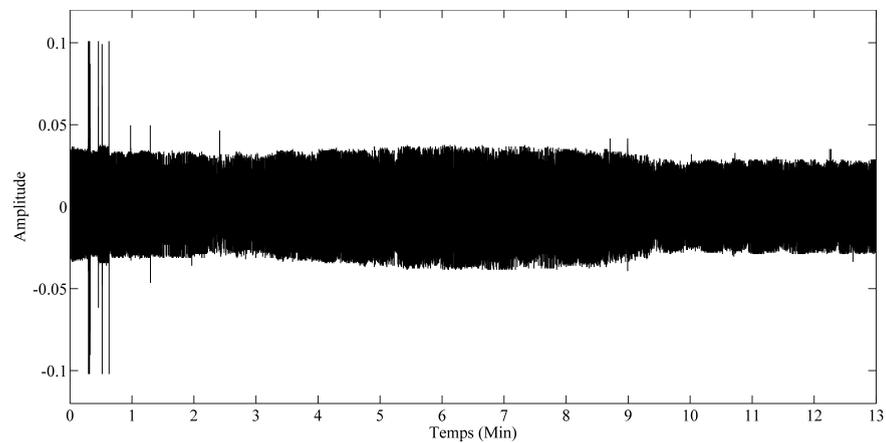


FIG. 2.17: Signal EGG réel enregistré par notre système durant la période préprandial

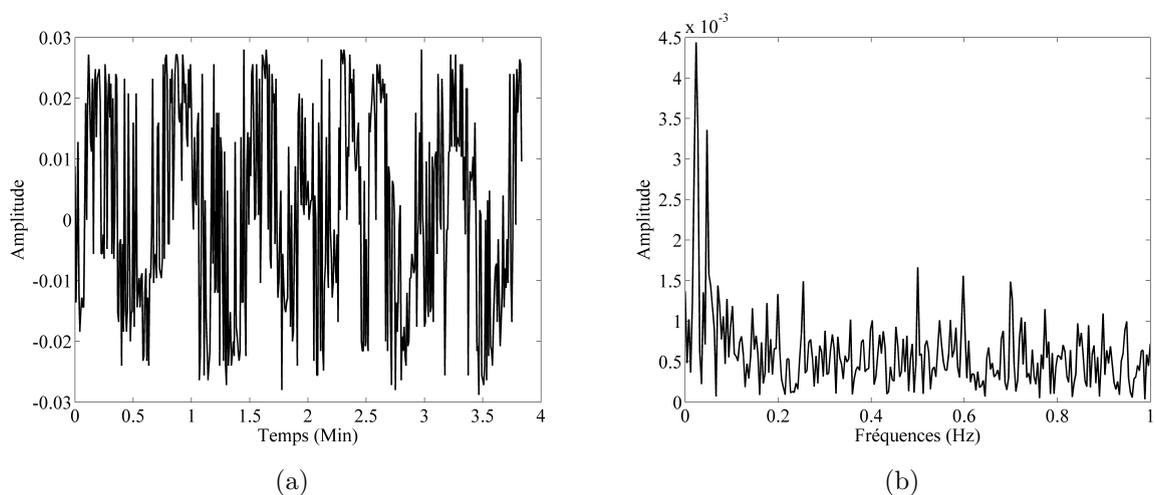


FIG. 2.18: (a) Signal EGG réel enregistré durant la période préprandial sous échantillonné à une fréquence de 2 Hz, (b) son spectre fréquentiel.

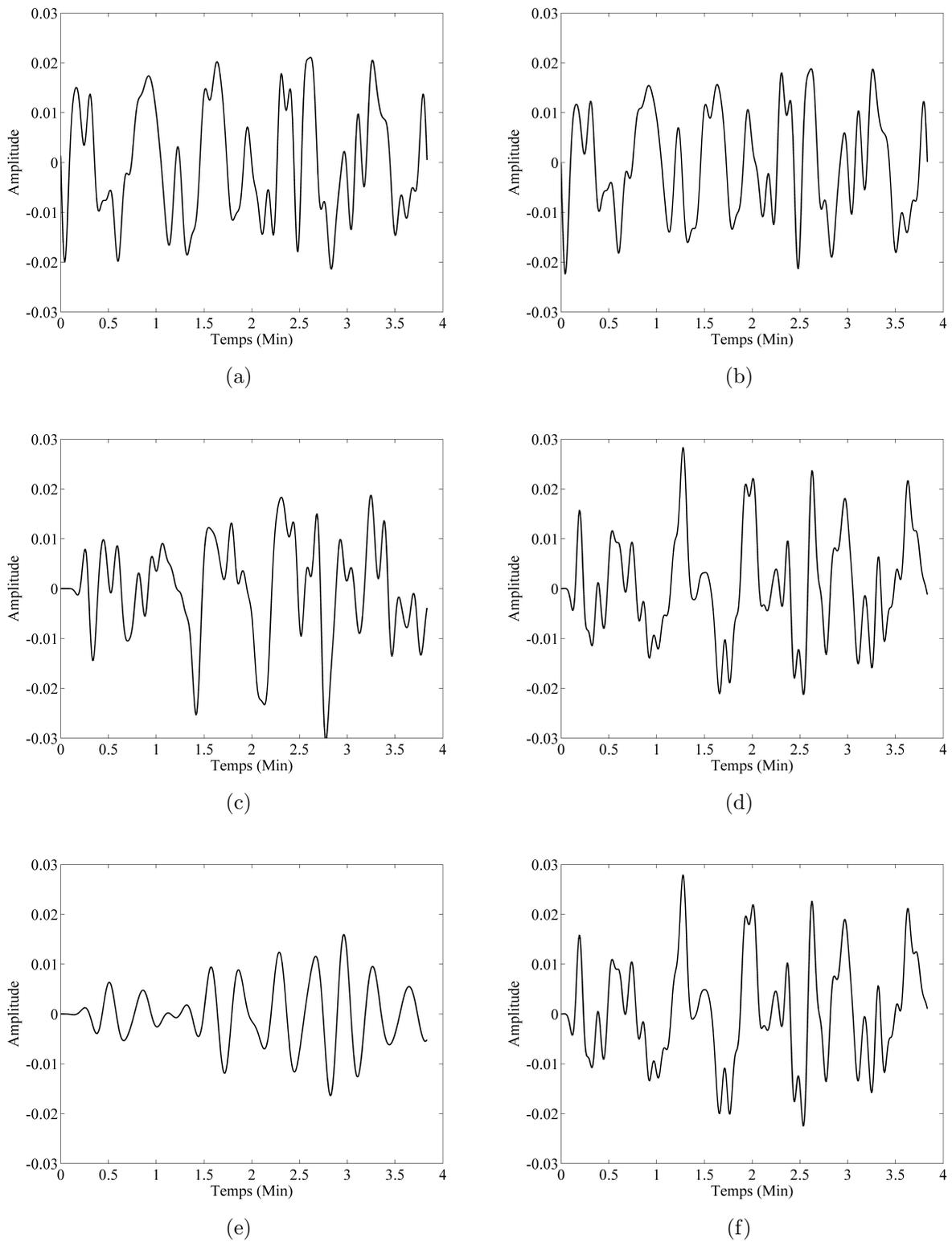


FIG. 2.19: Résultats de filtrage du signal EGG réel représenté dans la figure (2.11): (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique.

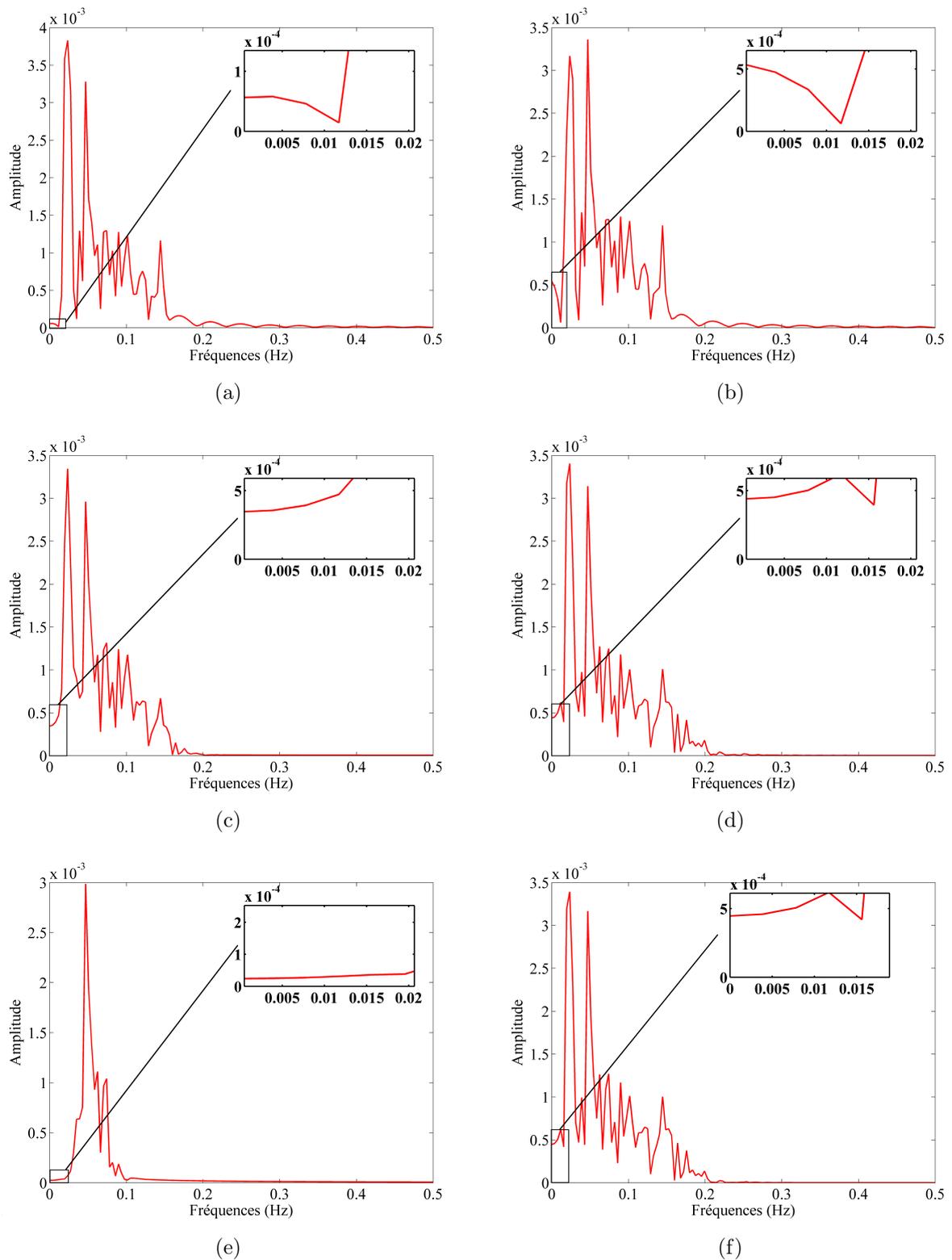


FIG. 2.20: Spectres fréquentiels des signaux EGG réel filtrés: (a) CHPSO, (b) WPSO, (c) Butterworth, (d) Chebychev-I, (e) Chebychev-II et (f) Elliptique

Nous constatons que seuls les filtres conçus par le CHPSO et WPSO ont permis d'obtenir des signaux réguliers sans distorsions majeures, conformes aux allures des signaux EGG présentés dans la littérature. Ce constat est conforté par les spectres de fréquence des signaux filtrés (Fig. 2.20).

Comme dans le cas des signaux synthétiques, nous constatons l'élimination de certaines composantes fréquentielles dans le spectre de fréquences du signal EGG filtré par le filtre de Chebychev-II (Fig. 2.19 (e)). La faible sélectivité en fréquences des filtres de Butterworth, Chebychev-I et Elliptique se répercute sur les spectres fréquentiels des signaux EGG traités par ces derniers. On peut, en effet, remarquer sur les figures (2.19 (c), (d) et (f)) la présence d'informations dans les régions des bandes stoppées ($\omega \geq 0.017$ Hz et $\omega \leq 0.15$ Hz).

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré qu'un filtre RII passe bande d'ordre élevé peut être parfaitement utilisé pour supprimer plusieurs artefacts pouvant affecter l'EGG comme la dérivée de la ligne de base, la respiration et le bruit produits par les organes internes tel que le Duodénum.

Ce filtre RII, très sélectif en fréquences, est conçu grâce à l'algorithme CHPSO présenté dans le chapitre précédent.

Des expériences menées sur des signaux EGG synthétiques et réels révèlent l'efficacité du filtre RII conçu par l'algorithme CHPSO par rapport à celui du PSO standard et les filtres classiques de Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et Elliptique.

L'indisponibilité des signaux EGG réels nous a incité à élaborer notre propre système d'acquisition.

Chapitre 3

Synthèse des filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie bidimensionnelle

3.1 Introduction

Nous avons proposé dans les deux chapitres précédents, un algorithme d'optimisation par essais de particules utilisant les deux concepts de coopération et d'hierarchisation (CHPSO) pour le synthèse de filtres RII monodimensionnels (RII-1D). Cette méthode s'est avérée très efficace par rapport à d'autres méthodes de conception des filtres RII-1D en général et dans le cas du filtrage des signaux électrogastrogrammes (EGG).

Nous allons appliquer l'algorithme CHPSO dans ce chapitre à la conception de filtres RII bidimensionnels (RII-2D) dédié au filtrage d'images.

Le filtrage est une procédure très utilisée en traitement d'image en général [66] et en imagerie médicale en particulier [67]. Le rôle principal d'un filtre bidimensionnel est la réduction des bruits dans l'image. On peut également utiliser le filtrage pour accentuer les contours dans l'image, réduire l'effet du flou ou analyser les textures. Plusieurs techniques de filtrage d'images ont été proposées et parmi lesquelles on trouve les filtres linéaires [66].

Les filtres linéaires numériques bidimensionnels sont de deux types: filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF-2D) et filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII-2D). Comme dans le cas monodimensionnel, les filtres RII-2D ont les mêmes avantages et les mêmes inconvénients par rapport aux filtres RIF-2D. Cependant le problème de la stabilité des filtres RII-2D est beaucoup plus ardu qu'en monodimensionnel.

Nous présentons dans ce chapitre quelques généralités sur les filtres RII-2D. La méthode de synthèse de filtres RII-2D par l'algorithme CHPSO et son application sur des images en niveaux de gris sont présentées à la fin de ce chapitre.

3.2 Filtre RII bidimensionnel

Un filtre RII-2D est défini par la relation entre un signal de sortie à 2 dimensions $g(x,y)$ et un signal d'entrée $f(x,y)$ donné par l'équation aux différences suivante:

$$\sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} a(k_1, k_2) g(x - k_1, y - k_2) = \sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} b(k_1, k_2) f(x - k_1, y - k_2) \quad (3.1)$$

$a(k_1, k_2)$ et $b(k_1, k_2)$ sont les coefficients du filtre RII-2D et (N_1 et N_2) sont les ordres du filtre dans chaque direction.

La transformée en z bidimensionnelle de l'équation (3.1) est donnée par:

$$\sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} a(k_1, k_2) z_1^{-k_1} z_2^{-k_2} = \sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} b(k_1, k_2) z_1^{-k_1} z_2^{-k_2} \quad (3.2)$$

En supposant que $a(0,0) = 1$, la fonction de transfert discrète bidimensionnelle $H(z_1, z_2)$, du filtre RII-2D prend la forme générale suivante:

$$H(z_1, z_2) = \frac{N(z_1, z_2)}{D(z_1, z_2)} = \frac{\sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} b(k_1, k_2) z_1^{-k_1} z_2^{-k_2}}{1 + \sum_{k_1=1}^{N_1} \sum_{k_2=1}^{N_2} a(k_1, k_2) z_1^{-k_1} z_2^{-k_2}} \quad (3.3)$$

avec $z_1 = e^{j\omega_1}$, $z_2 = e^{j\omega_2}$ et $\omega_1, \omega_2 \in [-\pi, \pi]$.

Un cas particulier de filtres RII-2D à dénominateur séparable est souvent considéré en pratique vu que leur synthèse et analyse sont plus facile à réaliser que dans le cas général. En outre, ils permettent l'approximation des réponses fréquentielles de formes quelconques [68]. La fonction de transfert d'un filtre RII-2D à dénominateur séparable est de la forme suivante:

$$H(z_1, z_2) = \frac{N(z_1, z_2)}{D_1(z_1)D_2(z_2)} \quad (3.4)$$

$$H(z_1, z_2) = \frac{\sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} b(k_1, k_2) z_1^{-k_1} z_2^{-k_2}}{\left(1 + \sum_{k_1=1}^{N_1} a_1(k_1) z_1^{-k_1}\right) \left(1 + \sum_{k_2=1}^{N_2} a_2(k_2) z_2^{-k_2}\right)} \quad (3.5)$$

Dans le cas où le polynôme caractéristique du numérateur $N(z_1, z_2)$ est factorisable tel que $N(z_1, z_2) = N_1(z_1) N_2(z_2)$, la fonction de transfert $H(z_1, z_2)$ peut être décomposée en un produit de deux fonctions de transfert $H_1(z_1)$ et $H_2(z_2)$ de deux filtres RII-1D:

$$H(z_1, z_2) = H_1(z_1) H_2(z_2) \quad (3.6)$$

avec

$$H_1(z_1) = \frac{N_1(z_1)}{D_1(z_1)} = \frac{\sum_{k_1=0}^{N_1} b_1(k_1) z_1^{-k_1}}{1 + \sum_{k_1=1}^{N_1} a_1(k_1) z_1^{-k_1}} \quad (3.7)$$

et

$$H_2(z_2) = \frac{N_2(z_2)}{D_2(z_2)} = \frac{\sum_{k_2=0}^{N_2} b_2(k_2) z_2^{-k_2}}{1 + \sum_{k_2=1}^{N_2} a_2(k_2) z_2^{-k_2}} \quad (3.8)$$

En considérant cette classe de filtres RII-2D, le problème de la synthèse des filtres RII-2D revient alors à synthétiser deux filtres RII-1D. Le problème de la stabilité d'un filtre RII-2D à dénominateur séparable se réduit alors à assurer la stabilité de deux filtres RII-1D.

En pratique, on préfère souvent utiliser un filtre à phase nulle (*réponse impulsionnelle paire*) ayant la forme suivante [69, 70]:

$$H(z_1, z_2) = H_0 \frac{\sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} b_{i,j} z_1^{-i} z_2^{-j}}{\prod_{k=1}^N (1 + q_k z_1 + r_k z_2 + s_k z_1 z_2)} \quad (3.9)$$

H_0 et N sont respectivement le gain statique et l'ordre du filtre RII-2D à phase nulle.

Malgré que ce filtre ne soit pas causal (*pour des applications on-line*), il possède un nombre

de coefficients plus réduit par rapport au filtre général RII-2D. De plus, sa stabilité peut être facilement vérifiée.

3.2.1 Stabilité des filtres RII-2D

Comme dans le cas monodimensionnel, le filtre RII-2D à concevoir doit être impérativement stable. La notion de la stabilité garde les mêmes aspects qu'en monodimensionnel .

La stabilité des filtres RII-2D peut être déterminée à travers les propriétés de sa transformée en z et plus exactement à partir du polynôme caractéristique du dénominateur $D(z_1, z_2)$ de sa fonction de transfert $H(z_1, z_2)$.

En effet, un filtre RII-2D est stable si tous les pôles de $D(z_1, z_2)$ ont un module inférieur ou égal à 1. Or ce critère est difficilement applicable dans le cas général (Eq. 3.3). Cependant ce problème devient plus facile dans le cas particulier des filtres RII-2D à dénominateur séparable (Eq. 3.5) puisque sa stabilité peut être vérifiée en utilisant celle utilisée dans le cas 1D. Si le filtre RII-2D est à phase nulle (Eq. 3.9), la stabilité peut être facilement vérifiée en utilisant les contraintes suivantes [71]:

$$|q_k + r_k| - 1 < s_k < |q_k - r_k| \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (3.10)$$

Pour plus d'information, le problème de la stabilité des filtres RII bidimensionnels est discuté dans [72, 71]

3.3 Synthèse des filtres RII-2D

Le problème de la conception des filtres bidimensionnels consiste à déterminer une fonction de transfert rationnelle et stable $H(z_1, z_2)$ qui remplit les spécifications données (*passé-bas, passé-haut, passé-bandes ou coupe bandes*) et qui satisfait les contraintes exigées par le gabarit dans le domaine fréquentielle, en indiquant les bandes passantes, les bandes atténuées et les bandes de transition.

Pour atteindre ce but, plusieurs méthodes ont été proposées [73, 15]. Généralement ces méthodes peuvent être classées en deux catégories. La première généralise les méthodes mono-dimensionnelles telles que celles présentées au chapitre 2, à savoir les méthodes basées sur la transformation d'un filtre RII-1D analogique en un filtre RII-1D numérique [74], et celles basées sur des transformations fréquentielles ou spectrales des filtres numériques RII-1D [75, 76, 77]. La seconde regroupe les méthodes basées sur les techniques classiques d'optimisation telle que la descente du gradient et les méthodes évolutionnaires comme l'algorithme génétique (GA) [78], l'algorithme évolution différentielle (DE) [79], l'algorithme d'abeilles (BEA) (*BEes Algorithm*) [80], l'algorithme de recherche bactérienne (*Bacteria Foraging Optimization*) [81] et sa version couplée avec l'algorithme de recherche coucou (*Bacterial Foraging and Cuckoo Search Techniques*) [82], l'algorithme à essaim de particule (PSO) [70] et sa version quantum PSO (QPSO) [83].

La première approche n'est pas aisée car les méthodes de conception des filtres analogiques bidimensionnels ne sont pas simples à réaliser. La deuxième, qui est la plus utilisée, consiste à estimer les coefficients $a(k_1, k_2)$ et $b(k_1, k_2)$ du filtre bidimensionnel à concevoir en respectant les spécifications du filtre RII-2D désiré en optimisant un critère d'optimalité noté J . Les méthodes classiques d'optimisation telle que la descente du gradient ne converge pas toujours vers la solution optimale. Les méthodes évolutionnaires sont par contre plus faciles à mettre en œuvre et plus performantes.

3.3.1 Critères d'optimisation

Les méthodes de synthèse des filtres RII-2D par optimisation cherchent à rendre minimum l'erreur d'approximation des caractéristiques du filtre désiré par celle d'un filtre réalisable, selon un critère approprié. Deux critères sont utilisés selon le domaine considéré, spatial ou fréquentiel.

3.3.1.1 Domaine spatial

Dans ce cas, la réponse impulsionnelle idéale ou désirée est supposée connue. Les coefficients du filtre sont estimés de telle sorte que la réponse du filtre à une entrée connue soit la plus

proche de celle désirée. Cette méthode ne permet pas de minimiser la norme de l'erreur de Chebyshev, mais elle est utile pour conserver les propriétés désirées dans le domaine spatial [84].

Le critère à optimiser est l'erreur spatiale e entre la réponse impulsionnelle du filtre désiré $h_d(k_1, k_2)$ et la réponse impulsionnelle du filtre recherché $h(k_1, k_2)$.

$$J = \sum_{k_1=0}^{N_1} \sum_{k_2=0}^{N_2} e^2(k_1, k_2) \quad (3.11)$$

avec

$$e(k_1, k_2) = h_d(k_1, k_2) - h(k_1, k_2) \quad (3.12)$$

Ce critère est souvent utilisé dans le cas d'identification des systèmes (modèle ARMA).

3.3.1.2 Domaine fréquentiel

Dans le domaine fréquentiel, les coefficients du filtre RII-2D sont déterminés en minimisant la différence entre la réponse fréquentielle du filtre $H(\omega_1, \omega_2)$ et celle du filtre désiré $H_d(\omega_1, \omega_2)$. ω_1, ω_2 sont les variables fréquentielles, telles que $\omega_1, \omega_2 \in [-\pi, \pi]$.

