



**HAL**  
open science

# Apport des techniques du traitement du signal à l'analyse et détection de signaux emboliques

Jean Marc Girault

► **To cite this version:**

Jean Marc Girault. Apport des techniques du traitement du signal à l'analyse et détection de signaux emboliques. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université François-Rabelais de Tours, 1999. Français. NNT: 1999TOUR4024 . tel-01076497

**HAL Id: tel-01076497**

**<https://hal.science/tel-01076497>**

Submitted on 22 Oct 2014

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

# Apport des Techniques du Traitement du Signal à l'Analyse et Détection de Signaux Emboliques

## THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 17 Décembre 1999

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Tours

(spécialité Sciences pour l'ingénieur)

par

Jean-Marc GIRAULT

### Composition du jury

<i>Président :</i>	L. Pourcelot, Professeur	Université de Tours
<i>Rapporteurs :</i>	C. Depollier, Professeur	Université du Maine
	J.L. Saumet, Professeur	Université d'Angers
<i>Examineurs :</i>	M. Benidir, Professeur	Supélec Paris
	D. Kouamé, Maître de Conférences	Université de Tours
	D. Parzy, Docteur	Société ATYS Médical
<i>Directeur de Thèse :</i>	A. Ouahabi, Professeur	Université de Tours



## Remerciements à

Monsieur le Professeur L. Pourcelot qui a accepté de présider ce jury ;

Messieurs les professeurs C. Depollier et J.L. Saumet pour avoir rapporté ce travail ;

Monsieur le professeur M. Benidir pour avoir accepté d'examiner cette thèse ;

Monsieur D. Parzy de la société ATYS MEDICAL d'avoir accepté d'examiner ce travail ;

Messieurs le Professeur A. Ouahabi et D. Kouamé qui ont dirigé ce travail et m'ont fait bénéficier de nombreux conseils au cours de ces trois ans. Je remercie tout particulièrement D. Kouamé pour sa grande disponibilité et ses encouragements tout au long de ce travail ;

Monsieur F. Patat pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire et pour avoir introduit la problématique. Je le remercie également pour les quelques rares mais oh combien riches discussions que nous avons eues ;

Monsieur M. Lethiecq pour les discussions et son soutien tout au long de ces trois années ;

Messieurs F. Ossant, J.P. Remenieras et J.M. Gregoire pour les discussions enrichissantes ;

*Et par ordre alphabétique :*

*J'ADRESSE à Denis et sa p'tite famille, à Dom et sa p'tite grande famille, à Franck, à Francky et sa très p'tite femme, à Jean-Paul et sa p'tite femme, à Laurent et sa p'tite famille, à Marc et sa p'tite famille, à Marielle et sa p'tite grande famille, à Philippe et sa p'tite famille, à Valérie, MON AMITIÉ POUR TOUS CES MOMENTS ET SOIRÉES PASSÉS ENSEMBLES.*

*Je remercie également Stéphanie et Valérie pour leur très efficaces corrections orthographiques.*

*Je souhaite bonne chance à Rozenn ma compagne de route.*

*Je souhaite également bonne route aux potos d'Ultrasons Technologie.*

*Je remercie également tous les Blésois pour la sympathie qu'ils m'ont témoignée.*

*J'exprime mes remerciements et ma sympathie à toutes les personnes du Labo qui m'ont fait bénéficier de leur gentillesse et de leur aide.*

*Je souhaite bon courage aux "jeunes thésards" du Labo, Alain, François, Jérôme, Karine, Matthias, Nicolas et Valérie.*

*Enfin je ne saurai oublier Fanfan et Tanguy qui ont subi les conséquences de ce travail.*



*Je dédie cette thèse  
à Fanfan,  
à Tanguy,  
et à toute ma famille.*



# Table des matières

<b>Notations mathématiques</b>	<b>ix</b>
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE</b>	<b>xv</b>
<b>Partie I LES NOTIONS DE BASES</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre 1 ULTRASON-SANG</b>	<b>3</b>
1.1 LE SANG . . . . .	3
1.2 LES ULTRASON . . . . .	4
1.2.1 Quelques rappels . . . . .	5
1.2.2 L'effet Doppler . . . . .	8
1.2.3 Les systèmes de mesure . . . . .	9
1.3 NATURE DU SIGNAL DOPPLER . . . . .	13
<b>Chapitre 2 ULTRASON-EMBOLES</b>	<b>19</b>
2.1 LES EMBOLES . . . . .	19
2.2 LE SYSTÈME DE DETECTION . . . . .	20
2.3 NATURE DU SIGNAL DOPPLER EMBOLIQUE . . . . .	20
2.3.1 Le signal Doppler embolique . . . . .	22
2.3.2 Contenu spectral du signal embolique . . . . .	23
2.4 LA RÉTRODIFFUSION DES ULTRASON PAR LES EMBOLES . . . . .	25
<b>CONCLUSION</b>	<b>27</b>
<b>Partie II ANALYSE DU SIGNAL DOPPLER : MESURE DE LA FRÉQUENCE DOPPLER INSTANTANÉE</b>	<b>29</b>
<b>INTRODUCTION</b>	<b>31</b>



<b>Chapitre 1 LES MÉTHODES EXISTANTES</b>	<b>33</b>
1.1 NOTION DE FRÉQUENCE INSTANTANÉE . . . . .	33
1.2 LES ESTIMATEURS FRÉQUENTIELS . . . . .	36
1.2.1 Représentation temps-fréquence non-paramétrique : Classe générale de Cohen . . . . .	36
1.2.2 Représentation temps-fréquence paramétrique . . . . .	39
1.3 LES ESTIMATEURS TEMPORELS . . . . .	41
1.3.1 Estimateurs non-paramétriques . . . . .	42
1.3.2 Estimateurs paramétriques . . . . .	44
 <b>Chapitre 2 NOUVEAU CONCEPT DE L'ESTIMATION DE LA FI D'UN SIGNAL DOPPLER</b>	 <b>47</b>
2.1 MÉTHODE BASÉE SUR LA MESURE DE LA LONGUEUR EUCLIDIENNE	47
2.2 MÉTHODE ÉVOLUTIVE RÉCURSIVE AUTO-RÉGRESSIVE (AR) . . . . .	54
 <b>CONCLUSION</b>	 <b>59</b>
 <b>Partie III LA DÉTECTION D'EMBOLES</b>	 <b>61</b>
 <b>INTRODUCTION</b>	 <b>63</b>
 <b>Chapitre 1 INTRODUCTION A LA DÉTECTION DE RUPTURES</b>	 <b>65</b>
1.1 POSITION DU PROBLÈME . . . . .	65
1.2 TEST DU RAPPORT DE VRAISEMBLANCE . . . . .	66
1.3 SOLUTIONS DE NOTRE PROBLÈME DE DÉTECTION . . . . .	68
1.3.1 Signal embolique assimilé à un saut de moyenne . . . . .	68
1.3.2 Cas où le signal embolique est supposé gaussien . . . . .	70
1.4 CONCLUSION . . . . .	72
 <b>Chapitre 2 MODÉLISATION DES SIGNAUX DOPPLER EMBOLIQUES</b>	 <b>73</b>
2.1 SIMULATION NUMÉRIQUE DE SIGNAUX DOPPLER . . . . .	75
2.2 SIMULATION NUMÉRIQUE DE SIGNAUX DOPPLER EMBOLIQUES . . . . .	77
 <b>Chapitre 3 RUPTURES ÉNERGÉTIQUES</b>	 <b>79</b>
3.1 SPECTROGRAMME : ANALYSE DE FOURIER . . . . .	79
3.2 TRANSFORMATION DE WIGNER-VILLE . . . . .	80
3.3 TRANSFORMATION EN ONDELETTES . . . . .	81
3.4 CONCLUSION . . . . .	83

---

<b>Chapitre 4 RUPTURES DE MODÈLES</b>	<b>85</b>
4.1 DÉTECTION FONDÉE SUR MODÈLE AR . . . . .	85
4.2 INFORMATION DE DÉCISION PARAMÉTRIQUE . . . . .	86
4.3 CONCLUSION . . . . .	89
<b>Chapitre 5 COMPARAISON DES MÉTHODES PRESENTÉES</b>	<b>91</b>
5.1 SIGNAUX SIMULÉS . . . . .	92
5.1.1 Cas d'un seul embole . . . . .	93
5.1.2 Cas de deux emboles . . . . .	96
5.2 SIGNAUX IN VITRO . . . . .	96
5.3 SIGNAUX IN VIVO . . . . .	100
5.3.1 Conditions expérimentales . . . . .	100
5.3.2 Résultats . . . . .	103
<b>CONCLUSION</b>	<b>105</b>
<b>CONCLUSION ET PERSPECTIVES</b>	<b>107</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>109</b>



# Notations mathématiques

$a_i$  : paramètre auto-régressif,  
 $a_{i,j}$  : coefficient auto-régressif de la base,  
 $A$  : Vecteur de paramètres auto-régressif,  
 $B_1, B_e$  : Amplitude,  
 $c$  : célérité (m/s),  
 $C_{s,v}$  : Transformée en ondelette,  
 $C_R$  : Coefficient de reflexion,  
 $D$  : Dimension fractale,  
 $D_i(t)$  : Coefficient lié à la diffusion,  
 $E\{\}$  : espérance mathématique,  
 $f$  : variable fréquentielle,  
 $f_a$  : fréquence (Hz),  
 $f_d(t)$  : fréquence Doppler (Hz),  
 $f_i(t)$  : fréquence instantanée (Hz),  
 $f_e$  : fréquence d'échantillonnage (Hz),  
 $f_{Mod}(n)$  : fréquence modale (Hz),  
 $f_0$  : fréquence d'émission (Hz),  
 $f_{pi}$  : fréquence polaire (Hz),  
 $f_{prf}$  : fréquence de répétition des tirs (Hz),  
 $f_r$  : fréquence du signal réfléchi (Hz),  
 $F_j(n)$  : fonction de base,  
 $g_{i,k}$  : coefficient de pondération,  
 $G_n$  : gain,  
 $h_i$  : fenêtre de pondération,  
 $H_i$  : Hypothèses,  
 $ID_i$  : information de décision,  
 $Im$  : partie imaginaire,  
 $I_0$  : intensité acoustique ( $W/m^2$ ),  
 $J$  : critère des moindres carrés,  
 $L$  : longueur (m),

$L_{E,n}$  : longueur euclidienne dans la fenêtre numéro  $n$ ,  
 $m$  : dimension de la base,  
 $m_i(t)$  : terme d'atténuation ( $dB/m/Hz$ ),  
 $M$  : nombre d'échantillon,  
 $n$  : variable temporelle,  
 $N$  : nombre de points du signal,  
 $N(\mu, \sigma)$  : loi normale,  
 $N_e$  : nombre d'embole,  
 $N_X$  : nombre d'artéfact,  
 $q$  : ordre auto-régressif,  
 $p$  : pression ultrasonore ( $Pa$ ),  
 $P(n, f)$  : spectre de puissance paramétrique,  
 $P(Y|H_i)$  : probabilité conditionnelle,  
 $p_z$  : pression de radiation ultrasonore ( $Pa$ ),  
 $Pr_{max}$  : profondeur maximale d'exploration ( $m$ ),  
 $R(v, \tau)$  : noyau,  
 $Re$  : partie réelle,  
 $RTF(t, f)$  : représentation temps fréquence,  
 $S$  : facteur d'échelle,  
 $S_p(t, f)$  : spectrogramme,  
 $t_i$  : temps, retard temporel ( $s$ ),  
 $tri_T(t)$  : fonction triangle,  
 $T$  : période, durée ( $s$ ),  
 $T_a$  : période ( $s$ ),  
 $T_e$  : période d'échantillonnage ( $s$ ),  
 $u(t)$  : bruit blanc,  
 $U$  : vecteur du bruit,  
 $u_z$  : déplacement des particules ( $m$ ),  
 $v, v', v_1, v_e$  : vitesse ( $m/s$ ),  
 $V$  : vecteur de fonction de base,  
 $var\{\}$  : variance,  
 $V_{gr}$  : volume d'un globule assimilé à une sphère ( $m^3$ ),  
 $W(t, f)$  : transformée de Wigner-Ville,  
 $x(t)$  : signal radio-fréquence ultrasonore du transducteur récepteur,  
 $X_k(t)$  : signal artéfact,  
 $y_d(t)$  : signal Doppler,  
 $y_e(t)$  : signal Doppler embolique,  
 $Y_d$  : vecteur de donnée,

---

$z$  : direction suivant l'axe  $z$ ,  
 $Z_i$  : Impédance acoustique ( $Kg/m^2/s$ ),  
 $\alpha$  : seuil,  
 $\beta$  : variable aléatoire,  
 $\gamma_p, \gamma_a, \gamma_d, \gamma_{le}$  : facteur d'oubli,  
 $\delta$  : dirac,  
 $\epsilon_n$  : innovation ou erreur de prédiction,  
 $\zeta$  : variable aléatoire,  
 $\eta$  : seuil,  
 $\theta, \theta_1, \theta_2, \theta_e$  : angle ( $rad$ ),  
 $\kappa, \kappa_{gr}, \kappa_p$  : compressibilité ( $m^2/N$ ),  
 $\lambda_0$  : longueur d'onde ( $m$ ),  
 $\mu_1, \mu_2$  : moyenne statistique,  
 $\nu$  : variable fréquentielle,  
 $\varphi$  : coefficient de pondération,  
 $\rho, \rho_{gr}, \rho_p$  : densité de masse ( $Kg/m^3$ ),  
 $\varrho(t)$  : signal Doppler avec artéfact et embole,  
 $\sigma^2$  : variance,  
 $\sigma, \sigma_e, \sigma_{gr}, \sigma_p$  : section efficace de rétrodiffusion ( $m$ ),  
 $\varsigma$  : facteur d'échelle,  
 $\tau_i, \tau_{Ei}, \tau_{Xi}, \tau_1$  : retard ( $s$ ),  
 $\omega_0$  : pulsation ( $rad/s$ ),  
 $v$  : décalage temporel,  
 $\phi_n$  : vecteur d'observation,  
 $\chi$  : coefficient de pondération,  
 $\psi_i$  : angle ( $rad$ ),  
 $\Gamma(\tau), \Gamma_{N,\epsilon\epsilon}(\tau)$  : fonction d'autocorrélation,  
 $\Delta$  : angle,  
 $\Lambda$  : Rapport de vraisemblance,  
 $\Phi_n$  : vecteur d'observation évolutif,



## Résumé

**D**EPUIS quelques années, la surveillance de pathologies vasculaires suscite un intérêt grandissant en raison notamment du nombre important d'accidents vasculaires cérébraux recensés.

De nos jours, les algorithmes implémentés dans les appareils du commerce (TCD), bien qu'adaptés à la détection d'embolies (caillot de sang), ne permettent pas une détection correcte des micro-embolies. Aussi nous nous proposons de développer, dans ce travail, des outils capables de détecter de façon fiable les signaux micro-emboliques.

Dans ce mémoire nous proposons deux estimateurs temporels de fréquence instantanée du signal Doppler pour mesurer par exemple le degré de sténose artérielle : l'un basé sur la mesure de la longueur euclidienne permet une estimation rapide mais sommaire, l'autre fondée sur un modèle paramétrique évolutif récursif permet quant à lui une estimation précise.

Dans la seconde partie de ce travail, en assimilant un micro-embolie à un globule rouge de grande taille, nous transposons les connaissances relatives aux signaux Doppler sanguins à celles relatives aux signaux micro-emboliques. Nous proposons deux méthodes de détection de ruptures de modèles : l'une est fondée sur un test de blancheur, l'autre est basée sur la dérivée de paramètres. Après avoir défini une mesure du degré de fiabilité, nous validons les méthodes de détection proposées à partir de signaux simulés et de signaux *in vitro* et *in vivo*. Enfin nous montrons que les performances des détecteurs paramétriques sont de loin les meilleurs en termes de probabilités de fausse alarme et de non-détection.

Ces résultats prometteurs nous laissent penser que ces détecteurs paramétriques, implémentés sur des appareils du commerce, devraient permettre de mettre en évidence des micro-embolies de très faibles tailles et des phénomènes actuellement difficiles à identifier tels que les agrégats.

**Mots-clés:** Détection de rupture de modèles, embolie, fréquence instantanée, longueur euclidienne, micro-embolie, méthodes paramétriques évolutives, signal Doppler ultrasonore.



## Abstract

SINCE a few years, the monitoring of vascular pathologies gives rise to a great interest because of the increasing number of cerebral vascular accidents.

Nowadays, though the algorithms implemented in transcranial Doppler systems are well adapted to embolus detection, these algorithms do not allow a correct detection of micro-embolus. In this work, we have developed some tools able to accurately detect micro-embolic signals.

To reach our purpose, we first study the stochastic and non-stationary natures of the ultrasound Doppler signal. Then we recall the different time-frequency distributions currently encountered in ultrasound velocimetry. Furthermore we describe the time and frequency estimators of the instantaneous frequency (IF) commonly used to evaluate the degree of arterial stenosis. In this work, we proposed two temporal estimators of the IF : the first one based on the measurement of the Euclidean length allows a rapid but inaccurate estimation of the IF, as for the other one, based on a recursive time-varying parametric model, it permits an accurate estimation of the IF.

In the second part of this thesis, we assume that a micro-embolus can be assimilated to a big red blood cell allowing to transpose knowledge relative to blood Doppler signals to those relative to micro-embolic signals. In the following we propose two methods based on the abrupt change detection of a model : the first one is based on a whiteness test, and the second is based on the derivative of parameters. After having associated a reliability degree to each detection method, we validate the proposed detection methods on simulated signals, and in vitro and in vivo signals. Next, we show that the performances of parametric detectors are by far the best in terms of probability of false alarm and probability of non-detection.

These encouraging results let us think that parametric detectors, implemented in commercial devices, would permit to highlight very small micro-embolus and phenomenon that are difficult to identify today, as for example aggregates of blood cells.

**Keywords:** Abrupt change detection of models, embolus, Euclidean length, instantaneous frequency, micro-embolus, time-varying parametric methods, ultrasound Doppler signal.

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

**D**EPUIS quelques années, la surveillance des pathologies vasculaires cérébrales suscite un grand intérêt. En particulier, le monitoring de patients ayant des complications thromboemboliques est une préoccupation permanente dans le milieu hospitalier, en raison notamment de nombreux accidents post-opératoires provoqués par la présence d'emboles cérébraux.

L'embole qui dans la plupart des cas est un caillot de sang provoque, en migrant dans le système artériel, une obstruction vasculaire qui conduit à une ischémie aigüe dont une conséquence locale est l'infarctus.

Quant aux micro-emboles, l'identification de pathologies associées à leur migration n'est pas une opération aisée. C'est pourquoi aujourd'hui un des challenges est de vérifier que l'occurrence de micro-emboles, à l'instar des emboles, indique effectivement une augmentation du risque d'attaque, mais encore faut-il pouvoir détecter leur présence dans le signal Doppler sanguin.

En effet, les algorithmes implémentés dans les systèmes Doppler transcrânien, bien qu'adaptés à la détection d'emboles, ne permettent pas de détecter correctement les micro-emboles. Aussi, nous nous proposons dans ce travail de développer des outils capables de détecter de façon fiable des signaux micro-emboliques.

La démarche adoptée pour atteindre cet objectif est d'analyser, en premier lieu, les phénomènes engendrés par le passage d'un embole à travers le volume de mesure du système Doppler. Pour cela, nous étudions, d'une part, le milieu dans lequel évolue les micro-emboles, et d'autre part, les différentes interactions induites lorsqu'une onde ultrasonore se propage dans le sang circulant. Nous explicitons ensuite, la nature stochastique et non-stationnaire du signal Doppler rétrodiffusé par les globules rouges présents dans le sang et l'analyse temps-fréquence associée.

Nous rappelons alors les différentes distributions temps-fréquence et les différents estimateurs temporels et fréquentiels de fréquence instantanée couramment rencontrés en vélocimétrie ultrasonore.

L'estimation de la fréquence instantanée représentative de l'évolution du flux sanguin permet notamment de quantifier le degré de sténose artérielle.

Dans ce manuscrit, nous proposons deux estimateurs temporels de la fréquence instantanée : l'un est basé sur la mesure de la longueur euclidienne du signal Doppler, l'autre est fondé sur

un modèle paramétrique évolutif récursif.

La longueur euclidienne et la fréquence polaire associée au paramètre évolutif sont très similaires à la fréquence moyenne évaluée par FFT. Notre approche présente, cependant, l'avantage de déterminer rapidement la fréquence moyenne du signal Doppler, car celle-ci ne nécessite en aucun cas le calcul du contenu du plan temps-fréquence considéré.

En assimilant un micro-embole à un globule rouge de grande taille, nous transposons les connaissances relatives aux signaux Doppler sanguins à celles relatives aux signaux micro-emboliques.

Dans notre travail, le concept de la détection de micro-emboles sera présenté sous l'aspect détection de rupture. Nous décrivons alors les méthodes basées sur la détection de rupture énergétique où l'information à partir de laquelle est prise la décision de présence ou absence de micro-emboles sera l'énergie. Ensuite, nous optons pour deux méthodes de détection de rupture de modèles dont les informations de décision (ID) sont fondées sur la dérivée des paramètres du modèle et sur l'autocorrélation de la différence entre le signal étudié et le signal modélisé. Par la suite, à l'aide de signaux simulés, nous comparons ces méthodes en termes de probabilité de fausse alarme ( $P_{FA}$ ) et de probabilité de non-détection ( $P_{ND}$ ).

Enfin nous validons, à partir d'enregistrements effectués *in vitro* et *in vivo*, les nouvelles méthodes proposées.

**Première partie**

**LES NOTIONS DE BASES**



# Chapitre 1

## ULTRASONNS-SANG

C'EST vers le milieu du siècle dernier qu'il a été montré que dans le système cardiovasculaire, les ultrasons pouvaient permettre, de façon non-invasive, d'établir un certain nombre de diagnostics médicaux. Vers les années 70, des progrès déterminants ont été réalisés tant au niveau de la compréhension des interactions ultrasons-sang qu'au niveau de la caractérisation quantitative du sang. Ce furent Reid [Reid *et al.*, 1969], Sigelmann [Sigelmann et Reid, 1973] et Shung [Shung *et al.*, 1976] les premiers à avoir travaillé sur la diffusion du sang.

Afin de comprendre les différentes interactions mises en jeu lorsque les ultrasons se propagent dans le sang, nous avons divisé ce chapitre en trois parties. La première partie nous rappelle la composition du sang, la deuxième introduit des notions de base d'ultrasons, la troisième présente la nature complexe du signal Doppler.

### 1.1 LE SANG

Le sang est un milieu composé de globules rouges, de globules blancs et de plaquettes en suspension dans le plasma (voir la figure (1.1)). Différents types de macro-molécules de protéines incluant le fibrinogène, l'albumine et la globuline sont dissoutes dans le plasma.

Les globules rouges (GR) ou érythrocytes ou hématies, dont la principale fonction est de transporter l'oxygène et le dioxyde de carbone, sont des disques biconcaves dont l'épaisseur et le diamètre sont respectivement d'environ  $2\mu m$  et  $8\mu m$ . Leur volume moyen est proche de  $87\mu m^3$  et leur concentration est d'environ 5 milliards par  $cm^3$ . L'hématocrite moyen  $H$  (rapport entre le volume occupé par les érythrocytes et le volume total du sang) est d'environ 45% chez l'homme adulte et d'environ 42% chez la femme. Notons que les globules rouges sont facilement déformables et que notamment pour circuler dans les artérioles, ils s'allongent. D'autre part, lorsque le taux de cisaillement (gradient de vitesse) devient inférieur à  $10s^{-1}$ , les globules rouges s'accolent pour former des rouleaux (comme une pile de pièce de monnaies), c'est l'agrégation des GR.

Les globules blancs ou leucocytes, quant à eux, ont des formes et des tailles très disparates.