Le critère à minimiser est alors donné par l'erreur fréquentielle suivante:

$$J = \sum_{n_1=0}^{N_1} \sum_{n_2=0}^{N_2} [|H_d(\omega_1, \omega_2) - H(\omega_1, \omega_2)|]^P \quad (3.13)$$

P est un paramètre qui prend une valeur souvent égale à 2.

Dans ce qui suit, nous appliquons l'algorithme CHPSO décrit dans le premier chapitre à la minimisation du critère J de l'équation (3.13) en vue de la synthèse d'un filtre RII-2D.

3.4 Synthèse de filtres RII-2D à base du CHPSO

Pour la conception d'un filtre RII-2D à base de l'algorithme CHPSO, nous avons choisi d'utiliser un modèle de filtre RII-2D à phase nulle (*zero-phase*). Notons que ce modèle n'est pas causale, mais il est très utile dans les cas des traitements off-line comme celui d'une

image où la causalité n'est pas vraiment nécessaire. De plus, il permet d'approximer des réponses fréquentielles de forme quelconque [68].

Rappelons que la fonction de transfert d'un filtre RII-2D à phase nulle est [69, 70]:

$$H(z_1, z_2) = H_0 \frac{\sum_{i=0}^{N_1} \sum_{j=0}^{N_2} b_{i,j} z_1^{-i} z_2^{-j}}{\prod_{k=1}^N (1 + q_k z_1 + r_k z_2 + s_k z_1 z_2)} \quad (3.14)$$

Elle ne présente que des polynômes d'ordres 1 dans son dénominateur et sa stabilité peut être vérifiée comme suit [70]:

$$|q_k + r_k| - 1 < s_k < |q_k - r_k| \quad \forall k = 1, 2, \dots, N \quad (3.15)$$

La synthèse de filtres RII-2D par l'algorithme CHPSO consiste à déterminer le vecteur des coefficients $\alpha = [b_{i,j}, q_k, r_k, s_k, H_0]$ de dimension $(N+1)(N+1) + 3N + 1$ qui minimise le critère $J(\alpha)$ suivant:

$$J(\alpha) = \sum_{n_1=0}^{N_1} \sum_{n_2=0}^{N_2} [|H_d(\omega_1, \omega_2) - H(\omega_1, \omega_2)|]^2 \quad (3.16)$$

tels que $H(\omega_1, \omega_2) = H(z_1, z_2)$ avec $z_1 = e^{j\omega_1}$, $z_2 = e^{j\omega_2}$ et $\omega_1 = (\pi n_1/N_1)$, $\omega_2 = (\pi n_2/N_2)$.

L'organigramme de la méthode de synthèse d'un filtre RII-2D par l'algorithme CHPSO est présenté dans la figure (3.1).

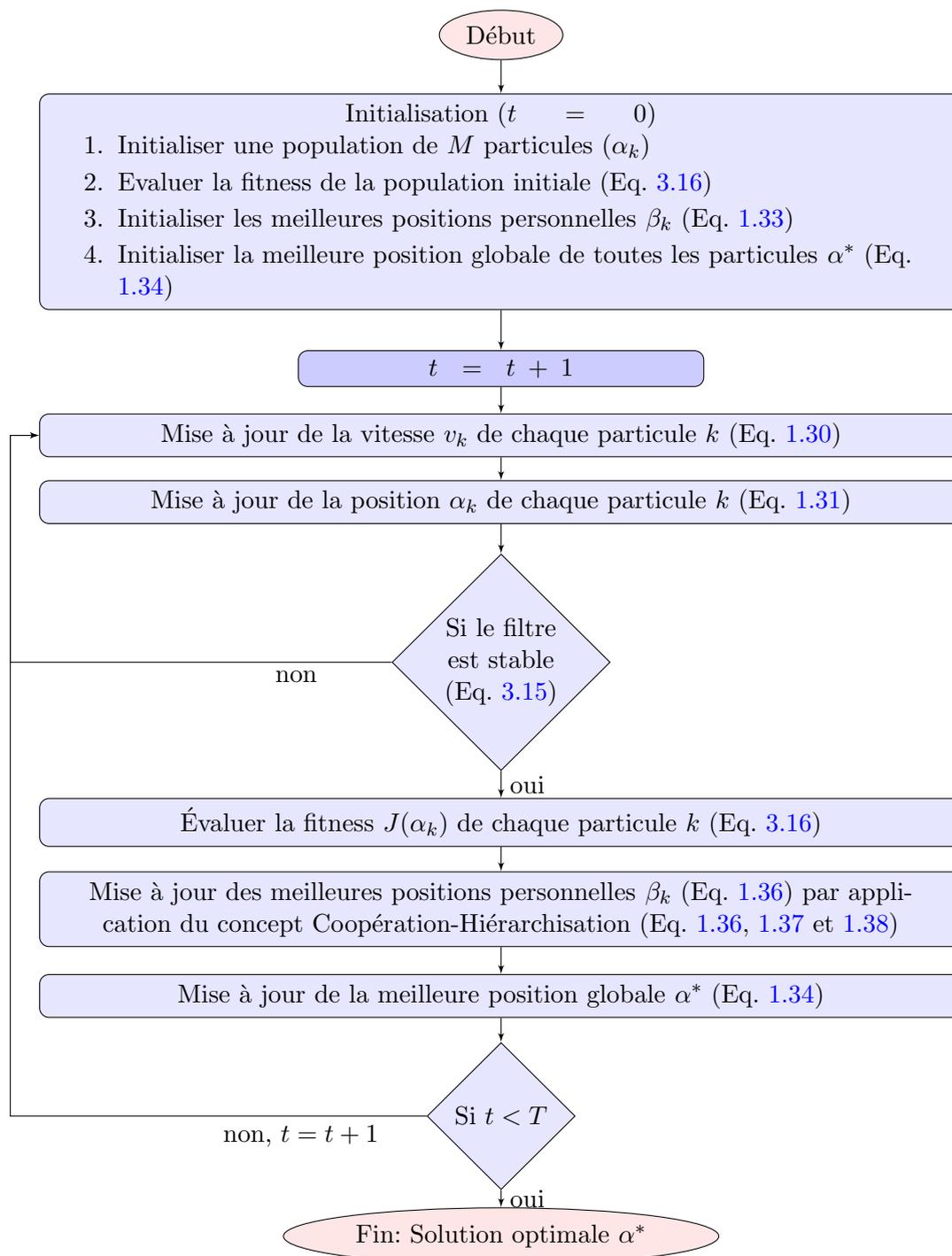


FIG. 3.1: Organigramme de l'algorithme proposé CHPSO pour la synthèse de filtre RII-2D

3.5 Tests et Résultats

Nous présentons dans cette section les résultats de la synthèse d'un filtre RII-2D par l'algorithme proposé CHPSO.

Les spécifications du filtre RII-2D désiré sont choisies comme dans [80, 83, 81, 78]:

- Filtre RII-2D passe bas, circulaire et symétrique,
- Ordre du filtre $N = 2$.
- Taille du filtre $N_1=N_2=50$.
- Fréquences de coupure $\omega_{c1} = 0.08\pi$ Hz et $\omega_{c2} = 0.12\pi$ Hz.

$$H_d(\omega_1, \omega_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sqrt{\omega_1^2, \omega_2^2} \leq \omega_{c1} \\ 0.5 & \text{si } \omega_{c1} \leq \sqrt{\omega_1^2, \omega_2^2} \leq \omega_{c2} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.17)$$

La figure (3.2) montre le spectre d'amplitude $|H_d(\omega_1, \omega_2)|$ du filtre RII-2D désiré.

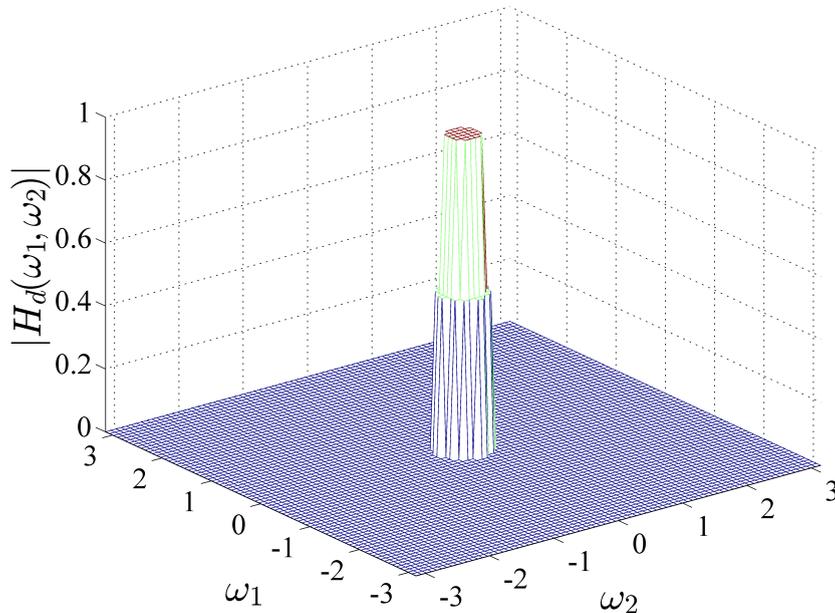


FIG. 3.2: Spectre d'amplitude de la réponse $|H_d(\omega_1, \omega_2)|$ du filtre RII-2D désiré

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme CHPSO et prouver son efficacité à synthétiser des filtres RII-2D, nous l'avons comparé à deux variantes de l'algorithme PSO, notamment,

WPSO [70] et Quantum PSO (QPSO) [83], ainsi qu'à trois autres algorithmes évolutionnaires: l'évolution différentielle (DE) [70], l'algorithme génétique (GA) [78] et l'algorithme des abeilles (BEA) [80].

Les paramètres de chaque algorithme, présentés dans la table (3.1), ont été choisis selon leurs sources et de telle sorte à avoir les meilleurs résultats.

TAB. 3.1: Paramètres de contrôle de chaque algorithme

Algorithme	Paramètres	Source
CHPSO	$c^{min}=0.2$; $c^{max}=1.2$; $w=0.7298$.	Notre algorithme
WPSO	$c_1 = c_2=2.05$; $w^{max}=1$; $w^{min}=0.4$.	[70]
QPSO	$\alpha^{min}=0.5$; $\alpha^{max}=1$.	[83]
DE	$C_r=0.3$; $C_f=0.5$.	[70]
GA	Taux de croisement=1; Type de croisement: Two-point; Taux de mutation= 0.01; Mutation: Roulette; Probabilité de sélection=1/3.	[78]
BEA	Limite=40; $a=0.9$; $b=0.1$.	[80]

Pour tous les algorithmes, la taille M de la population est fixée à 40 et le nombre maximum d'itérations T_{max} à 1000.

Comme dans le cas de la synthèse des filtres RII-1D, le critère de comparaison des performances des algorithmes CHPSO, WPSO, QPSO, DE, GA et BEA est la fitness $J(\alpha^*)$, donnée par l'équation (3.16), où α^* correspond au vecteur optimal des paramètres $[b_{ij}, q_k, r_k, s_k, H_0]$. Plus la fitness est petite, plus le filtre est meilleur. Un autre critère de comparaison est le profile de convergence.

Vu que les algorithmes évolutionnaires sont de nature stochastique, chaque algorithme est exécuté 10 fois. L'ensemble des résultats sont obtenus sur un PC avec une CPU I3-3.8 Ghz à 4 GB de RAM.

TAB. 3.2: Statistiques des fitness obtenues lors de la synthèse des filtres numériques RII-2D passe bas d'ordre 2

Paramètres	CHPSO	WPSO	QPSO	DE	AG	BEA
Moyenne	4.037	5.2159	7.3895	4.2596	6.082	5.6541
Variance	0.5268	0.7533	1.8283	0.29199	0.496	0.5075
Meilleur	3.4466	4.0297	5.0953	3.8488	5.273	4.9376
Mauvaise	4.7726	6.8724	11.029	4.7649	7.0197	6.5472

La table (3.2) affiche les valeurs statistiques des fitness obtenues durant les 10 exécutions. La meilleure fitness est obtenue par CHPSO. Il est de même pour la valeur moyenne des fitness. La plus mauvaise fitness obtenue par CHPSO reste plus faible que les meilleurs fitness obtenues par les autres algorithmes, à l'exception de DE. Cependant, la variance du CHPSO est supérieure à celle de DE.

L'évolution de la fitness de chaque algorithme au cours des itérations sont affichées sur la

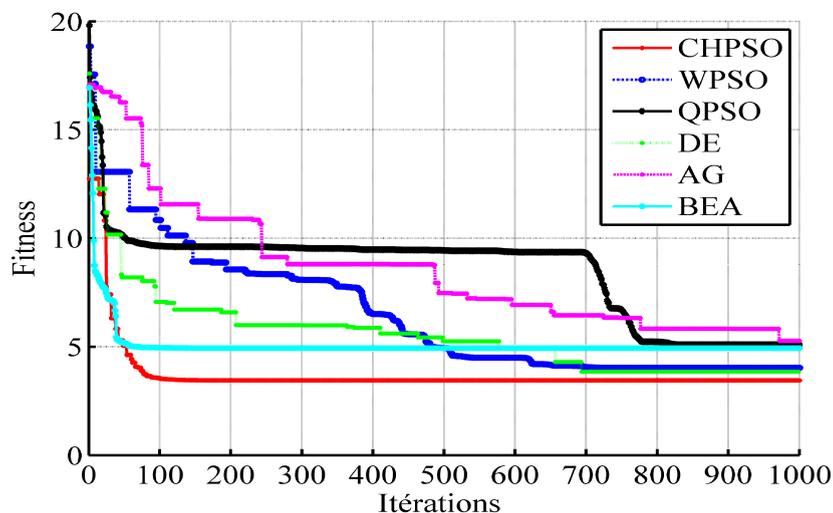


FIG. 3.3: Évolution de la fitness de chaque algorithme

figure (3.3). Cette figure montre clairement que l'algorithme CHPSO converge plus rapidement que les autres algorithmes. Les profils de convergence de la figure (3.4) confirment la rapidité de convergence de l'algorithme CHPSO sur les autres algorithmes.

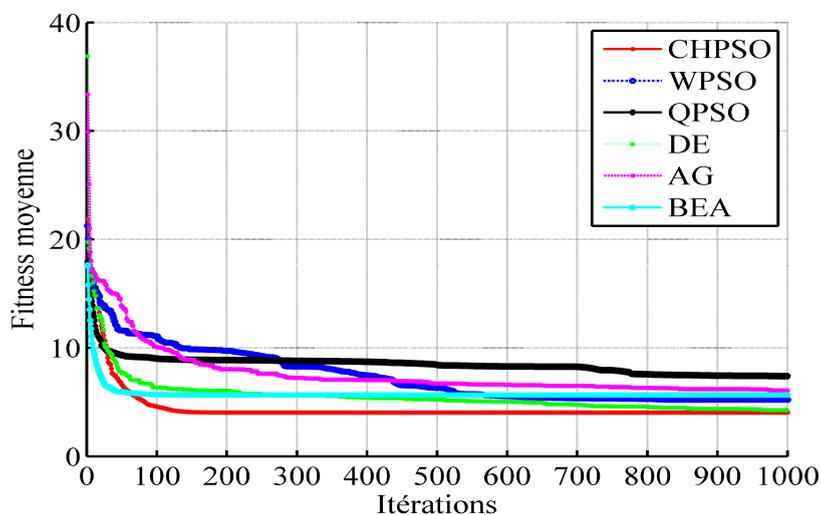


FIG. 3.4: Profils de convergence des algorithmes: CHPSO, WPSO, QPSO, DE, GA et BEA.

La figure (3.5) montre l'allure des spectres d'amplitude $H(\omega_1, \omega_2)$ obtenus par les algorithmes CHPSO, WPSO, QPSO, DE, AG et BEA.

Finalement, les résultats affichés par CHPSO dans la conception des filtres RII-2D restent conformes à ceux obtenus dans le cas de la synthèse des filtres RII-1D (Chap. 1).

En terme de temps de calcul (Tab. 3.3), l'algorithme CHPSO reste moins rapide que l'algorithme GA mais comparable aux autres algorithmes. Notons également que la procédure du test de stabilité influe considérablement sur le temps de calcul.

TAB. 3.3: Temps d'exécution moyen en secondes (s) des différents algorithmes de synthèse de filtre RII-2D

Algorithme	CHPSO	WPSO	QPSO	DE	GA	BEA
Temps (s)	1888.5	1900.7	1879.6	1888.1	1787.5	22026.

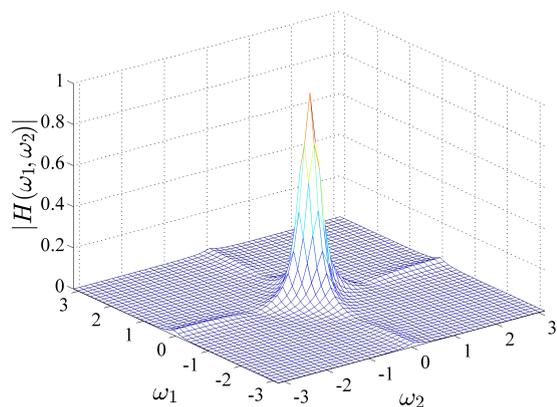
3.5.1 Filtrage des images en niveaux de gris

Les filtres RII-2D conçus précédemment sont appliqués sur des images en niveaux de gris corrompues par un bruit gaussien de moyenne $\mu = 0$ et de variance $\sigma = 0.005$. Trois images en niveaux de gris sont utilisées pour les tests: "Lena", "Boat" et "Peppers" (Fig. 3.6).

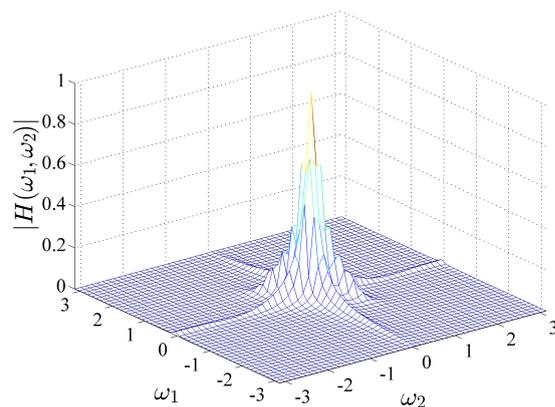
La figure (3.7) montre les résultats de filtrage obtenus par les filtres conçus par l'algorithme CHPSO et les deux variantes du PSO (WPSO et QPSO) ainsi que d'autres algorithmes évolutionnaires (DE, GA, BEA) sur les trois images tests.

Il est difficile d'analyser visuellement les résultats de la figure (3.7), mais on peut remarquer tout de même que le filtre RII-2D conçu par CHPSO préserve la majorité des détails de l'image originale et que les images correspondantes apparaissent moins floues comparativement aux autres images filtrées.

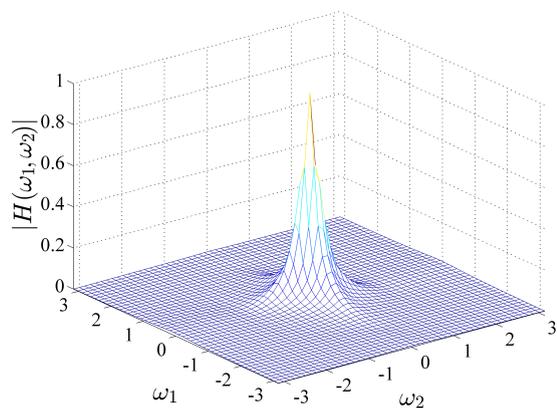
Pour analyser d'une manière objective ces résultats, nous avons calculé le PSNR à partir de l'image originale et des images filtrées.



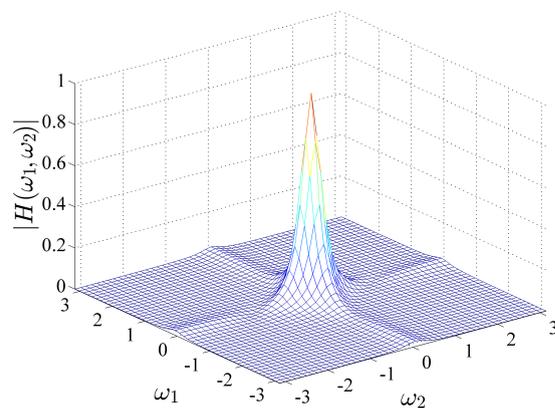
(a) CHPSO



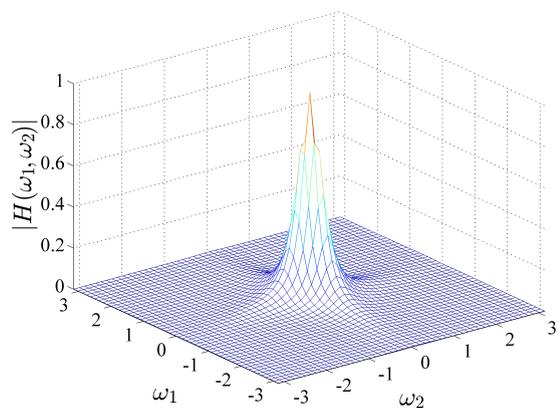
(b) WPSO



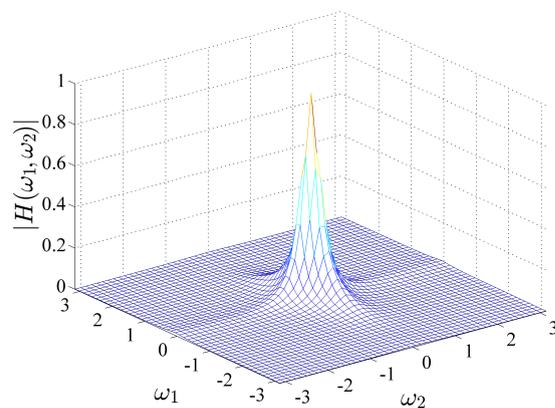
(c) QPSO



(d) DE



(e) GA



(f) BEA

FIG. 3.5: Spectre d'amplitude des filtres passe bas d'ordre 2 synthésés par les différents algorithmes.

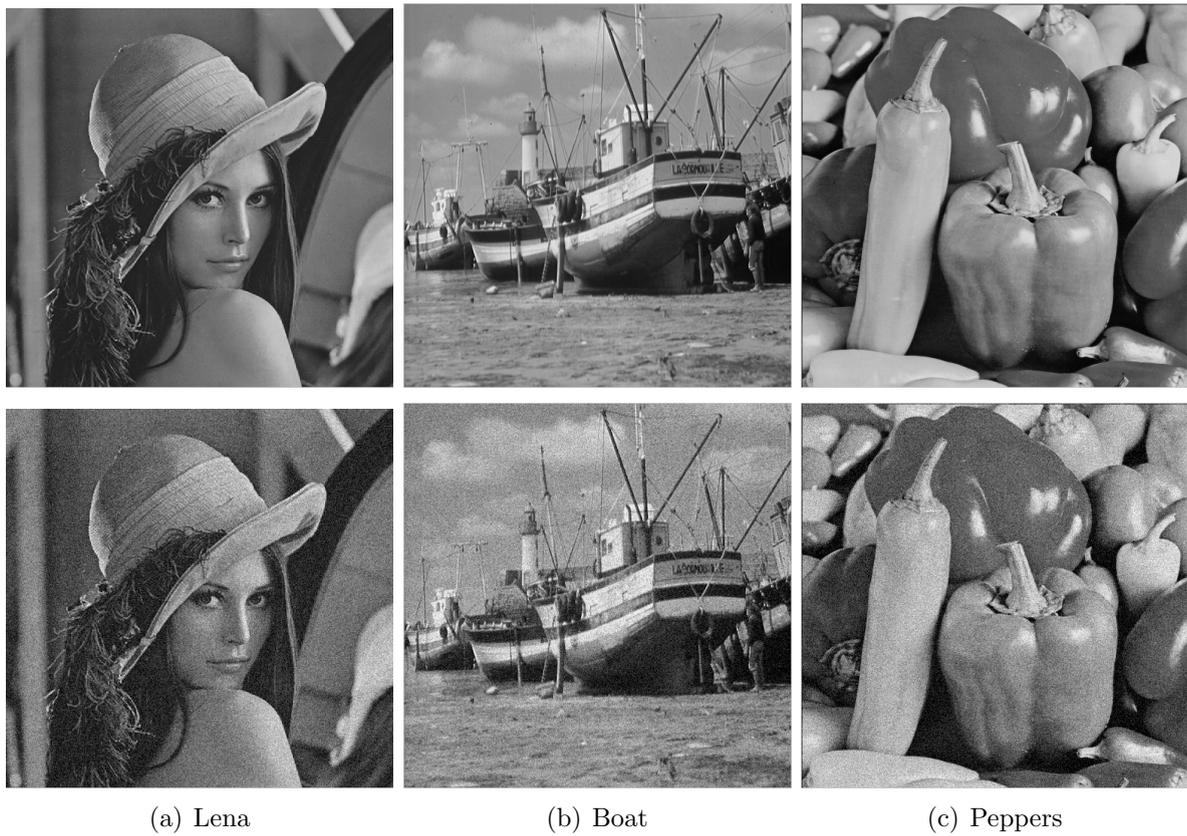


FIG. 3.6: Images tests (1^{ère} ligne) et leurs versions bruitées (2^{ème} ligne) avec un bruit Gaussien de moyenne $\mu = 0$ et de variance $\sigma = 0.005$.