Ils sont impliqués dans la protection du corps humain contre des substances étrangères et dans la production d'anticorps. Leur dimension variant entre 9 et  $25\mu m$  indique qu'ils sont plus gros que les érythrocytes. Néanmoins leur concentration dans le sang normal qui est d'environ 8 mille cellules par  $cm^3$  est plus faible que celles des hématies.

Les plaquettes responsables en partie de l'arrêt du saignement sont les éléments du sang les plus petits. Elles sont difformes et de dimension comprise entre 2 et  $4\mu m$ . Leur concentration, de 250 à 500 millions de cellules par  $cm^3$ , peut varier dans le système circulatoire humain.

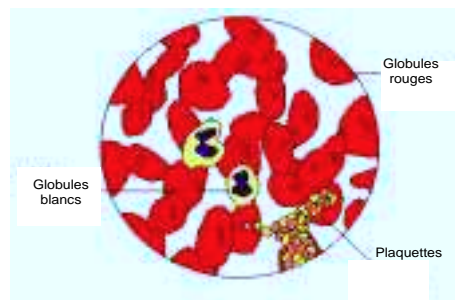


FIG. 1.1 –  
*Représentation schématique des principaux composants du sang.*

Le système circulatoire humain, composé d'artères, de veines, d'artérioles, de veinules, de capillaires est responsable du transport de l'oxygène, de l'alimentation des organes et de l'évacuation des déchets. Pour acheminer le sang en différents endroits du circuit vasculaire, le coeur se contracte (phase de systole) et se dilate (phase de diastole). Cette pompe est composée de quatre chambres, les oreillettes droite et gauche et les ventricules droit et gauche. Le sang est éjecté du ventricule gauche à travers l'aorte et passe dans un grand nombre de branches de l'arbre artériel jusqu'à atteindre les artérioles. Ces dernières fournissent un réseau microscopique de vaisseaux, de capillaires, où s'effectue l'échange de nourriture et de déchets entre le sang et les organes. Les capillaires s'assemblent en séries de veinules pour enfin former des veines qui ramènent le sang au coeur. C'est la circulation systémique. La circulation pulmonaire quant à elle amène le sang aux poumons. Le sang entre ensuite dans l'oreillette droite puis est éjecté par le ventricule droit vers les poumons pour être oxygéné. Enfin le sang est dirigé vers l'oreillette droite par la veine pulmonaire.

## 1.2 LES ULTRASONS

Les ultrasons (US) sont des ondes mécaniques qui vibrent à des fréquences supérieures à la gamme audible (0Hz - 20 KHz). Ces ondes se propagent dans un tissu en perturbant localement les particules du milieu supportant l'onde (voir la figure (1.2)).

### 1.2.1 Quelques rappels

Compte tenu des contraintes d'absorption de l'onde ultrasonore dans les tissus, explicitées par la suite, et des contraintes de résolution pour l'imagerie (toutes les deux liées à la fréquence), les fréquences employées dans le domaine médical s'étendent de 1 à 50 MHz.

La vitesse de propagation (célérité) des ultrasons dans les tissus mous est pratiquement uniforme ( $1540\text{m/s} \pm 60$ ), elle vaut  $1540\text{m/s}$  dans le sang et environ  $1500\text{m/s}$  dans l'eau. Cette célérité est dépendante du milieu par sa densité de masse  $\rho$  exprimée en  $\text{kg/m}^3$ , et par sa compressibilité adiabatique  $\kappa$  exprimée en  $\text{m}^2/\text{N}$  ou en  $\text{cm}/\text{dyne}$  et est donnée par :

$$c = 1/\sqrt{\rho\kappa}.$$

La longueur d'onde  $\lambda_0$  représentant la distance qui sépare deux points dans le même état vibratoire est donnée par  $\lambda_0 = c/f_0$ . Pour une fréquence  $f_0$  de 3 MHz,  $\lambda_0$  est d'environ  $500\mu\text{m}$  dans l'eau. Une onde acoustique se propageant à une vitesse  $c$ , suivant l'axe  $z$ , dans un milieu

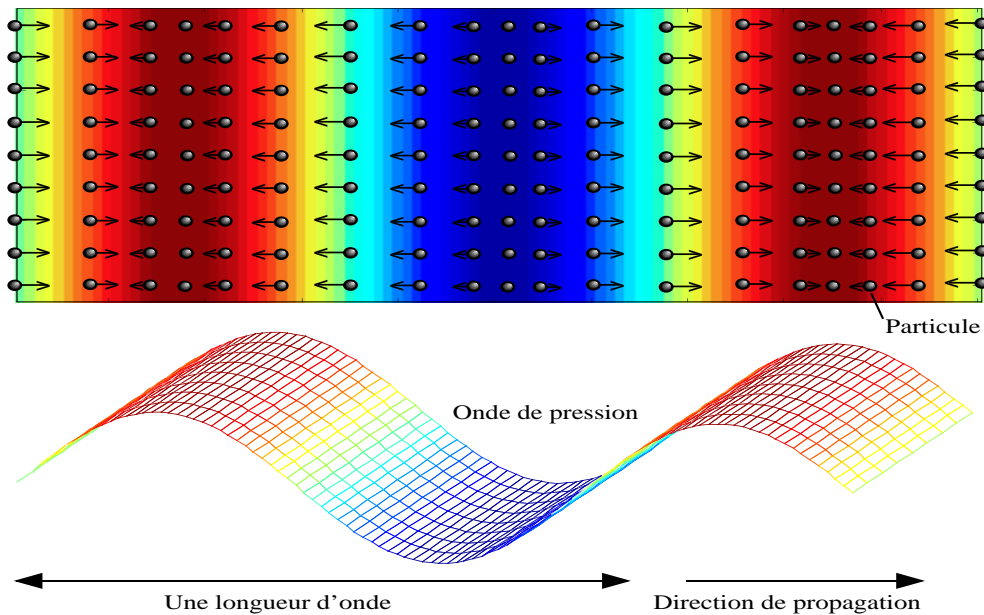


FIG. 1.2 –

*Déplacement des particules dû à la propagation d'une onde ultrasonore, photo à un instant donné. Les flèches indiquent la direction et l'amplitude de la vitesse de déplacement.*

non absorbant de densité de masse  $\rho$ , peut être caractérisée, en tout point du milieu traversé et à tout instant, par la vitesse de déplacement  $u_z$  des particules qu'elle impose au milieu. De cette vitesse  $u_z$ , on définit la pression de radiation ultrasonore  $p_z$  selon l'expression :

$$p_z = \rho c u_z,$$

exprimée en Pascal.



Cette onde de pression  $p_z$  se propageant dans le milieu est solution de l'équation d'onde acoustique linéarisée :

$$\frac{\partial^2 p}{\partial z^2} = \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2}.$$

La solution est de la forme :

$$p_z(t) = p_0 e^{j(\omega_0 t - k_0 z)}.$$

L'amplitude de l'intensité acoustique notée  $I_0$ , quant à elle, ou flux ultrasonore, correspond à la quantité d'énergie traversant une surface unité par unité de temps :

$$I_0 = \frac{p_0^2}{2\rho c},$$

exprimée en  $W.m^{-2}$ . On peut également définir l'impédance acoustique  $Z_0$  caractéristique du milieu de propagation, qui mesure la résistance qu'ont les ultrasons à traverser le milieu insonifié, par :

$$Z_0 = \rho c = p_z / u_z,$$

exprimée en Rayleigh ou en  $Kg.m^{-2}.s^{-1}$ .

Prenons l'exemple d'une onde plane d'intensité  $50mW/cm^2$  se propageant à la fréquence de  $3MHz$  dans le sang (d'impédance acoustique de  $Z_0 = 1.66MRays$ ). L'amplitude de pression  $p_0 = \sqrt{2Z_0 I_0}$  est d'environ  $40kPa$ . La pression atmosphérique normale est de  $100kPa$ . L'amplitude de la vitesse des particules vaut quant à elle :  $v_0 = p_0 / Z_0 \approx 26mm/s$ . Enfin le déplacement des particules est d'environ  $1.36nm$  car celui-ci est égal au rapport de la vitesse particulière et de la pulsation ( $\omega_0 = 2\pi f_0$ ).

Si l'onde ultrasonore, pendant sa propagation, rencontre une interface entre deux milieux avec un certain angle, une partie de l'énergie acoustique de cette onde sera transmise au milieu tandis que l'autre sera réfléchi (c'est la réflexion spéculaire). La quantité réfléchi dépend de la différence des impédances acoustiques entre les deux milieux ( $Z_1, Z_2$ ), et on définit le coefficient de réflexion  $C_R$  par :

$$C_R = \left( \frac{Z_2 \cos \theta_i - Z_1 \cos \theta_t}{Z_2 \cos \theta_i + Z_1 \cos \theta_t} \right)^2, \quad (1.1)$$

où  $\theta_i$  et  $\theta_t$  sont respectivement les angles des ondes incidente et transmise.

Maintenant si la dimension des interfaces est plus petite que la longueur d'onde, ce qui est le cas pour les globules rouges, l'onde est diffusée dans toutes les directions (c'est la diffusion ou la réflexion non-spéculaire). Dans les divers modèles proposés dans la littérature, différentes explications sont données pour mieux comprendre la diffusion du sang et en particulier le rôle joué par l'agrégation sur l'échogenicité du sang (capacité du sang à réfléchir les ultrasons). Dans un but de simplicité, nous avons restreint la notion de diffusion à celle défini par Rayleigh [Rayleigh, 1945]. La section efficace de rétrodiffusion ( $\sigma$  exprimée en  $\mu m^2$ ) est un paramètre très important utilisé pour définir les propriétés de rétrodiffusion ultrasonore du sang. Par exemple elle nous renseigne sur le fait qu'une bulle d'air ( $\sigma_{bulle} = 590\mu m^2$ ) rétrodiffuse

plus d'énergie qu'un globule rouge de même taille ( $\sigma_{gr} = 0.710^{-6} \mu m^2$ ). Dans la diffusion de Rayleigh, la section efficace de rétrodiffusion d'un globule rouge  $\sigma_{gr}$  est donnée par :

$$\sigma_{gr} = \frac{V_{gr}^2 \pi^2}{\lambda_0^4} \left[ \frac{\kappa_{gr} - \kappa_p}{\kappa_p} - \frac{\rho_{gr} - \rho_p}{\rho_{gr}} \right]^2, \quad (1.2)$$

où  $V_{gr} = (4/3)\pi r^3$  est le volume d'un globule rouge assimilé à une sphère de rayon  $r$ , et  $\lambda_0$  est la longueur d'onde. Les paramètres  $\kappa_{gr}$ ,  $\kappa_p$  et  $\rho_{gr}$ ,  $\rho_p$  sont respectivement la compressibilité et la densité de masse des globules rouges, et du milieu support qu'est le plasma. Notons de plus que la rétrodiffusion des ultrasons par le sang est presque entièrement due aux hématies parce qu'elles sont en plus grand nombre que les leucocytes, qu'elles sont de plus grandes tailles, et qu'elles sont significativement plus grandes et plus nombreuses que les plaquettes (voir le tableau 1).

TAB. 1.1 –

Le milieu	Densité de masse ( $g/cm^3$ )	Compressibilité adiabatique ( $10^{-12} cm/dyne$ )	taille ( $\mu m$ )	% du volume total de sang (%)
Erythrocytes	1.092	34.1	2 * 7	≈ 45
Leucocytes	-	-	9 – 25	≈ 0.8
Plaquettes	-	-	2 – 4	≈ 0.2
Plasma	1.021	40.9	-	-
eau salée 0.9%	1.005	44.3	-	-

*Caractéristiques principales des composants du sang et de l'eau salée à 0.9 %.*

Un autre phénomène qui doit être pris en considération est l'atténuation (en  $dB/cm/MHz$ ) de l'onde qui, dans le cas de la mesure de la vitesse du sang circulant dans une artère, sera induite par l'atténuation propre du sang (environ  $0.18 dB/cm/MHz$ ) et par celle provoquée par les milieux traversés (pour arriver dans l'artère) tels que le derme, l'hypoderme (environ 1 à  $3 dB/cm/MHz$ ). Ce phénomène d'atténuation est la résultante de deux phénomènes bien différents, l'absorption et la diffusion (déjà évoquée) des ultrasons par le milieu. L'absorption est la transformation de l'énergie acoustique en énergie thermique, et est due, d'une part, à la viscosité qui engendre des pertes par friction et, d'autre part, à des phénomènes combinés de relaxation des différentes molécules constitutives du milieu. Notons que cette atténuation est d'autant plus importante que la fréquence est élevée ou que la profondeur explorée est grande.

Maintenant que nous avons introduit les bases concernant les ultrasons, nous allons présenter une autre notion indispensable à la compréhension d'un des multiples systèmes de mesure de vitesses sanguines : l'effet Doppler.

### 1.2.2 L'effet Doppler

Il fut découvert pour la première fois en 1842 par un physicien Autrichien Christian Doppler et se réfère au "changement de fréquence du son par le déplacement de la source ou de l'observateur". En effet le son émis, à une fréquence donnée, par une source en mouvement est captée par un observateur à une fréquence décalée de celle émise : ce décalage est la fréquence Doppler. L'équation fondamentale peut être établie à partir des deux situations suivantes :

- la source est en mouvement et l'observateur est immobile ;
- la source est fixe et l'observateur est en mouvement

**Source fixe et observateur mobile.** Considérons les trois cas de figure représentés à la figure (1.3).

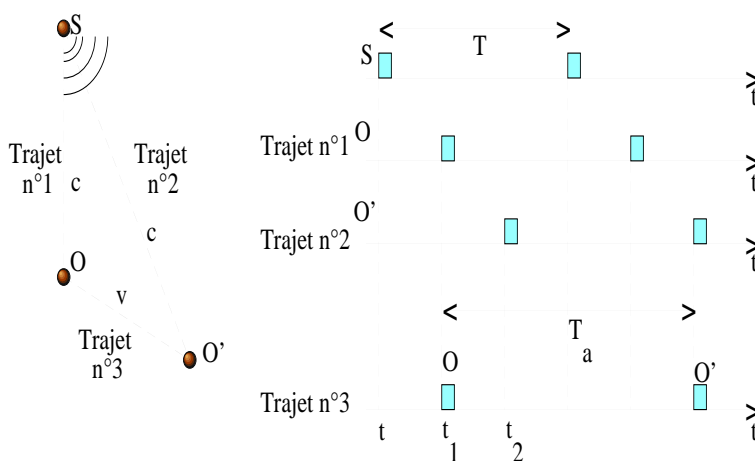


FIG. 1.3 –

*Schéma illustrant le décalage de fréquence dû à l'effet Doppler.*

1. L'observateur, situé au point O, est immobile et reçoit un signal périodique de période T (de fréquence  $f_0$ ) provenant d'une source localisée au point S. Le signal arrive au point O avec un retard  $t_1 = \frac{SO}{c}$ . Le prochain top sera reçu une période plus tard.
2. L'observateur immobile n'est plus au point O mais au point O'. Le signal arrive en O' avec un retard  $t_2 = \frac{SO'}{c}$ . Le prochain top sera reçu une période plus tard.
3. L'observateur est mobile et sa vitesse est v. Le premier top est perçu en O et le deuxième en O'. En toute logique, l'instant où le deuxième top est reçu en O' lors du troisième trajet est le même que celui du deuxième top du second trajet. Par conséquent la période de l'onde reçue par l'observateur mobile est :

$$T_a = (t_2 - t_1) + T, \tag{1.3}$$

où  $(t_2 - t_1) = SO'/c - SO/c = OO'/c$  et ou  $T_a = OO'/v$ . Dans ces conditions, on a :

$$T_a = T_a \frac{v}{c} + T. \quad (1.4)$$

Finalement la fréquence mesurée vaut :

$$f_a = f_0 \frac{c - v}{c}. \quad (1.5)$$

La vitesse de déplacement de l'observateur est comptée positivement s'il s'éloigne de la source et négativement s'il s'en rapproche.

Si la direction du déplacement de l'observateur et la direction de propagation du son forment un angle  $\theta_1$ , la vitesse de déplacement de l'observateur dans la direction de propagation du son est  $v \cos\theta_1$ . La relation (1.5) s'écrit donc :

$$f_a = f_0 \frac{c - v \cos\theta_1}{c}. \quad (1.6)$$

**Source mobile et observateur immobile.** Si la source se déplace à une vitesse  $v'$  dans une direction  $\theta_2$  par rapport à la direction de propagation du son, de façon analogue on a :

$$f_a = f_0 \frac{c}{c - v' \cos\theta_2}. \quad (1.7)$$

Dans le cas général où l'observateur et la source se déplacent aux vitesses respectives  $v$  et  $v'$  dans les directions  $\theta_1$  et  $\theta_2$  on a :

$$f_a = f_0 \frac{c - v \cos\theta_1}{c - v' \cos\theta_2}. \quad (1.8)$$

Ainsi, la fréquence perçue par l'observateur est supérieure à celle de la source si l'observateur et la source se rapprochent, et inférieure dans le cas contraire.

### 1.2.3 Les systèmes de mesure

Actuellement, deux grandes familles de systèmes de mesure de vitesse sanguine sont utilisées dans les appareils du commerce : le Doppler continu et le Doppler pulsé.

**Le système Doppler continu.** Historiquement, les systèmes Doppler à émission continue furent les premiers appareils ultrasonores à effet Doppler [Satamura, 1957], [Brody et Meindl, 1974], [Albright, 1976]. Ils utilisent habituellement deux transducteurs hémisphériques dans la même sonde, le premier étant destiné à émettre les ondes ultrasonores et le second à les recevoir (voir figure (1.4)).

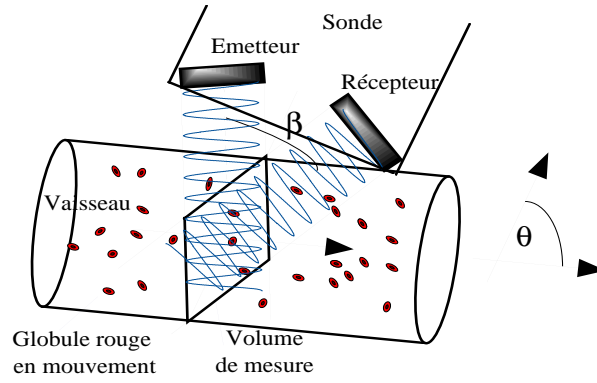


FIG. 1.4 –  
Schéma de principe du Doppler continu.

L'excitation du transducteur émetteur se fait de manière continue, par une onde sinusoïdale de fréquence fixe généralement comprise entre 2 et 10 MHz suivant la profondeur d'exploration souhaitée. L'onde acoustique ainsi formée se propage dans les tissus du corps où elle est partiellement réfléchiée par les différentes interfaces des organes qu'elle traverse et rétrodiffusée par les éléments figurés du sang. Les échos de retour en provenance des structures immobiles arrivent sur le transducteur récepteur avec la même fréquence que le signal émis. Bien qu'atténués les échos réfléchis par le sang en mouvement sont reçus avec une fréquence décalée par rapport à l'émission en raison de l'effet Doppler. Par conséquent les deux effets, source-fixe observateur-mobile et source-mobile observateur-fixe, introduits dans la section précédente, sont combinés puisque le faisceau ultrasonore est rétrodiffusé par les globules rouges en mouvement : les cibles mobiles agissent à la fois comme récepteurs pour la source et émetteurs pour le transducteur récepteur. La fréquence observée est donnée par :

$$f_r = f_0 \frac{c + v \cos \theta_1}{c} \frac{c}{c - v \cos \theta_2} = f_0 \frac{c + v \cos \theta_1}{c - v \cos \theta_2}.$$

De là on définit la déviation Doppler  $f_d$  :

$$f_d = f_r - f_0 = f_0 \left( \frac{c + v \cos \theta_1}{c - v \cos \theta_2} - 1 \right) = f_0 \frac{v(\cos \theta_1 + \cos \theta_2)}{c - v \cos \theta_2}.$$

En pratique, les sondes Doppler possèdent deux hémidisques disposés dans le même plan, ce qui permet de confondre les angles  $\theta_1$  et  $\theta_2$ , soit  $\theta = \theta_1 = \theta_2$ . De plus, si l'on considère  $v \ll c$ , on peut faire l'approximation suivante :

$$f_d \approx 2f_0 \frac{v \cos \theta}{c}. \quad (1.9)$$

La composante Doppler est obtenue après battement des signaux émis et reçus, et élimination par filtrage du terme somme. Ce même filtre a aussi pour fonction de supprimer les

composantes basses fréquences comprises entre 0 et  $800Hz$ , essentiellement dues aux mouvements des parois des vaisseaux.

En ce qui concerne la fréquence d'émission, on la choisit généralement en fonction de la profondeur de la zone d'intérêt, car l'atténuation dans les tissus dépend fortement de la fréquence.

De plus dans la majorité des cas, les fréquences Doppler sont audibles : les examens auditifs des "spectres Doppler" sont alors possibles. Non seulement l'écoute du signal permet de placer aisément le faisceau ultrasonore dans la zone d'intérêt mais surtout, elle permet aux bons opérateurs de diagnostiquer rapidement les anomalies de circulation (sténoses, thromboses, ...).

Les fréquences ultrasonores basses sont bien adaptées à l'analyse des écoulements des vaisseaux profonds et à l'analyse des fortes vitesses d'éjection notamment pour des examens cardiaques. Pour les vaisseaux superficiels (vitesse faible et faible profondeur) les fréquences élevées (8 à  $20MHz$ ) sont mieux adaptées.

*Pour illustrer nos propos, des valeurs typiques couramment rencontrées sont présentées. Pour un angle  $\theta = 45$  degrés, une fréquence d'émission de  $3MHz$ , une célérité des ultrasons de  $1540m/s$  et pour une vitesse de sang circulant dans l'aorte abdominale d'environ  $0.5m/s$ , le décalage de fréquence Doppler vaut environ  $1400Hz$ .*

Les appareils à émission continue ne permettent pas de distinguer spatialement les signaux des différentes cibles, ce qui interdit toute étude du profil de vitesse d'un écoulement. D'autre part, dans le cas de vaisseaux proches les uns des autres, il est impossible de distinguer les composantes respectives de leurs signaux.

**Le système Doppler pulsé.** Cette technique apporte une réponse au problème de la localisation spatiale du phénomène de rétrodiffusion. Le Doppler pulsé analyse le signal provenant d'un point précis de l'espace interrogé, ce point est choisi par l'utilisateur comme indiqué sur la figure (1.5) : c'est le volume de mesure.

Le principe de fonctionnement est le suivant : un transducteur, incliné en direction de l'axe du vaisseau, est excité périodiquement à la fréquence de récurrence  $f_{prf}$  (où prf indique Pulse Répétition Frequency) par un train d'ondes ultrasonores de courte durée  $T$  (voir la figure (1.6)).

L'énergie ultrasonore émise dans le milieu de propagation, est réfléchié partiellement par les interfaces situées sur le trajet du faisceau. Afin de prélever l'information à l'endroit désiré, l'utilisateur positionne une porte de réception (fenêtre temporelle) d'une largeur correspondant à la zone de mesure voulue (la profondeur de champ exploré) et à l'endroit choisi (distance de la cible au transducteur).

L'information de vitesse contenue dans ce signal est extraite des circuits de détection, en déplaçant la fenêtre de mesure suivant le diamètre du vaisseau ; dans ces conditions on obtient

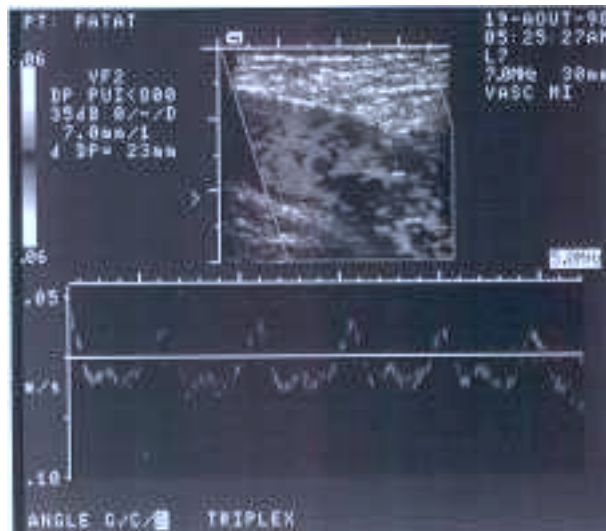


FIG. 1.5 –

*L'écho-Doppler pulsé montrant sur l'image du haut un vaisseau sanguin où est positionné le volume de mesure et sur l'image du bas l'information de vitesse provenant du volume de mesure choisi.*

des valeurs locales de vitesses qui permettent d'en établir le profil.

Pour obtenir une bonne résolution en distance, la durée du signal transmis doit être la plus courte possible, alors qu'elle doit être grande pour permettre un bon rapport signal à bruit et une information précise de vitesses. En général, on utilise des trains d'impulsions de 4 ou 5  $MHz$  et de durée  $1\mu s$ , ce qui se traduit par des signaux d'une longueur d'environ  $1.5mm$ .

La fréquence de répétition des tirs ou PRF (Pulse Répétition Frequency), ainsi que la fréquence du transducteur, jouent un rôle important dans la détermination de la vitesse maximale mesurable avec un appareil à émission pulsée. En d'autres termes, on peut dire que la déviation Doppler à mesurer est échantillonnée à la fréquence de répétition  $f_{prf}$ . Compte tenu du théorème de Shannon-Nyquist, la fréquence Doppler  $f_d$  maximale mesurable sans ambiguïté est égale à la moitié de la fréquence de récurrence. Au dessus de cette valeur maximale apparaît un phénomène de repliement de spectre (Aliasing). Cliniquement cela est capital lorsqu'on cherche à mesurer des flux sanguins au voisinage de lésions obstructives telles que des sténoses valvulaires. La profondeur maximale analysable en fonction de la PRF est donc  $Pr_{max} = c/(2f_{prf})$ . Aux grandes profondeurs, on travaillera alors à faible PRF. A partir des équations précédentes on peut déduire la vitesse maximale mesurable à  $Pr_{max}$  :  $v_{max} = c^2/(8fPr_{max})$ .

*Par exemple, à une profondeur de 8cm et à une fréquence de 5MHz, la vitesse maximum mesurable est de 1.16m/s tandis qu'à 4cm et à 2.5MHz elle est d'environ 3.82m/s.*

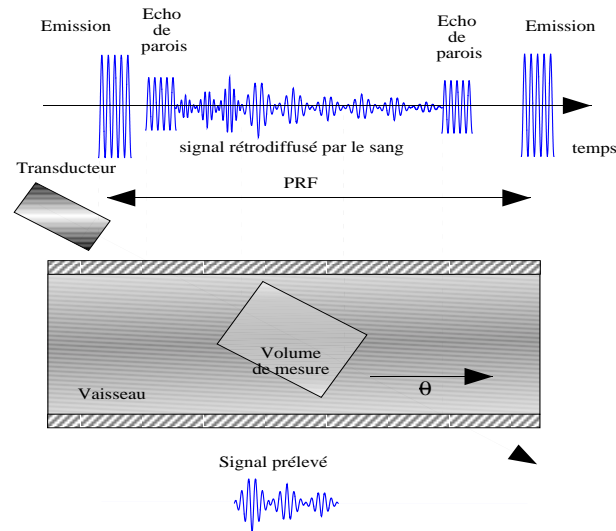


FIG. 1.6 –

*Schéma de principe du Doppler pulsé.*

### 1.3 NATURE DU SIGNAL DOPPLER

Ce paragraphe introduit différents concepts permettant de comprendre et de mettre en évidence la nature complexe du signal Doppler. Nous présentons la notion de temps de transit, puis nous explicitons le caractère stochastique [Angelsen et Kristoffersen, 1983], [Mo et Cobbold, 1986], [Mo et Cobbold, 1992] et non stationnaire du signal Doppler.

Dans un premier temps, à partir de la figure (1.7), décrivons les différentes étapes nécessaires à la constitution du signal Doppler pulsé. Dans un deuxième temps modélisons sous forme de schémas blocs (voir figure (1.7)), puis de produits de convolution, les phénomènes engendrés.

Afin de simplifier l'étude de ces phénomènes, considérons les hypothèses suivantes :

- L'onde de pression émise par le transducteur émetteur est une onde sinusoïdale tronquée et représentée par  $x(t) = h_T(t)\cos(\omega_0 t)$ , où  $h_T(t)$  est une fonction de durée finie et peut être une fonction rectangle de durée  $T$ .
- $m_a(t)$  représente un terme d'atténuation du milieu traversé pour aller du transducteur au globule rouge (GR). Si le globule rouge est situé à une distance  $L$  du transducteur, alors une approximation géométrique peut être appliquée et l'onde incidente peut être supposée plane et atténuée du terme  $1/L$ . A ce terme d'atténuation peut être ajouté un terme de retard,  $\delta(t - t_1)$ . Effectivement, si  $c$  est la vitesse de propagation dans le tissu, alors le temps mis par l'onde pour aller du transducteur au GR est :  $t_1 = L/c$ . On fera l'hypothèse supplémentaire que le GR est situé au centre du volume de mesure.
- $m_r(t)$  représente le même terme que  $m_a$  mais pour le trajet retour de l'onde.
- $D_i(t)$  représente la racine carrée de la section efficace de diffusion d'un globule rouge.



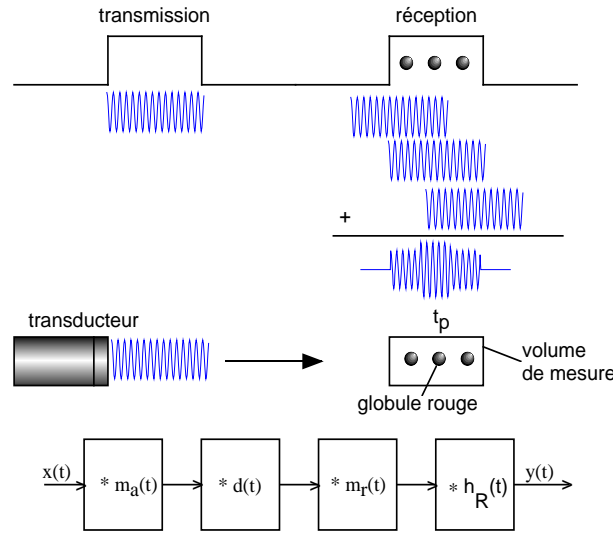


FIG. 1.7 –

Modélisation mono-dimensionnelle des différents phénomènes engendrés par la propagation d'une onde ultrasonore dans le sang.

Toutefois, si l'orientation du transducteur récepteur est légèrement décalée par rapport à l'émetteur d'un angle  $\varpi$ , alors on pourra dire que  $D_i(t)$  correspond à la racine carrée de la section efficace de rétrodiffusion  $\sqrt{\sigma_{gr1}}$ .

- $h_R(t)$  indique que le signal RF est prélevé dans le volume de mesure situé au point  $O$  (correspondant au retard  $t_p = O/c$ ) par une porte de réception où  $h_R(t)$  est une fonction à durée finie et peut être une fonction rectangle de durée  $T$ .

L'expression mono-dimensionnelle du signal radio-fréquence rétrodiffusé par un globule rouge et reçu par le transducteur récepteur s'écrit :

$$y(t) = m_a(t) * D_i(t) * m_r(t) * h_R(t) * x(t), \quad (1.10)$$

où  $*$  est l'opérateur de convolution.

Finalement le signal RF s'écrit :

$$y(t) = \frac{\sqrt{\sigma_{gr1}}}{L^2} * \delta(t - 2t_1) * \delta(t - 2t_p) * h_R(t) * h_T(t) \cos(\omega_0 t + \tau_1), \quad (1.11)$$

où  $\tau_1 = -2\omega_0 t_1$ .

Supposons maintenant que le globule rouge circule à une vitesse constante  $v_1$  et orienté d'un angle  $\theta_1$  entre l'onde incidente et la direction du flux dans lequel circule le globule. Dans ce cas l'équation (1.11) devient :

$$y_1(t) = \frac{\sqrt{\sigma_{gr1}}}{L^2} \cos(\omega_0 t + \Psi_1(t)) h_R(t) * h_T(t) * \delta(t - 2t_1) * \delta(t - 2t_p). \quad (1.12)$$

La phase  $\Psi_1(t)$  est donnée par :

$$\Psi_1(t) = 2\omega_0(v_1/c)\cos\theta_1 t + \tau_1. \quad (1.13)$$

Posons  $B_1 = \frac{\sqrt{\sigma_{gr1}}}{L^2}$  et considérons que le terme  $h_R(t) * h_T(t)$  est une fonction triangle, notée  $Tri_T(t)$ . Ceci n'est pas restrictif mais implique seulement que  $h_R(t)$  et  $h_T(t)$  sont deux fonctions rectangles de durée  $T$ . Dans ces conditions le signal RF devient :

$$y_1(t) = B_1 \cos((\omega_0 + \omega_{d1})t + \phi_1) tri_T(t) \delta(t - \tau_1/\omega_0 - 2t_p), \quad (1.14)$$

où  $\omega_{d1} = 2\omega_0(v_1/c)\cos\theta_1$  est le décalage de fréquence Doppler introduit par le mouvement du globule rouge. L'équation (1.14) représente une ondelette cohérente rétrodiffusée par un globule rouge.

En raison de la nature stochastique de  $\tau_1$ , relié au temps d'arrivée aléatoire d'une particule dans le volume de mesure,  $y_1(t)$  est alors un processus aléatoire. Dans la majorité des cas, la région insonifiée est très grande comparée à la longueur d'onde  $\lambda_0$ , on peut considérer  $\tau_1$  comme une variable aléatoire uniformément répartie entre  $[0, 2\pi]$ . Dans ces conditions le processus associé est stationnaire et gaussien. Une notion importante illustrée sur la figure (1.8) est le temps de transit [Jones et Gidden, 1990], [Newhouse *et al.*, 1976]. Une particule située au bord du volume de mesure donnera une signature de courte durée alors que située au centre du volume de mesure elle fournit un signal de plus grande durée. Une conséquence directe est l'élargissement du spectre comme indiqué sur la figure (1.8).

L'équation générale, synthétisant le fait que le milieu est composé de milliards de globules rouges et que ceux-ci circulent avec un flux variant aux rythmes des différentes phases de systoles et de diastoles, est représentée par l'expression (1.15). Afin de simplifier l'expression du signal rétrodiffusé, on va considérer que les dimensions du volume de mesure sont très petites comparées à celles du vaisseau afin de garantir que la vitesse des particules dans le volume de mesure ne dépend que du temps.

$$y(t) = \sum_j B_j \cos(\omega_0 t + \Psi_d(t) + \tau_j) tri_T(t) * \delta(t - \tau_j/\omega_0 - 2t_p). \quad (1.15)$$

$$\Psi_d(t) = 2 \frac{\omega_0}{c} \cos\theta_j \int_0^t v(u) du. \quad (1.16)$$

Après démodulation synchrone, le signal Doppler devient analytique et sa partie réelle s'exprime par :

$$y_d(t) = \sum_j B_j \cos(\Psi_d(t) + \tau_j) tri_T(t) * \delta(t - \tau_j/\omega_0 - 2t_p). \quad (1.17)$$

Finalement le signal rétrodiffusé par le sang s'écrit :

$$y_d(t) = \varphi(t) \cos \Psi_d(t) + \chi(t) \sin \Psi_d(t), \quad (1.18)$$

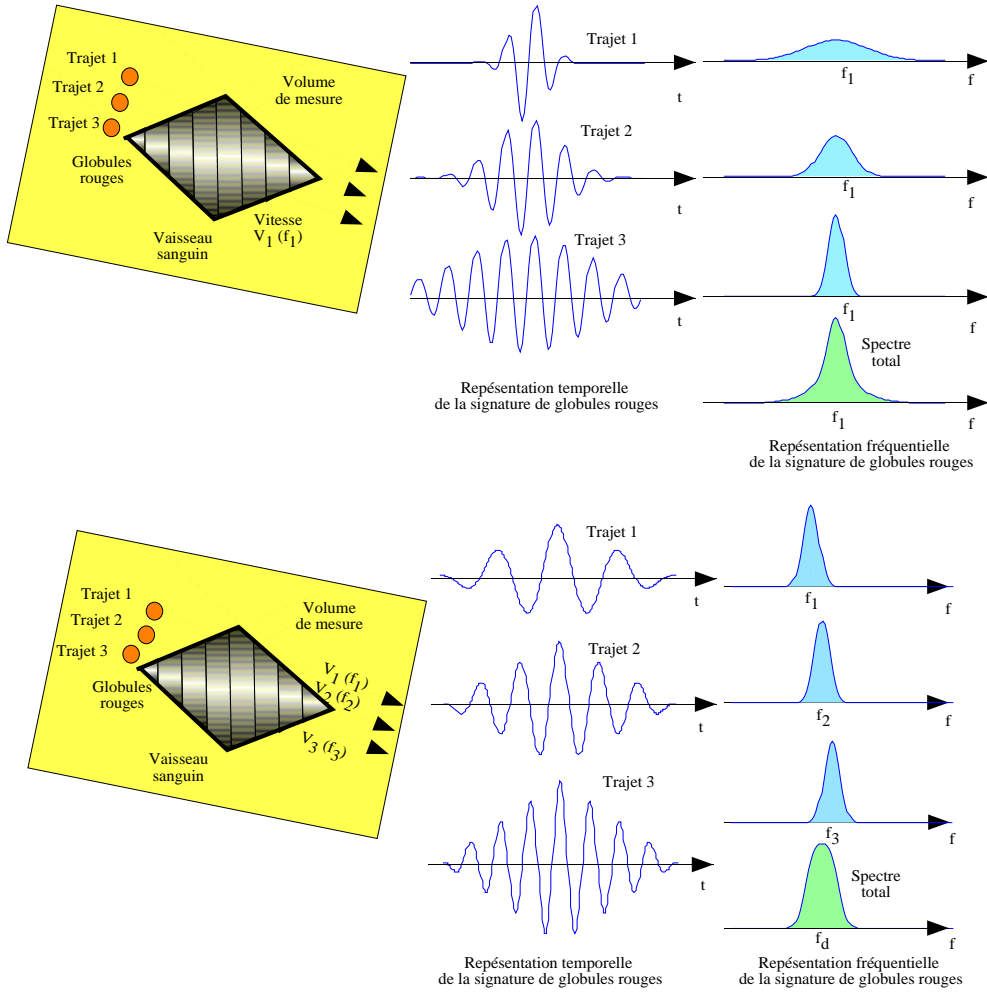


FIG. 1.8 –

Illustration du temps de transit. Les signatures temporelle et spectrale du passage d'un GR dans le volume de mesure sont différentes selon la position du diffuseur dans le volume de mesure. La figure du haut correspond au cas où la vitesse est uniforme dans le volume de mesure alors que sur la figure du bas la vitesse varie selon la position du globule rouge dans le volume de mesure.

avec

$$\varphi(t) = \sum_j B_j \text{Tri}_T(t) \cos \tau_j * \delta(t - \tau_j / \omega_0 - 2t_p), \quad (1.19)$$

$$\chi(t) = \sum_j B_j \text{Tri}_T(t) \sin \tau_j * \delta(t - \tau_j / \omega_0 - 2t_p). \quad (1.20)$$

Les expressions (1.18), (1.19), (1.20) montrent à la fois le caractère non stationnaire ( $\Psi(t)$ ) et stochastique ( $\tau_j$ ) du signal Doppler démodulé. La figure (1.9) montre une représentation temporelle du signal Doppler provenant d'une artère humérale. Nous verrons dans la troisième partie de ce manuscrit un modèle numérique mono-dimensionnel du signal Doppler. Si nous supposons une tranche du signal Doppler suffisamment petite pour considérer que la fréquence

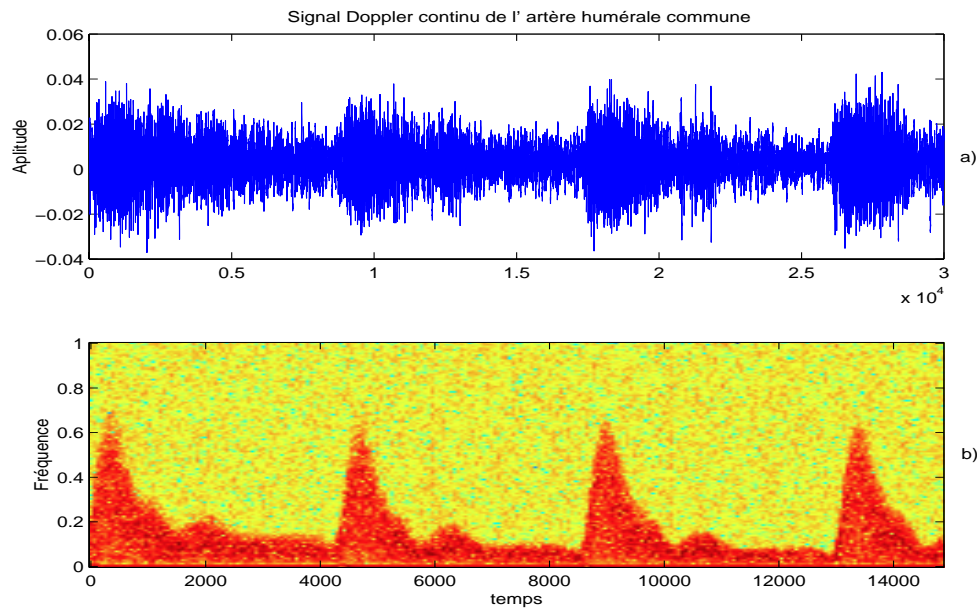


FIG. 1.9 –

*Représentation temporelle et spectrale du signal Doppler provenant de l'artère humérale commune. a) Amplitude du signal Doppler en fonction du temps. b) Sonogramme d'un signal Doppler.*

n'évolue plus en fonction du temps, alors le processus associé peut être assimilé à un processus stationnaire et gaussien par morceaux.

Maintenant considérons que l'espace délimité par l'intersection des faisceaux ultrasonores des transducteurs émetteur et récepteur dans le vaisseau sanguin constitue le volume de mesure (voir figure(1.10)). En d'autres termes, on prend en compte les effets de la diffraction, en considérant toutefois que l'énergie est uniformément répartie dans le volume de mesure.

Dans ces conditions, un point de vue imagé est de considérer que la signature du diffuseur n'est autre que le chemin que celui-ci a parcouru sur un océan gelé correspondant à la fonction d'autocorrélation (ou convolution) spatiale des flux d'émission et de réception (voir figure (1.11)). Comme dans le cas mono-dimensionnel, un GR traversant le volume de mesure à vitesse constante ne génère pas une seule fréquence mais un spectre de fréquence comme il l'est indiqué sur la figure (1.8). Cet élargissement spectral est dû au temps de transit (voir la figure (1.8)). Aussi, pour un ensemble de GR, le spectre Doppler généré est en réalité plus large que celui attendu. Dans le cas du Doppler continu, l'élargissement spectral est proportionnel à la tangente de l'angle entre le vaisseau sanguin et le faisceau US. Remarquons toutefois que ceci n'est réaliste que si et seulement si la zone de mesure est uniformément éclairée. En effet, dans ce cas l'histogramme des vitesses (nombre d'hématies en fonction de la vitesse) peut être assimilé à la densité spectrale de puissance.

*Dans le cas d'un transducteur fonctionnant à 3MHz, de diamètre égal à 10mm et pour un angle de 45 degrés l'élargissement spectral est d'environ 10%.*

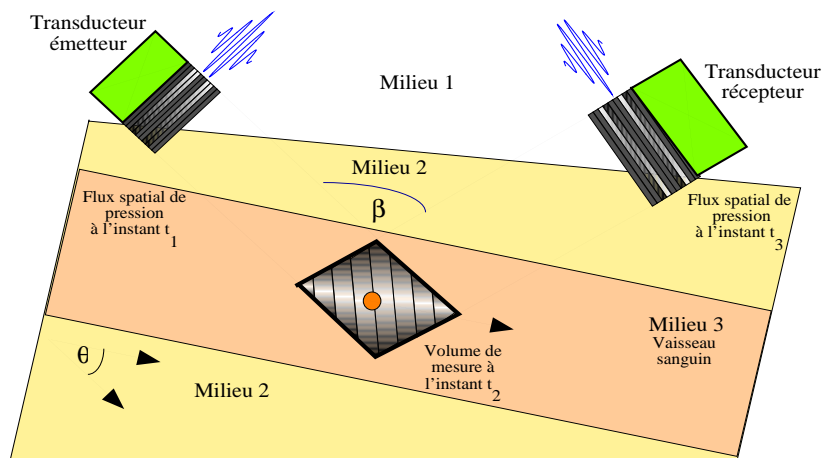


FIG. 1.10 –

Modélisation bi-dimensionnelle des différents phénomènes engendrés par la propagation dans le sang.

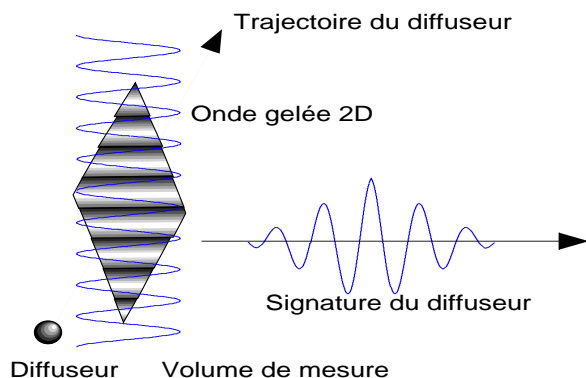


FIG. 1.11 –

Point de vue imagé de la signature du passage d'un diffuseur dans le volume de mesure. Le champ de pression dans le volume de mesure correspond à la convolution du flux de pression incident par le flux de pression reçu.

D'autres paramètres affectant la forme du spectre sont la position et la dimension du volume de mesure par rapport à la section vasculaire examinée. On pourra se reporter par exemple à [Brody et Meindl, 1974], [Newhouse *et al.*, 1976] pour de plus amples détails. Notons enfin l'influence de différents signaux parasites tels que le résidu d'émission, les mouvements de la paroi du vaisseau et pour finir le bruit de l'appareillage.

## Chapitre 2

# ULTRASON-EMBOLES

**D**EPUIS quelques années, la surveillance des pathologies vasculaires suscite un grand intérêt. En particulier, le monitoring de patients ayant des complications thromboemboliques est une préoccupation permanente dans le milieu hospitalier, en raison notamment de nombreux accidents postopératoires provoqués par la présence d'emboles cérébraux.

Avant d'expliciter les différentes interactions entre les ultrasons, le sang et les emboles, nous allons tout d'abord décrire ce qu'est une embolie et les pathologies qu'elle risque d'engendrer. Puis nous ferons un descriptif succinct du système utilisé pour détecter les emboles. Enfin nous expliciterons la nature du signal embolique afin de pouvoir traiter ces signaux dans les prochains chapitres.

### 2.1 LES EMBOLES

L'embolie est la migration intravasculaire d'un corps étranger, appelé embole. L'embole, qui dans 95% des cas est un caillot de sang [Spencer *et al.*, 1990], [Russell *et al.*, 1991], [Siebler *et al.*, 1992], suit habituellement la direction du courant sanguin normal. Dans les autres cas, l'embole peut être des micro-bulles de gaz [Spencer *et al.*, 1969a] ou bien des petits morceaux de graisse [Kelly *et al.*, 1972]. Les thromboses (caillot de sang) veineuses, en migrant, sont à l'origine d'embolies pulmonaires qui sont de loin les plus graves et parmi les plus fréquentes ; celles-ci sont provoquées par embolie massive, mais aussi par une pluie d'emboles de petites tailles. Les thromboses artérielles [Siebler *et al.*, 1992] et cardiaques [Padayachee *et al.*, 1987], quant à elles, sont à l'origine d'embolies de la grande circulation ; elles peuvent perturber la circulation en créant une obstruction vasculaire : c'est l'ischémie aiguë dont une conséquence locale est l'infarctus.