Les valeurs du PSNR obtenues sont consignées dans la table (3.4). Elles montrent que le filtre RII-2D conçu par CHPSO surpasse les autres filtres RII-2D puisque il présente la plus petite valeur du PSNR.

TAB. 3.4: PSNR (dB) obtenus par les différents filtres RII-2D sur les images

Image	CHPSO	WPSO	QPSO	DE	GA	BEA
Lena	0.5283	0.5292	0.5473	0.5498	0.5446	0.5487
Boat	0.4023	0.4028	0.4167	0.4185	0.4145	0.4176
Peppers	0.4207	0.4215	0.4353	0.4373	0.4334	0.4365



(a) CHPSO



(b) WPSO



(c) QPSO



(d) DE



(e) GA



(f) BEA

FIG. 3.7: Résultats de filtrage des images de la figure (3.6) par les filtres conçus par les algorithmes (a): CHPSO, (b): WPSO, (c): QPSO, (d): DE, (e): GA et (f): BEA.

3.6 Conclusion

Nous avons exploité dans ce chapitre l'algorithme CHPSO développé dans le premier chapitre à la synthèse des filtres RII-2D. Les résultats obtenus montrent que CHPSO produit une meilleure solution comparativement aux deux variantes du PSO (WPSO et QPSO) et aux trois algorithmes évolutionnaires (DE, GA, BEA) et converge plus rapidement vers la solution optimale.

Les tests effectués sur des images en niveaux de gris montrent que CHPSO fournit de meilleurs résultats en terme du PSNR que les autres algorithmes évolutionnaires.

Chapitre 4

Classification non supervisée par filtrage anisotropique

4.1 Introduction

Les filtres 1D et 2D présentés dans les chapitres précédents sont linéaires et isotropes. Leurs actions sur le signal ou l'image sont les mêmes en tout point du signal ou de l'image. Par contre, les techniques de filtrage anisotropique sont non-linéaires et adaptatives, ce qui veut dire que l'action réalisée en un point est fonction des caractéristiques du point traité. L'avantage des filtres anisotropes réside dans le fait qu'ils permettent le contrôle de la nature et du degré de l'action à réaliser en un point donné. Dans le domaine du traitement d'images, la méthode diffusion anisotropique constitue une technique de filtrage anisotropique d'images la plus connue et très attrayante.

Nous proposons dans ce chapitre d'exploiter son principe afin de résoudre le problème de la classification non supervisée des données. Cette dernière a pour but de détecter automatiquement la présence de sous-groupes pertinents (classes) sans connaissances a priori sur la structure des données. Ces classes peuvent être décrites comme des régions de l'espace de représentation des données contenant une densité relativement élevée d'observations, séparées entre elles par une zone de densité relativement faible. La classification peut être,

dans ce cas, effectuée en détectant les modes ou les maxima locaux de la fonction de densité de probabilité (fdp) sous-jacente à la distribution de l'ensemble des observations à classer.

Dans ce présent chapitre, nous présentons succinctement quelques méthodes de classification non supervisée, notamment celles basées sur la détection des modes d'une fdp. Nous rappelons le principe de la diffusion anisotropique d'une image pour ensuite décrire, d'une manière détaillée, comment exploiter ce principe afin de détecter les modes d'une fdp. Nous terminons ce chapitre par la présentation des résultats de classification.

4.2 Classification non supervisée

La classification non supervisée est une technique d'analyse des données qui permet la compréhension de phénomènes variés décrits par un ensemble d'observations. Elle consiste à partitionner un ensemble d'observations en différentes classes telles que les observations d'une même classe sont similaires et celles de deux classes différentes sont dissimilaires.

Plusieurs méthodes de classification non supervisée ont été proposées et que l'on peut regrouper principalement en 4 approches [85, 86]. La première regroupe les méthodes par partitionnement parmi lesquelles on trouve l'algorithme K-means (Annexe (A)) et sa version floue (*Fuzzy C-Means* (FCM)) [87]. La seconde contient les méthodes basées sur les modèles probabilistes comme l'algorithme d'Estimation-Maximisation (EM) [88]. Dans la troisième approche, on trouve les méthodes basées sur la théorie des graphes parmi lesquelles l'algorithme de classification spectral (*Spectral Clustering* (SC)) [89] est très populaire (Annexe (A)). Les méthodes de la dernière approche, aux quelles nous sommes intéressés, sont basées sur la notion de densité. D'autres méthodes de classification: hiérarchiques, par réseaux de neurones, algorithmes évolutionnaires, etc., existent [85, 86].

4.3 Méthodes de classification non supervisée basées sur la densité

Ces méthodes font généralement appel à l'analyse de la fonction de densité de probabilité (fdp) sous-jacente à la distribution de l'ensemble des observations à classer. Sous l'hypothèse que chaque mode de cette fonction correspond à une classe, le problème de la classification se trouve ainsi posé en termes de détection des modes [90].

Cette détection revient à partitionner l'espace des données où la fdp est multimodale en sous-espaces sur lesquelles la fdp est unimodale. Les modes de la fdp sont alors considérés comme des régions de l'espace de grandes densités d'observations séparées par des vallées de faibles densités.

L'estimation de la fdp est explicitement effectuée par la méthode des noyaux de Parzen ou la méthode des K-plus proche voisins (KPPV) [91]. Les modes sont détectés par différentes techniques dont les plus populaires sont les algorithmes DBSCAN [92], DPC [93] et Mean shift [94].

DBSCAN identifie les points dont la densité locale est supérieure ou égale à un seuil prédéfini. Les points voisins de densité élevé sont reliés entre eux pour former une classe. Dans ce cas, un mode correspond au points dont la densité locale est la plus élevée. DPC considère les centres des classes comme des points ayant une densité plus élevée par rapport à celles de ses points voisins et séparés par une distance relativement élevée. Un mode correspond à un maxima local de la fonction de densité de probabilité. L'annexe (A) donne plus de détails sur l'algorithme DBSCAN, DPC et sa variante DPCHD [95].

L'algorithme Mean shift considère les modes comme des maxima locaux de la fdp. Ces derniers sont détectés en remontant les pentes de cette fonction suivant la direction du gradient ou en déplaçant les observations progressivement jusqu'à ce que chacune d'elle atteigne le voisinage d'un mode de cette fonction [94].

La détection des modes de la fdp peut être également abordée sous l'angle de l'analyse de la convexité de la fdp [96]. Les modes de la fdp sont assimilés aux régions où la fdp est localement concave. Ces modes sont séparés par des vallées où la fdp est localement convexe. Plusieurs autres méthodes dérivées du domaine de traitement d'images ont été également adaptées pour la détection des modes de la fdp [97]. Une simple opération de seuillage de la

fdp permettrait de mettre en évidence des régions compacte correspondants au modes. Cependant cette technique ne peut détecter les modes significatives de la fdp. Pour palier à cet inconvénient une technique d'étiquetage probabiliste ou relaxation a été proposée [98]. L'idée est de considérer les relations spatiales entre les points d'échantillonnage, plutôt que de prendre des décisions pour chaque point indépendamment des autres.

On peut également extraire les contours des modes de la fdp par des opérateurs différentiels multidimensionnels identiques à ceux utilisés en traitement d'images, comme les opérateurs de Sobel et de Prewitt [99].

L'analyse markovienne, une autre approche issue du domaine du traitement d'images, est adaptée à la détection des modes et dans laquelle le champ de Markov caché contenant les étiquètes des modes et des vallées est dérivé du champ d'observations représentant l'ensemble des données en utilisant la probabilité de Gibbs [100].

Le principe de l'analyse fractale appartenant au domaine du traitement d'images, est exploité pour la classification non supervisée des données [101]. Cette approche considère les observations d'une classe présentent des degrés d'auto-similarités très élevés, contrairement aux observations appartenant à des classes différentes qui présente des degrés d'auto-similarités faibles. Le principe de ces méthodes est d'affecter une observation à la classe qui provoque le plus petit changement de sa dimension fractale.

La morphologie mathématique est une procédure de traitement d'image également adaptée en classification non supervisée en considérant les ensembles des observations multidimensionnelles comme un ensemble mathématique binaire [102]. Le filtrage morphologique, qui correspond à des séquences d'érosions et de dilations, permet de mettre en évidence les modes de la fdp sans introduire des déformations géométriques dans les formes des classes. Des opérations morphologiques multiniveaux, telles que l'érosion, la dilatation numérique multiniveaux et l'amincissement homotopique ont été également définis dans le but de détecter des modes de la fdp [103]. Le filtre d'ordre est un filtre non linéaire basée sur les statistiques d'ordre qui a été exploité en classification non supervisé afin de rehausser les modes et d'élargir les vallées de la fdp facilitant ainsi la détection des modes de la fdp [104].

Dans [105], les distributions des données sont décrites localement par les attributs de texture dérivés des matrices de cooccurrence des probabilités. La classification des textures sur la

base de ces attributs permet d'extraire des domaines de textures homogènes dont les plus compacts sont identifiés comme étant les noyaux des classes.

Nous poursuivons dans ce qui suit la même démarche d'adaptation des techniques de traitement d'images à la classification des données, en étendant le principe de filtrage par diffusion anisotropique à la détection des modes d'une fdp.

4.4 Diffusion anisotropique d'une image

La diffusion anisotropique consiste à filtrer itérativement une image bidimensionnelle $I(x,y,0)$ dans le but d'avoir une image lisse $I(x,y,t)$ à l'instant t , à partir de la solution de l'équation différentielle suivante [106]:

$$\frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \text{div} [g(x,y,t)\nabla I(x,y,t)], \quad (4.1)$$

où “*div*” et ∇ sont respectivement, l'opérateur de divergence et l'opérateur gradient.

L'idée derrière la diffusion anisotrope est l'introduction d'une fonction de diffusion $g(x,y,t)$ qui renforce le lissage à l'intérieure des régions homogènes de l'image et qui inhibe l'effet de lissage dans les frontières de ses régions. La fonction de diffusion, dite aussi “diffusivité”, joue un rôle cruciale dans le processus de diffusion. Elle est choisie comme monotone et décroissante en fonction de l'amplitude du gradient des niveaux de gris de l'image telle que $\lim_{|\nabla I(x,y,t)| \rightarrow 0} g(x,y,t) = 1$ et $\lim_{|\nabla I(x,y,t)| \rightarrow \infty} g(x,y,t) = 0$. La première propriété intensifie le lissage dans les régions homogènes et la seconde garantie la préservation des contours.

Plusieurs fonctions de diffusion ont été proposées dans la littérature [107, 108, 109]. La fonction suivante:

$$g(x,y,t) = \exp\left(-\left[\frac{\|\nabla I(x,y,t)\|}{k}\right]^2\right) \quad (4.2)$$

a été proposée par les précurseurs Perona and Malik [106]. La constante K , appelée paramètre de contraste, permet la discrimination entre les gradients dûs à la présence du bruit et les gradients qui définissent les vrais contours dans l'image.

Malgré la capacité de la diffusion anisotropique à rehausser les contours, elle demeure inefficace en présence du bruit de type non Gaussien “*heavy-tailed noise*” et introduit un effet escalier “*staircase*”. De plus, une petite perturbation dans les données peut influencer considérablement sur le résultat de filtrage. Afin d’éviter ces inconvénients, la diffusivité est souvent choisie comme une fonction de l’amplitude du gradient de l’image filtrée au lieu d’une fonction de l’amplitude du gradient de l’image elle-même [107]. L’image filtrée peut être obtenue soit, par la convolution de l’image initiale avec un filtre Gaussien [110], soit par l’application d’un filtre médian [111], ou par l’utilisation d’opérateurs morphologiques [112]. *Bazan et Blomgren* proposent dans [113] d’utiliser un filtre bilatéral qui combine un noyau Gaussien spatial pour limiter l’influence des pixels éloignés et un noyau d’intensité Gaussien afin de réduire l’impact des pixels qui ont des valeurs d’intensités largement différentes comparées à celle du pixel central. Le filtre exponentiel de *Shen et Castan* [114] a été également utilisé à cette fin. De plus, la fidélité à l’image initiale $I(x,y,0)$ est toujours maintenue par l’addition de la différence instantanée entre l’image initiale et sa version filtrée. L’équation de la diffusion de base devient [107]:

$$\frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \text{div} [g(x,y,t)\nabla I(x,y,t)] + \frac{1}{2} \|I(x,y,0) - I(x,y,t)\|. \quad (4.3)$$

4.5 Détection des modes par diffusion anisotropique basée sur l’analyse de la convexité

Nous décrivons dans ce paragraphe une méthode de détection des modes de la fdp exploitant le principe de la diffusion anisotropique [115]. Cette méthode comprend deux étapes. La première étape consiste en l’estimation de la fonction de densité de probabilité. Dans la seconde, une diffusion anisotrope est appliquée sur la fdp comme un filtre adaptatif en fonction de la convexité locale de la fdp dans le but de rehausser les régions modales (*modes*) de la fdp et creuser les vallées de la fdp et par conséquent faciliter la détection des modes et l’extraction des noyaux des classes.

4.5.1 Estimation de la fonction de densité de probabilité

Afin d'adapter la diffusion anisotrope pour la classification des données, nous avons procédé à la discrétisation de l'espace des données en un ensemble de points uniformément espacés sur lesquels la fdp est estimée. Pour ce faire, nous avons utilisé un algorithme simple et rapide d'estimation non paramétrique de la fdp basé sur la méthode des noyaux avec un noyau cubique [116].

Soient Q observations $X_q = [x_{q,1}, x_{q,2}, \dots, x_{q,N}]$, $q = 1, 2, \dots, Q$ et chaque observation X_q est caractérisée par N attributs $x_{q,1}, x_{q,2}, \dots, x_{q,N}$ qui représentent également les N coordonnées des observations X_q dans l'espace de représentation des données. Les plages de variation de chacune des composantes de X_q sont normalisés dans l'intervalle $[0, S]$, où S est un nombre entier définissant le pas de discrétisation. La discrétisation de l'espace de représentation des données multivariées revient à découper uniformément chaque axe en S sous-intervalles sous-jacent de longueurs égales à l'unité.

Cette discrétisation définit alors une grille de S^N hypercubes de cotés unité dont les centres forment un réseau régulier de points d'échantillonnage, noté P_r , avec $r = 1, 2, \dots, S^N$. Les coordonnées des points P_r dans l'espace normalisé sont déterminées par l'équation suivante:

$$X_{q,n} = S \frac{X_{q,n} - \min_{q'=1}^{q'=Q} \{X_{q',n}\}}{\max_{q'=1}^{q'=Q} \{X_{q',n}\} - \min_{q'=1}^{q'=Q} \{X_{q',n}\}} \quad (4.4)$$

Une cellule hypercubique centrée sur le point P_r est notée $H(P_r)$, ses coordonnées correspondent aux parties entières des coordonnées de son centre P_r . A partir des parties entières des coordonnées normalisées de l'ensemble des observations, on calcule le nombre $q[H(P_r)]$ d'observations situées dans une cellule hypercubique $H(P_r)$ grâce à l'algorithme rapide proposé dans [116]. Ce nombre est proportionnel à la densité locale des observations $f(P_r) = q[H(P_r)]$ et peut être considéré comme la valeur approximée de la fdp au point P_r .

La figure (4.1) montre un exemple d'une fdp estimée avec un pas de discrétisation $S = 26$ sur un ensemble de 950 observations bidimensionnelles générées à partir de quatre distributions Gaussiennes. Nous pouvons constater que les quatre distributions Gaussiennes sont difficilement discernables.

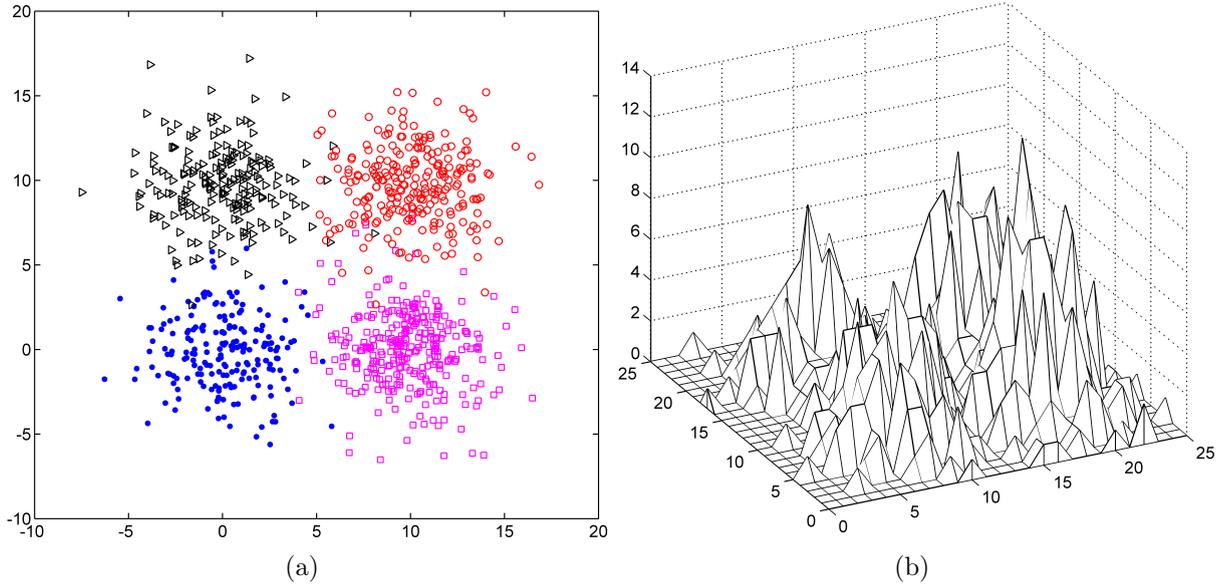


FIG. 4.1: Allure d'une fdp estimée sur ensemble de données bidimensionnelles. (a) Données. (b) fdp estimée avec $S = 26$.

4.5.2 Diffusion anisotropique basé sur la convexité

L'application de la diffusion anisotropique sur une fonction de densité de probabilité multivariée peut être décrite par l'évolution d'une famille de fonctions de densités de probabilités lisses $f(P_r, t) = f(P_{r,1}, P_{r,2}, \dots, P_{r,N}; t)$. Ce processus itératif est défini par l'équation:

$$\frac{\partial f(P_r, t)}{\partial t} = \text{div} [g(P_r, t) \nabla f(P_r, t)] + \frac{1}{2} \|f(P_r, 0) - f(P_r, t)\|. \quad (4.5)$$

avec $f(P_r, 0) = f(P_{r,1}, P_{r,2}, \dots, P_{r,N}; 0)$ est l'estimée de la fdp.

Comme dans le cas des images, les simulations effectuées montrent que les résultats obtenus en considérant la fdp comme une version filtrée de cette dernière sont meilleurs comparativement à ceux obtenus avec la fdp elle-même. Dans cette optique, un filtre moyenneur multidimensionnelle est utilisé. La valeur de la fdp à chaque point P_r est égale à la moyenne de $(2m + 1)^N$ valeurs de la fdp des m points situés dans le voisinage de m points. Afin de simplifier l'annotation, la fdp initiale ainsi que sa version filtrée sont notées par $f(P_r, t)$ dans le reste de ce travail.

4.5.2.1 Fonction de diffusion

Une fonction de diffusion similaire à celle proposée par *Perona et Malik* [106] peut être facilement adaptée au cas multidimensionnel:

$$g(P_r, t) = \exp \left(- \left[\frac{\|\nabla f(P_r, t)\|}{k} \right]^2 \right), \quad (4.6)$$

où $\nabla f(P_r, t)$ est le gradient de la fdp.

Malheureusement, les frontières entre les modes de la fdp sont généralement mal présentées comparativement à celles qui délimitent des régions homogènes dans une image. Des simulations ont montré que le processus de diffusion anisotropique basée sur les valeurs locales du gradient de la fdp ne permet pas toujours de séparer les modes des vallées.

Dans le but d'améliorer cette discrimination, nous proposons une fonction de diffusion basée sur les propriétés de la convexité de la fdp au lieu du gradient de la fdp. Nos motivations sont principalement dûs au fait que la convexité de la fdp reflète plus ses propriétés globales que le gradient qui nous informe juste sur la présence des frontières entre les régions modales où la fdp est supposée être concave et les vallées où la fdp est supposée être convexe [96].

La convexité locale en un point P_r d'une fonction de densité multivariable $f(P_r)$ peut être déterminée par l'analyse de la variation de la moyenne des valeurs de la fdp des points voisins de P_r [96]. En pratique, un test de convexité est utilisé pour assigner l'étiquette "convexe" ou "concave" à chaque point d'échantillonnage P_r . Ce test utilise la cellule hypercubique $H(P_r)$ de largeur unité dans laquelle est situé P_r et la cellule $H_3(P_r)$ de largeur égale à 3, composée par les cellules hypercubiques unitaires voisines (Fig. 4.2). Les valeurs moyennes estimées $\rho[H(P_r)]$ et $\rho[H_3(P_r)]$ de $f(P_r)$ dans ces deux hypercubes sont:

$$\rho[H(P_r)] = \frac{q[H(P_r)]}{(Q \times V[H(P_r)])} \quad \text{et} \quad \rho[H_3(P_r)] = \frac{q[H_3(P_r)]}{(Q \times V[H_3(P_r)])} \quad (4.7)$$

où $V[H(P_r)] = 1$ et $V[H_3(P_r)] = 3^N$ sont les volumes de $H(P_r)$ et $H_3(P_r)$, respectivement. $q[H(P_r)]$ et $q[H_3(P_r)]$ présentent le nombre d'observations présentes dans $H(P_r)$ et $H_3(P_r)$, respectivement.