## 2.2 LE SYSTÈME DE DETECTION

La faisabilité de la détection des micro-embolies à l'aide d'appareils Doppler ultrasonores, a été montrée *in vitro* puis *in vivo* dès la fin des années 60 par Merill Spencer [Spencer et Campbell, 1968], [Spencer *et al.*, 1969b], [Spencer *et al.*, 1969a]. Ces signaux ont d'abord été observés dans la veine cave et l'aorte de plongeurs victimes du syndrome de décompression. C'est encore Spencer, qui en 1969, via l'utilisation d'un système Doppler ultrasonore, découvrit l'embolie artérielle gazeuse pendant une opération à coeur ouvert dans l'artère carotide commune et dans les systèmes de pompes cardiopulmonaires.

**Le Doppler Transcrânien.** Quelques appareils Doppler transcrânien commercialisés sont équipés de logiciels dédiés à la détection automatique d'embolies cérébraux, mais les algorithmes de détection ne sont pas clairement explicités. En règle générale, le critère de détection est l'augmentation relative de la puissance du signal Doppler, supposée plus importante en présence d'un embolie. L'évaluation de cette augmentation relative est très dépendante du logiciel utilisé et donc de l'appareillage, toutefois elle peut être obtenue en considérant le rapport entre la valeur maximale de la puissance moyenne évaluée à court terme et la valeur de la puissance spectrale du flux sanguin sans embolie. Un seuil est ensuite appliqué à cette fonction de détection. En général, une phase préliminaire est dédiée à la détermination de ce seuil qui, en pratique, vaut environ 9 dB afin de différencier le signal embolique des variations énergétiques spontanées du flux sanguin. Ensuite une procédure de réjection des artéfacts est utilisée. C'est généralement à ce niveau qu'il peut exister des différences entre les appareils.

Le système Doppler transcrânien (TCD) <sup>1</sup> fait propager des US de 2MHz (afin de traverser le crâne) en direction des artères carotides interne et moyenne (voir la figure (2.1)). La détection s'effectue dans deux volumes de mesure distincts comme indiqué sur la figure (2.2).

## 2.3 NATURE DU SIGNAL DOPPLER EMBOLIQUE

La signature du passage d'un embolie était encore assez floue en 1990, Spencer [Spencer *et al.*, 1990] décida alors de conduire une étude afin de définir les caractéristiques de ces signaux emboliques. Il effectua une série d'enregistrements lors d'endartérectomie <sup>2</sup> de la carotide et il suggéra que ces signaux étaient transitoires, d'amplitude élevée et d'un contenu fréquentiel riche.

En 1995, le neuvième comité international d'hémodynamique cérébrale, présidé par Merrill P. Spencer, édita un rapport précisant les critères de base d'identification de signaux micro-emboliques. Ils y établirent que :

---

<sup>1</sup>L'appareil utilisé est un MDX4-TCD-8 DWL de chez Elecktronische Systeme GmbH Allemagne 1995

<sup>2</sup>L'endartérectomie correspond à l'incision d'une artère dans le sens longitudinal.

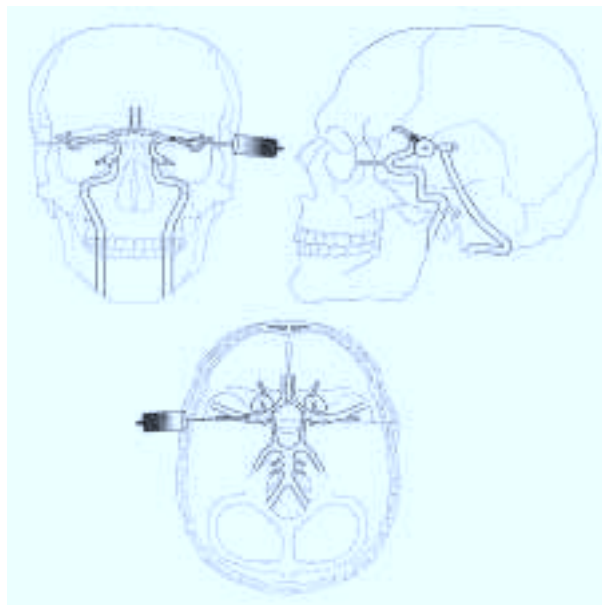


FIG. 2.1 –

*Localisation des vaisseaux sanguins et positionnement des sondes du système Doppler transcâranien.*

- l'amplitude du signal Doppler micro-embolique est souvent au moins supérieure de  $3dB$  au signal de fond représentatif du flux sanguin, et l'amplitude de ce signal est très dépendante de la nature de l'embolie (c'est la théorie de la diffusion explicitée dans la partie consacrée à la rétrodiffusion des US par l'embolie qui le prédit). La valeur de  $3dB$  n'est pas quelconque car elle correspond aux fluctuations énergétiques intrinsèques du flux sanguin. Ces variations peuvent être dues par exemple à la nature turbulente du flux, à la variation locale de l'hématocrite, aux phénomènes d'aggrégations, ...
- le signal Doppler micro-embolique est un signal transitoire dont la durée est généralement inférieure à  $300ms$ . Sa durée dépend de son temps de passage dans le volume de mesure Doppler ;
- le signal embolique est unidirectionnel dans le spectre de vitesse Doppler lorsque le système Doppler possède une dynamique appropriée. Ainsi, le signal embolique se superpose au spectre Doppler uniquement aux fréquences positives ou aux fréquences négatives<sup>3</sup> ;
- selon le système de mesure et la vitesse de l'embolie, un signal micro-embolique est accompagné d'un sifflement audible sur la sortie audio ; d'autre part le signal micro-embolique semble être composé de plusieurs fréquences (chirp).

<sup>3</sup>Dans le cas d'artéfacts, le signal apparaît simultanément aux fréquences positives et négatives.



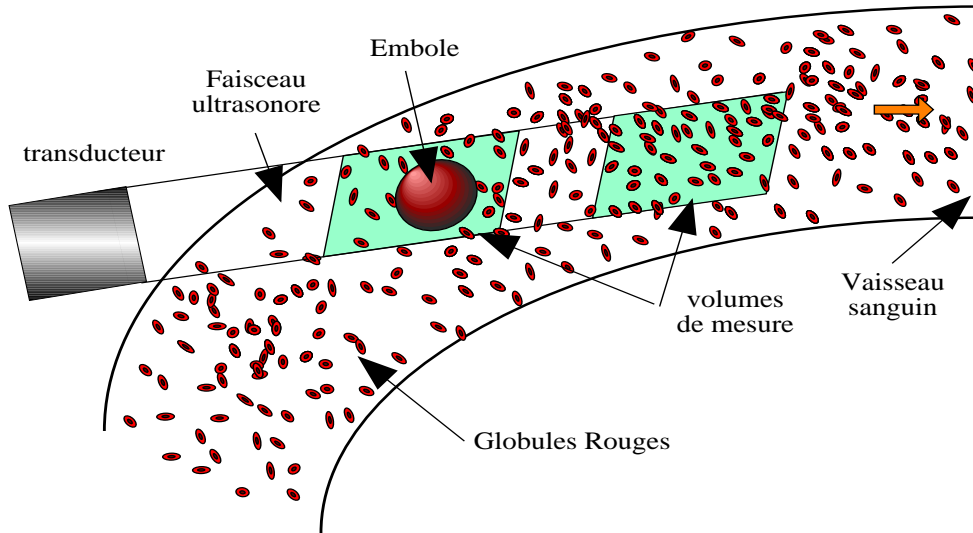


FIG. 2.2 –

Schéma du principe du Doppler transcrânien à deux volumes de mesure pour différencier les emboles des artéfacts.

### 2.3.1 Le signal Doppler embolique

Si maintenant nous supposons que l'embole n'est autre qu'un très gros globule rouge qui circule au rythme des battements cardiaques, alors la partie réelle du signal Doppler analytique réfléchi par l'embole seul est donnée par l'expression (1.17) :

$$y_e(t) = B_e \cos(\Psi(t) + \tau_e) \text{tri}_T(t) * \delta(t - \tau_e \omega_0 - 2t_p), \quad (2.1)$$

où

$$\Psi(t) = 2 \frac{\omega_0}{c} \cos \theta_e \int_0^t v_e(u) du, \quad (2.2)$$

avec  $B_e = \frac{\sqrt{\sigma_e}}{L^2}$  et  $t_e = L/c$ .  $\sigma_e$  est la section efficace de rétrodiffusion de l'embole,  $L$  est la distance qui sépare l'embole du transducteur et  $v_e(u)$  est la vitesse à laquelle circule l'embole. Dans le cas général, le signal Doppler provient de la contribution du sang, de l'embole et des artéfacts et devient alors :

$$\varrho(t) = y_d(t) + \sum_{i=1}^{N_e} y_{e_i}(t - \tau_{e_i}) + \sum_{k=1}^{N_x} X_k(t - \tau_{X_k}) + u(t), \quad (2.3)$$

où  $y_d(t)$  est donné par l'expression (1.17). Cette relation décrit les informations prépondérantes qui composent le signal Doppler embolique.  $N_e$  représente le nombre d'emboles dans le signal et  $\tau_{e_i}$  l'occurrence aléatoire de ces emboles, de même  $N_x$  représente le nombre d'artéfacts dans le signal et  $\tau_{X_k}$  l'occurrence aléatoire de ces artéfacts, enfin  $u(t)$  représente le bruit de mesure. Les artéfacts sont des signaux qui correspondent par exemple au mouvement de la sonde, au mouvement du patient (voir la figure (2.4)). Notons en outre que  $y_{e_i}(t)$  et  $y_d(t)$  sont intimement

liés car on va supposer que l'embolie circule à la même vitesse que le sang, ce qui hémodynamiquement semble une bonne approximation. Afin de simplifier notre étude, nous supposons qu'il n'y a qu'un embolie et nous ne prendrons plus en compte les artéfacts car ceux-ci peuvent être discriminés du reste du signal en utilisant une méthode appropriée comme par exemple un filtrage ou celle proposée par Smith et al [Smith *et al.*, 1996]. Dans ces conditions, le signal Doppler embolique  $\rho(t)$  s'écrit :

$$\rho(t) = y_d(t) + y_e(t - \theta_e) + u(t). \quad (2.4)$$

Remarquons d'autre part que la durée du signal Doppler embolique est directement liée au temps que met l'embolie pour traverser le volume de mesure, c'est la notion de temps de transit déjà évoquée précédemment. Ceci implique donc que la signature du passage d'un embolie n'est pas une sinusoïde pure, mais un signal possédant une largeur de bande qui dépend de la vitesse à laquelle l'embolie traverse le volume de mesure. Plus la vitesse de l'embolie sera lente (grande) plus la largeur de son spectre sera étroite (large). Cette durée est influencée par la forme du faisceau US qui insonifie le volume de mesure et en particulier la présence de lobes secondaires dans la fenêtre de réception peut augmenter cette durée. Un autre facteur influant est la manière dont l'embolie traverse le volume de mesure. En effet, si le volume de mesure est suffisamment large pour que le profil de vitesse ne soit plus uniforme (profil parabolique par exemple), le passage de l'embolie dans le volume de mesure se caractérise par une modulation de fréquence du signal Doppler embolique.

Smith et al [Smith *et al.*, 1997] ont étudié les différents types de modulation de fréquence due soit au trajet ambigu suivi par l'embolie soit par la forme du vaisseau sanguin. Smith rapporta une différence significative de modulation entre les embolies d'origine gazeuse et solide et suggéra que cette remarque pouvait permettre la discrimination entre des embolies gazeuses et solides. Ceci nous conduit tout naturellement à regarder le contenu spectral du signal embolique.

### 2.3.2 Contenu spectral du signal embolique

La signature spectrale d'un embolie peut être considérée comme un spectre à bande étroite [Roy *et al.*, 1998] centré sur la fréquence Doppler correspondant à la vitesse du sang transportant l'embolie. La largeur de bande, quant à elle, dépend de la vitesse avec laquelle l'embolie a traversé le volume de mesure. Nous vérifions la validité de cette hypothèse en précisant que, premièrement, le spectre du flux sanguin est la somme de spectre bande étroite élémentaire (voir la figure (2.3)) due au phénomène lié au temps de transit et à la présence de nombreux globules rouges ne voyageant pas à la même vitesse. Deuxièmement, le spectre d'un signal embolique est un spectre bande étroite au même titre que celui correspondant à un globule rouge mais avec toutefois une plus grande amplitude (reliée en partie à la rétrodiffusion de l'embolie).

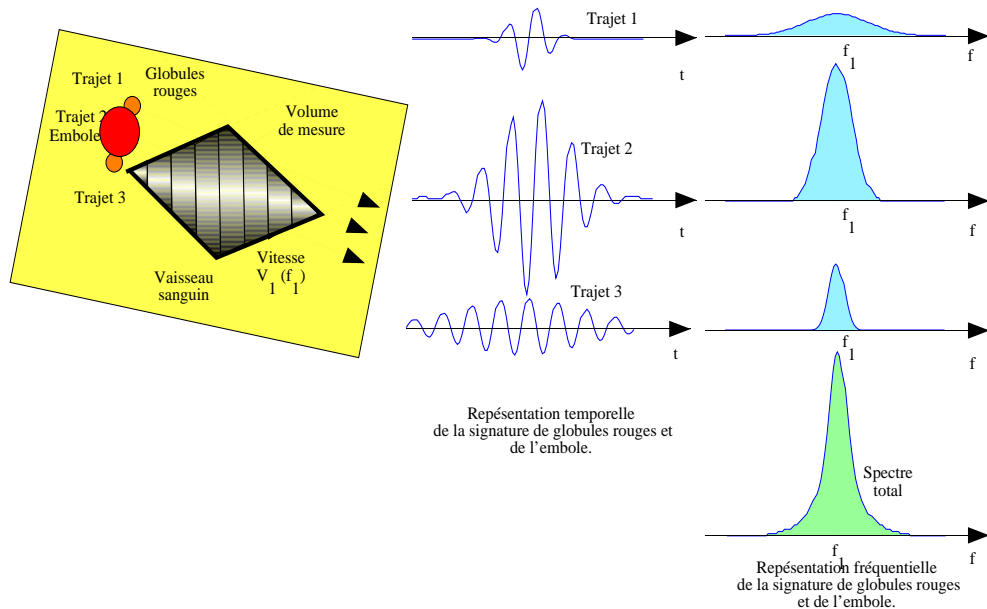


FIG. 2.3 –

*Spectre imagé du signal Doppler sanguin avec un embolie.*

Nous pouvons aussi préciser que le signal Doppler embolique est unidirectionnel ; cette notion sera très utile pour discriminer les artéfacts des emboles (voir la figure (2.4)). Comme Smith [Smith *et al.*, 1996] le souligne, l'utilisation d'un système Doppler transcrânien à deux portes (voir figure (2.2)), offre la possibilité de différencier les artéfacts des signaux emboliques. En effet, puisque l'embolie se propage dans la direction du flux sanguin (unidirectionnel), il est détectable séquentiellement à différentes profondeurs dans la zone insonifiée. Notons qu'il existe un autre système de réjection d'artéfacts en marge des autres [Siebler *et al.*, 1994] basé sur les réseaux de neurones.

Une autre idée originale, que Smith développa [Smith *et al.*, 1998] sans toutefois l'explicitier précisément, consista à faire remarquer que la longueur du volume de mesure, défini comme étant le produit de la vitesse de l'embolie par la durée de traversée, était plus importante lorsque l'embolie était d'origine gazeux que solide. De manière intuitive, nous pouvons souligner que c'est peut être en raison de l'influence prépondérante de la célérité de la bulle d'air ( $330m/s$ ) par rapport à celle du milieu ambiant ( $1530m/s$ ) que la fréquence Doppler de l'embolie gazeux est plus grande que celle donnée par l'embolie solide. Effectivement, si on considère que tous les paramètres de l'équation (1.9) sont constants, sauf la célérité, à la fois dans le cas d'un embolie gazeux ou solide, on vérifie bien que dans ce cas la fréquence Doppler d'un embolie gazeux est supérieure à celle de particules solides.

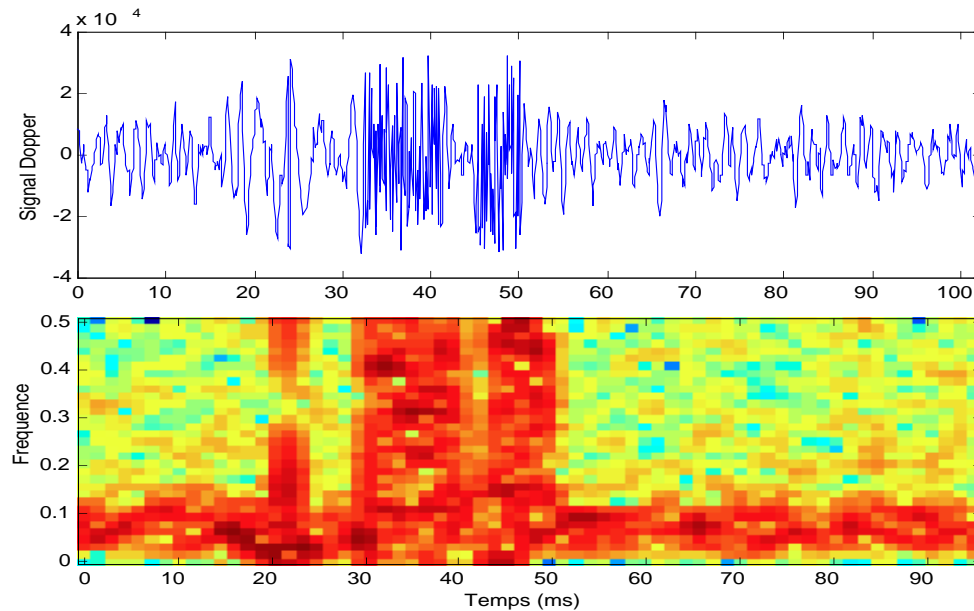


FIG. 2.4 –

*Exemple d'artéfacts sur le sonogramme à la suite d'un mouvement de la sonde.*

## 2.4 LA RÉTRODIFFUSION DES ULTRASONS PAR LES EMBOLES

Nous avons vu dans le chapitre précédent que le signal Doppler est très dépendant de la rétrodiffusion des globules rouges (GR) dans le volume de mesure. Il en est de même pour les signaux emboliques Doppler et c'est ce que nous allons expliciter maintenant.

La rétrodiffusion de micro-emboles <sup>4</sup>, comme pour les GR, dépend de plusieurs facteurs : un facteur est lié au système ultrasonore (la fréquence d'émission), d'autres à la nature du milieu ambiant et du micro-embole (compressibilité et densité de masse) et enfin un autre lié à la taille du micro-embole. Dans le cadre de la détection de micro-emboles, Newhouse [Newhouse *et al.*, 1980] fut l'un des premiers à évaluer, *in vitro*, la quantité de micro-particules de charbon (provenant soit d'appareils de détoxification utilisant des colonnes de charbon ou de dialyseurs), en utilisant la théorie de la diffusion de Rayleigh. Pour ce faire, il calcula le rapport de la puissance de signal Doppler sans particules de charbon par celle obtenue avec les particules de charbon. Remarquons que dans cette étude, la fraction volumique des particules de charbon est assez élevée comparée à celle rencontrée dans le cas d'emboles détectés par les appareils en routine clinique.

Quand la taille des emboles est beaucoup plus grande que la longueur d'onde, une approche très succincte est d'introduire la notion de coefficient de réflexion. C'est avec cette approche que Russell [Russell, 1992] expliqua pourquoi des emboles d'origine graisseux et gazeux procurent des signaux d'amplitude d'environ 15 *dB* supérieur à ceux obtenus à partir

<sup>4</sup>Une hypothèse implicite est que le micro-embole a une taille très petite par rapport à la longueur d'onde.

d'emboles d'origines plaquettaires ou athéromateuses. Pour des emboles de compositions différentes immergés dans le sang, l'expression (1.1) permet d'évaluer le coefficient de réflexion.

*Sous incidence normale, les coefficients de réflexion dans le cas d'interfaces sang/embole gazeux et sang/embole graisseux, valent respectivement 99.9% et 8% (les impédances acoustiques de l'air, du sang et de la graisse valent respectivement 0.0004 MRays, 1.66 MRays et 1.33 MRays).*

Notons quand même que la diffusion de micro-emboles gazeux (dépendant de la fréquence) est particulière puisqu'elle n'est plus monotone mais affiche un maximum de rétrodiffusion appelé résonance. Ceci implique que la rétrodiffusion peut être plus grande que celle attendue en raison des résonances.

Dans le cas où les emboles ont des tailles moyennes comparées à la longueur d'onde, l'approche géométrique et la diffusion de Rayleigh ne sont plus valables. Des expressions plus générales et plus complexes peuvent être utilisées. Ceci sortant du cadre de notre étude, nous pourrions nous reporter à [Morse et Ingard, 1968], [Lubbers et Berg, 1976], [Moehring et Kepler, 1994].

# CONCLUSION

DANS cette partie nous avons discuté différents aspects de la nature du signal Doppler sanguin avec et sans embolie. Nous avons rappelé que le processus associé à un grand nombre d'enregistrements pouvait être considéré comme stationnaire et gaussien par morceau. Nous avons explicité ensuite que le signal Doppler embolique est un signal de haute énergie comparé au signal sanguin dépourvu d'embolies, de courte durée, et dans certains cas modulé en fréquence. Ayant identifié les paramètres importants qui influent sur la nature du signal Doppler avec ou sans embolie, nous pouvons mettre au point et tester de nouveaux outils permettant de caractériser les différents signaux étudiés.



**Deuxième partie**

**ANALYSE DU SIGNAL DOPPLER :  
MESURE DE LA FRÉQUENCE  
DOPPLER INSTANTANÉE**





# INTRODUCTION

DANS le but de caractériser et de quantifier le flux sanguin, représentatif de pathologies vasculaires (sténose), un certain nombre d'outils non-invasifs ont été développés. L'un d'entre eux, couramment utilisé en routine clinique, est le système Doppler ultrasonore, continu ou pulsé, seul ou avec l'adjonction de l'imagerie ultrasonore.

Pour obtenir une information quantitative du flux sanguin, il existe deux approches.

La première concerne la visualisation bi-dimensionnelle de la répartition des vitesses du flux sanguin en fonction du temps. Cette visualisation - temps/vitesse Doppler -, couramment utilisée dans les appareils echo-Doppler, permet au médecin d'avoir une vue d'ensemble de la répartition des vitesses sanguines. Dans une telle application la priorité est donnée au calcul du plan temps/fréquence Doppler. A partir de ce plan est évalué, via l'utilisation d'estimateurs fréquentiels, un certain nombre d'informations quantitatives comme les vitesses (ou fréquences) instantanées maximales, moyennes, minimales. Les performances des estimateurs fréquentiels, en termes de précision sur l'estimation de la fréquence instantanée Doppler sont très dépendantes des distributions utilisées pour évaluer le plan temps-fréquence. Actuellement les plans temps-fréquence dans les appareils écho-Doppler sont les spectrogrammes (FFT à court terme). La méthode de Fourier ayant des limitations bien connues, nous présentons d'autres distributions dont les limitations sont moins contraignantes.

La deuxième approche est dédiée exclusivement à l'obtention d'une seule information quantitative instantanée évaluée rapidement. L'information la plus courante qui est extraite, à partir du signal Doppler obtenu durant un examen, via l'utilisation d'un estimateur temporel, est la fréquence instantanée de ce signal car elle résume assez bien l'évolution temporelle du flux sanguin. Un exemple d'application est l'évaluation en temps-réel du temps de récupération d'un sportif via l'estimation de la fréquence moyenne du flux sanguin. Les estimateurs temporels bien que très rapides procurent des estimations de la fréquence instantanée peu précises dans le cas de variations rapides de la fréquence instantanée en fonction du temps. Dans cette partie nous rappelons les méthodes existantes et nous proposons ensuite deux nouvelles méthodes : l'une est basée sur la mesure de la longueur euclidienne et la seconde est une méthode paramétrique évolutive récursive.



# Chapitre 1

## LES MÉTHODES EXISTANTES

L'ANALYSE spectrale classique basée sur la transformée de Fourier (TF) et reposant sur le concept de fréquence permet d'étudier des systèmes linéaires et invariants temporellement. La plupart des processus (parole, ondes FM, signaux biomédicaux) et systèmes présentent des fréquences qui changent au cours du temps. Cette dépendance vis-à-vis du temps du contenu spectral de ces signaux est qualifiée de non-stationnaire. Une description de ces signaux via l'utilisation de la TF n'est pas adaptée car celle-ci ne permet pas une description conjointe à la fois en temps et en fréquence. Des méthodes plus spécifiques, regroupées sous l'appellation "représentations temps-fréquence", permettent d'associer à un signal une fonction bi-dimensionnelle du temps et de la fréquence.

Lorsque nous désirons extraire d'un signal une information qui dépend simultanément du temps et de la fréquence, nous pouvons nous intéresser à la notion de fréquence instantanée résumant l'évolution temporelle du contenu spectral. Cette notion de fréquence instantanée doit être définie d'une manière différente de la fréquence de Fourier usuelle car cette dernière introduit une ambiguïté. Cette contradiction intrinsèque s'explique par le fait que la notion d'instantanéité décrit un comportement local alors que l'aspect fréquence, intimement lié à la fréquence de la sinusoïde (de durée infinie), indique un comportement global.

### 1.1 NOTION DE FRÉQUENCE INSTANTANÉE

A partir des signaux Doppler étudiés nous pouvons extraire plusieurs informations fréquentielles. Les plus connues sont les différentes notions de fréquence instantanée, de fréquence modale (fréquence associée au maximum de la densité spectrale de puissance) et de fréquence au maximum du spectre (fréquence qui correspond à la fréquence la plus haute).

**La notion de fréquence instantanée.** La notion de fréquence instantanée (FI) a été définie à l'origine dans le domaine de la communication pour décrire les signaux modulés en fréquence.

Pour ces signaux modulés, la FI est un paramètre de base qui définit la localisation temporelle du contenu spectral du signal. Conceptuellement la FI peut être interprétée comme la fréquence d'une sinusoïde qui ajuste localement le signal analysé. Physiquement, la FI n'a de sens que pour des signaux mono-composantes, où il n'y a qu'une seule fréquence ou une bande fréquentielle étroite variant en fonction du temps. Dans le cas de signaux mono-composantes nous pouvons aussi bien parler de FI que de fréquence moyenne ou dominante ; dans le cas multi-composantes la notion de FI n'a plus de sens [Loughlin et Tacer, 1997].

Deux définitions de bases ont été proposées dans la littérature, l'une est établie à partir de la dérivée de la phase du signal analytique associé au signal étudié, l'autre est déterminée à partir du plan temps-fréquence du signal étudié :

1. Utilisant la définition de Gabor et plus tard de Ville [Ville, 1948], la FI ,  $f_i(t)$ , d'un signal  $y_d(t)$  peut être définie comme la dérivée de la phase du signal analytique associé. Dans notre étude, le signal Doppler  $y_d(t)$  étant analytique, l'expression de la fréquence instantanée devient :

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \left( \arg(y_d(t)) \right). \quad (1.1)$$

L'implémentation numérique de ces estimateurs de FI souffre de limitations dues aux évaluations numériques de la dérivée et de l'argument. Malgré ces limitations, ces estimateurs temporels [Lovell et Williamson, 1992], [Sun et Sciabassi, 1993], [Jeong *et al.*, 1995] sont préférés aux estimateurs fréquentiels en raison de leur rapidité de calcul. Ces différents estimateurs sont proposés au chapitre (1.3).

2. Une autre interprétation de la FI peut être établie lorsque nous considérons une représentation bi-dimensionnelle - plan temps-fréquence - du signal.

Deux types d'estimateurs de fréquence peuvent être utilisés à partir de la distribution temps-fréquence. La FI peut être obtenue, soit en calculant le moment de la distribution, soit en recherchant la fréquence correspondant au pic spectral d'un signal modulé en fréquence.

La FI d'un signal à un instant  $t$  peut être définie comme la moyenne pondérée des fréquences qui existent dans le signal à l'instant  $t$  [Cohen, 1989].

L'estimateur fréquentiel fondé sur le calcul du moment normalisé, communément appelé centroïde, est donné par :

$$f_i(t) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f RTF(f, t) df}{\int_{-\infty}^{+\infty} RTF(f, t) df}, \quad (1.2)$$

où  $RTF(f, t)$  est la distribution associée au signal considéré, c'est-à-dire le spectrogramme, la distribution de Wigner-Ville ou le spectre auto-régressif (AR). Ces estimateurs de fréquence moyenne, nécessitent en premier lieu le calcul du plan temps-fréquence. Ce type d'estimateurs, présentés au chapitre (1.2), procurent des résultats satisfaisants mais souffrent d'un temps de calcul long.

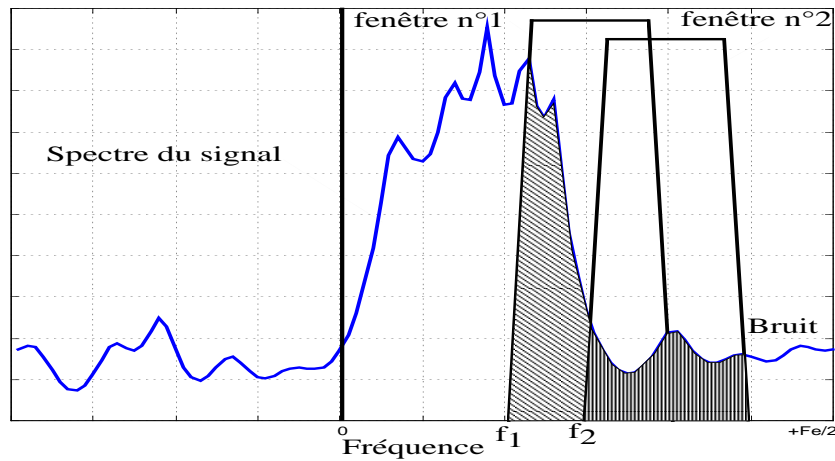


FIG. 1.1 –

*Calcul de la fréquence au maximum de la bande spectrale pour un instant donné.*

**Fréquence modale.** L'estimateur de la fréquence modale évalue la fréquence qui correspond au maximum de la densité spectrale de puissance (DSP). Cette fréquence indique la vitesse à laquelle se déplace le plus grand nombre de globules rouges. Cet estimateur a été utilisé dans le cas de suivi de fréquences de spectres AR [Girault *et al.*, 1998]. Cette fréquence du maximum d'énergie peut être directement estimée à partir des paramètres AR sans passer par le calcul du spectre (voir le chapitre (1.3.2)). Ceci est intéressant dans le cas d'applications en temps-réel. Notons que cet estimateur n'est pas recommandé dans le cas de spectres de signaux Doppler évalués par la méthode du spectrogramme en raison d'une grande variance sur l'estimation de cette fréquence.

**Fréquence maximum.** L'estimateur de la fréquence au maximum de la bande, i.e. la fréquence la plus grande de la bande, est très souvent utilisé pour mesurer la vitesse maximum du sang qui circule dans le vaisseau. Son évaluation est très variée et à titre d'exemple nous proposons de décrire la méthode utilisée par Fort et al [Fort *et al.*, 1995] dans le cas de signaux Doppler continus.

A partir de la DSP, deux fenêtres de même longueur, espacées d'un pas fréquentiel défini, sont décalées simultanément des hautes vers les basses fréquences et à chaque pas est calculée l'énergie (voir figure (1.1)). La fréquence maximum est obtenue quand la valeur de l'énergie calculée dans la première fenêtre est suffisamment élevée comparée à celle obtenue dans la deuxième fenêtre ; en d'autres termes, quand le rapport des deux énergies est supérieur à un seuil. Afin de réduire l'influence du bruit, Fort et al [Fort *et al.*, 1995] évaluent le rapport de l'énergie de la première fenêtre au carré par l'énergie de la deuxième fenêtre et considèrent que la fréquence maximum du spectre est obtenue lorsque que ce rapport est maximum. En effet, dans le cas de spectres Doppler continus, le bruit se situe toujours aux hautes fréquences (à

droite du spectre correspondant à l'information) ; et donc l'énergie de la première fenêtre, située aux basses fréquences (à gauche de la deuxième), élevée au carré avantagera l'information utile au bruit.

## 1.2 LES ESTIMATEURS FRÉQUENTIELS

Au cours du cycle cardiaque, le signal rétrodiffusé essentiellement par les globules rouges est non-stationnaire. La nature non-stationnaire du signal Doppler implique que la transformée de Fourier, outil parfaitement adapté aux signaux stationnaires, ne permet pas de localiser les non-stationnarités dans les signaux car elle fournit une représentation globale des signaux. Un changement brusque et très localisé dans le signal est répercuté, dans le domaine de Fourier, sur l'axe des fréquences tout entier. Une étude temps-fréquence est donc nécessaire d'une part afin de nous renseigner sur la répartition des vitesses sanguines, et d'autre part pour nous permettre d'extraire une information instantanée.

Dans ce chapitre, nous rappelons les principales représentations temps-fréquences non-paramétriques et paramétriques couramment rencontrées dans le domaine de la vélocimétrie sanguine.

Notons que les signaux réels, utilisés pour illustrer le comportement des différentes méthodes, ont été enregistrés via l'utilisation conjointe d'une sonde ultrasonore Doppler continue de 4 MHz, d'un système Doppler continu analogique (modulation, démodulation et filtrage) et d'un système d'acquisition 12 bits de fréquence d'échantillonnage de 20 KHz.

### 1.2.1 Représentation temps-fréquence non-paramétrique : Classe générale de Cohen

Dans ce paragraphe nous présentons le formalisme général de la classe de Cohen [Cohen, 1989] regroupant les distributions quadratiques invariantes par translations temporelle et fréquentielle. La représentation temps-fréquence de cette classe s'exprime pour un signal  $y_d(t)$  par :

$$RTF(t, f) = \frac{1}{4\pi^2} \int \int \int y_d(u + \frac{\tau}{2}) y_d^*(u - \frac{\tau}{2}) R(\nu, \tau) e^{-j\nu t} e^{j\nu u} e^{-j2\pi f \tau} du d\tau d\nu. \quad (1.3)$$

$u, t, \tau$  sont des variables temporelles,  $f, \nu$  sont des variables fréquentielles et  $R$  est une fonction arbitraire appelée noyau. Pour appartenir à la classe de Cohen, le noyau doit vérifier certaines propriétés. En particulier l'invariance par translations temporelle et fréquentielle est vérifiée si le noyau est indépendant du temps et de la fréquence. D'autre part, la distribution est quadratique ou bilinéaire si le noyau est indépendant du signal. D'autres caractéristiques des distributions temps-fréquences assurant leur appartenance à la classe de Cohen sont présentées dans [Cohen, 1989].

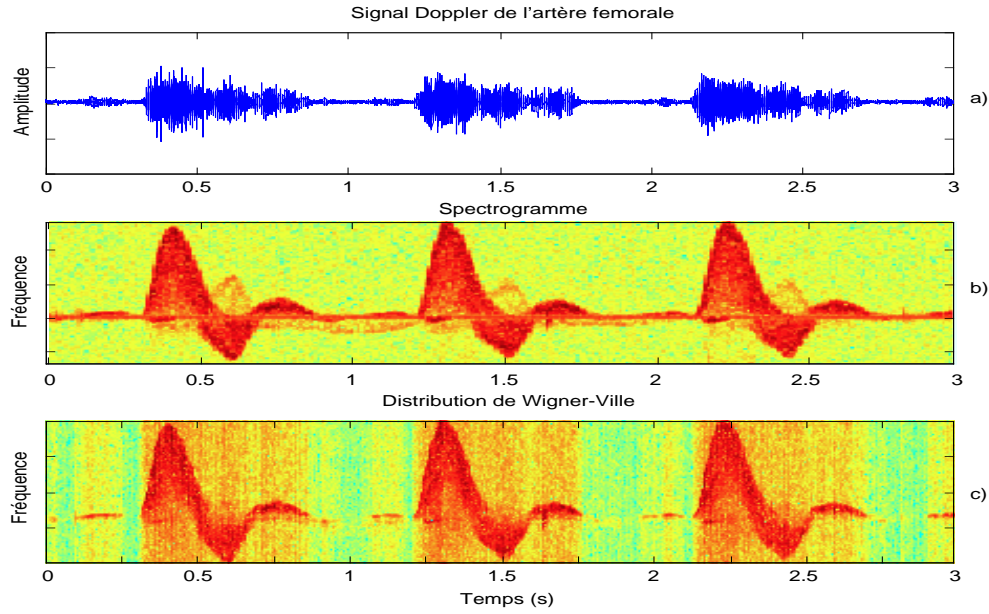


FIG. 1.2 –

*Signal Doppler sanguin issu de l'artère fémorale. a) Amplitude du signal Doppler, b) spectrogramme, c) distribution de Wigner-Ville.*

**Transformation de Fourier à court terme : spectrogramme.** L'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) du signal Doppler est obtenue en appliquant la transformée de Fourier rapide (TFR) directement sur le signal échantillonné. En fait, en raison de la nature non-stationnaire du signal Doppler, la TFR est appliquée sur des tronçons du signal de courte durée : c'est la transformée de Fourier à court terme équipant la plupart des appareils du commerce. Le calcul du spectrogramme - c'est-à-dire la représentation temps-fréquence quadratique du signal - consiste à trouver la densité spectrale de puissance du signal à un instant donné  $t$  en analysant un petit segment du signal centré sur l'instant  $t$ . Le spectrogramme se déduit de l'équation (1.3) en remplaçant le noyau par :

$$R(\nu, \tau) = \int h(u + \frac{\tau}{2})h^*(u - \frac{\tau}{2})e^{-j\nu u} du.$$

On obtient alors :

$$S_p(t, f) = \left| \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} y_d(\tau)h^*(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \right|^2. \quad (1.4)$$

Ici,  $y_d(t)$  représente le signal Doppler analysé, l'opérateur  $*$  correspond à la conjugaison complexe et  $h$  est une fenêtre d'analyse glissante. Le spectrogramme décrit approximativement l'énergie du signal Doppler au point  $(t, f)$ . Le spectrogramme, toujours positif et préservant les translations en temps et en fréquence est simple à implémenter, mais le résultat est largement influencé par le choix de la durée et de la forme de la fenêtre d'observation (principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor). En effet, une durée d'observation longue procure une bonne



résolution fréquentielle au détriment de la résolution temporelle et inversement. Enfin une fenêtre trop grande ne satisfait plus l'hypothèse de stationnarité locale.

Pour extraire la fréquence moyenne du plan temps-fréquence calculée par FFT, nous appliquons la formule (1.2) du centroïde. L'estimation de la FI Doppler évaluée à partir du spectrogramme, bien que peu précise, est satisfaisante dans le cas de SNR (signal to noise ratio, rapport signal à bruit) élevés mais ne l'est plus pour des SNR moyens. Les graphes de la figure (1.2) montrent une représentation temporelle et temps-fréquence d'un signal Doppler continu provenant de l'artère fémorale d'un patient. En raison d'un fort SNR, le contrast énergétique entre le spectre Doppler et le bruit de fond est grand.

En raison de ces différents problèmes, d'autres transformées sont utilisées.

**Distribution de Wigner-Ville.** La distribution de Wigner-Ville [Wigner, 1932], [Ville, 1948] est un outil bien adapté à l'étude de signaux présentant une évolution de leur contenu fréquentiel et peut être donc appropriée aux signaux Doppler. Si la distribution de Wigner-Ville est bien adaptée pour analyser des signaux mono-composantes modulés en fréquence, il est également important de noter que le signal Doppler n'est pas un simple signal modulé en fréquence mais est modulé en amplitude, d'où une difficulté certaine à évaluer avec précision une FI.

Cette représentation temps-fréquence se déduit de l'équation (1.3) en remplaçant le noyau par :

$$R(\nu, \tau) = 1.$$

On obtient alors :

$$W(t, f) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} y_d(t + \frac{\tau}{2}) y_d^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f \tau} d\tau, \quad (1.5)$$

où  $y_d$  est le signal Doppler qui, par définition, est analytique.

Sur la figure (1.2) la version numérique de la distribution de Wigner-Ville d'un signal Doppler, enregistré au niveau de l'artère fémorale, procure une représentation bi-dimensionnelle très détaillée. Comme dans le cas de l'approche du spectrogramme, la fréquence moyenne est déterminée en appliquant la formule (1.2) du centroïde sur tout le plan temps-fréquence. Cette FI fournit une estimation plus précise que celle évaluée à partir du spectrogramme.

Rappelons quelques avantages de cette distribution : le signal étudié n'a pas besoin d'être stationnaire dans la fenêtre d'analyse, elle présente des bonnes résolutions temporelle et fréquentielle. Un inconvénient provient de termes d'interférence, rencontrés lorsque le signal est multi-composante, qui rend moins lisible le plan temps-fréquence. D'autres distributions utilisant d'autres noyaux sont alors utilisées pour éliminer des termes d'interférences [Choi et Williams, 1989], [Zhao *et al.*, 1990].

### 1.2.2 Représentation temps-fréquence paramétrique

L'approche paramétrique, utilisée dans bon nombre de domaines tel que celui de l'analyse de la parole, est une autre alternative à l'approche de Fourier pour améliorer la résolution fréquentielle et le temps de calcul.

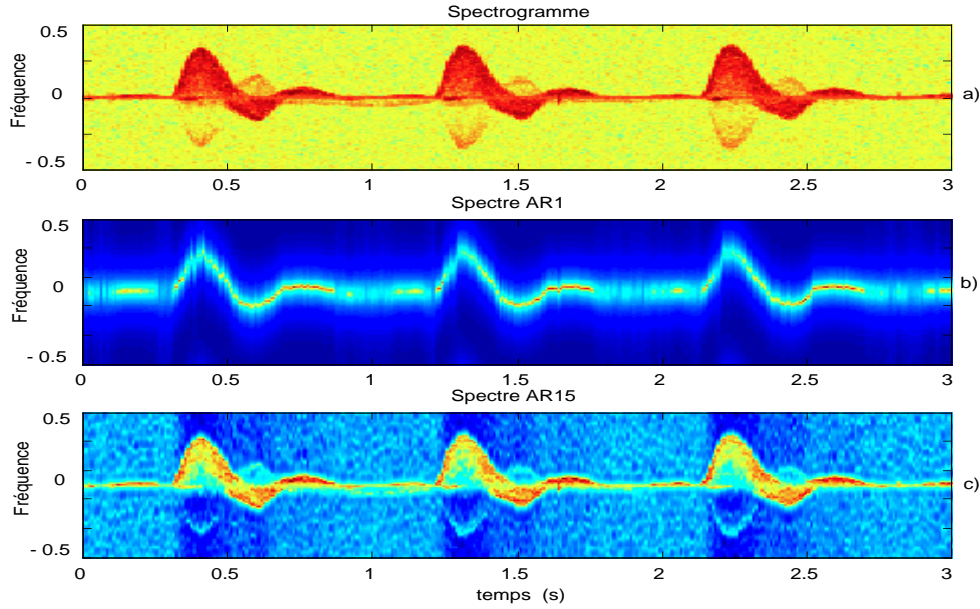


FIG. 1.3 –

*Représentation temps-fréquence d'un signal Doppler issu de l'artère fémorale. a) Méthode du spectrogramme, b) Spectre AR(1) et c) Spectre AR(15). Le filtrage de Hilbert (utilisé dans la carte de démodulation analogique) n'étant pas parfait, nous pouvons noter l'apparition de fréquences symétriques de faibles énergies.*

Le signal Doppler échantillonné  $y_d(n)$ , composé de  $N$  échantillons, est modélisé comme la sortie d'un filtre linéaire excité par un bruit blanc de moyenne nulle et de variance  $\sigma_u^2$ . Il est donné par :

$$y_d(n) = - \sum_{i=1}^q a_i(n) y_d(n-i) + u(n), \quad (1.6)$$

où les  $a_i(n)$  sont les paramètres AR à l'instant  $n$ , et  $q$  est l'ordre du modèle AR. Pour effectuer un choix correct de l'ordre AR dans le cas de signaux Doppler, nous pourrions nous reporter aux travaux de Schlindwein et Evans [Schlindwein et Evans, 1990] qui montrent qu'un ordre AR au moins égal à 15 est nécessaire pour obtenir un bon ajustement du spectre Doppler. La figure (1.3) montre qu'un ordre  $q = 15$  procure un spectre paramétrique très similaire à celui fourni par le spectrogramme. Cette représentation bi-dimensionnelle semble mieux discriminer les fréquences où le signal est très énergétique. Pour un ordre faible, par exemple  $q = 1$ , le spectre paramétrique obtenu est l'image d'une seule fréquence évoluant en fonction du temps

assimilée à une fréquence instantanée.

Notons que la méthode AR a été implémentée en électronique câblée (hardware) par Schlindwein et Evans [Schlindwein et Evans, 1989] afin d'obtenir en temps réel des spectres paramétriques.

Il existe plusieurs algorithmes pour calculer les paramètres AR nécessaires pour évaluer le spectre paramétrique : les méthodes de Levinson, de Burg, des moindres carrés, du gradient, des filtres en treillis et du filtrage de Kalman [Kay et Marple, 1981], [Ljung, 1987], [Ljung et Gunnarson, 1990]. Ici nous avons choisi de présenter une des méthodes les plus répandues : la méthode des moindres carrés. Notons aussi un certain nombre d'approches originales introduites par Forsberg [Forsberg, 1991] et Fort et al [Fort *et al.*, 1995] qui utilisent une décomposition en valeurs singulières pour évaluer la fréquence Doppler.

Afin d'évaluer le plan temps-fréquence d'un signal paramétrique, réécrivons l'équation (1.6) sous la forme matricielle suivante :

$$y_d(n) = \phi_n^T A + u(n), \quad (1.7)$$

et pour  $N$  données l'expression devient :

$$Y_d = \phi^T A + U, \quad (1.8)$$

avec

$$\begin{aligned} Y_d^T &= [y_d(n), \dots, y_d(n - N)], \\ \phi &= [\phi_n^T, \dots, \phi_{n-N}^T], \\ \phi_n^T &= [-y_d(n - 1), \dots, -y_d(n - q)], \\ A &= [a_1, \dots, a_q]^T, \\ U &= [u(n), \dots, u(n - N)]^T. \end{aligned} \quad (1.9)$$

L'estimation de  $Y_d$  est donnée par :

$$\hat{Y}_d = \phi^T \hat{A},$$

où le chapeau indique la valeur estimée.

La méthode des moindres carrés par blocs évalue les paramètres AR en minimisant la fonction de coût suivante :

$$J = (Y_d - \phi^T \hat{A})^T (Y_d - \phi^T \hat{A}), \quad (1.10)$$

avec

$$\left. \frac{\partial J}{\partial \hat{A}} \right|_{A=\hat{A}} = 0. \quad (1.11)$$

Le vecteur des paramètres estimés est alors donné par :

$$\hat{A} = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T Y_d. \quad (1.12)$$

Suivant le même principe que la méthode du périodogramme, la DSP à un instant donné  $n$  peut être obtenue en appliquant les algorithmes classiques d'estimation de paramètres AR sur de courtes séquences centrées à l'instant  $n$ . A partir de la connaissance de ces paramètres AR, nous calculons le spectre temps-fréquence paramétrique du signal Doppler par l'expression suivante :

$$P(f, n) = \frac{\sigma_u^2(n)}{\left|1 + \sum_{k=1}^q a_k(n)e^{-j2\pi fk}\right|^2}, \quad (1.13)$$

où  $f$  est la fréquence normalisée ( $-0.5 \leq f \leq 0.5$ ), et  $\sigma_u^2(n)$  est la puissance du bruit à l'instant  $n$  considéré.