En tenant en compte du signe de $\delta(p_r) = \rho[H(P_r)] - \rho[H_3(P_r)]$, on définit l'étiquette de

convexité $c(P_r)$ à chaque point d'échantillonnage P_r comme suit:

$$c(P_r) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta(P_r) \leq 0 \text{ i.e. } P_r \text{ "concave"} \\ 0 & \text{si } \delta(P_r) > 0 \text{ i.e. } P_r \text{ "convexe"}. \end{cases} \quad (4.8)$$

Par ailleurs, l'utilisation de la convexité de la fdp dans la fonction de diffusion à la place du

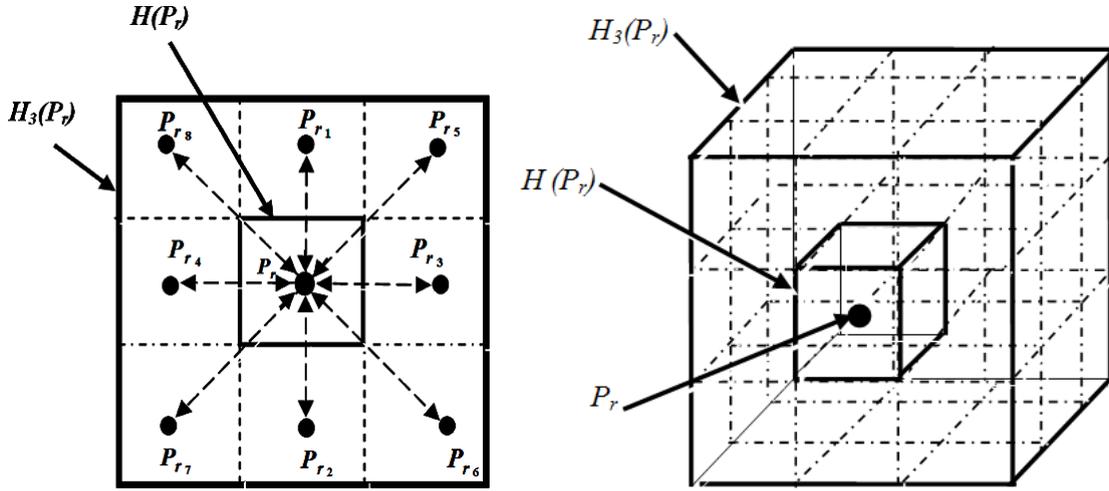


FIG. 4.2: La structure d'un voisinage dans le cas bidimensionnel et tridimensionnelle

gradient de la fdp n'est pas souvent effective car dans certains cas, la propriété de convexité est faussée. En effet, contrairement aux fonctions univariées, les frontières entre les régions convexes et concaves peuvent être ni convexe ni concave dans certaines régions [98]. En se basant sur ses considérations, nous proposons une fonction de diffusion qui tient compte des étiquettes de convexité dans le voisinage de chaque point d'échantillonnage:

$$g(P_r, t) = \exp \left(- \left[\frac{\|\nabla c(P_r, t)\|}{k} \right]^2 \right), \quad (4.9)$$

$\|\nabla c(P_r, t)\|$ donne une indication sur la variation locale des étiquettes de convexité. $\|\nabla c(P_r, t)\|$ présente des valeurs petites si le point d'échantillonnage P_r et la plupart de ses voisins ont la même étiquette. Dans ce cas, le point P_r appartient à une région homogène dans laquelle la fdp est soit concave soit convexe, c'est à dire aux modes ou aux vallées de la fdp. Dans le cas contraire, $\|\nabla c(P_r, t)\|$ possède des valeurs élevées lorsque différentes étiquettes de convexité apparaissent dans le voisinage du point d'échantillonnage P_r .

Cette fonction de diffusion $g(P_r, t)$ permet ainsi de renforcer l'effet du lissage dans les régions modales et les régions vallées tout en préservant les frontières entre elles, c'est à dire l'absence de la convexité de la fdp ne peut être définie.

4.5.2.2 Diffusion Directe et inverse

La fonction de diffusion $g(P_r, t)$ permet juste de renforcer l'action du lissage dans les régions modales et les vallées sans pour autant les distinguer. Pour effectuer cette discrimination, nous proposons d'appliquer la diffusion anisotropique directe dans les régions où la fdp est concave et la diffusion anisotropique inverse dans les régions où la fdp est convexe [115]. Pour cela, nous introduisons une fonction de contrôle notée $S(P_r, t)$, dans l'équation de diffusion (Eq. 4.5) telle que:

$$S(P_r, t) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta(P_r, t) \leq 0 \text{ i.e. } P_r \text{ "concave"} \\ -1 & \text{si } \delta(P_r, t) > 0 \text{ i.e. } P_r \text{ "convexe"}. \end{cases} \quad (4.10)$$

Finalement, l'équation de la diffusion anisotropique dépendante de la convexité, proposée dans le but de mettre en évidence les modes de la fdp, est:

$$\frac{\partial f(P_r, t)}{\partial t} = S(P_r, t) \left[\text{div} [g(P_r, t) \nabla f(P_r, t)] + \frac{1}{2} \|f(P_r, 0) - f(P_r, t)\| \right]. \quad (4.11)$$

Cette stratégie nommée CDAD (*Convexity Dependent Anisotropic Diffusion*), qui combine la diffusion directe dans les régions concaves de la fdp et une diffusion inverse lorsque le fdp est convexe permet de rehausser les valeurs de la fdp dans les régions modales et approfondir les vallées entre elles.

4.5.2.3 Implémentation

La diffusion anisotropique basée sur le test de convexité, décrite par l'équation aux dérivées partielles (4.11), peut être réécrite comme suit [106]:

$$\frac{\partial f(P_r, t)}{\partial t} = S(P_r, t) \left[g(P_r, t) \Delta f(P_r, t) + \nabla g(P_r, t) \nabla f(P_r, t) + \frac{1}{2} \|f(P_r, 0) - f(P_r, t)\| \right], \quad (4.12)$$

où ∇ et Δ sont, respectivement, l'opérateur gradient et le Laplacien .

La formulation discrète proposée dans [106, 108] peut être étendue directement dans le cas multidimensionnel selon l'équation suivante:

$$f^{t+1}(P_r) = f^t(P_r) + \lambda^t(P_r) S^t(P_r) \left(\sum_{i=1}^R G^t(P_{r_i}, P_r) D^t(P_{r_i}, P_r) + \frac{1}{2} \|f^0(P_r) - f^t(P_r)\| \right). \quad (4.13)$$

$f^0(P_r)$ est la fdp initiale estimée au point P_r , t est l'indice d'itération, $\lambda^t(P_r)$ est l'intervalle de temps défini au point d'échantillonnage P_r et R le nombre de points d'échantillonnage voisins pris en compte. Deux points sont considérés comme les plus proches voisins s'ils sont les centres de deux hypercubes ayant un point en commun (Fig. 4.2).

$D^t(P_{r_i}, P_r)$ indique la différence entre les valeurs de la fdp en un point d'échantillonnage P_r et son voisin P_{r_i} , localisé à une distance $d_i = \|P_{r_i} - P_r\|_2$:

$$D^t(P_{r_i}, P_r) = \frac{1}{d_i^2} [f^t(P_{r_i}) - f^t(P_r)]. \quad (4.14)$$

$D^t(P_{r_i}, P_r)$ peut être aussi interprétée comme la dérivée directionnelle de la fdp d'un point P_r dans la direction de son voisin P_{r_i} (voir Fig. 4.2).

$G^t(P_{r_i}, P_r)$ est la fonction de diffusion au point d'échantillonnage P_r dans la direction de son plus proche voisin P_{r_i} . Il dépend des étiquettes de convexité des deux points P_r et P_{r_i} :

$$G^t(P_{r_i}, P_r) = \exp \left(- \left[\frac{|c^t(P_{r_i}) - c^t(P_r)|}{k} \right]^2 \right). \quad (4.15)$$

La différence absolue $|c^t(P_{r_i}) - c^t(P_r)|$ est égale à 0 si le point d'échantillonnage P_r et son voisin P_{r_i} ont la même étiquette (convexe ou concave) et 1 s'ils ont des étiquettes différentes.

4.5.2.4 Ajustement des paramètres

La procédure CDAD dépend fortement de l'ajustement du paramètre de contraste k , de l'intervalle de temps $\lambda^t(P_r)$, du temps d'arrêt du processus itératif et du pas de discrétisation S .

Paramètre de contraste k Le choix du paramètre de contraste k (Eq. 4.15) est crucial puisqu'il permet de discriminer les variations locales des étiquettes de convexité dues aux irrégularités de la distribution des données de celles résultant de la présence de vraies frontières entre les régions convexes et concaves. Plusieurs méthodes ont été proposées pour le réglage du paramètre k dans le cadre du traitement d'image [109, 117]. Dans [117], k est exprimé comme un multiple de la racine quadratique moyenne du gradient de l'image. Suivant la même idée et après une série de tests, nous proposons de définir le paramètre de contraste k égale à dix fois la valeur quadratique moyenne des variations locales des étiquettes de convexité, c'est-à-dire:

$$k = 10 \sqrt{\frac{1}{S^N} \sum_{r=1}^{S^N} \|\nabla c(P_r, t)\|^2}. \quad (4.16)$$

Intervalle de temps Dans le cas des image, l'intervalle de temps est généralement indépendant de l'emplacement du pixel ($\lambda_t(P_r) = \Delta t$). Mais dans notre cas, $\lambda^t(P_r)$ est choisi comme un paramètre spatialement variable et dépendant de la convexité de la fdp à chaque point P_r :

$$\lambda^t(P_r) = \begin{cases} \lambda_f & \text{si } P_r \text{ "concave"} \\ \lambda_b & \text{si } P_r \text{ "convexe"}. \end{cases} \quad (4.17)$$

λ_f et λ_b sont des intervalles de temps utilisés lors de la diffusion directe et inverse, respectivement. Dans les régions concaves où la densité des observations est élevée, la fdp est généralement plus lisse que dans les vallées. Ainsi, une petite valeur de λ_f peut être utilisée

dans les domaines concaves où une évolution lente du processus de diffusion est suffisante. Par contre, le processus de diffusion doit être renforcé dans les vallées avec une valeur λ_b plus grande que celle de λ_f afin d'éliminer les pics insignifiants et les trous dûs à une répartition trop éparse des observations. Après plusieurs simulations sur de nombreux exemples, nous avons choisi $\lambda_f = 1/80$ et $\lambda_b = 1/2$.

Critère d'arrêt La procédure CDAD consiste à appliquer l'équation itérative (Eq. 4.13) pendant un certain nombre d'itérations jusqu'à ce que la suite de $f^t(P_r)$ converge, c'est-à-dire la moyenne du changement des densités entre deux itérations

$$E^t = \frac{1}{S^N} \sum_{r=1}^{S^N} |f^t(P_r) - f^{t-1}(P_r)| \quad (4.18)$$

atteint la limite ε_f .

Le seuil d'arrêt ε_f est un petit nombre positif dépendant de la précision utilisée dans les calculs. La figure (4.3) montre le résultat de l'application de la procédure CDAD sur le fdp de la figure (4.1). La figure (4.3 (a)) montre comment E^t diminue au fur et à mesure des itérations. La figure (4.3 (b)) affiche la fdp générée à la 18^{ème} itération par la procédure CDAD. Nous constatons clairement que les quatre modes de la fdp correspondant aux quatre classes sont bien rehaussés tandis que les vallées sont considérablement approfondies et élargis.

4.6 Extraction des noyaux des classes et la classification

Durant le processus de diffusion, la fdp peut prendre des valeurs négatives lorsqu'elle est convexe. Dans ce cas, la fdp est tronquée à zéro. Après stabilisation du processus de diffusion, les valeurs de la fdp sont égales ou proches de zéro partout sauf dans les régions modales. L'ensemble des points d'échantillonnage où la fdp est différente de zéro devrait donc composer des sous-ensembles connexes, correspondant aux noyaux des classes (Fig. 4.5 (a)).

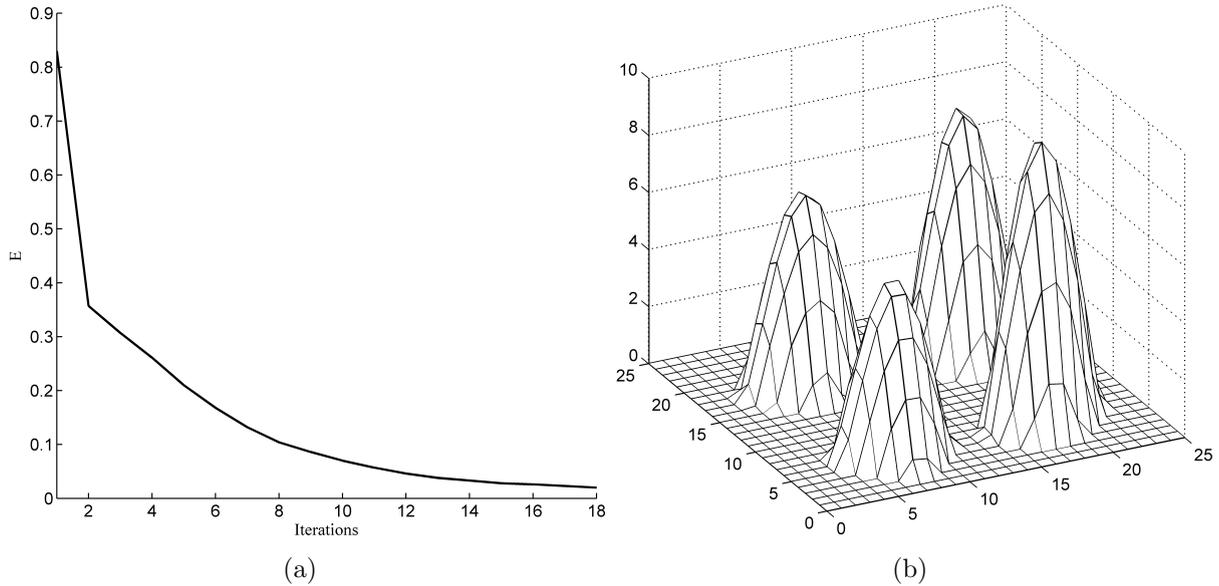


FIG. 4.3: Résultats de la procédure CDAD sur la fdp estimée de la Fig. (4.1). (a) Variation des moyennes de changement E^t en fonction du nombre d'itérations. (b) fdp obtenue à la dernière itération.

Finalement, les observations sont assignées aux classes attachées aux noyaux détectés. Les observations appartenant aux noyaux sont considérées comme des prototypes et les observations restantes sont assignées aux classes attachées à leurs plus proches voisins parmi ces prototypes. Ces observations sont assignées une par une aux classes dans un ordre spécifique en fonction de leurs distances par rapport aux prototypes. A chaque étape de cette procédure, nous considérons les distances entre toutes les observations non assignées et tous les prototypes. La plus petite de ces distances indique l'observation qui doit être assignée à la classe attachée à son plus proche voisin (Fig. 4.5 (b)).

Pas de discrétisation S Le nombre de modes détectés dépend, en grande partie, du pas de discrétisation S . L'ajustement de S est généralement régi par le concept de stabilité des modes [97]. Le choix de ce paramètre au milieu de la plus grande plage où le nombre de modes détectés reste constant et différent de 1 est considéré comme une bonne procédure pour optimiser plusieurs algorithmes de classification quand on ne dispose d'aucune information a priori sur la structure de la distribution des données. Pour l'exemple illustratif, la plus grande plage [12 – 40] apparaît pour quatre modes (Fig. 4.4). Le milieu de cette intervalle est $S = 26$. Ceci explique pourquoi cette valeur est utilisée pour l'estimation de la fdp dans la figure (4.1).

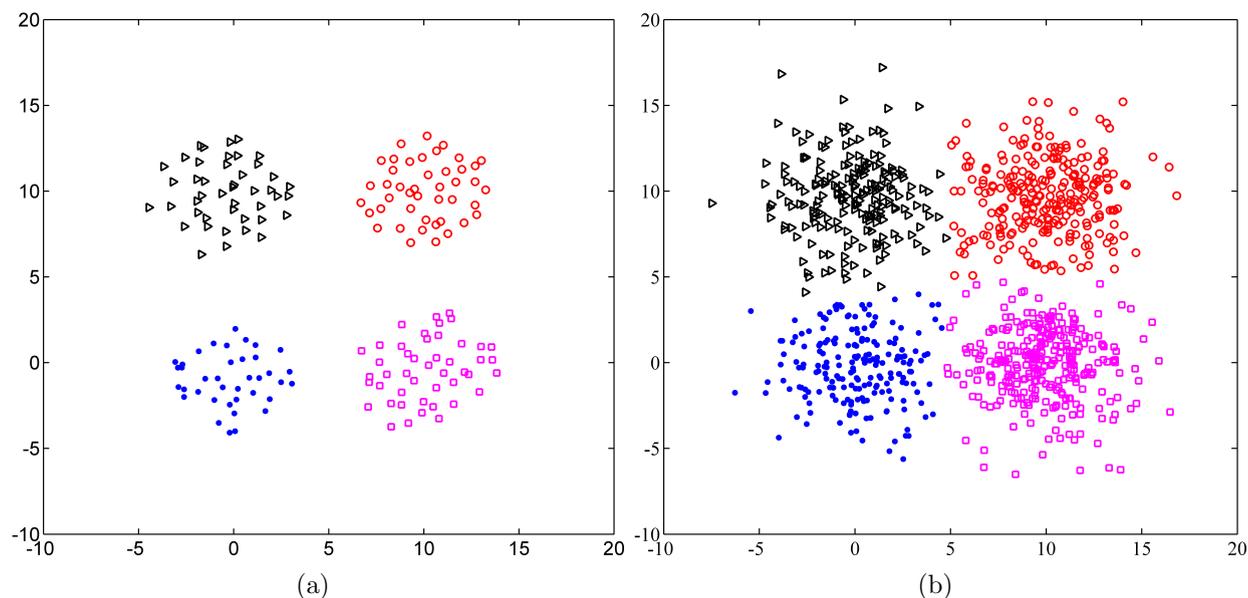


FIG. 4.4: Résultat de la classification. (a) Noyaux des classes détectées avec $S = 26$. (b) Résultat de l'assignation des observations aux classes prototypes.

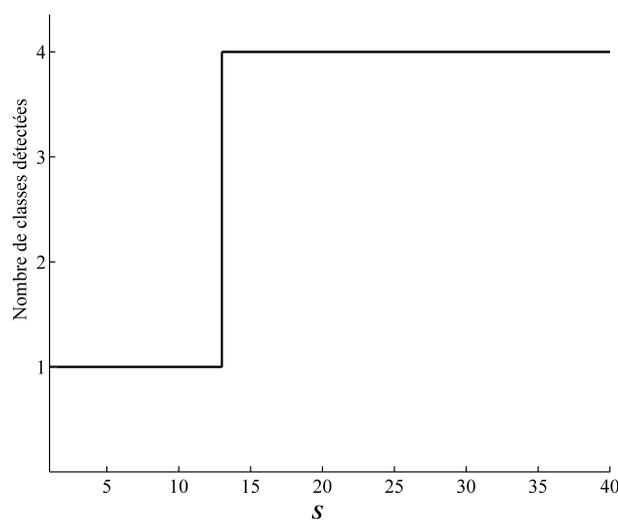


FIG. 4.5: variation du nombre de classes détectées en fonction du pas S

4.7 Tests et résultats

Dans cette section, nous présentons quelques exemples afin de donner un aperçu sur le comportement de la procédure de la diffusion anisotropique dépendant de la convexité et pour démontrer son intérêt en classification non supervisée des données.

Les performances de l'algorithme CDAD sont évaluées sur des ensembles de données simulées, décrits dans la table (4.1) et comparées à d'autres algorithmes de classification tels que K-means, Spectral classification (SC) [89], DBSCAN [92], DPC [93] et sa version améliorée

DPCHD [95]. Plus de détails sur ces quatre algorithmes sont donnés en annexe (A). DPCHD combine DPC et l'estimation de la fdp dérivée de l'équation de diffusion de la chaleur [118]. Les paramètres requis par chaque méthode de classification sont ajustés pour donner les meilleurs résultats de classification. Pour K-means, les meilleurs résultats de classification sont obtenus après plusieurs exécutions en générant, aléatoirement à chaque fois, les centres des classes initiaux. L'algorithme SC calcule les similarités entre les points de données via une fonction noyau Gaussienne dépendant d'un paramètre d'échelle σ . Le spectre des valeurs propres de la matrice Laplacienne de la matrice de similarité est ensuite calculée afin de séparer l'ensemble des données en classes. Les données sont projetées sur un espace de faible dimension défini par les K vecteurs propres correspondant aux plus petites valeurs propres de la matrice Laplacienne. Un algorithme de classification non supervisée, tel que K-means, identifie les classes des données projetées. On sélectionne la valeur de σ qui donne le meilleur résultat dans l'intervalle $[0.01 - 1.00]$. Pour l'algorithme DBSCAN, deux paramètres sont requis, à savoir le rayon maximum (ϵ) et le nombre minimum de points ($MinPts$). Ils sont variés dans l'intervalle $[10^{-4} - 1]$ pour ϵ et $[1 - 50]$ pour $MinPts$. Les valeurs conduisant au meilleur résultat de classification sont sélectionnés. Dans l'algorithme DPC, le pourcentage utilisé dans le calcul du paramètre dc , pour l'estimation de la densité, est varié entre 1% et 10% de l'ensemble de données. Le pourcentage et la valeur correspondante de dc conduisant au meilleur résultat de classification sont alors sélectionnés. DPCHD ne nécessite aucun ajustement de paramètre mais, il ne peut être exécuté que sur des données bidimensionnelles.

TAB. 4.1: Description des données et les paramètres des algorithmes CDAD, SC, DBSCAN et DPC. (Q est le nombre d'observations, N le nombre de dimensions et K le nombre de classes).

Donnée	description			CDAD	SC	DBSCAN		DPC	
	Q	N	K	S	σ	ϵ	MinPts	Per	$dc (10^{-2})$
S1	900	2	3	[30-40]	0.100	0.030	8.000	0.010	0.12
S3	5000	2	15	[40-50]	0.100	0.010	8.000	0.010	0.08
A3	7500	2	50	[110-126]	0.500	0.012	3.000	0.010	0.12
Flame	240	2	2	[10-20]	0.100	0.060	8.000	0.050	1.17
DS3	1050	2	3	[20-30]	0.040	0.030	21.000	0.120	1.61
Disk	6000	2	2	[14-20]	0.003	0.020	5.000	0.010	0.26
Torus	2000	3	2	[14-38]	0.100	0.050	38.000	0.130	7.17
DS4	1600	4	3	[18-28]	0.200	0.071	10.000	0.020	2.09
Skin	245057	3	2	[14-24]	-	-	-	-	-

L'évaluation des performances de la classification repose sur trois métriques : Accuracy (Acc), Adjusted Rand Index (ARI) et Normalized Mutual Information (NMI) dont les détails sont données en annexe (B). Acc évalue le taux de bonne classification alors que les deux autres indices mesurent la similarité entre les classes obtenues et les vraies classes. Plus Acc, ARI et NMI sont proches de 1, meilleur est le résultat de la classification.

4.7.1 Robustesse vis-à-vis du bruit

Afin de tester la robustesse de la procédure CDAD vis-à-vis du bruit, l'ensemble de données de la figure (4.1) est corrompu par un bruit additif composé de 400 d'observations uniformément répartis sur l'espace des données. L'ensemble de données bruitées résultant est représenté sur la figure (4.6 (a)). Bien que les vallées entre les modes de la fdp sous-jacente ne sont pas facilement discernables (voir Fig. 4.6 (b)), les quatre modes ont été bien séparés et mis en évidence sans aucune ambiguïté par la procédure CDAD (voir Fig. 4.6 (c)). Ce résultat a été obtenu avec $S = 22$, c'est-à-dire le milieu de la plus large plage $[12 - 32]$ où le nombre de modes détectés est resté constant et différent de 1.

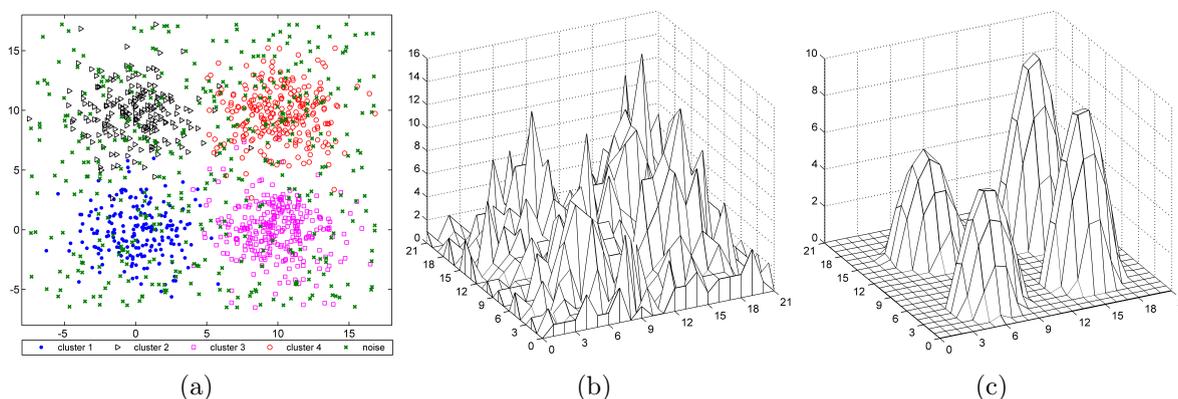


FIG. 4.6: Résultat de la procédure CDAD sur l'ensemble de données de la figure (4.1) corrompu par un bruit additif. (a) Ensemble de données bruitées. (b) fdp estimée sur les données bruitées. (c) Résultat de la procédure CDAD.

Cet exemple démontre la capacité de l'algorithme CDAD à supprimer le bruit sans affecter la structure des données.

4.7.2 Classes sphériques chevauchantes

Trois ensembles de données synthétiques S1, S3 et A3 sont utilisés pour démontrer la capacité de la méthode de classification CDAD à identifier des classes sphériques ayant un degré de chevauchement relativement élevé. S1, présenté dans [119] comme une «distribution difficile», est composé de 900 d'observations bidimensionnelles générées à partir de 3 distributions Gaussiennes de moyennes (5,8), (8,5), (12,11), et des écarts-types 2, 2 et 4 respectivement. Chaque classe contient 300 observations. S3 et A3 sont deux grands ensembles de données téléchargeables à partir de [<https://cs.joensuu.fi/sipu/datasets/>]. S3 est constitué de 5000 observations bidimensionnelles réparties en 15 classes sphériques chevauchantes et non équiprobables. A3 contient 7500 observations bidimensionnelles réparties en 50 classes sphériques chevauchantes et équiprobables. Les figures (4.7 (a)), (4.7 (d)) et (4.7 (g)) montrent respectivement les ensembles de données brutes S1, S3 et A3. La figure (4.6) montre les fdp estimées ainsi que les fdp filtrées par CDAD.

La figure (4.8) montre les résultats de l'assignation des observations aux classes attachées aux modes détectés par CDAD, ainsi que les résultats de classification fournis par les algorithmes K-means, SC, DBSCAN, DPC et DPCHD. Les paramètres de DBSCAN, SC et DPC sont indiqués dans la table (4.1). On peut voir sur la figure (4.8) que CDAD, DPC et DPCHD identifient correctement toutes les classes dans les trois ensembles de données. K-means fournit des résultats comparables pour l'ensemble de données S1, mais il n'arrive pas à détecter toutes les classes dans S3 et A3 (deux classes sont fusionnées et une nouvelle est créée à partir de deux autres classes). L'algorithme SC donne de bons résultats sur S1 et S3, mais, comme pour K-means, il ne peut pas identifier correctement toutes les classes de A3. DBSCAN n'a pas pu trouver correctement toutes les classes car il fusionne deux classes et affecte les données situées dans les frontières entre les classes à une nouvelle classe.

Les mesures de performance Acc, ARI et NMI obtenues par les six méthodes de classification sont répertoriées dans la table (4.2). Les meilleurs résultats sont indiqués en gras. Il est clair que, pour les trois ensembles de données S1, S3 et A3, la classification basée sur CDAD fournit les meilleurs résultats suivie par les algorithmes DPC, DPCHD et SC.

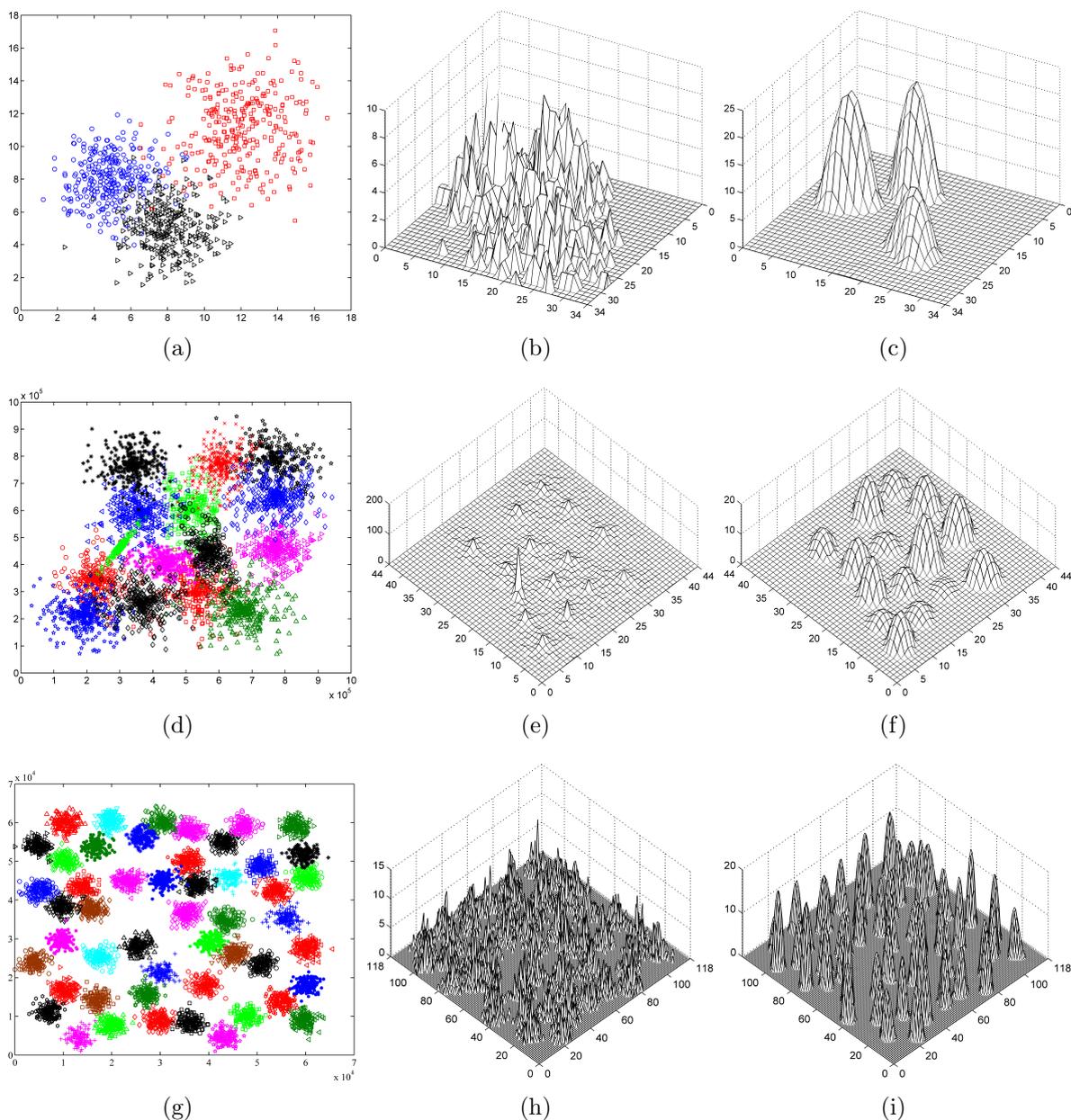
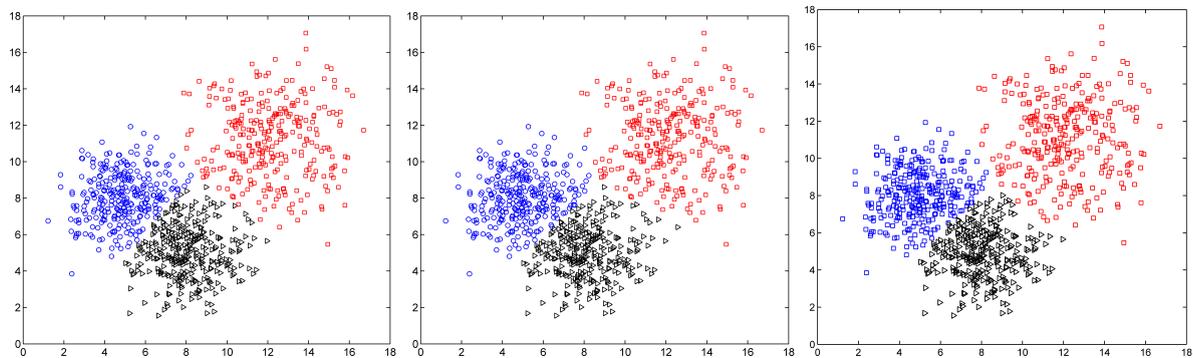


FIG. 4.7: Détection des modes par la procédure CDAD sur les ensembles de données avec des classes sphériques chevauchantes. (a) Données brutes S1. (b) fdp estimée sur les données brutes de S1. (c) Résultat de CDAD sur la fdp de S1. (d) Ensemble de données brutes S3. (e) fdp estimée sur les données brutes de S3. (f) Résultat de CDAD sur la fdp de S3. (g) Données brutes A3. (h) fdp estimée sur données brutes de A3. (i) Résultat de CDAD sur la fdp de A3.

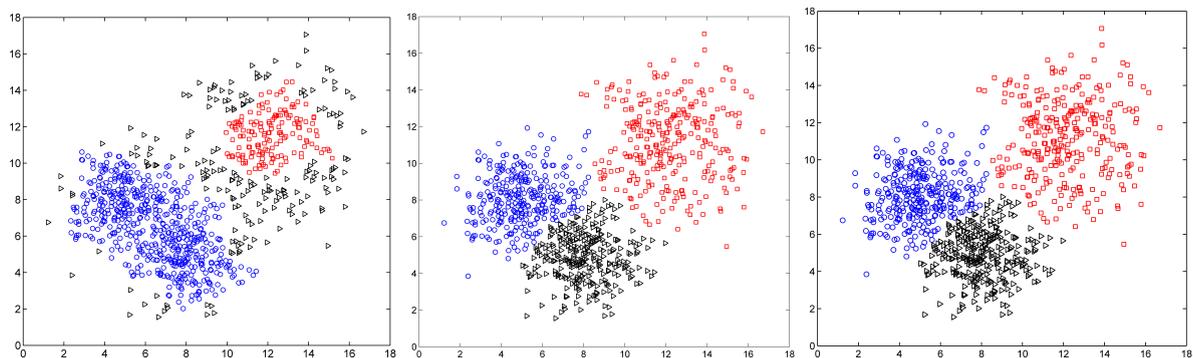
Ces trois exemples montrent que la méthode de classification CDAD est plus performante que les algorithmes DPC, DPCHD, SC, K-means et DBSCAN lorsque les classes se chevauchent.



(a) S1-CDAD

(b) S1-K-means

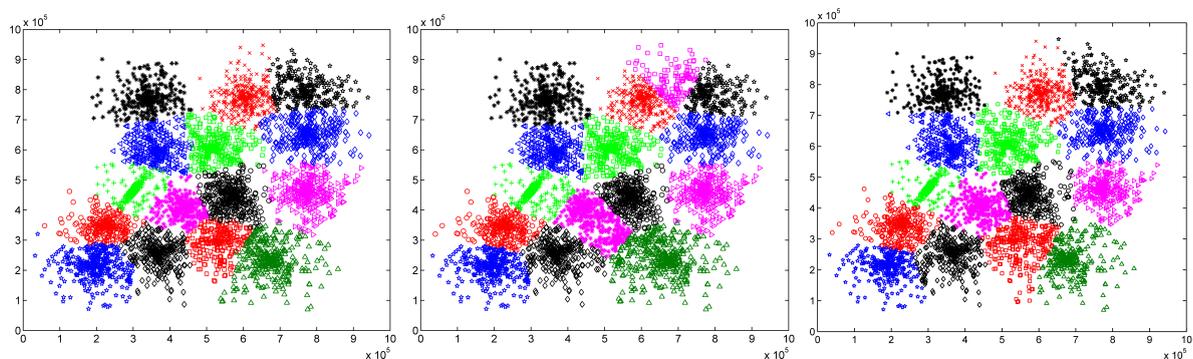
(c) S1-SC



(d) S1-DBSCAN

(e) S1-DPC

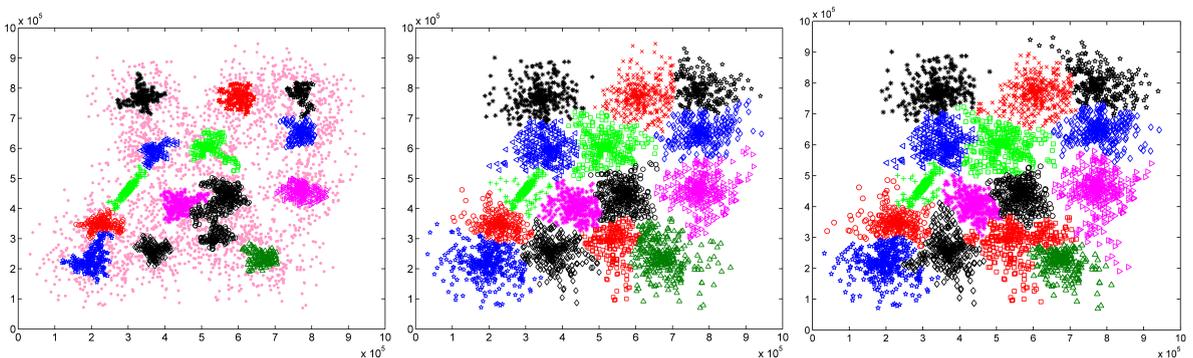
(f) S1-DPCHD



(g) S3-CDAD

(h) S3-K-means

(i) S3-SC



(j) S3-DBSCAN

(k) S3-DPC

(l) S3-DPCHD

TAB. 4.2: Résultats des algorithmes de classification.

Donnée	Algorithme	Acc	NMI	ARI
S1	CDAD	0.942	0.771	0.834
	K-means	0.937	0.759	0.822
	SC	0.941	0.748	0.831
	DBSCAN	0.513	0.419	0.358
	DPC	0.933	0.751	0.811
	DPCHD	0.938	0.761	0.825
S3	CDAD	0.854	0.793	0.722
	K-means	0.794	0.776	0.680
	SC	0.849	0.791	0.713
	DBSCAN	0.554	0.530	0.188
	DPC	0.847	0.790	0.712
	DPCHD	0.840	0.783	0.700
A3	CDAD	0.982	0.978	0.965
	K-means	0.899	0.858	0.894
	SC	0.949	0.964	0.928
	DBSCAN	0.763	0.848	0.651
	DPC	0.981	0.977	0.963
	DPCHD	0.980	0.977	0.961
Flame	CDAD	1.000	1.000	1.000
	K-means	0.841	0.395	0.464
	SC	0.987	0.905	0.950
	DBSCAN	0.983	0.883	0.933
	DPC	1.000	1.000	1.000
	DPCHD	1.000	1.000	1.000
DS3	CDAD	0.939	0.781	0.823
	K-means	0.822	0.554	0.524
	SC	0.925	0.749	0.786
	DBSCAN	0.876	0.671	0.664
	DPC	0.828	0.574	0.544
	DPCHD	0.829	0.577	0.557
Disk	CDAD	1.000	1.000	1.000
	K-means	0.507	$8.8 \cdot 10^{-6}$	$-3.6 \cdot 10^{-6}$
	SC	0.999	0.989	0.996
	DBSCAN	1.000	1.000	1.000
	DPC	0.647	0.067	-1.03
	DPCHD	0.640	0.003	-0.025
Torus	CDAD	0.998	0.981	0.993
	K-means	0.656	0.071	0.097
	SC	0.954	0.736	0.827
	DBSCAN	0.989	0.926	0.958
	DPC	0.817	0.316	0.403
	DPCHD	-	-	-
DS4	CDAD	0.991	0.934	0.965
	K-means	0.975	0.897	0.934
	SC	0.978	0.914	0.944
	DBSCAN	0.649	0.408	0.236
	DPC	0.965	0.866	0.908
	DPCHD	-	-	-
Skin	CDAD	0.941	0.637	0.760
	K-means	0.551	0.021	-3.039
	SC	-	-	-
	DBSCAN	-	-	-
	DPC	-	-	-
	DPCHD	-	-	-

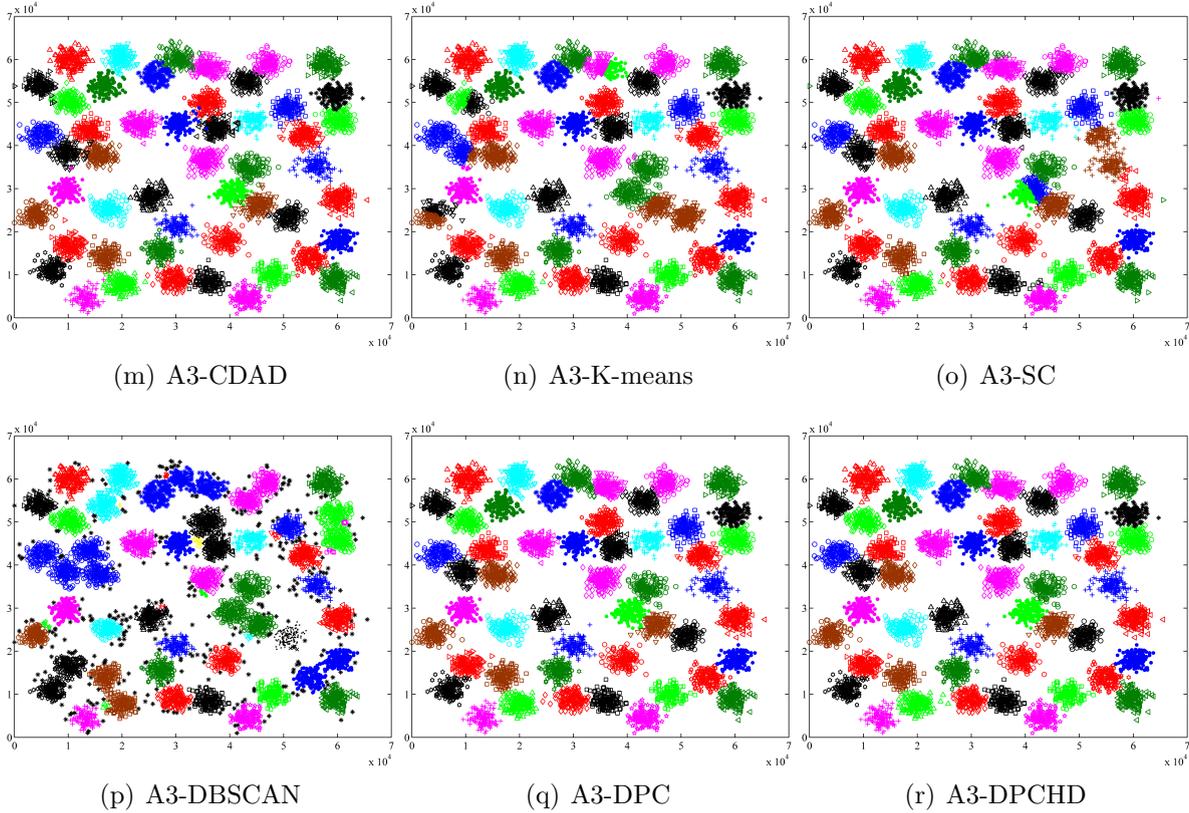


FIG. 4.8: Résultats de la classification obtenus par les différents algorithmes sur des ensembles de données constituées des classes sphériques chevauchantes.

4.7.3 Classes non linéairement séparables

Les principales difficultés rencontrées en classification non supervisée concernent les classes non sphériques, les classes entrelacées et les classes non linéairement séparables. Les trois ensembles de données bivariées de la figure (4.9), à savoir Flame, DS3 et Disk, ont été choisis tout en gardant à l'esprit ces difficultés. L'ensemble de données Flame, disponible sur [<https://cs.joensuu.fi/sipu/datasets/>], est composé de deux classes non sphériques de densités uniformes. La première classe contient 87 observations et la seconde 153. L'ensemble de données DS3 est composé de trois classes non linéairement séparables avec des jonctions entre elles. Les coordonnées (x_1, x_2) de chaque observation sont générées comme $x_1 = A_1 \cos(\Theta) + B_1$ et $x_2 = A_2 \cos(\Theta) + B_2$ où Θ est une variable aléatoire normale de moyenne m et de déviation standard s , et où B_1 et B_2 sont des variables aléatoires normales avec des moyennes μ et des variances σ (voir Table 4.3). Disk est un grand ensemble de données composé de deux classes de taille différentes, téléchargeable sur [<https://github.com/deric/>

[clustering-benchmark/tree/master/src/main/resources/datasets/artificial](#)]. La première est une classe sphérique contenant 1200 d’observations, elle est entourée par la deuxième classe en forme d’anneau contenant 4800 observations.

TAB. 4.3: Paramètres statistiques des trois distributions bidimensionnelles à partir des quelles sont générées les observations de l’ensemble des données DS3.

Classes	Nombre d’observations	Θ	B_1	B_2	A_1	A_2
1	400	$m = 0^\circ$ $s = 60^\circ$	$\mu_1 = 5$ $\sigma_1 = 3$	$\mu_2 = 10$ $\sigma_2 = 3$	15	15
2	300	$m = 180^\circ$ $s = 60^\circ$	$\mu_1 = -5$ $\sigma_1 = 2$	$\mu_2 = 0$ $\sigma_2 = 2$	20	20
3	350	$m = 0^\circ$ $s = 0^\circ$	$\mu_1 = 0$ $\sigma_1 = 15$	$\mu_2 = 5$ $\sigma_2 = 11$	0	0

Les plus grandes plages de S , où le nombre de modes détectés par la procédure CDAD reste constant et différent de 1, sont indiqués dans la table (4.1). Les fdp estimées avec les pas de discrétisation correspondant au milieu de ces plages sont représentées sur les figures (4.9 (b)), (4.9 (e)) et (4.9 (h)). Les résultats de la procédure CDAD sur ces fdp estimées sont présentés dans les figures (4.9 (c), (f) et (i)). La figure (4.10) montre les résultats de classification obtenus par les algorithmes CDAD, K-means, SC, DBSCAN, DPC et DPCHD. Les méthodes CDAD, DPC, DPCHD, SC et DBSCAN identifient avec succès les deux classes de l’ensemble de données Flame. Les classes obtenues avec les algorithmes CDAD, DPC et DPCHD sont similaires aux classes réels. Toutefois, pour les ensembles des données DS3 et Disk, seules les procédures CDAD, SC et DBSCAN ont pu détecter correctement l’ensemble des classes. DPC et DPCHD n’ont pas pu retrouver correctement toutes les structures des classes de DS3 et Disk. K-means est connu pour être une méthode de classification qui partitionne les données en classes de formes sphériques. Par conséquent, il ne peut pas trouver les structures réelles des classes de formes arbitraires comme dans le cas de Flame, DS3 et Disk.

CDAD fournit les meilleurs résultats en termes d’Acc, ARI et NMI, en particulier pour l’ensemble de données DS3 (voir Table (4.2)).

Finalement, lorsque les classes sont non linéairement séparables avec des densités non uniformes et des jonctions entre elles, l’algorithme de classification CDAD surclasse les algorithmes de classification SC, DBSCAN, DPC, DPCHD et K-means.