**Conclusion.** Comme toutes les méthodes temps-fréquence, à partir desquelles est évaluée une fréquence moyenne, ces méthodes sont assez précises malgré un temps de calcul long. Dans le cas de signaux modulés en fréquence, Boashash [Boashash, 1992a],[Boashash, 1992b] a réalisé une comparaison de toutes ces méthodes en évaluant la borne de Cramer-Rao et le temps de calcul. L'auteur met en évidence que la distribution de Wigner-Ville atteint la borne de Cramer-Rao pour des valeurs plus faibles du SNR que la méthode de Fourier.

Dans le cas de signaux Doppler, une autre étude concernant la comparaison des performances entre des méthodes temps-fréquence basées sur la classe de Cohen (incluant la distribution de Wigner-Ville) [Forsberg *et al.*, 1999] et les approches paramétriques a été réalisée par Guo *et al.* [Guo *et al.*, 1994], [Guo *et al.*, 1993]. Les auteurs de ces études montrent que les méthodes temps-fréquences proposées, non paramétriques et paramétriques, procurent des résultats satisfaisants lorsqu'il s'agit d'évaluer la fréquence Doppler moyenne (centroïde). La figure (1.4) montre les différents plans temps-fréquence d'un signal réel provenant d'une artère carotide. Nous observons que la méthode du spectrogramme et la méthode paramétrique procurent une représentation satisfaisante du plan temps-fréquence, mais que celles-ci sont bien moins précises que celle obtenue par la méthode de Wigner-ville.

### 1.3 LES ESTIMATEURS TEMPORELS

La première et la plus simple des approches de caractérisation de flux sanguin a été d'écouter le signal Doppler. En effet la fréquence du signal Doppler reste inférieure à 20 KHz, ce qui correspond à la bande de fréquences audibles. Bien que cette approche rapide et pratique eut un énorme succès, en raison notamment de la sensation directe qu'elle procure concernant la régularité du flux, elle ne fournit pas d'informations quantitatives sur celui-ci. Pour pallier à cette lacune, d'autres méthodes ont été proposées. Ici nous proposons quelques méthodes, dont la liste est non-exhaustive, couramment rencontrées en vélocimétrie ultrasonore sanguine.

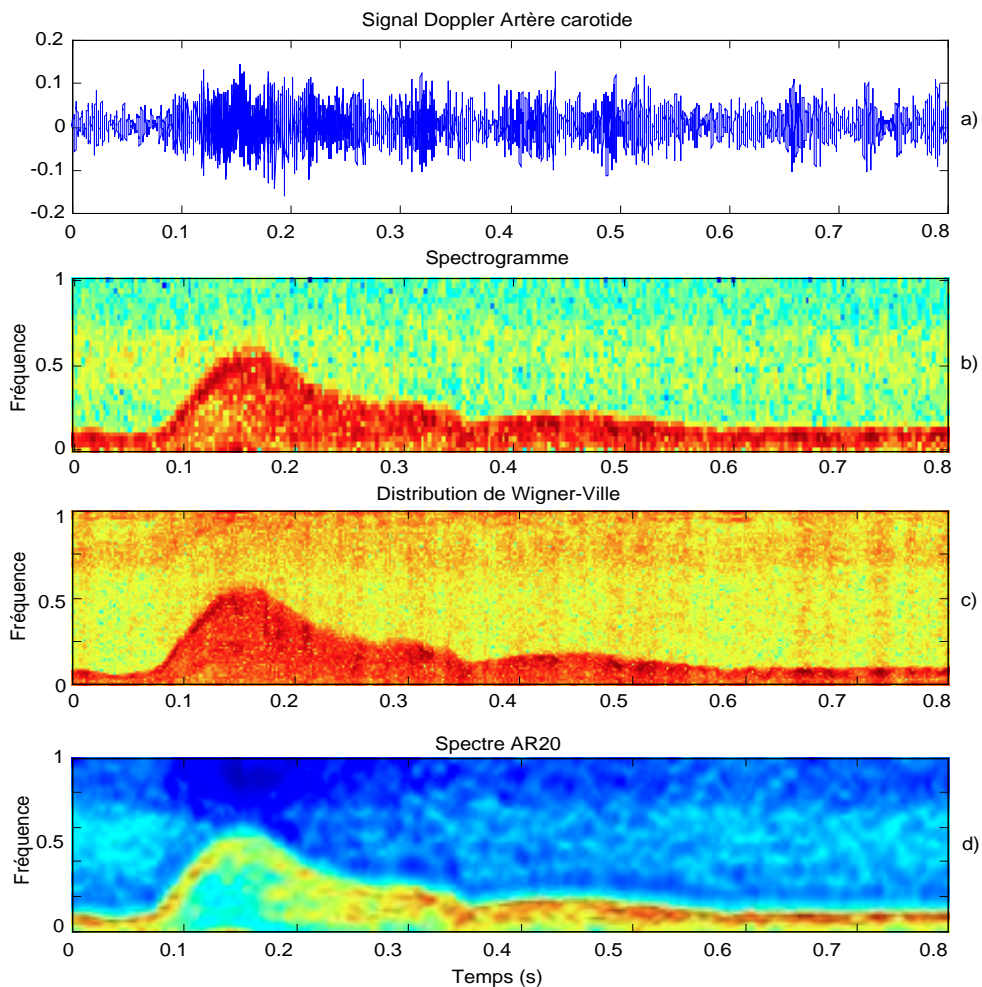


FIG. 1.4 –

Représentation temps-fréquence d'un signal Doppler issu de l'artère carotide. a) Signal Doppler continu provenant de l'artère carotide, b) la méthode du spectrogramme, c) la distribution de Wigner-Ville, d) spectre auto-régressif d'ordre 20.

### 1.3.1 Estimateurs non-paramétriques

Tous les estimateurs de fréquence instantanée proposés dans ce chapitre sont établis à partir de l'expression (1.1) :

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \left( \arg(y_a(t)) \right).$$

Nous rappelons ici le principe des estimateurs de fréquence instantanée les plus couramment rencontrés en vélocimétrie ultrasonore.

**Différence de phase.** Il existe plusieurs estimateurs de dérivée fondés sur les différences finies. Ici nous rappelons l'expression de l'estimateur de la différence finie centrale de phase :

$$f_i(n) = \frac{1}{4\pi} \left( \Delta(n+1) - \Delta(n-1) \right).$$

Cet estimateur est non-biaisé et fournit une variance élevée pour des signaux bruités. Un certain nombre d'approches peuvent être utilisées pour réduire cette variance. Une forme générale de ces estimateurs est obtenue en ajustant la phase par un polynôme. Une approche simple est d'ajuster la phase déroulée (unwrap) par une régression linéaire. Un tel estimateur proposé par Kay [Kay, 1988] permet de réduire cette variance élevée en pondérant la différence de phase par une fenêtre :

$$f_i(n) = \frac{1}{2\pi} \sum_{n=0}^{N-2} h_n \left( \Delta(n+1) - \Delta(n) \right),$$

où  $\Delta(n)$  est la phase instantanée, où  $h_n$  est une fenêtre de lissage,  $N$  étant le nombre de point du signal. La phase instantanée est donc obtenue à partir du signal par :

$$\Delta(n) = \arctan \left( \frac{\text{Im}(y_d(n))}{\text{Re}(y_d(n))} \right).$$

Cette méthode est très perturbée par des problèmes numériques associés au déroulement (unwrapping) de la phase, particulièrement pour de faibles SNR.

**La méthode du passage à zéro.** Une des méthodes, les plus simples et faciles à mettre en oeuvre, pour extraire les caractéristiques du flux sanguin est de détecter la fréquence dominante du flux par l'utilisation de l'estimateur du taux de passage à zéro du signal [Angelsen et Kristoffersen, 1983], [Rabiner et Schafer, 1978].

Cette technique rudimentaire procure une estimation acceptable de la fréquence lorsque le spectre est peu bruité et est essentiellement mono-chromatique. C'est ce qui explique que cette technique est souvent implémentée dans les appareils simples et donc peu précis. Dans le but d'obtenir des estimations plus précises, des méthodes plus récentes décrites ci-après ont été introduites.

**Méthode basée sur l'angle de corrélation.** Une des méthodes, qui donne le meilleur compromis entre la qualité de l'estimation de la fréquence moyenne et l'application temps-réel, a été proposée par Miller et Roachwarge [Miller et Roachwarge, 1972] et appliquée à l'imagerie couleur du flux par Kasai [Kasai *et al.*, 1985]. En effet le grand avantage de cette méthode est sa rapidité de calcul et son aptitude à estimer une fréquence moyenne à partir d'un nombre réduit d'échantillons du signal Doppler. L'estimation de la fréquence moyenne est donnée par :

$$f_i = \frac{f_e}{2\pi} \arctan \left( \frac{\text{Im}(\Gamma(1))}{\text{Re}(\Gamma(1))} \right), \quad (1.14)$$

où  $\Gamma(1)$  est la fonction d'autocorrélation du signal  $y_d$  prise au retard 1.

Cet estimateur procure un faible biais et une variance élevée augmentant avec la valeur de la fréquence moyenne et la bande passante du signal Doppler ainsi qu'avec le SNR.

**Méthode de Kristoffersen** Une autre méthode a été proposée par Angelsen et Kristoffersen [Angelsen et Kristoffersen, 1983], [Kristoffersen, 1988]. Cet estimateur général de la fréquence moyenne, basé sur un développement de la dérivée première de la fonction de corrélation  $\Gamma(\tau)$  du signal Doppler, utilise la partie imaginaire de la fonction de corrélation pour différents retards  $\tau$  :

$$f_i = \frac{f_e}{\pi\Gamma(0)} \sum_{\tau=1}^N \frac{(-1)^{\tau+1}}{j} \text{Im}(\Gamma(\tau)), \quad (1.15)$$

où  $N$  est le nombre de points du signal numérisé  $y_d(n)$ . Cet estimateur introduit un biais significatif qui augmente avec les valeurs de la fréquence moyenne, de la bande passante et du SNR. Toutefois, sa variance est plus faible que celle obtenue par l'angle de corrélation.

Van Leeuwen et al [Van-Leeuwen *et al.*, 1986] ont comparé tous ces estimateurs en termes de biais et de variance.

### 1.3.2 Estimateurs paramétriques

Nous avons vu dans les chapitres précédents qu'il était possible à partir d'un plan temps-fréquence paramétrique d'estimer la fréquence instantanée d'un signal par le calcul de la fréquence du centroïde. Dans cette section nous montrons qu'en raison notamment de la nature paramétrique des méthodes proposées, il est possible d'évaluer séquentiellement à partir des paramètres AR instantanés une fréquence instantanée.

**Méthode adaptative réursive AR.** Dans le cas où le nombre d'échantillons du signal est grand, il est alors possible d'utiliser une méthode d'identification réursive (séquentielle) [Ljung, 1987],[Haykin, 1991], c'est à dire une méthode qui calcule à chaque instant les paramètres AR du signal à partir de ceux obtenus aux instants précédents. Ceci est réalisé par la mise à jour instantanée des anciens échantillons sur la base de l'erreur de prédiction et en pondérant ces échantillons par un facteur d'oubli  $\gamma_p$ . Dans ce cas la fonction de coût devient :

$$J_k = \sum_{n=1}^k \gamma_p^{k-n} (y_d(n) - \hat{y}_d(n))^2, \quad (1.16)$$

$k$  étant l'index de l'échantillon courant. En pratique, le facteur d'oubli sera choisi dans une fourchette de valeurs allant de 0.9 à 1.

L'expression générale des algorithmes réursifs adaptatifs est fournie par :

$$\hat{A}_n = \hat{A}_{n-1} + G_n \phi_n \epsilon_n, \quad (1.17)$$

où  $G_n$ ,  $\phi_n$  et  $\epsilon_n$  représentent respectivement le gain, le vecteur d'observation et l'erreur de prédiction (voir l'expression 1.9). En raison de la nature récursive de l'algorithme, il apparaît une zone de transition durant laquelle les paramètres n'ont pas encore convergé vers leurs vraies valeurs, d'autre part cette forme séquentielle impose une initialisation des paramètres AR et du gain. Le gain, l'erreur de prédiction et le vecteur des paramètres AR sont donnés respectivement par :

$$G_n = \frac{G_{n-1}}{\gamma_p} \left( 1 - \frac{G_{n-1} \phi_n \phi_n^T G_{n-1}}{\gamma_p + \phi_n^T G_{n-1} \phi_n} \right), \quad (1.18)$$

$$\epsilon_n = y_d(n) - \phi_n^T \hat{A}_{n-1}, \quad (1.19)$$

$$\hat{A}_n = \hat{A}_{n-1} + G_n \phi_n \epsilon_n, \quad (1.20)$$

L'utilisation d'un facteur d'oubli est équivalente à l'utilisation d'une fenêtre exponentielle favorisant les informations présentes au détriment des informations passées. La longueur de cette fenêtre indique quels sont les échantillons effectivement pris en compte. Par exemple si  $\gamma_p = 0.95$ , il y a 20 échantillons dans la fenêtre. Il faut donc effectuer un choix concernant le facteur d'oubli sachant qu'une valeur faible de  $\gamma_p$  permet une bonne précision au prix de grandes fluctuations sur l'estimation des paramètres. Le comportement de cette méthode est illustrée sur la figure (2.7).

**Fréquences modale et polaire paramétriques.** A partir de la connaissance des valeurs instantanées des paramètres AR, nous pouvons évaluer plusieurs estimateurs de fréquences instantanées :

- L'un d'entre eux peut être évalué en calculant la fréquence qui annule la dérivée du spectre. Dans le cas d'un spectre AR(2) la fréquence modale est donnée en calculant la dérivée de l'expression (1.13) par :

$$f_{Mod}(n) = \frac{f_e}{2\pi} \arccos \left( \frac{-a_1(n)}{4} \left( 1 + \frac{1}{a_2(n)} \right) \right). \quad (1.21)$$

L'évaluation de la fonction  $\arccos$  n'est possible que dans une certaine gamme de valeurs en raison de problèmes liés à la notion de déroulement de la phase. Bien entendu, cette formule se complique pour des ordres AR élevés.

- Un autre est d'évaluer une fréquence polaire. Dans le cas paramétrique, au lieu de calculer une fréquence qui résume l'évolution temporelle moyenne du spectre comme la fréquence du centroïde ou la fréquence du maximum d'énergie, nous pouvons calculer les différentes fréquences polaires associées aux paramètres AR (arguments des pôles). Cela revient à décomposer un spectre continu en un spectre de raies et à suivre l'évolution des fréquences polaires. Faisons apparaître les pôles du filtre AR en réécrivant la



DSP (expression (1.13)) sous la forme suivante :

$$P(f) = \frac{\sigma_u^2}{\left| \prod_{i=1}^q (z - z_i) \right|_{z=\exp(-2\pi j f)}^2}, \quad (1.22)$$

où  $f$  est la fréquence normalisée ( $-0.5 \leq f \leq 0.5$ ) et  $\sigma_u^2$  est la puissance du bruit.

A partir de la connaissance des valeurs instantanées des pôles, nous pouvons calculer leurs fréquences polaires respectives :

$$f p_i = \frac{f_e}{2\pi} \arg(z_i), \quad (1.23)$$

avec  $\arg(z_i) \in [0, \pi]$  et où  $f_e$  est la fréquence d'échantillonnage. Dans cette approche se pose le problème du choix du (ou des) pôle(s) dominant(s) représentant la fréquence Doppler. Dans le cas particulier de signaux Doppler à fort SNR, le choix des pôles dominants est assez aisé alors qu'il ne l'est plus dans le cas d'un faible SNR. Une comparaison de ces différents estimateurs a été présentée à titre d'exemple dans [Girault *et al.*, 1999a], [Girault *et al.*, 1998], [Chemla *et al.*, 1998].

**Conclusion.** Les deux types d'estimateurs de FI, temporel et fréquentiel, utilisés couramment dans les appareils du commerce ont deux objectifs différents.

Les estimateurs fréquentiels sont préférés aux estimateurs temporels dans les appareils echo-Doppler car c'est la visualisation du plan temps-fréquence Doppler ou temps-vitesse sanguine qui importe ; l'estimation des fréquences minimale, moyenne et maximale est donnée à titre indicatif comme paramètres quantitatifs. Dans le cas de mesure de temps de récupération par exemple, c'est l'estimation rapide d'une fréquence instantanée qui est importante, et dans ce cas, les estimateurs temporels sont plus adaptés que les estimateurs fréquentiels.

## Chapitre 2

# NOUVEAU CONCEPT DE L'ESTIMATION DE LA FI D'UN SIGNAL DOPPLER

### 2.1 MÉTHODE BASÉE SUR LA MESURE DE LA LONGUEUR EUCLIDIENNE

Dans cette section nous présentons une nouvelle technique d'estimation, à temps discret, de la fréquence instantanée d'un signal. Cette méthode originale, basée sur un nouveau concept, mesure la longueur euclidienne d'un signal. Cette mesure, nécessaire au calcul de la dimension fractale [Mandelbrot, 1982], procure une estimation de la fréquence instantanée d'un signal bande étroite mono-composante. Notons que, dans le cas de signaux multi-composantes, la méthode procure de très mauvaises performances. Rappelons que l'évaluation de la dimension fractale d'un signal Doppler a déjà été proposée par [Wang et Wang, 1993]. Toutefois les auteurs n'ont pas justifiés le lien de la dimension fractale avec la notion de fréquence instantanée. Cette justification fera l'objet du paragraphe suivant.

Avant de décrire cette méthode, nous commençons par présenter les notions utilisées par la suite, telles que les mesures de dimension. Tout d'abord, rappelons que les dimensions topologiques d'un point, d'une ligne, d'un plan et d'un relief valent respectivement zéro, un, deux et trois.

Considérons une figure géométrique auto-similaire <sup>5</sup> de dimension  $D$ , constituée de  $N$  motifs de base ayant subi une réduction d'échelle d'un facteur  $S$ . Alors, il existe une relation reliant ces trois paramètres :

$$N = S^D. \tag{2.1}$$

---

<sup>5</sup>Un objet auto-similaire est un objet invariant en fonction de l'échelle.

Nous vérifions aisément à partir de la figure (2.1a) que le nombre de motifs  $N$  vaut 16, que  $S = 4$  et que  $D = 2$ . La dimension  $D$  calculée est entière et correspond à la notion de dimension topologique. La dimension est donc donnée par :

$$D = \frac{\ln(N)}{\ln(S)}. \quad (2.2)$$

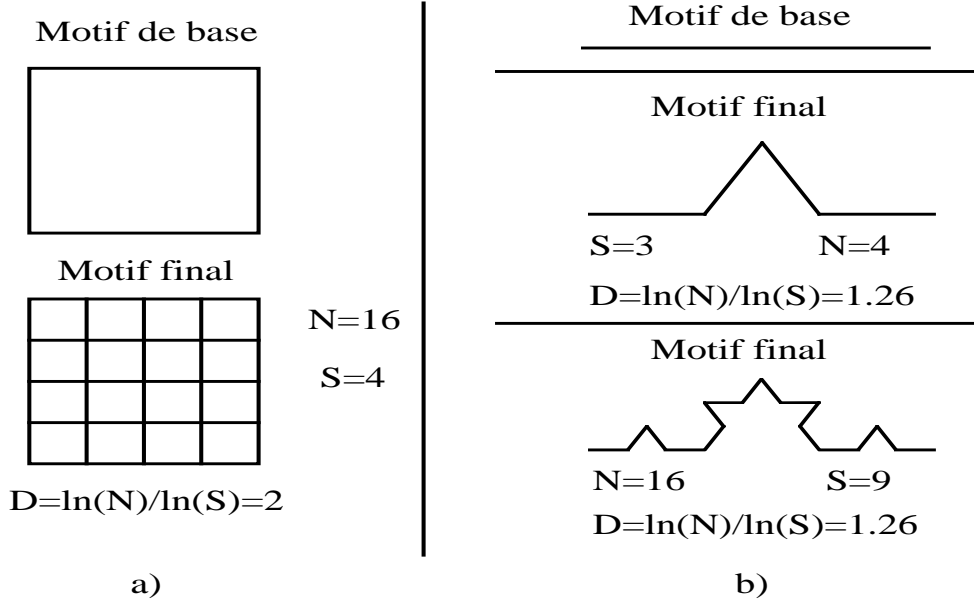


FIG. 2.1 –

Calcul de la dimension topologique d'objets. a) Dimension d'un objet auto-similaire et b) dimension d'un objet fractal.

Intéressons-nous maintenant à des structures plus compliquées, comme celles de Koch illustrées sur la figure (2.1b). Si nous calculons sa dimension, nous constatons qu'elle n'est plus entière mais qu'elle vaut  $D \approx 1.26$ . En raison notamment de leur dimension fractionnaire, Mandelbrot appela ces objets des fractales. Les fractales sont caractérisées certes par une dimension fractionnaire, mais aussi par des propriétés d'auto-similarité et de non-dérivabilité.

D'un point de vue pratique pour un signal numérique composé de  $M$  échantillons, de période d'échantillonnage  $T_e$  et de longueur euclidienne  $L_E$ , la dimension correspondante du signal peut être évaluée approximativement à partir de l'expression (2.2), en considérant  $N = L_E/T_e$  et  $S = N/T_e = M$ , par :

$$D = \frac{\ln(L_E) - \ln(T_e)}{\ln(M)}. \quad (2.3)$$

En appliquant le théorème de Pythagore (voir figure (2.2)) la longueur euclidienne s'écrit :

$$L_E = \sum_{k=1}^{M-1} \sqrt{|y_d(kT_e + T_e) - y_d(kT_e)|^2 + T_e^2}. \quad (2.4)$$

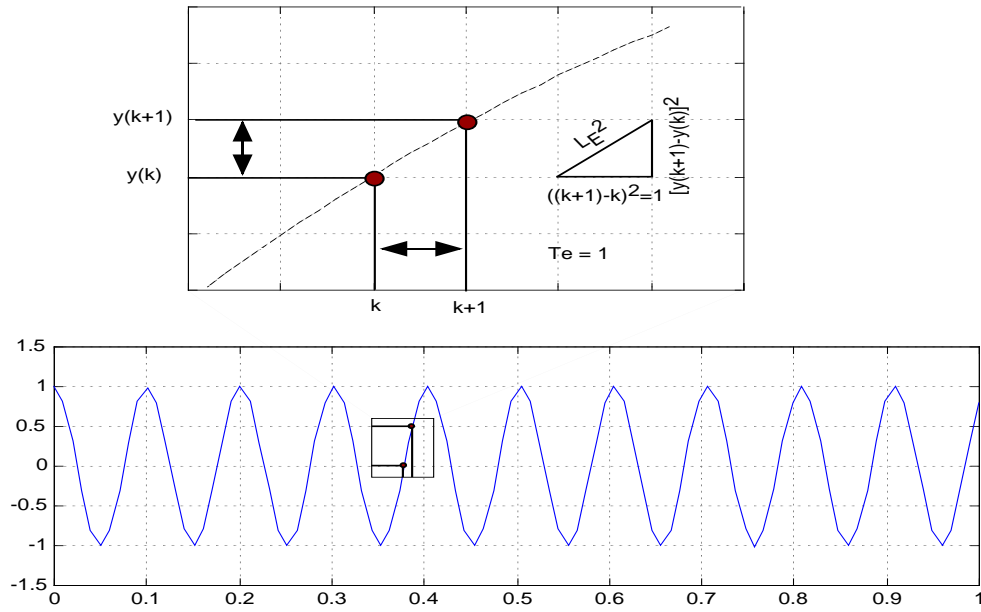


FIG. 2.2 –

Illustration du calcul de la longueur euclidienne par l'utilisation du théorème de Pythagore.