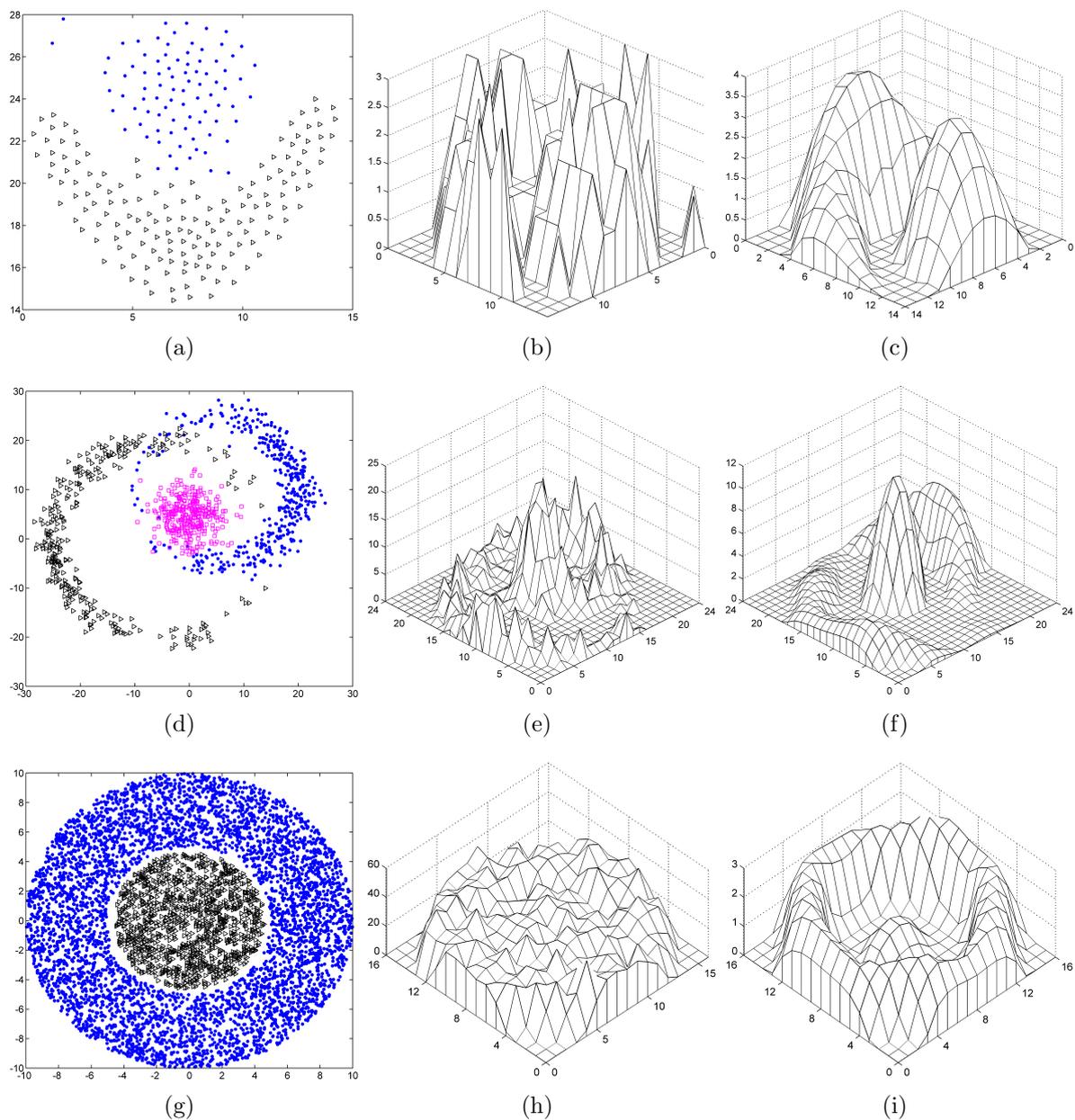
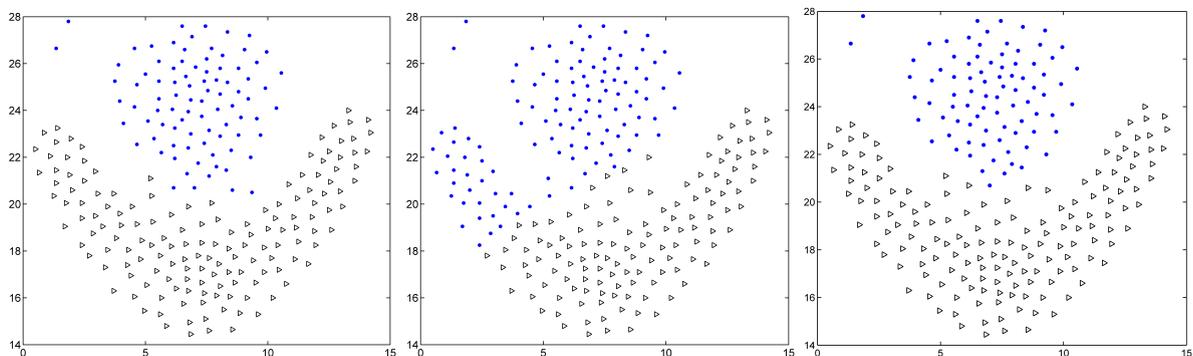


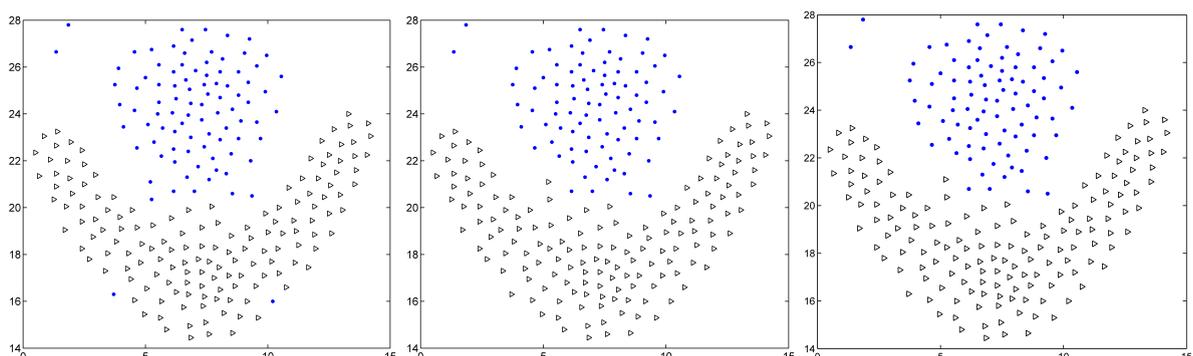
FIG. 4.9: Détection des modes par la procédure CDAD sur les ensembles de données avec des classes non linéairement séparables. (a) Données brutes Flame. (b) fdp estimée sur les données Flame. (c) Résultat de CDAD sur la fdp des données Flame. (d) Ensemble de données brutes DS3. (e) fdp estimée sur les données DS3. (f) Résultat de CDAD sur la fdp des données DS3. (g) Données brutes Disk. (h) fdp estimée sur les données Disk. (i) Résultat de CDAD sur la fdp des données Disk.



(a) Flame-CDAD

(b) Flame-K-means

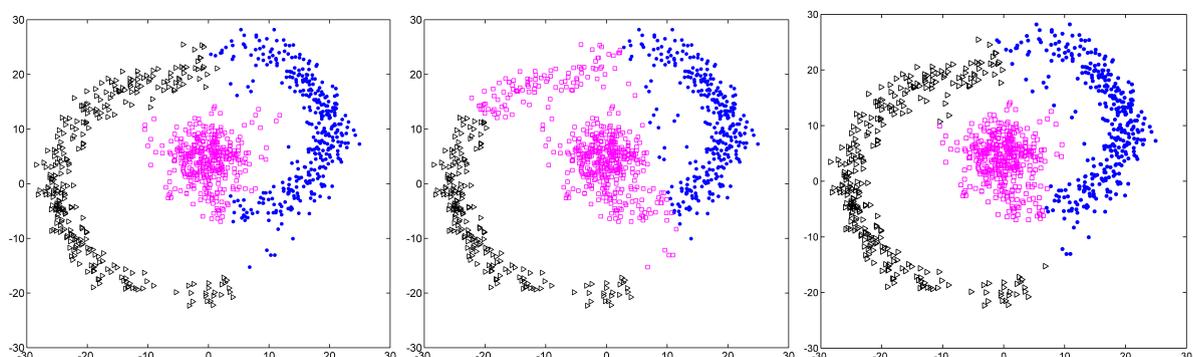
(c) Flame-SC



(d) Flame-DBSCAN

(e) Flame-DPC

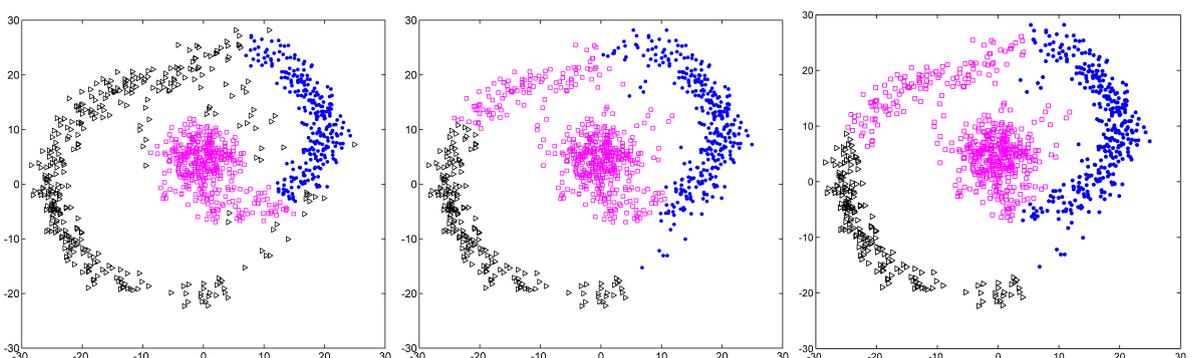
(f) Flame-DPCHD



(g) DS3-CDAD

(h) DS3-K-means

(i) DS3-SC



(j) DS3-DBSCAN

(k) DS3-DPC

(l) DS3-DPCHD

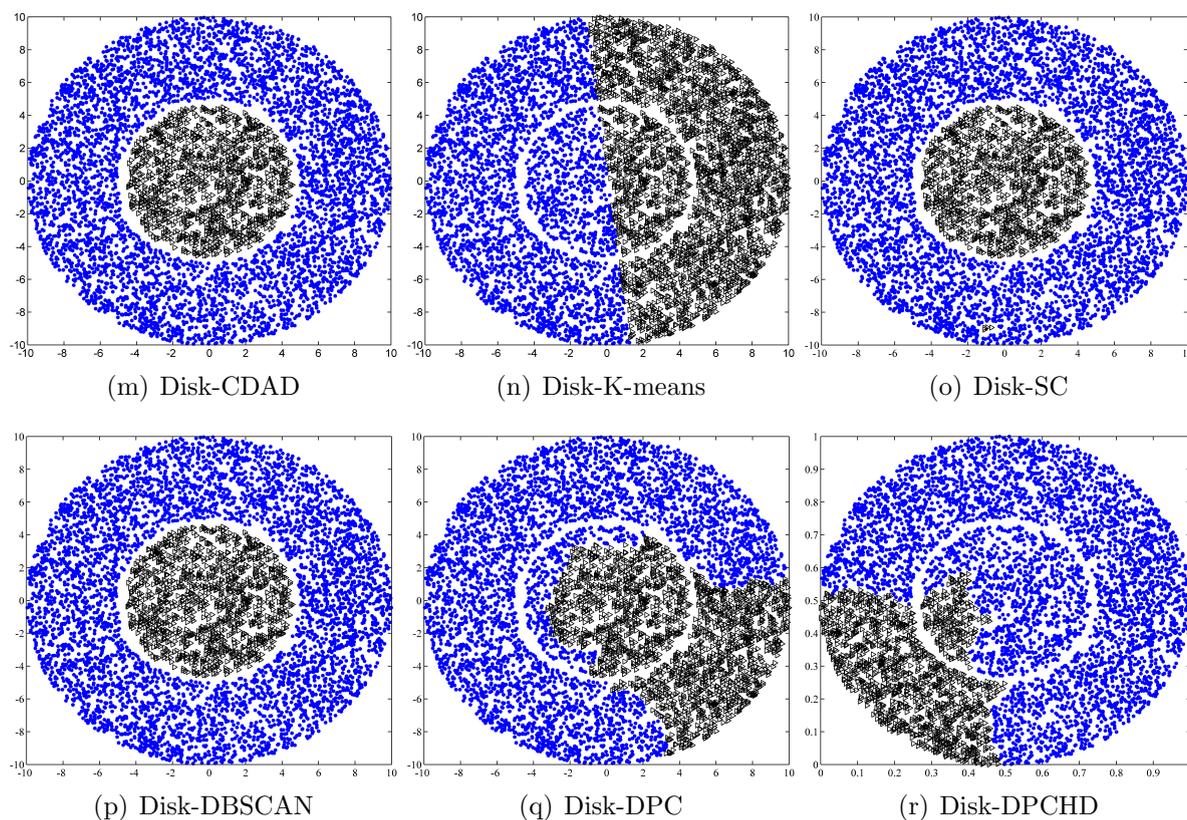


FIG. 4.10: Résultats de la classification obtenus par les algorithmes de classification sur les ensembles de données avec des classes non linéairement séparables . (a) Flame-CDAD. (b) Flame-K-means. (c) Flame-SC. (d) Flame-DBSCAN. (e) Flame-DPC. (f) Flame-DPCHD. (g) DS3-CDAD. (h) DS3-K-means. (i) DS3-SC. (j) DS3-DBSCAN. (k) DS3-DPC. (l) DS3-DPCHD. (m) Disk-CDAD. (n) Disk-K-means. (o) Disk-SC. (p) Disk-DBSCAN. (q) Disk-DPC. (r) Disk-DPCHD.

4.7.4 Données multidimensionnelles

Nous présentons maintenant des cas en 3 et 4 dimensions pour démontrer la capacité de l'algorithme CDAD à identifier les classes de données de dimension supérieure à deux.

Le premier ensemble de données, appelé Torus, est constitué de deux classes de données tridimensionnelles générées sous la forme d'anneaux circulaires. Chaque anneau contient 1000 observations. Ils sont entrelacés comme les anneaux d'une chaîne (Fig. 4.11 (a)). Les résultats de classification obtenus sur cet ensemble de données par les algorithmes CDAD, K-means, SC, DBSCAN et DPC avec les paramètres de la table (4.1) sont affichés sur la figure (4.11). Seuls CDAD et DBSCAN font apparaître les structures des classes sous-jacentes. De

plus, les mesures de performance Acc, ARI et NMI indiquent clairement que CDAD surclasse les algorithmes DBSCAN, SC, DPC et K-means (voir Table (4.2)).

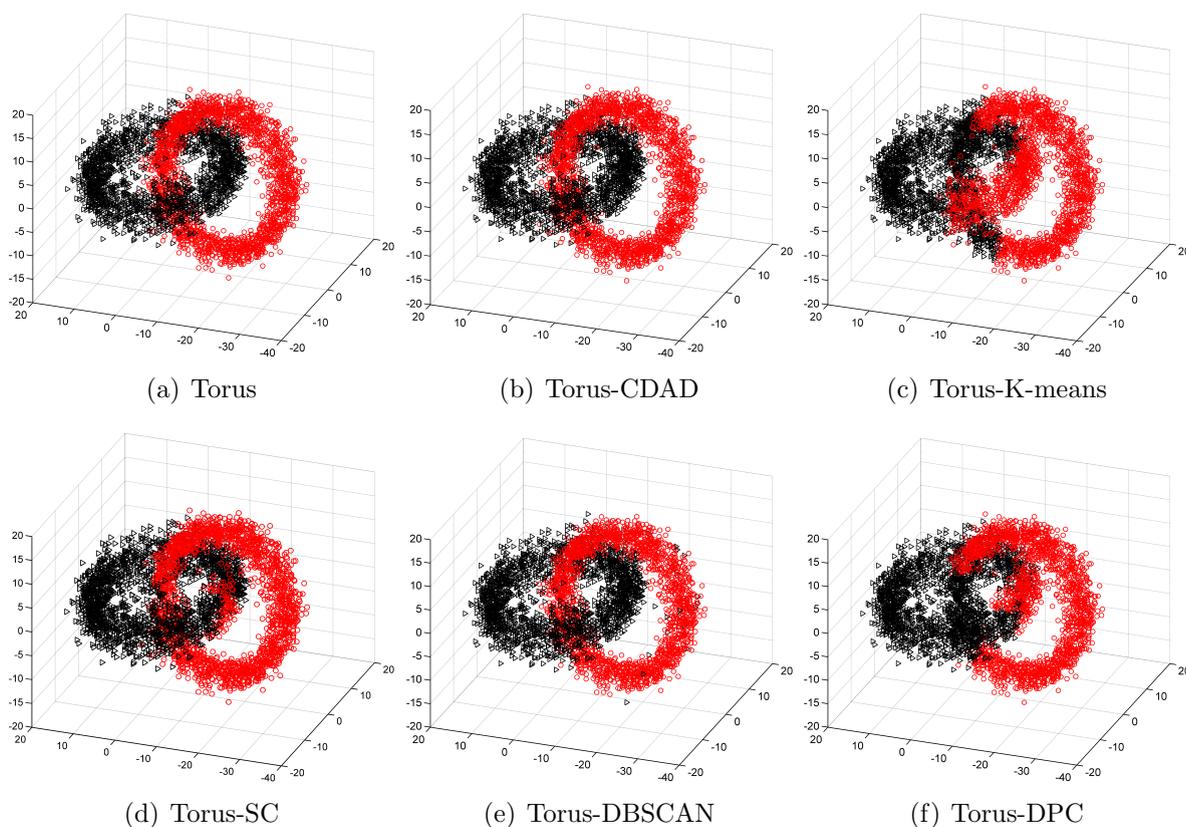


FIG. 4.11: Résultats de la classification sur l'ensemble de données Anneaux. (a) Ensemble des données brutes. (b) CDAD. (c) K-means. (d) SC. (e) DBSCAN. (f) DPC.

Le deuxième ensemble de données multidimensionnelles, appelé DS4, est composé de 1600 observations à 4 dimensions générées à partir de 4 distributions Gaussiennes avec des moyennes $(-1,4,4,4)$, $(4, -1,4,4)$, $(4,4, -1,4)$, $(4,4,4, -1)$ et les mêmes écarts types de 2,5 le long des quatre directions. Chaque classe contient 400 observations.

Même si CDAD, SC, K-means et DPC donnent des résultats comparables, l'algorithme CDAD reste le plus efficace en termes d'Acc, ARI et NMI (voir Table (4.2)). Comme pour les ensembles de données S1, S3 et A3, DBSCAN ne peut pas identifier les classes sphériques qui se chevauchent.

Le troisième jeu de données est "Skin Segmentation", ou "Skin" pour simplifier, disponible sur <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>. Il est utilisé pour montrer le comportement de notre méthode de classification sur de grands ensembles de données de

dimension relativement élevée. Il est composé d'une collection de pixels prélevés au hasard à partir d'images de visages humains. Chaque pixel est caractérisé par trois composantes couleur R, G et B. La taille totale de l'échantillon est 245057; dont 50859 sont des échantillons de peau et 194198 sont des échantillons non cutanés. Les indices de performance Acc, ARI et NMI montrent clairement que CDAD surpasse l'algorithme K-means (voir Table (4.2)). On note l'absence dans la table (4.2) des résultats de SC, DBSCAN et DPC sur l'ensemble de données Skin. Ces trois algorithmes nécessitent le calcul de la matrice des distances entre toutes les observations qui exige une capacité mémoire de taille $(Q \times Q)$. Comme le nombre Q d'observations dans Skin est très important, la capacité mémoire nécessaire pour stocker la matrice de distances dépasse celle disponible.

Enfin, ces trois exemples démontrent la capacité de l'algorithme de classification CDAD à identifier la structure réelle des données de 3 et 4 dimensions.

4.7.5 Temps d'exécution

Afin de quantifier l'effort de calcul requis par l'algorithme CDAD, nous avons mesuré son temps d'exécution sur les ensembles de données de la table (4.1). La table (4.4) affiche les temps de calcul obtenus par les six algorithmes de classification sur les ensembles de données avec un processeur Intel Core i3, 3.40 GHz avec 4 Go de RAM. Bien que les temps d'exécution dépendent de l'ordinateur, ils donnent une idée du temps de calcul requis par les algorithmes pour différentes dimensions, nombre de classes et nombres d'observations. L'algorithme CDAD est relativement plus lent que les algorithmes K-means, DBSCAN, DPC et DPCHD, mais plus rapide que l'algorithme SC, notamment pour les grands ensembles de données. Ceci est essentiellement dû au nombre d'itérations requises par la procédure CDAD pour détecter les modes de la fdp et à l'attribution des observations aux noyaux des classes détectées. Cependant, le temps de calcul ne peut être considéré comme un inconvénient étant donné les résultats appréciables de classification obtenus par l'algorithme CDAD sur tous les ensembles de données testés.

TAB. 4.4: Temps d'exécution, en secondes, des six algorithmes de classification

Données	CDAD	K-means	SC	DBSCAN	DPC	DPCHD
S1	4.410	0.133	0.948	0.055	0.117	0.624
S3	17.271	0.163	1.48 10 ³	0.845	2.918	6.320
A3	1.02 10 ²	0.439	1.00 10 ³	1.341	6.200	4.720
Flame	1.000	0.122	0.581	0.007	0.024	0.504
DS3	2.276	0.153	1.472	0.072	0.115	0.656
Disk	13.299	0.171	3.16 10 ²	0.995	3.784	10.58
Torus	36.561	0.164	1.00 10 ²	0.550	1.741	-
DS4	42.446	0.134	10.453	0.158	0.305	-
Skin	6.70 10 ³	0.427	-	-	-	-

4.8 Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre une méthode de classification non supervisée basée sur la détection des modes de la fdp. Pour faciliter cette détection, nous avons exploité le principe de la diffusion anisotropique initialement introduite en traitement d'images. Cette technique consiste à renforcer le lissage de la fdp dans les régions où elle est convexe. Cette procédure de lissage adaptative est combinée avec une stratégie qui consiste à appliquer une diffusion anisotropique directe là où la fdp est concave et une diffusion inverse lorsqu'elle est convexe.

Les résultats obtenus sur plusieurs ensembles de données montrent l'efficacité de la technique proposée et sa supériorité sur d'autres méthodes de classification non supervisée bien connues dans le domaine.

Conclusion

1.1 Synthèse des chapitres

Le travail présenté dans cette thèse porte sur la conception des filtres et leurs applications dans le filtrage des signaux gastriques, des images en niveaux de gris et en classification des données.

Nous avons développé en premier lieu (Chap. 1) une méthode de synthèse de filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie (RII) mono-dimensionnelle basée sur une nouvelle version de l'algorithme à essaim de particules (PSO). Cette nouvelle méthode, intitulée CHPSO, modifie la manière de mettre à jour les meilleures positions personnelles des particules ainsi que la meilleure position globale dans l'algorithme standard PSO en se basant sur les concepts de coopération et d'hierarchisation. Le concept de coopération permet aux particules de coopérer entre elles en s'échangeant leurs expériences. La hiérarchisation est formalisée en établissant un ordre entre les particules en fonction de l'expérience personnelle à mémoriser. Le leader de la population est celui qui garde la meilleure position expérimentée par toutes les particules.

Pour faire face au problème bien connu de stabilité des filtres RII, nous avons proposé un opérateur de mutation spécifique qui modifie les positions des particules (*coefficients du filtre*) de manière à maintenir tous les pôles de la fonction de transfert du filtre correspondant à l'intérieur du cercle unité. Cet opérateur a l'avantage de ne pas affecter ni la réponse fréquentielle d'un filtre déjà stable, ni celle d'un filtre instable après sa stabilisation. De plus, il peut être facilement intégré dans d'autres algorithmes évolutionnaires.

Le filtre conçu par l'algorithme CHPSO est présenté par sa forme générale, contrairement aux autres méthodes évolutionnaires d'optimisation présentées dans la littérature qui utilisent la forme cascade ou treillis afin de faciliter la stabilisation du filtre conçu.

CHPSO s'est avéré facile à implémenter, n'introduit aucun paramètre supplémentaire de réglage, ni un temps de calcul supplémentaire par rapport à l'algorithme PSO standard et converge beaucoup plus rapidement comparativement à d'autres versions du PSO (WPSO, CPSO, QPSO, TVACPSO, PSOGSA) et d'autres algorithmes évolutionnaires comme (DE, GA, ABC, FPA et CSA). Les tests effectués prouvent la robustesse et la capacité du CHPSO à synthétiser des filtres numériques RII de type passe bas, pas haut, passe bande et coupe bande.