**Mesure de la fréquence moyenne Doppler.** En remarquant que  $y_d(k+1) - y_d(k)$  est un estimateur de la dérivée numérique du signal  $y_d(k)$ , l'expression (2.4) devient :

$$L_E \approx T_e \sum_{k=1}^{M-1} \sqrt{\left| \frac{dy_d(t)}{dt} \right|_{t=kT_e}^2 + 1}. \quad (2.5)$$

Soit  $y_d(t)$  un signal analytique bande étroite :

$$y_d(t) = K(t)e^{j\Phi(t)}, \quad (2.6)$$

et

$$\frac{d\Phi(t)}{dt} = 2\pi f_i(t),$$

où  $f_i(t)$  est la fréquence instantanée (FI). Alors

$$\frac{dy_d(t)}{dt} = \left( \frac{dK(t)}{dt} + jK(t)2\pi f_i(t) \right) e^{j\Phi(t)}. \quad (2.7)$$

Par conséquent le module de la dernière expression s'écrit :

$$\left| \frac{dy_d(t)}{dt} \right| = \left| \frac{dK(t)}{dt} + jK(t)2\pi f_i(t) \right|. \quad (2.8)$$

L'expression (2.5) devient alors :

$$L_E \approx T_e \sum_{k=1}^{M-1} \sqrt{\left| \frac{dK(t)}{dt} + jK(t)2\pi f_i(t) \right|_{t=kT_e}^2 + 1}. \quad (2.9)$$

A ce stade des calculs, plusieurs hypothèses doivent être envisagées.

- Afin de garantir que la fréquence dominante du signal puisse être assimilée à la FI, nous devons considérer que le signal étudié est un signal mono-composante [Loughlin et Tacer, 1997].
- Dans le cas de signaux non-stationnaires, la mesure de  $L_E$  doit être réalisée dans une fenêtre analysante où le signal considéré est supposé stationnaire. En raison de l'hypothèse de stationnarité, la fréquence  $f_i(t)$  sera donc constante dans la fenêtre d'analyse, c'est-à-dire  $f_i(t) = f_i$ .
- L'expression (2.9) indique que la longueur euclidienne est dépendante à la fois de la fréquence instantanée mais aussi de l'amplitude maximum de la sinusoïde. Afin d'établir une relation de la longueur euclidienne qui ne dépend que de la fréquence instantanée, nous devons nous affranchir des variations de l'amplitude maximum de la sinusoïde. Cette modulation d'amplitude peut être éliminée en normalisant le signal par son enveloppe (filtrage d'Hilbert). Dans ces conditions  $K(t) = K = \text{constante}$  et  $\frac{dK(t)}{dt} = 0$ . Par conséquent dans la fenêtre d'analyse numéro  $n$  (voir la figure (2.3)) et pour  $T_e = 1$ , l'expression (2.9) devient :

$$L_{E,n} \approx \sum_{k=1}^{M-1} \sqrt{K_n^2 4\pi^2 f_{i,n}^2 + 1}. \quad (2.10)$$

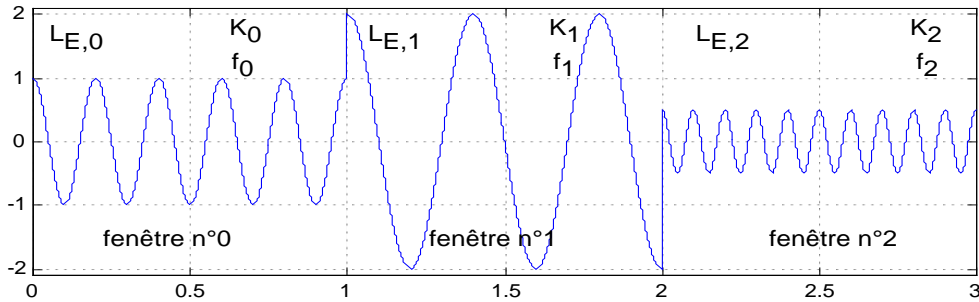


FIG. 2.3 –

*Différentes fenêtres d'analyses avec différentes fréquences et amplitudes de sinusoïdes.*

Dans ces conditions, les termes sous la racine carrée seront indépendants de l'échantillon courant  $k$  et par conséquent, l'opérateur de somme se réduit à un simple coefficient multiplicateur  $(M - 1)$ .

Dans la fenêtre d'analyse numéro  $n$ , l'expression (2.10) devient :

$$L_{E,n} \approx (M - 1) \sqrt{K_n^2 4\pi^2 f_{i,n}^2 + 1}, \quad (2.11)$$

et la fréquence instantanée s'écrit :

$$f_{i,n} \approx \frac{L_{E,n}}{2\pi K_n(M-1)} \sqrt{1 - \left(\frac{(M-1)}{L_{E,n}}\right)^2}. \quad (2.12)$$

Que pouvons-nous dire du terme  $\left(\frac{(M-1)}{L_{E,n}}\right)^2$  ?

Trois cas peuvent être considérés :

– Le premier est :

$$\left(\frac{(M-1)}{L_{E,n}}\right)^2 \gg 1. \quad (2.13)$$

Ce cas conduit à une solution complexe sans aucun sens physique.

– Le deuxième est :

$$\left(\frac{(M-1)}{L_{E,n}}\right)^2 = 1. \quad (2.14)$$

Ceci correspond au cas où le signal est continu dans la fenêtre d'analyse c'est-à-dire pour un signal à fréquence nulle.

– Enfin le dernier cas, qui est la solution la plus intéressante, correspond à :

$$\left(\frac{(M-1)}{L_{E,n}}\right)^2 \ll 1. \quad (2.15)$$

Si la condition (2.16) est vérifiée, alors (2.15) est vérifiée et donc nous pouvons évaluer la fréquence instantanée à partir de l'expression (2.17).

$$f_{i,n} \gg \frac{1}{2\pi K_n}. \quad (2.16)$$

Cette relation obtenue via l'expression (2.11) souligne que cette fréquence minimum sera d'autant plus faible que l'amplitude maximum de la sinusoïde sera grande.

Plaçons-nous dans cette dernière configuration, c'est-à-dire  $(M-1) \ll L_E$ , alors la fréquence moyenne s'écrit :

$$f_{i,n} \approx \frac{L_{E,n}}{2\pi K_n(M-1)} \left(1 - \frac{1}{2} \left(\frac{(M-1)}{L_{E,n}}\right)^2 + \dots\right). \quad (2.17)$$

Finalement, en considérant le premier ordre du développement limité, nous obtenons :

$$f_{i,n} \approx \frac{L_{E,n}}{2\pi K_n(M-1)}. \quad (2.18)$$

Cette dernière expression montre que la fréquence instantanée normalisée est proportionnelle à la longueur euclidienne. La longueur euclidienne étant liée de façon linéaire à l'amplitude de la sinusoïde, on vérifie bien alors que la FI d'un signal est indépendante de l'amplitude de ce signal.

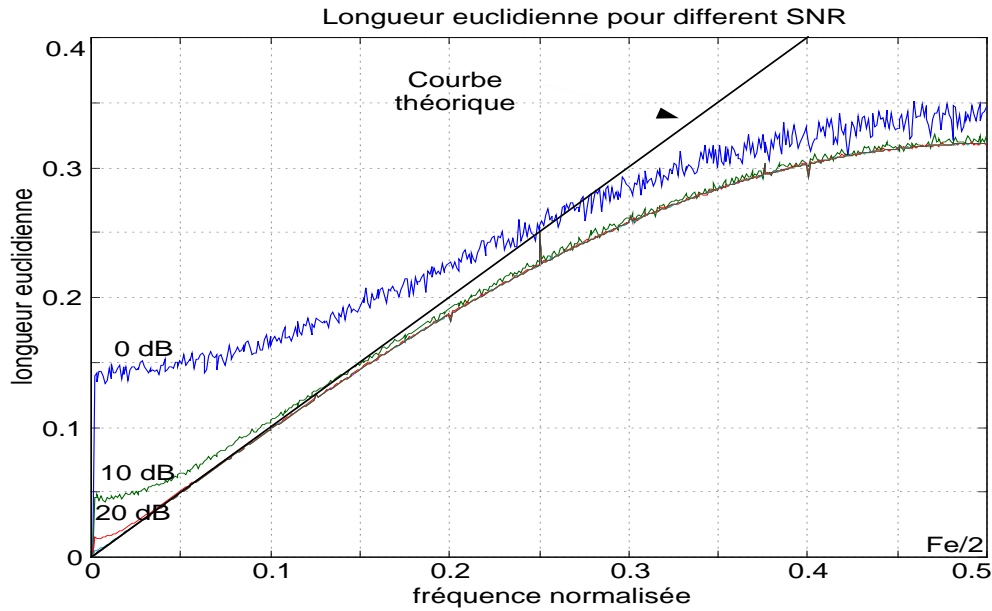


FIG. 2.4 –

*Estimation de la longueur euclidienne pour différentes fréquences et différents SNR de sinusoides.*

En résumé, nous avons vu ici, qu'avec des hypothèses simples et valables dans le cas d'un signal Doppler, la longueur euclidienne est proportionnelle à la fréquence moyenne d'un signal mono-composante.

#### Evaluation des performances de la méthode.

- Intuitivement, nous pouvons d'ores et déjà dire que le bruit va avoir une influence prédominante sur l'estimation de la longueur euclidienne. La figure (2.4) illustre le comportement de cette méthode lorsque le signal considéré est une sinusoïde, pour différentes fréquences et pour différents SNR. En fait, nous évaluons la longueur euclidienne sur un tronçon stationnaire d'un signal mono-composante et non pas sur un signal modulé en fréquence (voir la figure (2.3)).

Ces graphes mettent en évidence que l'estimation est viable pour des SNR supérieurs à 20 dB pour toutes les fréquences. Toutefois, il faut noter que l'influence du SNR semble plus prépondérante aux basses fréquences. Ceci s'explique simplement par le fait qu'aux basses fréquences les longueurs euclidiennes correspondantes sont de valeurs faibles et malheureusement le bruit n'est plus du tout négligeable. Aux hautes fréquences, les valeurs correspondantes des longueurs euclidiennes sont élevées et dans ces conditions le bruit devient négligeable.

- Lorsque le développement ne se limite pas à l'ordre un, alors la relation entre la longueur euclidienne et la FI n'est plus linéaire (voir la relation (2.17)).

- Notons que dans le cas d'un signal sinusoïdal, pour certaines valeurs de  $f_e$ , par exemple  $f_e = 3 f_0$ , il existe une infinité de signaux qui passent par les points de la sinusoïde ainsi échantillonnée et dans ce cas le spectre résultant n'étant plus mono-composante implique que la méthode procure des résultats différents de ceux escomptés ; c'est ce qu'illustre la figure (2.4).

**Méthodes à court terme et récursive.**

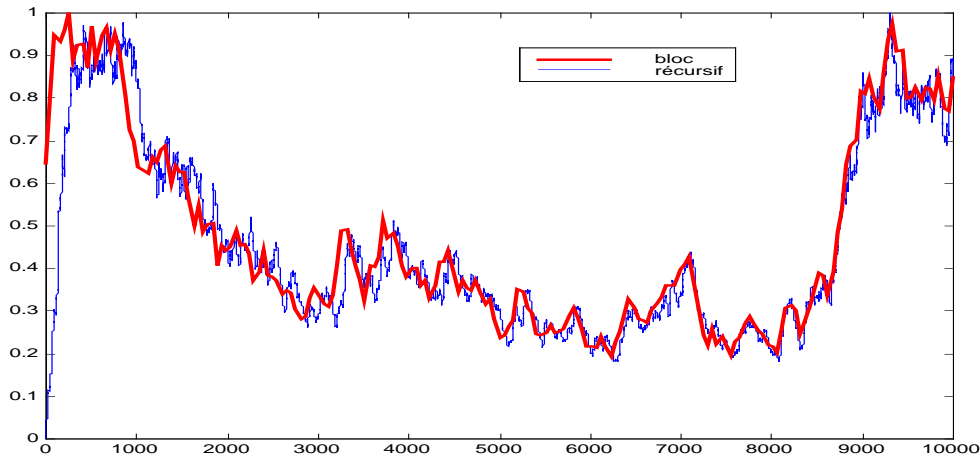


FIG. 2.5 –

*Longueur euclidienne évaluée par bloc et de manière récursive.*

Le but de ce paragraphe est d'estimer la longueur euclidienne de signaux non-stationnaires. Deux approches sont possibles :

- La première est de calculer une fréquence moyenne sur une durée dans laquelle le signal sera considéré stationnaire ; c'est la méthode à court terme.
- La seconde est d'évaluer de manière instantanée et récursive la fréquence moyenne via le calcul de la longueur euclidienne. D'après l'expression (2.4), nous pouvons écrire que :

$$L_{E,M} = L_{E,M-1} + \sqrt{(y_d(M+1) - y_d(M))^2 + 1}. \quad (2.19)$$

Quand un grand nombre d'échantillons est disponible, on peut alors évaluer de façon récursive  $L_E$ , en pondérant de façon plus forte les échantillons récents par un facteur d'oubli  $\gamma_{le}$ . L'expression (2.19) s'écrit :

$$L_E(k+1) = \gamma_{le} L_E(k) + (1 - \gamma_{le}) \sqrt{(y_d(k+1) - y_d(k))^2 + 1}, \quad (2.20)$$



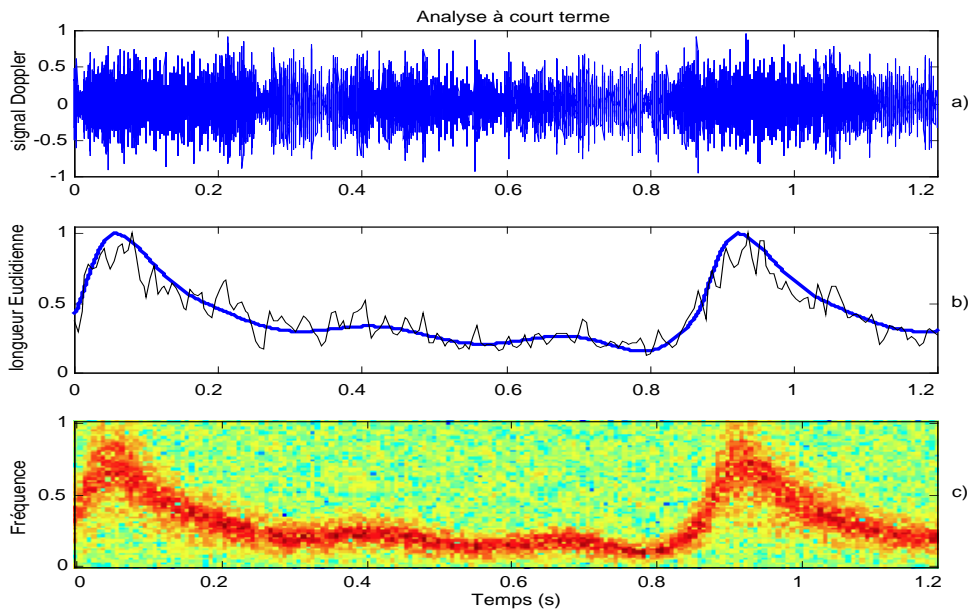


FIG. 2.6 –

Estimation de la longueur euclidienne d'un signal Doppler pulsé simulé. a) Amplitude du signal Doppler synthétique, b) longueur euclidienne et fréquence théorique et c) spectrogramme.

où  $\gamma_{le}$  est un coefficient qui vaut en pratique 0.99. La figure (2.5) montre l'évaluation de la longueur euclidienne calculée de manière récursive. Nous constatons que la courbe correspondant à la méthode récursive possède des fluctuations plus importantes que celle évaluée à court terme, toutefois la méthode récursive permet un suivi temps réel, échantillon par échantillon, de la fréquence du signal.

## 2.2 MÉTHODE ÉVOLUTIVE RÉCURSIVE AUTO-RÉGRESSIVE (AR)

Dans le cadre de l'estimation de la fréquence Doppler, nous allons maintenant proposer une méthode qui a déjà fait ses preuves dans le domaine de la parole [Grenier, 1983], [Sharman et Friedlander, 1984].

Cette méthode postule que les paramètres varient rapidement dans le temps et s'expriment comme une combinaison linéaire d'un ensemble de fonctions de bases déterministes, notées  $F_j(n)$ . Dans ces conditions, le problème linéaire non-stationnaire est transformé en un système stationnaire en remplaçant un processus scalaire par un processus vectoriel [Grenier, 1983], [Girault *et al.*, 1998]. Dans ces conditions, les paramètres AR variant dans le temps sont exprimés par :

$$a_i(n) = \sum_{j=0}^m a_{i,j} F_j(n), \quad (2.21)$$

où  $a_{i,j}$  sont des coefficients constants et  $m$  est la dimension des fonctions de bases  $F_j(n)$ . Le

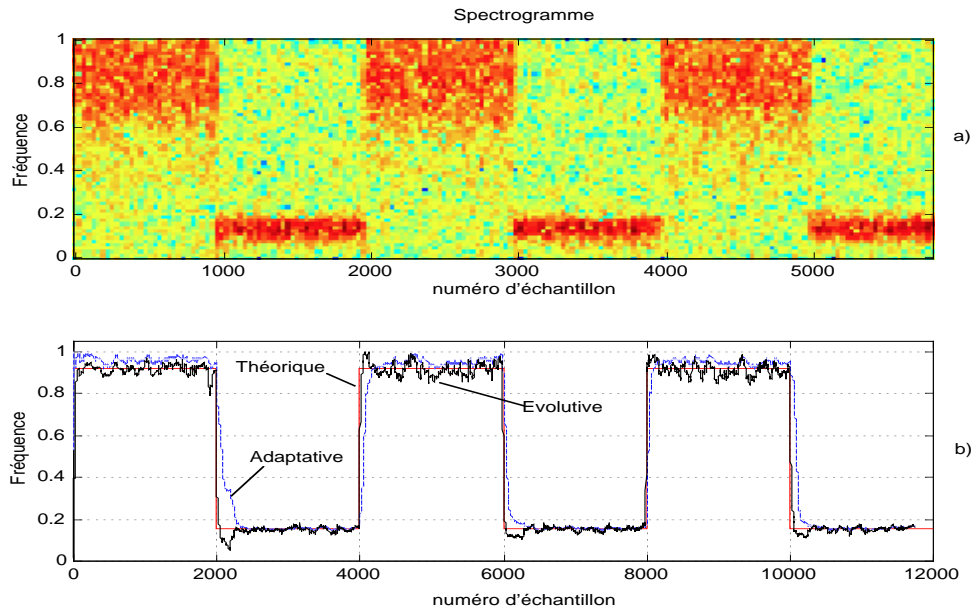


FIG. 2.7 –

*Signal Doppler synthétique non réaliste. a) Spectrogramme, b) fréquence polaire paramétrique adaptative, évolutive et fréquence théorique.*

modèle AR évolutif s'écrit alors :

$$y_d(n) = - \sum_{i=1}^q \sum_{j=0}^m a_{i,j} F_j(n-i) y_d(n-i) + u(n). \quad (2.22)$$

Le nombre d'inconnues est multiplié par  $(m+1)$ , mais ceci semble être un petit prix à payer comparé au bénéfice de garder un problème linéaire.

Plusieurs fonctions de bases ont été utilisées dans différents domaines, par exemple, en parole [Grenier, 1983] et en caractérisation tissulaire [Girault *et al.*, 1998]. Parmi toutes ces bases, nous avons décidé de n'utiliser que la base des fonctions en puissance du temps :

$$F_j(n) = \frac{1}{j!} \left( \frac{n}{N} \right)^j, \quad (2.23)$$

où  $F_0(n) = 1$ .

En pratique, la base et ses dimensions sont choisies en minimisant un critère tel que la variance sur l'estimation de la fréquence Doppler. Dans notre étude, nous avons trouvé qu'une dimension 2 était suffisante. En effet, nous avons vérifié qu'une dimension supérieure augmente la complexité de l'algorithme sans apporter de précision supplémentaire sur les estimations.

Pour obtenir le nouvel algorithme, il suffit d'étendre l'algorithme adaptatif des moindres carrés récursifs en multipliant le vecteur de régression par la fonction de base choisie, en augmentant l'ordre AR  $q$  par  $q(m+1)$ . En utilisant l'expression (1.7), l'algorithme devient :

$$y_d(n) = \Phi_{n-1}^T A + u(n),$$

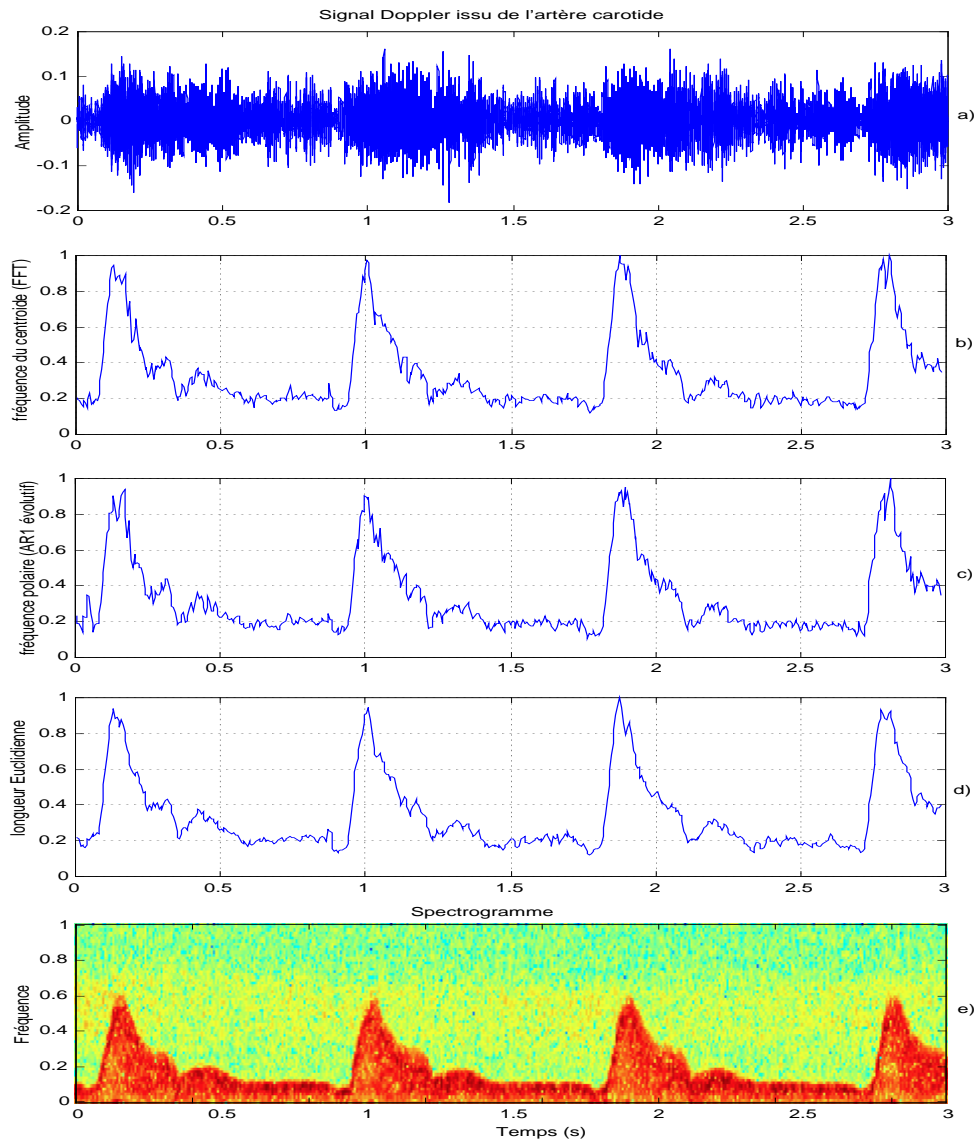


FIG. 2.8 –

Représentation temporelle et spectrale du signal Doppler issu de l'artère carotide. a) Amplitude du signal Doppler en fonction du temps. b) Fréquence moyenne (centroïde) du signal Doppler calculée par FFT. c) Fréquence polaire calculée à partir du paramètre  $a_1$  d'un modèle AR1 complexe. d) Longueur euclidienne du signal Doppler. e) Sonogramme d'un signal Doppler sanguin issu de l'artère carotide.

$$\Phi_{n-1}^T = \phi_{n-1}^T V,$$

$$V = [F_{0,n+1}, \dots, F_{m,n-q}]^T,$$

$$\hat{A} = [\hat{a}_{1,0} \dots \hat{a}_{1,q} \dots \hat{a}_{m,0} \dots \hat{a}_{m,q} \dots]^T,$$

où  $\phi$  a la même définition que dans l'expression (1.9).