Afin de corroborer ces résultats, nous avons exploité dans le chapitre (2) l'algorithme CHPSO pour la conception d'un filtre passe bande très sélectif destiné à filtrer les signaux Électro-astrogrammes (EGG). Ces signaux sont souvent corrompus par plusieurs artefacts pouvant altérer leur interprétation. Des expériences menées sur des signaux EGG synthétiques et réels révèlent l'efficacité du filtre RII conçu par l'algorithme CHPSO par rapport aux filtres conçus par le PSO standard et les filtres classiques de Butterworth, Chebychev-I, Chebychev-II et Elliptique. Afin de disposer des signaux EGG réels, nous avons élaboré notre propre système d'acquisition.

Par la suite, nous avons étendu dans le chapitre (3) l'algorithme CHPSO à la synthèse des filtres RII 2D. La encore, CHPSO s'est avéré plus performant en termes de précision et rapidité de convergence que les deux variantes du PSO (WPSO et QPSO) et trois autres algorithmes évolutionnaires (DE, GA, BEA).

Comme application, nous avons appliqué un filtre RII 2D passe bas conçu par CHPSO sur des images en niveaux de gris. Les résultats obtenus en terme du PSNR sont bien meilleurs que ceux obtenus avec les autres algorithmes évolutionnaires.

Au final, nous avons développé dans le chapitre (4) une méthode de classification non supervisée basée sur la détection des modes de la fonction de la densité de probabilité (fdp) sous-jacent à l'ensemble des données à classer. Cette approche assimile les modes de la fdp à des noyaux des classes.

Pour faciliter leur détection, nous avons exploité le principe de la diffusion anisotropique initialement introduit pour le filtrage non-linéaire des l'images. Cette technique consiste à renforcer le lissage de la fdp dans les régions modales où elle est concave et dans les vallées où elle est convexe. Cette procédure de lissage adaptatif, intitulée CDAD, est combinée avec une stratégie qui consiste à appliquer une diffusion anisotropique directe là où la fdp est concave et une diffusion inverse lorsqu'elle est convexe. Les résultats obtenus sur plusieurs ensembles de données ont montré l'efficacité de la technique proposée et sa supériorité sur d'autres méthodes de classification non supervisée bien connues dans le domaine telles que K-means, SC, DBSCAN, DPC et DPCHD.

1.2 Perspectives

Ce travail ouvre plusieurs perspectives relatives à l'algorithme d'optimisation CHPSO, à la synthèse des filtres linéaires RII et leurs applications, ainsi qu'à la technique de classification non supervisée CDAD.

1.2.1 Algorithme CHPSO

L'algorithme CHPSO développé n'est pas uniquement destiné à la synthèse des filtres RII. Il peut être exploité à d'autres applications comme l'identification des systèmes ARMA. Il serait également intéressant d'évaluer ses performances sur des fonctions à plusieurs variables unimodales ou multimodales, bien connues dans le domaine d'optimisation, afin de mieux cerner tout son potentiel.

1.2.2 Opérateur de stabilisation

L'opérateur de stabilisation proposé dans le cadre de la synthèse de filtres RII-1D par les méthodes évolutionnaires permet de générer des filtres stables dont la structure est de forme générale ou directe. Une étude comparative avec d'autres méthodes qui garantissent la stabilité des filtres conçus, ayant une structure de forme cascade ou en treillis, permettrait de

faire ressortir l'avantage de l'opérateur proposé.

Cet opérateur n'a pas été utilisé dans la conception des filtres RII bidimensionnels, car le modèle de filtre utilisé est à phase nulle. Cependant, on peut facilement exploiter cet opérateur dans la synthèse des filtres RII-2D à dénominateur séparable qui ont l'avantage d'être causals et plus général que les filtres à phase nulle.

1.2.3 Signal Électrogastrogramme (EGG)

Nous avons utilisé l'algorithme CHPSO pour concevoir un filtre RII en vue de filtrer les signaux EGG. Pour l'appliquer sur des signaux EGG réels, nous avons élaboré un système d'acquisition composé principalement d'appareils distincts (oscilloscope numérique et ordinateur). Ce système peut être amélioré en le rendant compacte et autonome. Une perspective serait de constituer une base de signaux EGG réels qui peut être exploitée dans l'aide au diagnostic et à la reconnaissance de certaines anomalies gastriques. Cette tâche doit être menée évidemment en collaboration avec des spécialistes de la gastroentérologie.

1.2.4 Algorithme CDAD

Afin d'évaluer l'algorithme de classification CDAD, nous avons utilisé seulement des données de dimension inférieure ou égale à quatre. Cette limite est principalement due à la procédure de discrétisation utilisée pour estimer la fonction de densité de probabilité (fdp). En effet, pour pouvoir adapter la diffusion anisotropique à la classification des données, nous avons procédé à la discrétisation de l'espace de représentation des données à classer en un ensemble d'hypercubes dont les centres constituent les points d'échantillonnage sur lesquels est estimée la fdp. Or le nombre S^N d'hypercubes croît d'une manière exponentielle avec la dimension N des données (S étant le pas de discrétisation). Ce problème, connu sous le nom de "fléau ou malédiction de dimensionnalité", limite l'application de notre méthode CDAD sur des données de grande dimension. Afin de remédier à ce problème nous préconisons d'appliquer directement la diffusion anisotropique sur les observations.

Annexe A

Algorithmes de classification non supervisée

A.1 Algorithme K-Means

Cet algorithme simple et rapide reste le plus populaire en classification non supervisée. Il vise à produire un partitionnement d'un ensemble X de Q observations en K classes C_k ($k = 1, 2, \dots, K$) de manière à ce que les observations d'une même classe soient semblables et les observations issues de deux classes différentes soient dissemblables. Chaque observation X_q est caractérisée par un ensemble de N attributs: $X_q = \{x_{q1}, x_{q2}, \dots, x_{qN}\}$. L'idée principale est de définir K centroïdes, un pour chaque classe C_k ($1 \leq k \leq K$). Chaque classe C_k est ainsi caractérisée par son centre noté u_k et le nombre d'observations N_k .

L'algorithme k-means dans sa formulation originale cherche à minimiser une fonction de coût global définie par:

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{X_q \in C_k} (X_q - u_k)^2 \quad (\text{A.1})$$

Il se déroule selon les étapes suivantes :

- 1 Initialisation de chaque centre u_k .
- 2 Pour chaque observation X_q , calculer la distance $d(X_q, u_k)$ aux différents centres des classes u_k .

-3 Affecter X_q à la classe la plus proche $C_l = \operatorname{argmin}_k d(X_q, d(X_q, u_k), u_k)$

-4 Mise à jour des centres u_k des classes:

$$u_k = \frac{\sum_{X_q \in C_k} X_q}{N_k} \quad (\text{A.2})$$

-5 Aller à l'étape 2 si le critère d'arrêt n'est pas respecté.

Le principal inconvénient de cette méthode est que le résultat final dépend du choix de la partition initiale. Le minimum global n'est pas toujours atteint.

A.2 Algorithme DPC

L'algorithme de classification DPC (*Density Peak Clustering*) récemment proposé par *Rodríguez et Laio* [93] est une technique de classification non supervisée basée sur la densité locale des observations. DPC considère les centres des classes comme étant les observations caractérisées par des densités locales élevées, entourées par des voisins de faibles densités et largement éloignés des autres observations de grandes densités.

La densité locale ρ_i ($i = 1, 2, \dots, q$) de chaque observation x_i , qui est assimilée à une fdp, est mesurée en comptabilisant le nombre des ses voisins x_j de faibles densités situés à une distance inférieur à dc .

$$\rho_i = \sum_{j \neq i} I(d_{ij} - dc) \quad (\text{A.3})$$

d_{ij} est la distance Euclidienne qui sépare les observations x_i et x_j . $I(x)$ est une fonction indicatrice telle que $I(x) = 1$ si $x < 0$ et $I(x) = 0$ si $x > 0$. dc est un paramètre ajustable.

Il est défini par les auteurs comme $dc = d_{(N \times 2)\%}$ où d_N est le vecteur regroupant toutes les distances d_{ij} entre toutes les observations arrangées dans l'ordre ascendant ($N = Q \times Q$).

On peut également estimer la fdp par la méthode des noyaux.

Pour chaque observation x_i , la distance minimale δ_i qui la sépare de l'observation x_j la plus

proche ayant la plus grande densité est déterminée par:

$$\delta_i = \begin{cases} \min_{j:\rho_j > \rho_i} (d_{i,j}) & \text{si } \exists j \text{ tel - que } \rho_j > \rho_i \\ \max_j (d_{i,j}) & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

On construit ensuite le graphe δ_i en fonction de ρ_i et on choisit les point du graphe ayant des densités élevées séparées par des grandes distances δ_i comme centres des classes. Une fois que les centres des classes ont été trouvés, chaque observation x_i est assignée à la même classe que son plus proche voisin situé à une distance inférieur à d_c et de densité élevée. Les points isolés, dont la distance est supérieur à dc , sont considérés comme des points aberrants.

A.3 Algorithme DPCHD

L'algorithme de classification DPCHD (*Density Peak Clustering via Heat Diffusion*), récemment proposé par *R. Mehmood et al.* [95], est une variante de l'algorithme DPC.

Dans DPCHD, la fonction de densité de probabilité (fdp) est estimée d'une manière non paramétrique à partir de la solution de l'équation de diffusion de la chaleur.

Rappelons que l'estimation non paramétrique d'une fdp au point x_i par la méthode des noyaux est:

$$\hat{f}(x_i, h) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q K_h(x_i - x_q) \quad (\text{A.5})$$

où $K_h(\cdot)$ est une fonction noyau de largeur h .

Dans le cas d'une fonction noyau Gaussien, elle prend la forme suivante:

$$K_h(x_i - x_q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h}} e^{-\frac{(x_i - x_q)^2}{2h}} \quad (\text{A.6})$$

La fdp estimée par la méthode des noyaux peut être considérée comme une fonction de distribution de probabilité d'un processus à l'instant t qui est similaire au paramètre h

[118].

$$\hat{f}(x,t) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \frac{1}{\sqrt{n\pi t}} e^{-\frac{(x-x_q)^2}{2t}} \quad (\text{A.7})$$

Cette fonction est l'unique solution de l'équation de diffusion de la chaleur évoluant dans le temps t [118]:

$$\frac{\partial}{\partial t} \hat{f}(x,t) = \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial x^2} \hat{f}(x,t) \quad x \in X, t > 0. \quad (\text{A.8})$$

La résolution analytique de cette équation (A.8) aboutit à l'estimée de la fdp [95, 118]

$$\hat{f}(x,t) \approx \sum_{k=0}^{n-1} a_k e^{-\frac{(k^2\pi^2 t)}{2}} \cos(k\pi x) \quad (\text{A.9})$$

où n est une valeur entière assez large et a_k un coefficient défini par:

$$a_k = \begin{cases} 1 & \text{si } k = 0 \\ \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q \cos(k\pi x_i) & \text{si } k = 1, 2, \dots, n-1. \end{cases} \quad (\text{A.10})$$

L'estimation de la valeur optimale du paramètre t dans le cas des données bidimensionnelles est décrite dans [118].

L'algorithme DPCHD est résumé par les étapes suivantes:

- 1- Construction de la matrice des distances D entre toutes les observations à classer
- 2- Estimation du paramètre t
- 3- Estimation de la fdp $\rho_i = \hat{f}(x_i, t)$ pour chaque observation x_i par l'équation (A.9)
- 4- Pour chaque observation x_i , la distance minimal δ_i qui la sépare de l'observation la plus proche ayant la plus grande densité est déterminée
- 5- Construction du graphe de décision $\rho_i = f(\delta_i)$
- 6- Sélectionner les centres des classes à partir du graphe de décision
- 7- Assigner chaque observation x_i à la même classe que son plus proche voisin de densité supérieure.

A.4 Algorithme DBSCAN

L'algorithme DBSCAN (*Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) [92] est une technique de classification non supervisée basée sur la notion de densité et implicitement sur la détection des modes d'une fdp sous-jacente à l'ensemble des observations à classer. La fdp au point x_i est approximée par le nombre de points situés dans un voisinage circulaire de rayon ε (ε -voisinage). Pour qu'une observation appartienne à une classe, elle doit avoir une densité élevée, autrement dit, elle doit être entourée d'un nombre minimal d'observations *MinPoints* dans un rayon ε . L'idée de base de l'algorithme DBSCAN est, pour un point donné x_i , de vérifier s'il contient bien *MinPoints* points ou plus dans son ε -voisinage. Ce point est alors considéré comme faisant partie d'une classe. On parcourt ensuite tous les points x_j de son ε -voisinage et de vérifier à leur tour s'ils ont une densité élevée. Si c'est le cas, le point voisin x_j est affecté à la même classe que celle du point x_i . Dans ce cas on dit que les deux points x_i et x_j sont connectés (*ou directement atteignables*) par densité. On dit aussi que x est atteignable par densité depuis y s'il existe une suite de points entre eux dont tous les 2 points successifs sont directement atteignable par densité. Dans le cas contraire x_j est considéré comme un point aberrant (classe bruit). Cette procédure est réitérée jusqu'à ce que tous les points soient affectés à une classe.

L'algorithme DBSCAN est résumé comme suit :

- 1- Choisir une donnée x_i parmi l'ensemble X des observations à classer.
- 2- Si il y'a plus de *MinPoints* observations dans un rayon autour de x_i créer une classe C_k , sinon déclarer x_i comme aberrant et passer à l'étape 4.
- 3- Chercher tous les points atteignables à partir de x_i et les assigner à la classe C_k .
- 4- Retirer de X tous les points assignés à une classe.
- 5- Aller à l'étape 2 si X n'est pas vide.

Ainsi, tous les points qui sont atteignables par densité forment le noyau d'une classe correspondant à un mode de la fdp. L'algorithme DBSCAN est fortement conditionné par les paramètres *MinPoints* et ε .

A.5 Algorithme SC

La méthode de classification non supervisée Spectral Clustering est une technique basée sur la théorie des graphes [120]. Elle est basée sur le calcul d'une matrice de similarités entre les observations. Les vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres d'une matrice Laplacienne associée à la matrice de similarité sont alors déterminées. Les données originales sont alors projetées dans un espace défini par les K plus grands vecteurs propres de la matrice Laplacienne. Ces vecteurs propres constituent un espace de dimension réduite dans lequel les données projetées seront linéairement séparables. Un algorithme standard comme K-means peut être alors appliqué sur les observations représentées dans le nouveau espace [89, 120].

Plusieurs variantes de l'algorithme SC ont été proposées [120]. Elle varient principalement selon la manière de calculer la matrice Laplacienne. Dans notre travail, nous avons utilisé l'algorithme SC proposé par *Ng et al.*, qui utilise une matrice Laplacienne normalisée [89].

L'algorithme de classification spectrale se déroule suivant les étapes suivantes:

- 1- Construction de la matrice de similarité $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$ définie par :

$$a_{ij} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) & \text{si } i \neq j. \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A.11})$$

- 2- Construction de la matrice normalisée $L = D^{-1/2}AD^{-1/2}$ où D est une matrice diagonale définie par :

$$d_{ii} = \sum_{j=1}^N a_{ij} \quad (\text{A.12})$$

- 4- Construction de la matrice $U = [U_1, U_2, \dots, U_k] \in \mathbb{R}^{N \times K}$ formée à partir des K plus grands vecteurs propres U_i , $i = 1, \dots, K$ de L .
- 5- Construction de la matrice Y formée en normalisant les lignes de U :

$$y_{ij} = \frac{u_{ij}}{\left(\sum_j u_{ij}^2\right)^{1/2}} \quad (\text{A.13})$$

- 6- Traiter chaque ligne de Y comme un point de \mathbb{R}^K et les classer en K classes via la méthode K-means.

Annexe B

Critères d'évaluation des résultats de classification

B.1 Taux de classification

Le Taux de classification est dit aussi " précision ou accuiracy" est un moyen simple pour évaluer la qualité des résultats de classification. Il est définit par le ratio entre le nombre d'observations bien classées et le nombre total d'observations:

$$Acc = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (l(x_i) = E(x_i)) \quad (\text{B.1})$$

$l(x_i)$ est le numéro de la classe initiale de l'observation x_i et $E(x_i)$ est la classe à la quelle x_i est affectée.

Le taux de classification ne fait pas de distinction entre les erreurs.

B.2 Information mutuelle

L'information mutuelle, introduite par *Shanon et al.* [121], mesure la dépendance de deux variables aléatoires discrètes X et Y de densité de probabilité $p(x)$ et $p(y)$. Elle est définie

par :

$$MI(X/Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)P(y)} \quad (\text{B.2})$$

où $p(x,y)$ est la densité de probabilité conjointe des deux variables X et Y . $p(x,y)$ est estimée par n_{ij} qui représente le nombre de fois où une observation appartenant à la classe i est affectée par l'algorithme de classification à la classe j . $p(x)/p(y)$ est estimée par le nombre n_k d'observation dans la classe k .

L'information mutuelle est nulle si les variables sont indépendantes et croit lorsque la dépendance augmente.

En divisant l'information mutuelle définie par l'équation (B.2) par la valeur maximale des entropies $H(X)$ et $H(Y)$, on obtient l'information mutuelle normalisée définie par :

$$NMI(X/Y) = \frac{\sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x,y) \log \frac{P(x,y)}{P(x)P(y)}}{\max(H(X), H(Y))} \quad (\text{B.3})$$

L'information mutuelle normalisée de l'équation (B.3) est utilisée pour mesurer le degré de similarité des labels des données initiales (*partition* X) et celles après classification (*partition* Y).

L'entropie associée à une partition $X = x_1, \dots, x_K$ mesure l'incertitude de la variable aléatoire X dont la valeur est l'indice de la classe d'un objet prélevé aléatoirement dans l'ensemble $\{1, \dots, K\}$. Elle est définie par :

$$H(X) = - \sum_{k=1}^K P(k) \log P(k) = - \sum_{k=1}^K \frac{n_k}{N} \log \left(\frac{n_k}{N} \right) \quad (\text{B.4})$$

n_k est le nombre d'observations appartenant à la partition k . L'entropie d'une partition est toujours positive et prend la valeur 0 lorsqu'il n'y a aucune incertitude quant à l'appartenance d'un objet à une classe. Autrement dit, lorsque $K = N$.

B.3 Indice de Rand

L'indice de Rand indique la proportion de paires d'observations pour lesquelles deux partitions sont en accord [122]. L'indice de Rand prend ses valeurs dans l'intervalle $[0 - 1]$. Pratiquement, cette indice est calculé à partir de la table de contingence (Tab. B.1) comme suit:

$$RI(X,Y) = \frac{N_{11} + N_{00}}{N_{11} + N_{01} + N_{10} + N_{00}} \quad (\text{B.5})$$

$X \setminus Y$	1	...	l	...	K'	n_k
1	n_{11}	...	n_{1l}	...	$n_{1K'}$	$\sum_l n_{1l}$
\vdots						
k	n_{k1}	...	n_{kl}	...	$n_{kK'}$	$\sum_l n_{kl}$
\vdots						
K	n_{K1}	...	n_{Kl}	...	$n_{KK'}$	$\sum_l n_{Kl}$
n_l	$\sum_k n_{k1}$		$\sum_k n_{kl}$		$\sum_k n_{kK'}$	

TAB. B.1: Table de contingence entre deux partitions X et Y contenant respectivement K et K' classes; n_{kl} est l'effectif d'observations appartenant simultanément à la classe k de la variable X et à la classe l de la variable Y

telles que:

- N_{11} représente le nombre de fois où deux observations sont dans la même classe dans X et dans Y (*accords positifs*):

$$N_{11} = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{K'} n_{kl}(n_{kl} - 1) \right) \quad (\text{B.6})$$

- N_{10} est le nombre de fois où deux observations sont dans la même classe de Y et dans des classes différentes dans X .

$$N_{10} = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^K n_k^2 - \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{K'} n_{kl}^2 \right) \quad (\text{B.7})$$

- N_{01} est le nombre de fois où deux observations sont dans la même classe de X et des classes différentes de Y

$$N_{01} = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^K n_k^2 - \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{K'} n_{kl}^2 \right) \quad (\text{B.8})$$

- N_{00} est le nombre de fois où deux observations sont dans des classes différentes de X et de Y (*accords négatifs*)

$$N_{00} = \frac{1}{2} \left(n^2 + \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{K'} n_{kl}^2 - \left(\sum_{k=1}^K n_k^2 + \sum_{l=1}^{K'} n_l^2 \right) \right) \quad (\text{B.9})$$

Cependant, pour deux partitions définies aléatoirement la valeur de l'indice de Rand n'est pas nulle., D'autre part lorsque ces deux partitions ont des nombres de classes différents, il peut être proche de 1. Afin d'éviter ces problèmes, l'indice de Rand Ajusté (ARI) à été proposé [123].

$$ARI = \frac{n^2 \sum_{i,j} n_{ij}^2 - \sum_i n_i^2 \sum_j n_j^2}{\frac{1}{2} n^2 \left(\sum_i n_i^2 + \sum_j n_j^2 \right) - \sum_i n_i^2 \sum_j n_j^2}. \quad (\text{B.10})$$

L'ARI prend la valeur 0 lorsque les deux partitions sont définies aléatoirement et la valeur 1 lorsqu'elles sont identiques. L'indice de Rand est souvent plus élevé que sa version corrigée ARI.

Bibliographie

- [1] Jinn-Tsong Tsai, Wen-Hsien Ho, and Jyh-Horng Chou. Design of two-dimensional IIR digital structure-specified filters by using an improved genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 36(3):6928–6934, apr 2009.
- [2] Gregory O’Grady, Tim Wang, Peng Du, Timothy R. Angeli, Wim J.E.P. Lammers, and Leo K. Chengt. Update on gastric dysrhythmia: pathophysiology, clinical significance and future horizons. *Proceedings of the Australian Physiological Society*, (44):63–73, 2013.
- [3] Maurice Bellanger. *Traitement numérique du signal, Théorie et pratique*. Dunod, 8eme edition, 2006.
- [4] F. De Coulon. *Théorie et traitement des signaux*. Presses polytechniques et universitaires romandes, 1998.
- [5] Yu Wang, Bin Li, and Yunbi Chen. Digital IIR filter design using multi-objective optimization evolutionary algorithm. *Applied Soft Computing*, 11(2):1851–1857, mar 2011.
- [6] H.Y.F. Lam. *Analog and Digital Filters: Design and Realization*, Prentice-Hall, 1979.
- [7] M. Bellanger. *Traitement numérique du signal: Théorie et Pratique, 4eme Edition*. Masson, 1990.
- [8] B. Gold L. R. Rabiner. *Theory and Application Of Digital Signal Processing*, Prentice-Hall, 1975.
- [9] Nurhan Karaboga and Bahadir Cetinkaya. Design of digital FIR filters using differential evolution algorithm. *Circuits, Systems & Signal Processing*, 25(5):649–660, oct 2006.

-
- [10] Shanhe Jiang, Yan Wang, and Zhicheng Ji. A new design method for adaptive IIR system identification using hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm. *Nonlinear Dynamics*, 79(4):2553–2576, dec 2014.
- [11] Bipul Luitel and Ganesh Kumar Venayagamoorthy. Particle swarm optimization with quantum infusion for the design of digital filters. In *2008 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, pages 1–8. IEEE, sep 2008.
- [12] Ranjit Kaur, Manjeet Singh Patterh, and J.S. Dhillon. A new greedy search method for the design of digital IIR filter. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 27(3):278–287, jul 2015.
- [13] Prashant Upadhyay, Rajib Kar, Durbadal Mandal, and Sakti Prasad Ghoshal. An efficient differential evolution with wavelet mutation algorithm for optimal IIR filter design. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 6(5):350, 2014.
- [14] Suman Kumar Saha, Rajib Kar, Durbadal Mandal, and S.P. Ghoshal. Gravitation search algorithm: Application to the optimal IIR filter design. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, 26(1):69–81, jan 2014.
- [15] A. Antoniou. *Digital Signal Processing: Signals, Systems, and Filters*. McGraw-Hill Professional, 2005.
- [16] Wei-Der Chang. Coefficient estimation of IIR filter by a multiple crossover genetic algorithm. *Computers & Mathematics with Applications*, 51(9-10):1437–1444, may 2006.
- [17] N. Agrawal, A. Kumar, and Varun Bajaj. Optimized design of digital IIR filter using artificial bee colony algorithm. In *2015 International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC)*, pages 316–321. IEEE, sep 2015.
- [18] Sandeep Singh, Alaknanda Ashok, Tarun Kumar Rawat, and Manjeet Kumar. Optimal IIR system identification using flower pollination algorithm. In *2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES)*, pages 1–6. IEEE, jul 2016.
- [19] N. Agrawal, A. Kumar, and Varun Bajaj. Digital IIR filter design with controlled ripple using cuckoo search algorithm. In *2016 International Conference on Signal and Information Processing (IconSIP)*, pages 1–5. IEEE, oct 2016.

- [20] Sheng Chen and Bing L. Luk. Digital IIR filter design using particle swarm optimisation. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 9(4):327, 2010.
- [21] Durbadal Mandal Suman Kumar Saha, Rajib Kar and S. P. Ghoshal. IIR filter design with craziness based particle swarm optimization technique. *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*, 6:74–81, 2012.
- [22] Durbadal Mandal Suman Kumar Saha, Rajib Kar and Sakti Prasad Ghoshal. Optimal IIR filter design using novel particle swarm optimization technique. *International Journal of Circuits Systems and Signal Processing*, 6(2):151–162, 2012.
- [23] Ranjit Singh Chauhan and Sandeep K. Arya. An optimal design of IIR digital filter using particle swarm optimization. *Applied Artificial Intelligence*, 27(6):429–440, jul 2013.
- [24] N. Damera-Venkata, M. Venkataraman, M.S. Hrishikesh, and P.S. Reddy. Stabilization of 2-d recursive digital filters by the DHT method. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 46(1):85–88, 02 1999.
- [25] Adam Słowik. Comparative study on bio-inspired global optimization algorithms in minimal phase digital filters design. In *Intelligent Information and Database Systems*, volume 8398, pages 217–226. Springer International Publishing, 2014.
- [26] Damanpreet Singh and J.S. Dhillon. Design of higher order lp and hp digital IIR filter using the concept of teaching-learning based optimization. *WSEAS Transactions on Signal Processing*, 11:29–37, 2015.
- [27] J. Kennedy and R. Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN95 - International Conference on Neural Networks*, pages 1942–1948. IEEE, 1995.
- [28] Muhammad Imran, Rathiah Hashim, and Noor Elaiza Abd Khalid. An overview of particle swarm optimization variants. *Procedia Engineering*, 53:491–496, 2013.
- [29] Yudong Zhang, Shuihua Wang, and Genlin Ji. A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015:1–38, 2015.
- [30] Yuhui Shi and Russell C. Eberhart. A modified particle swarm optimizer. In *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pages 69–73, Washington, DC, USA, 1998. IEEE Computer Society.

- [31] Ahmad Nickabadi, Mohammad Mehdi Ebadzadeh, and Reza Safabakhsh. A novel particle swarm optimization algorithm with adaptive inertia weight. *Applied Soft Computing*, 11(4):3658–3670, jun 2011.
- [32] Zhi-Hui Zhan, Jun Zhang, Yun Li, and H.S.-H. Chung. Adaptive particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 39(6):1362–1381, dec 2009.
- [33] A. Ratnaweera, S.K. Halgamuge, and H.C. Watson. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 8(3):240–255, jun 2004.
- [34] Qunfeng Liu, Wenhong Wei, Huaqiang Yuan, Zhi-Hui Zhan, and Yun Li. Topology selection for particle swarm optimization. *Information Sciences*, 363:154–173, oct 2016.
- [35] Durbadal Mandal Suman Kumar Saha, Rajib Kar and Sakti Prasad Ghoshal. Optimal IIR filter design using novel particle swarm optimization technique. *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, 6(2):151–162, 2012.
- [36] Wei Fang, Jun Sun, and Wenbo Xu. A new mutated quantum-behaved particle swarm optimizer for digital IIR filter design. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2009(1):367465, jan 2010.
- [37] Suman Saha, Rajib Kar, Durbadal Mandal, and S.P. Ghoshal. Iir filter design with craziness based particle swarm optimization technique. *World Academy of Sc, Eng., and Tech*, 60:1628–1635, 01 2011.
- [38] Radha Thangaraj, Millie Pant, Ajith Abraham, and Pascal Bouvry. Particle swarm optimization: Hybridization perspectives and experimental illustrations. *Applied Mathematics and Computation*, 217(12):5208–5226, feb 2011.
- [39] P. Andries Engelbrecht. *Computational Intelligence: An Introduction*. Wiley Publishing, 2nd edition, 2007.
- [40] A. Akin and H. H. Sun. Time-frequency methods for detecting spike activity of stomach. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 37(3):381–390, may 1999.
- [41] Choquet C, Bernard J, Berthoumieu A, and Colosi L. Les douleurs abdominales qui masquent une pathologie extra-digestive.
- [42] P. Cullen, B. Storey, A. Cuschieri, and F. Campbell. Surface vibration analysis (sva) : a new non-invasive monitor of gastrointestinal motility. *Gut*, 30(1):39–45, 1989.

- [43] P. T. Cullen, B. E. Storey, A. Cuschieri, and F. C. Campbell. Detection of clustered gastrointestinal contractions in partial intestinal obstruction by surface vibration analysis. *Annals of Surgery*, 210(2):234–238, aug 1989.
- [44] WC. Alvarez. The electrogastrogram and what it shows. *The Journal of the American Medical Association*, 78(15):1116–1119, 1922.
- [45] John W. Hamilton, Bader E. Bellahsene, Mark Reichelderfer, John G. Webster, and Paul Bass. Human electrogastrograms. *Digestive Diseases and Sciences*, 31(1):33–39, jan 1986.
- [46] Jieyun Yin and Jiande D.Z. Chen. Electrogastrography: Methodology, validation and applications. *Journal of Neurogastroenterology and Motility*, 19(1):5–17, jan 2013.
- [47] Giuseppe Riezzo, Francesco Russo, and Flavia Indrio. Electrogastrography in adults and children: The strength, pitfalls, and clinical significance of the cutaneous recording of the gastric electrical activity. *BioMed Research International*, 2013:1–14, 2013.
- [48] JZ Chen and RW McCallum. *Electrogastrography: principles and applications*, chapter Electrogastrographic parameters and their clinical significance, pages 45–73. New York: Raven, 1994.
- [49] Claudia P Sanmiguel, Martin P Mintchev, and Kenneth L Bowes. Electrogastrography: A noninvasive technique to evaluate gastric electrical activity. *Canadian Journal of Gastroenterology*, 12(6):423–430, 1998.
- [50] Jie Liang, John Y. Cheung, and J. D. Z. Chen. Detection and deletion of motion artifacts in electrogastrogram using feature analysis and neural networks. *Annals of Biomedical Engineering*, 25(5):850–857, sep 1997.
- [51] Marc A.M.T. Verhagen, Leonard J. Van Schelven, Melvin Samsom, and André J.P.M. Smout. Pitfalls in the analysis of electrogastrographic recordings. *Gastroenterology*, 117(2):453–460, aug 1999.
- [52] William L. Hasler, Hani C. Soudah, Gareth Dulai, and Chung Owyang. Mediation of hyperglycemia-evoked gastric slow-wave dysrhythmias by endogenous prostaglandins. *Gastroenterology*, 108(3):727–736, mar 1995.
- [53] Jian De Z. Chen and Zhiyue Lin. Comparison of adaptive filtering in time-, transform- and frequency-domain: An electrogastrographic study. *Annals of Biomedical Engineering*, 22(4):423–431, jul 1994.

- [54] Jiande Chen, J. Vandewalle, W. Sansen, G. Vantrappen, and J. Janssens. Adaptive method for cancellation of respiratory artefact in electrogastric measurements. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 27(1):57–63, jan 1989.
- [55] D. Komorowski and E. Tkacz. A new method for attenuation of respiration artifacts in electrogastric (EGG) signals. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, number 37. IEEE, aug 2015.
- [56] Dariusz Komorowski, Stanislaw Pietraszek, Ewaryst Tkacz, and Ivo Provaznik. The extraction of the new components from electrogastric (egg), using both adaptive filtering and electrocardiographic (ecg) derived respiration signal. *BioMedical Engineering OnLine*, 14(1):60, jun 2015.
- [57] C.Y. Ryu, K.C. Nam, S.C. Kim, and D.W. Kim. Comparison of digital filters with wavelet multiresolution filter for electrogastric. *IEEE EMBS/BMES Conference, Proceedings of the Second Joint*, 1(1):137–138, 2002.
- [58] H. Liang, Z. Lin, and R. W. McCallum. Artifact reduction in electrogastric based on empirical mode decomposition method. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 38(1):35–41, jan 2000.
- [59] Z. S. Wang, J. Y. Cheung, and J. D. Z. Chen. Blind separation of multichannel electrogastric using independent component analysis based on a neural network. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 37(1):80–86, jan 1999.
- [60] Hualou Liang. Adaptive independent component analysis of multichannel electrogastric. *Medical Engineering & Physics*, 23(2):91–97, mar 2001.
- [61] H. Liang. Extraction of gastric slow waves from electrogastric: Combining independent component analysis and adaptive signal enhancement. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 43(2):245–251, apr 2005.
- [62] Cheng Peng, Xiang Qian, and Datian Ye. Electrogastric extraction using independent component analysis with references. *Neural Computing and Applications*, 16(6):581–587, mar 2007.
- [63] AJPM. Smout, HJA. Jebbink, and M. Samsom. *Acquisition and analysis of electrogastric data. The dutch experience*, chapter Electrogastric: principles and applications., pages 3–30. New York: Raven, 1994.

- [64] M. Patterson, R. Rintala, D. Lloyd, L. Abernethy, D. Houghton, and J. Williams. Validation of electrode placement in neonatal electrogastrography. *Digestive Diseases and Sciences*, 46(10):2245–2249, 2001.
- [65] T.J. Contreras, M.A. Mayen, A. Servin, and L.I. Garay. System for basic analysis of multichannel electrogastrogram. In *7th. International Conference on Electrical Engineering*, pages 220–224, 8–10, Chiapas, 2010. Computing Science and Automatic Control.
- [66] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 2006.
- [67] Jean-Baptiste Thibault, Charles A. Bouman, Ken D. Sauer, and Jiang Hsieh. A recursive filter for noise reduction in statistical iterative tomographic imaging, 2006.
- [68] Tian-Bo Deng and Masayuki Kawamata. Design of separable-denominator two-dimensional digital filters based on the reduced-dimensional decomposition of frequency domain specifications. *Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science)*, 73(9):27–36, 1990.
- [69] J.T. Tsai, J.H. Chou, and T.K. Liu. Optimal design of digital IIR filters using a novel genetic algorithm. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 53:867–879, 2006.
- [70] Swagatam Das and Amit Konar. A swarm intelligence approach to the synthesis of two-dimensional IIR filters. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(8):1086–1096, dec 2007.
- [71] Toma Miyata, Naoyuki Aikawa, Yasunori Sugita, and Toshinori Yoshikawa. A design method for separable-denominator 2d IIR filters using a stability criterion based on the system matrix. In *2008 15th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems*, pages 826–829. IEEE, aug 2008.
- [72] N. E. Mastorakis. New necessary stability conditions for 2-d systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 47(7):1103–1105, 2000.
- [73] Wu-Sheng Lu and Andreas Antoniou. *Two-Dimensional Digital Filters*. Marcel Dekker, Inc., New York, NY, USA, 1992.
- [74] Chun Leung Chan and Hon Keung Kwan. Simple design of 2-dimensional circularly symmetric recursive digital filters using 1-dimensional analogue filters. *International Journal of Electronics*, 67(4):585–590, oct 1989.

- [75] S. Chakrabarti and S.K. Mitra. Design of two-dimensional digital filters via spectral transformations. *Proceedings of the IEEE*, 65(6):905–914, June 1977.
- [76] Radu Matei and Daniela Matei. Orientation-selective 2d recursive filter design based on frequency transformations. In *IEEE EUROCON 2009*, pages 1320–1327. IEEE, may 2009.
- [77] L. Harn and B. Shenoi. Design of stable two-dimensional IIR filters using digital spectral transformations. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 33(5):483–490, may 1986.
- [78] N.E. Mastorakis, I.F. Gonos, and M.N.S. Swamy. Design of two-dimensional recursive filters using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 50(5):634–639, may 2003.
- [79] Lianghong Wu, Yaonan Wang, and Xiaofang Yuan. Design of 2-d recursive filters using self-adaptive mutation differential evolution algorithm. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4(4):644, 2011.
- [80] D. T. Pham and Ebubekir Koç. Design of a two-dimensional recursive filter using the bees algorithm. *International Journal of Automation and Computing*, 7(3):399–402, aug 2010.
- [81] Rutuparna Panda, Manoj Kumar Naik, and Niranjana Mishra. Design of two-dimensional recursive filters using bacteria foraging optimization. In *2013 IEEE Symposium on Swarm Intelligence (SIS)*, pages 188–193. IEEE, apr 2013.
- [82] Archana Sarangi, Shubhendu Kumar Sarangi, Sasmita Kumari Padhy, Siba Prasada Panigrahi, and Bijay Ketan Panigrahi. Swarm intelligence based techniques for digital filter design. *Applied Soft Computing*, 25:530–534, dec 2014.
- [83] Wei Fang, Jun Sun, and Wenbo Xu. Design of two-dimensional recursive filters by using quantum-behaved particle swarm optimization. In *2006 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia*, pages 240–243. IEEE, dec 2006.
- [84] J. S. Lim. *Two-dimensional signal and image processing*. 1990.
- [85] Dongkuan Xu and Yingjie Tian. A comprehensive survey of clustering algorithms. *Annals of Data Science*, 2(2):165–193, jun 2015.

- [86] Amit Saxena, Mukesh Prasad, Akshansh Gupta, Neha Bharill, Om Prakash Patel, Aruna Tiwari, Meng Joo Er, Weiping Ding, and Chin-Teng Lin. A review of clustering techniques and developments. *Neurocomputing*, 267:664–681, dec 2017.
- [87] J.C. Bezdek and J.C. Dunn. Optimal fuzzy partitions: A heuristic for estimating the parameters in a mixture of normal distributions. *IEEE Transactions on Computers*, C-24(8):835–838, aug 1975.
- [88] N.M. Laird A.P. Dempster and D.B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society, series B39*, pages 1–38, 1977.
- [89] A. Ng, M. Jordan, and Y. Weiss. *On spectral clustering: analysis and an algorithm*, volume 14, chapter Advances in Neural Information Processing Systems, pages 849 – 856. MIT Press, 2002.
- [90] J.P. Asselin De Beauville. Panorama sur l’utilisation du mode en classification automatique. *RAIRO-APII, AFCET*, 2:113–137, 1989.
- [91] P.E. Hart R.O. Duda and D.G. Stork. *Pattern classification*. Wiley, New-York, 2000.
- [92] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data mining*, pages 226–231, 1996.
- [93] A. Rodriguez and A. Laio. Clustering by fast search and find of density peaks. *Science*, 344(6191):1492–1496, jun 2014.
- [94] Yizong Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(8):790–799, 1995.
- [95] Rashid Mehmood, Guangzhi Zhang, Rongfang Bie, Hassan Dawood, and Haseeb Ahmad. Clustering by fast search and find of density peaks via heat diffusion. *Neurocomputing*, 208:210–217, oct 2016.
- [96] C. Vasseur and J.-G. Postaire. A convexity testing method for cluster analysis. *IEEE Transaction System Man Cybernetic*, 10(3):145–149, 1980.
- [97] C. Botte-Lecocq, K. Hammouche, A. Moussa, J.-G. Postaire, A. Sbihi, and A. Touzani. *Vision Systems: Scene Reconstruction, Pose Estimation and Tracking*, chapter Image processing techniques for unsupervised pattern classification, pages 358–378. I-Tech., 2007.

- [98] J.-G. Postaire and S. Olejnik. A relaxation scheme for improving a convexity based clustering method. *Pattern Recognition Letters*, 15(12):1211–1221, dec 1994.
- [99] A. Touzani and J.-G. Postaire. Clustering by mode boundary detection. *Pattern Recognition Letters*, 9(1):1–12, jan 1989.
- [100] Ahmed Moussa, Abderrahmane Sbihi, and Jack-Gérard Postaire. A markov random field model for mode detection in cluster analysis. *Pattern Recognition Letters*, 29(9):1197–1207, jul 2008.
- [101] D. K. Tasoulis and M. N. Vrahatis. Unsupervised clustering using fractal dimension. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 16(07):2073–2079, jul 2006.
- [102] J.-G. Postaire, R.D. Zhang, and C. Lecocq-Botte. Cluster analysis by binary morphology. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(2):170–180, 1993.
- [103] A. Sbihi and J.-G. Postaire. *From data to knowledge: Theoretical and practical aspects of classification, data analysis, and knowledge organization*, chapter Mode extraction by multivalued morphology for cluster analysis, pages 212–221. Springer, Berlin, 1995.
- [104] E.H. Sbai. Cluster analysis by adaptive rank-order filters. *Pattern Recognition*, 34(10):2015–2027, oct 2001.
- [105] K. Hammouche, M. Diaf, and J.-G. Postaire. A clustering method based on multidimensional texture analysis. *Pattern Recognition*, 39(7):1265–1277, jul 2006.
- [106] P. Perona and J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7):629–639, jul 1990.
- [107] S-T. Acton. *Handbook of Image and Video Processing*, chapter Diffusion partial differential equations for edge detection, pages 555–571. Elsevier Academic Press, Austin, 2005.
- [108] Sondes Tebini, Hassene Seddik, and Ezzedine Ben Braiek. An advanced and adaptive mathematical function for an efficient anisotropic image filtering. *Computers & Mathematics with Applications*, 72(5):1369–1385, sep 2016.
- [109] C. Tsotsios and M. Petrou. On the choice of the parameters for anisotropic diffusion. *Pattern Recognition*, 46(5):1369–1381, 2013.

- [110] Francine Catté, Pierre-Louis Lions, Jean-Michel Morel, and Tomeu Coll. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 29(1):182–193, feb 1992.
- [111] Omer Demirkaya. Smoothing impulsive noise using nonlinear diffusion filtering. In Milan Sonka, Ioannis A. Kakadiaris, and Jan Kybic, editors, *Lecture Notes in Computer Science*, pages 111–122. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2004.
- [112] C. A. Segall and S. T. Acton. Morphological anisotropic diffusion. In *Proceedings of International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 348–351 vol.3, Oct 1997.
- [113] Carlos Bazan and Peter Blomgren. Image smoothing and edge detection by nonlinear diffusion and bilateral filter. 2007.
- [114] F. Torkamani-Azar and K.E. Tait. Image recovery using the anisotropic diffusion equation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(11):1573–1578, Nov 1996.
- [115] Farid Hammou, Kamal Hammouche, and Jack-Gérard Postaire. Convexity dependent anisotropic diffusion for mode detection in cluster analysis. *Neurocomputing*, 306:80–93, sep 2018.
- [116] J.-G. Postaire and C. Vasseur. A fast algorithm for non parametric density estimation. *IEEE Transaction on Pattern analysis and Machine Intelligence*, 4(6):663–666, 1982.
- [117] R.-T. Whitaker and S.-M. Pizer. A multi-scale approach to nonuniform diffusion. *Computer Vision and Image Understanding*, 57(1):99–110, 1999.
- [118] Z. I. Botev, J. F. Grotowski, and D. P. Kroese. Kernel density estimation via diffusion. *The Annals of Statistics*, 38(5):2916–2957, oct 2010.
- [119] Ye Zhu, Kai Ming Ting, and Mark J. Carman. Density-ratio based clustering for discovering clusters with varying densities. *Pattern Recognition*, 60:983–997, dec 2016.
- [120] Ulrike von Luxburg. A tutorial on spectral clustering. *Statistics and Computing*, 17(4):395–416, aug 2007.
- [121] Claude E. Shannon, Warren Weaver, and Norbert Wiener. The mathematical theory of communication. *Physics Today*, 3(9):31–32, sep 1950.
- [122] William M. Rand. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66(336):846–850, dec 1971.

- [123] Lawrence Hubert and Phipps Arabie. Comparing partitions. *Journal of Classification*, 2(1):193–218, dec 1985.

Résumé

Le travail abordé dans cette thèse de doctorat concerne le traitement et la classification des données par filtrage. Il comporte principalement deux volets. Le premier volet porte sur la synthèse de filtres numériques à réponse impulsionnelle infinie (RII) à base d'une nouvelle version de l'algorithme à essaim de particules (PSO). L'algorithme proposé, nommée CHPSO, introduit le concept de Coopération et de Hiérarchisation entre les particules de l'essaim. En outre, pour résoudre le problème de stabilité bien connu des filtres RII, un opérateur de stabilisation qui force les solutions à être stables, est intégré dans le PSO sous forme d'un opérateur de mutation. L'algorithme CHPSO est utilisé pour concevoir un filtre RII passe bande très sélectif capable d'éliminer certains bruits qui parasitent les signaux Électrogastrogramme (EGG). A cet effet, un système réel d'acquisition des signaux gastriques d'une manière non-invasive a été développé. L'algorithme CHPSO proposé est également appliqué à la conception de filtres RII bidimensionnels dans le but de filtrer des images en niveaux de gris. L'algorithme CHPSO s'est montré plus efficace en termes de précision et rapidité de convergence par rapport à d'autres variantes du PSO et à plusieurs algorithmes évolutionnaires.

Le deuxième volet concerne l'adaptation de méthode de filtrage par diffusion anisotropique, initialement proposée dans le traitement d'images, à la classification non supervisée des données. Cette approche statistique de la classification est basée sur la détection des modes de la fonction de densité de probabilité (fdp) sous-jacent à la distribution de l'ensemble des observations à classer. Les modes de la fdp sont assimilés aux noyaux des classes fortement peuplées et sont séparés par les vallées où les régions contenant peu d'observations. Le principe de diffusion anisotropique est exploité pour renforcer l'effet du lissage de la fdp dans les régions modales où la fdp est concave et dans les vallées où elle est convexe et faciliter ainsi l'extraction des modes de la fdp. Les résultats de simulation montre la supériorité de la méthode proposée sur d'autres méthodes de classification bien connues dans le domaine.

Mots clés: Filtres RII, PSO, Électrogastrogramme, Classification, Détection des modes, Diffusion anisotropique.

Abstract

This thesis is devoted to the processing and clustering of data by filtering. It consists mainly of two parts. The first part deals with the synthesis of digital infinite impulse response filters (IIR) based on a new version of the particle swarm optimization algorithm (PSO). The proposed algorithm, named CHPSO, introduces the concept of Cooperation and Hierarchization between particles of the swarm. In addition, to solve the well-known problem of stability of IIR filters, a stabilization operator that forces the solutions to be stable, is integrated in PSO as a mutation operator. The CHPSO algorithm is used to design a highly selective bandpass IIR filter capable of eliminating noises that affect Electrogastrogram (EGG) signals. For this purpose, a real system of acquisition of gastric signals in a non-invasive way has been developed. The proposed CHPSO algorithm is also applied in the design of two-dimensional IIR filters for the purpose of filtering grayscale images. The CHPSO algorithm proved to be more efficient in terms of precision, speed of convergence compared to other variants of the PSO and to several evolutionary algorithms.

The second part concerns the adaptation of anisotropic diffusion filtering method, initially proposed in nonlinear filtering of images to unsupervised clustering of data (Clustering). This statistical clustering approach is based on the mode detection of the multidimensional probability density function (pdf) underlying to the distribution of the observations to be classified. The modes of the pdf are assimilated to the cores of clusters with high density separated by the valleys that are regions containing few observations. This adaptive procedure of anisotropic diffusion is exploited to reinforce the effect of pdf smoothing in the modal regions where the pdf is concave and in the valleys where it is convex. In order to facilitate the mode extraction of pdf. The simulation results show the superiority of the proposed method over other clustering methods well known in the field.

Keywords: IIR filters, PSO, Electrogastrogram, Clustering, Mode detection, Anisotropic diffusion.