En raison de la nature récursive de l'algorithme, les coefficients deviennent constants dans

la zone de convergence. Les figures (2.7) et (2.8) indiquent que la méthode évolutive réursive procure un suivi de fréquence Doppler plus précis et plus rapide que la méthode adaptative réursive [Girault *et al.*, 1999b]. A titre d'illustration la figure (2.7) met bien en évidence de façon nette la supériorité de la méthode évolutive. Quant à la figure (2.8) qui représente un signal Doppler expérimental, celle-ci donne simplement un aperçu des comportements des méthodes proposées dans cette partie. Enfin, cette même figure met en évidence que toutes les méthodes proposées donnent des résultats similaires à la méthode classique du centroïde (par FFT) généralement prise comme référence.



# CONCLUSION

DANS cette partie, nous avons discuté sur différents modes de représentation du flux sanguin en fonction du temps et notamment les représentations temps-fréquence paramétriques et non-paramétriques couramment utilisées en vélocimétrie ultrasonore.

Dans un deuxième temps, nous avons rappelé les différents estimateurs temporels et fréquentiels de la fréquence instantanée nécessaires à l'établissement de diagnostics médicaux.

Puis, nous avons proposé deux estimateurs temporels de la fréquence instantanée :

- L'estimateur fondé sur une approche évolutive récursive qui permet d'estimer des variations rapides de la fréquence Doppler instantanée,
- L'estimateur basé sur la mesure de la longueur euclidienne qui permet une évaluation de la fréquence Doppler instantanée peu précise mais moins coûteuse en temps de calcul.



**Troisième partie**

**LA DÉTECTION D'EMBOLES**





# INTRODUCTION

**A**L'HEURE actuelle, lorsque le clinicien effectue une série d'enregistrements avec un système Doppler transcrânien afin d'identifier par exemple le degré de sévérité d'une pathologie thromboembolique, un certain nombre de réglages lui sont nécessaires, en particulier le réglage du seuil de détection. Malheureusement, ce seuil est choisi de façon empirique et il varie d'un patient à un autre ; de plus, la fiabilité de la détection correspondante est non maîtrisée.

Un autre problème auquel nous sommes confrontés concerne la détection des signaux micro-emboliques car comme nous allons le montrer, sur des signaux simulés et réels, les méthodes basées sur le franchissement d'un seuil énergétique sont inadaptées à leur détection.

La démarche adoptée pour révéler ces limitations est de montrer qu'à l'aide d'un réseau de courbes, appelé courbes de caractéristiques opérationnelles du récepteur (COR), il est possible d'associer à un seuil donné une certaine confiance sur la détection d'un événement. Nous montrons que ce seuil est fonction de la probabilité de fausse alarme, de la probabilité de non-détection et du rapport énergétique entre le signal Doppler embolique et le signal Doppler.

Nous traitons, sous l'aspect détection de ruptures, le problème de la détection de signaux emboliques et micro-emboliques, et suivant les connaissances a priori dont nous disposons sur le signal Doppler embolique, deux types de détecteurs seront envisagés. Le détecteur optimal de Neyman-Pearson sera présenté à titre d'illustration, tandis que la détection sous optimale du rapport de vraisemblance généralisé sera appliquée dans le cas de signaux artificiels.

En effet, en pratique nous ne disposons pas des lois de probabilité du processus mais de leur estimation, par conséquent nous nous contentons d'une détection sous-optimale.

Nous étudions par la suite deux types de ruptures, l'une est une rupture énergétique et l'autre est une rupture de modèle. Dans le cas des méthodes fondées sur la détection de ruptures énergétique, nous évaluons l'information de décision dans le domaine fréquentiel à partir du périodogramme, du scalogramme ou de la représentation de Wigner-Ville. Dans le cas de la détection de ruptures de modèle, nous adoptons un modèle auto-régressif et nous focalisons notre attention sur deux méthodes où l'information de décision est évaluée à partir de la dérivée des paramètres de ce modèle et de l'autocorrélation de l'erreur de prédiction.

Nous comparons les méthodes présentées à partir de signaux simulés et nous déduisons leurs performances à l'aide des courbes COR.

Ce réseau de courbes représentant la probabilité de fausse alarme en fonction de la probabilité de non-détection paramétré par un seuil est ensuite évalué à partir d'enregistrements de signaux emboliques *in vitro* et de signaux emboliques *in vivo* effectués en milieu hospitalier sur des patients à risques.

Cette dernière partie, qui correspond à une phase préliminaire avant son intégration dans des appareils du commerce, est une étape nécessaire.

# Chapitre 1

## INTRODUCTION A LA DÉTECTION DE RUPTURES

### 1.1 POSITION DU PROBLÈME

La démarche d'un clinicien lors de l'examen d'un patient consiste à essayer de reconnaître la cause d'un phénomène, à tenter de détecter un événement particulier afin de le comprendre, le surveiller ou le diagnostiquer.

Le cadre de notre étude étant restreint au traitement du signal ultrasonore Doppler embolique et des notions qui l'accompagnent, nous ne tenterons pas ici d'étudier les causes des effets observés (passage d'embolies).

Par conséquent, notre démarche se limite à trois étapes successives :

- Etape 1 : observation ou mesure des effets.
- Etape 2 : extraction d'informations pertinentes caractérisant la mesure.
- Etape 3 : détection.

L'objectif que nous nous proposons d'atteindre étant la mise en oeuvre d'une signature et d'un détecteur adapté, nous focalisons notre attention sur les étapes 2 et 3. L'étape 1 relative à l'utilisation du système TCD sera quant à elle présentée plus loin.

D'un point de vue méthodologique, nous proposons dans ce manuscrit deux orientations possibles pour résoudre le problème de détection d'embolies (présence ou non de l'embolie).

- La première stipule que le domaine privilégié naturellement pour la détection est le domaine temporel accessible directement à partir de la mesure. Les informations a priori sont formulées par l'intermédiaire d'un modèle auto-régressif (modèle AR) ou d'hypothèses probabilistes (gaussianité des signaux mesurés).
- La deuxième suppose qu'un domaine transformé révèle efficacement certaines caractéristiques de la mesure ou opère une compression de données utiles pour le calcul d'une signature. Les domaines transformés visés dans ce travail sont soit le domaine temps-

fréquence soit le domaine temps-échelle.

Après avoir établi que la philosophie de base pour la détection de rupture est le rapport de vraisemblance, nous réaliserons la comparaison des méthodes basées sur un domaine transformé aux méthodes de détection de rupture (rupture de paramètres d'un modèle auto-régressif).

## 1.2 TEST DU RAPPORT DE VRAISEMBLANCE

Le problème de détection d'embolies assimilée à une détection de rupture peut être exprimé sous la forme d'un test d'hypothèses binaire : Présence ou absence du signal embolique.

Les signaux mesurés  $y(n)$  sont échantillonnés ( $n=1, \dots, N$ ) et  $N$  représente le nombre d'échantillons considérés.

- Sous l'hypothèse  $H_1$ , le processus mesuré résulte de l'addition du signal Doppler  $y_d(n)$  et du signal embolique  $y_e(n)$  :

$$H_1 : y(n) = y_d(n) + y_e(n).$$

- Sous l'hypothèse  $H_0$ , le processus mesuré correspond au signal Doppler  $y_d(n)$  seul (absence d'embolie) :

$$H_0 : y(n) = y_d(n).$$

La solution optimale au sens du risque de Bayes consiste à prendre une décision en comparant le rapport de vraisemblance  $\Lambda(Y)$  à un seuil  $\eta$  fonction d'information a priori (probabilités a priori et coût associés) :

$$\Lambda(Y) = \frac{P(Y|H_1)}{P(Y|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta$$

où  $P(Y|H_i)$ ,  $i = 0, 1$  représente la densité de probabilité conditionnelle (à  $H_1$  ou à  $H_0$ ).

Dans de nombreuses situations pratiques, il est difficile d'allouer des coûts réalistes ou des probabilités a priori. Une procédure simple qui surmonte cette difficulté est d'utiliser les probabilités conditionnelles de fausse alarme  $P_{FA}$  et de détection  $P_D$  (ou de non-détection  $P_{ND} = 1 - P_D$ ).

Le critère de Neyman-Pearson consiste à contraindre  $P_{FA} = \alpha' \leq \alpha$  (où  $\alpha$  est une valeur fixée a priori) et à établir un test qui maximise  $P_D$  (ou minimise  $P_{ND}$ ) sous cette contrainte. Il définit la zone de rejet de l'hypothèse  $H_0$  et donc la zone d'acceptation de l'hypothèse  $H_1$  en comparant le logarithme du rapport de vraisemblance à un seuil choisi en fonction de la  $P_{FA}$ .

Il est possible d'évaluer les différentes densités de probabilité par :

$$P_{FA} = \int_{\eta}^{\infty} P(\Lambda|H_0) d\Lambda$$

$$P_D = \int_{\eta}^{\infty} P(\Lambda|H_1)d\Lambda$$

$$P_{ND} = 1 - P_D$$

Une autre définition est donnée par :

$$P_D = P[\text{accepter } H_1|H_1]$$

$$P_{FA} = P[\text{accepter } H_1|H_0]$$

Les probabilités  $P_{ND}$  et la  $P_{FA}$  sont aussi appelées respectivement risque de première espèce et risque de seconde espèce.

La solution de ce problème aboutit à la même solution optimale de Bayes qui consiste à tester le rapport de vraisemblance avec

$$P_{FA} = \int_{\eta}^{\infty} P(\Lambda|H_0)d\Lambda = \alpha'.$$

Nous verrons comment utiliser ces critères dans notre cas.

Nous traçons alors  $P_D$  en fonction de la  $P_{FA}$ . Le réseau de courbes (voir la figure (1.1)) ainsi obtenu s'appelle courbe COR (*Caractéristique Opérationnelle du Récepteur*). Cette courbe passe par les points (0,0) et (1,1), est située au-dessus de la première bissectrice, est convexe, et la tangente en un point a pour valeur le seuil  $\eta$ .

Notons qu'une méthode idéale tend à s'approcher du point (0,1).

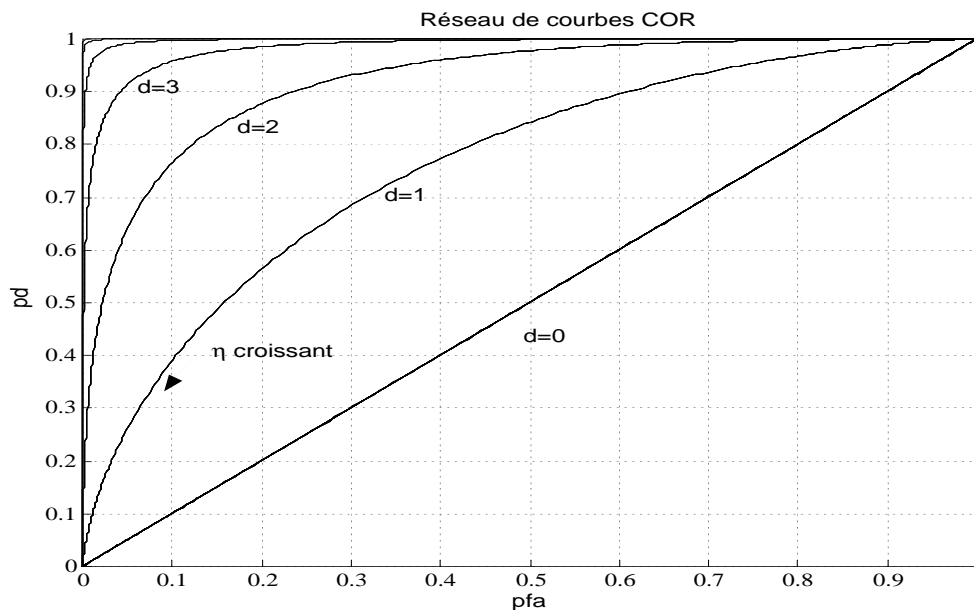


FIG. 1.1 –

Exemple de courbes COR. Réseau de courbes obtenues pour différentes valeurs de  $d$ , où  $d$  correspond à l'écart entre les deux lois (ici gaussienne).

A ce stade, sous les hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ , plusieurs situations peuvent se présenter :

- la plus simple correspond au cas où les distributions (lois) sont connues et implique qu’une détection optimale peut être effectuée. Le détecteur optimal, qui est le détecteur de Neyman-Pearson, compare le rapport de vraisemblance à un seuil fixé en fonction de la probabilité de fausse alarme. Sa mise en oeuvre et le calcul des performances en présence de bruit additif gaussien stationnaire ont été étudiés en détail dans [Van-Trees, 1968];
- en pratique, il est rare que la distribution du processus soit parfaitement connue sous les deux hypothèses. Une procédure de détection sous-optimale, éventuellement associée à une procédure d’estimation, doit être envisagée. En effet, on connaît souvent la forme de la distribution, mais les paramètres telles que la moyenne et la variance sont inconnus. Il est possible de mettre en oeuvre un détecteur basé sur le rapport de vraisemblance (ce détecteur est communément appelé RVG, *Rapport de Vraisemblance Généralisé*, ou en anglais *GLR, Generalized Likelihood Ratio*).

Les problèmes de détection peuvent être abordés par des méthodes "en ligne" ou "hors ligne". La détection "en ligne", ou séquentielle, consiste à prendre une décision à chaque acquisition d’un échantillon du processus observé. Elle est utilisée en surveillance où la prise de décision doit être la plus précoce possible. La détection "hors ligne", quant à elle, est réalisée sur une fenêtre d’observation du signal. Elle opère donc en temps différé après une acquisition complète des données. L’évaluation des performances des méthodes de détection hors ligne est réalisée par la maximisation de la probabilité de détection pour une probabilité de fausse alarme fixée [Van-Trees, 1968]. Dans ce travail, nous nous limitons à la détection hors ligne.

## 1.3 SOLUTIONS DE NOTRE PROBLÈME DE DÉTECTION

### 1.3.1 Signal embolique assimilé à un saut de moyenne

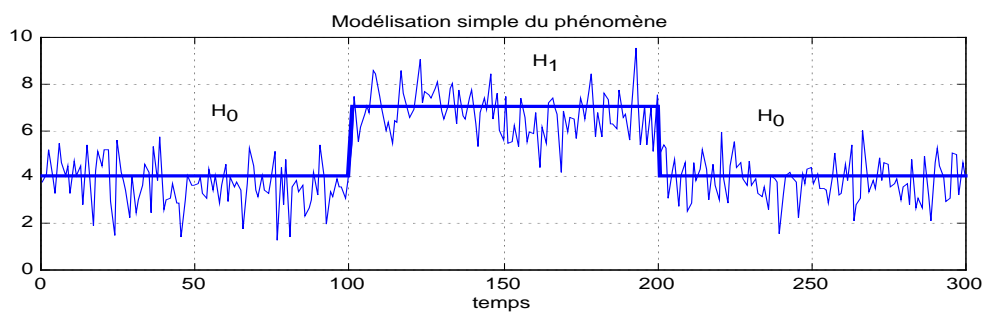


FIG. 1.2 –  
*Signal embolique assimilé à un saut de moyenne.*

Bien qu’étant non-réaliste, ce cas permet de montrer le comportement du détecteur. Le détecteur optimal de Neyman-Pearson est appliqué au problème de détection d’emboles posé

sous la forme d'un test d'hypothèses binaire (voir la figure (1.2)) :

- sous l'hypothèse  $H_1$ , le signal mesuré  $y(n)$  résulte de l'association du signal Doppler  $y_d(n)$ , supposé gaussien centré et de variance  $\sigma^2$ , et du signal embolique assimilé à une moyenne  $m$  :

$$H_1 : y(n) = y_d(n) + m \quad n = 1, 2, \dots, N.$$

- sous l'hypothèse  $H_0$  (absence d'embolie), le signal mesuré  $y(n)$  se réduit au signal Doppler  $y_d(n)$  seul :

$$H_0 : y(n) = y_d(n) \quad n = 1, 2, \dots, N.$$

La densité de probabilité de  $y(n)$  sous chacune des hypothèses s'écrit :

$$P(y(n)|H_1) = P_{y_d}(y(n) - m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(y(n)-m)^2}{2\sigma^2}}$$

et

$$P(y(n)|H_0) = P_{y_d}(y(n)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{y(n)^2}{2\sigma^2}}$$

Sous l'hypothèse que les  $y_d(n)$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) soient statistiquement indépendants, la densité de probabilité conjointe des  $y(n)$  (ou du vecteur  $Y = (y(1), y(2), \dots, y(N))$ ) s'écrit simplement comme le produit des densités de probabilités marginales  $P(y(n)|H_i)$ .

D'où

$$P(Y|H_1) = \prod_{n=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(y(n)-m)^2}{2\sigma^2}}$$

et

$$P(Y|H_0) = \prod_{n=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{y(n)^2}{2\sigma^2}}$$

Le rapport de vraisemblance est donc :

$$\Lambda(Y) = \frac{P(Y|H_1)}{P(Y|H_0)} \tag{1.1}$$

La présence d'exponentielles incite à prendre le logarithme pour simplifier les expressions, ce qui permet de tester

$$\frac{m}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N y(n) - \frac{Nm^2}{\sigma^2} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \ln(\eta) \tag{1.2}$$

ou de façon équivalente

$$\sum_{n=1}^N y(n) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \frac{\sigma^2}{m} \ln(\eta) + \frac{Nm}{2} = \text{seuil}. \tag{1.3}$$



Le détecteur optimal consiste simplement à additionner les mesures ( $\sum_{n=1}^N y(n)$ ) et à les comparer à un seuil.

Pour spécifier complètement les performances de ce test, nous évaluons les valeurs de  $P_{FA}$  et  $P_D$  (ou  $P_{ND}$ ).

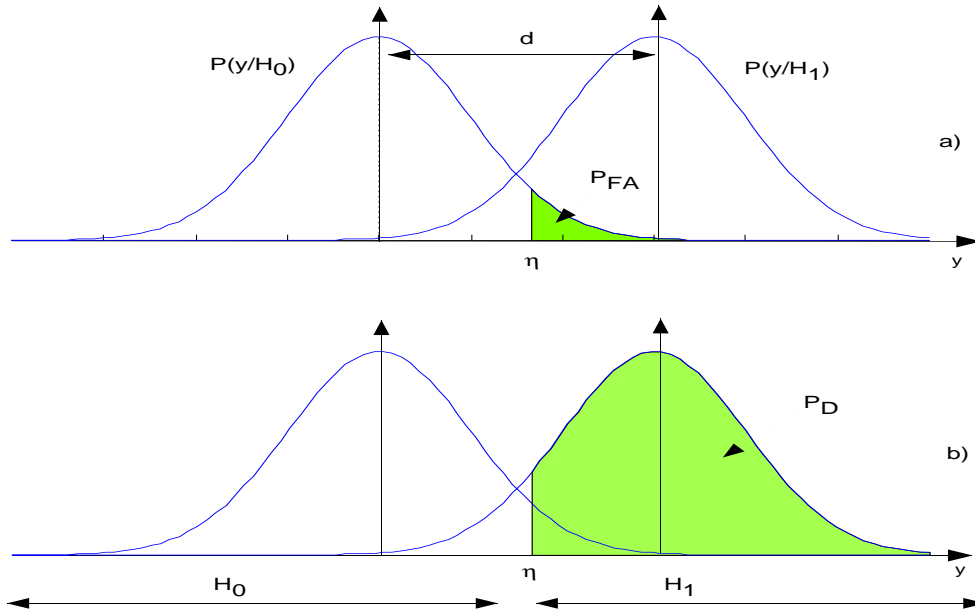


FIG. 1.3 –  
a) calcul de la  $P_{FA}$  et b) calcul de la  $P_{ND}$

En figure (1.3), nous représentons les lois sous les deux hypothèses et les  $P_D$  et  $P_{FA}$  correspondante au choix d'un seuil.

Pour  $\eta = 0$ ,  $\ln \eta = -\infty$ , le détecteur estime  $H_1$  (voir les figures (1.3) et (1.1)). D'où  $P_{FA} = 1$  et  $P_D = 1$ . Quand  $\eta$  croît,  $P_{FA}$  et  $P_D$  décroissent. Pour  $\eta = \infty$ , le détecteur suppose  $H_0$  et  $P_{FA} = P_D = 0$ .

Comme prévu, les performances du détecteur croissent lorsque  $d$  augmente (aucun recouvrement entre les densités de probabilités et donc une erreur nulle).

### 1.3.2 Cas où le signal embolique est supposé gaussien

Ce cas relate une situation généralement représentative de la réalité expérimentale (voir la figure (1.4)) :

- sous  $H_1$  :  $y(n) = y_d(n) + y_e(n)$  (présence d'emboles) où  $y_d(n) \in N(\mu_1, \sigma_d^2)$  et  $y_e(n) \in N(\mu_2, \sigma_e^2)$
- sous  $H_0$  :  $y(n) = y_d(n)$  (Absence d'emboles).

Les variables aléatoires  $y_d(n)$  et  $y_e(n)$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) sont supposées gaussiennes et décorréllées.

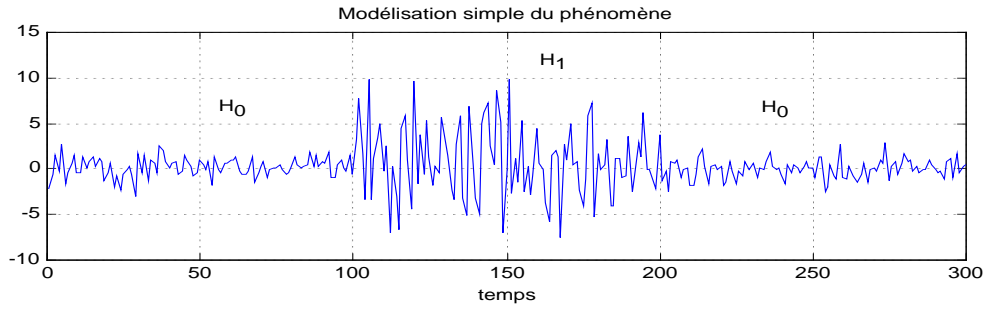


FIG. 1.4 –

Le signal embolique est supposé gaussien.

Les densités de probabilités suivant chaque hypothèse sont :

$$P(y(n)|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_d^2 + \sigma_e^2)}} \exp\left(-\frac{(y(n) - (\mu_1 + \mu_2))^2}{2(\sigma_d^2 + \sigma_e^2)}\right)$$

et

$$P(y(n)|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_d^2)}} \exp\left(-\frac{(y(n) - \mu_1)^2}{2\sigma_d^2}\right)$$

En pratique, pour simplifier les traitements, il est indispensable de centrer les mesures :  $E\{y(n)|H_1\} = E\{y(n)|H_0\} = 0$  et posons  $\text{var}\{y(n)|H_1\} = \sigma_d^2 + \sigma_e^2 = \sigma_1^2$  et  $\text{var}\{y(n)|H_0\} = \sigma_d^2 = \sigma_0^2$ .

Par conséquent, on a :

$$P(Y|H_1) = \prod_{n=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{y^2(n)}{2\sigma_1^2}\right)$$

et

$$P(Y|H_0) = \prod_{n=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left(-\frac{y^2(n)}{2\sigma_0^2}\right)$$

avec  $Y = (y(1), y(2), \dots, y(N))^T$ .

Le rapport de vraisemblance donne immédiatement :

$$\frac{H_1}{H_0} \frac{1}{2} \left( \frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2} \right) \sum_{n=1}^N y^2(n) + N \ln\left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right) \gtrsim \ln(\eta) \quad (1.4)$$

En posant  $\beta(\Lambda) = \sum_{n=1}^N y^2(n)$ , le test devient pour  $\sigma_1^2 > \sigma_0^2$  :

$$\frac{H_1}{H_0} \beta(\Lambda) \gtrsim 2 \frac{\sigma_0^2 \sigma_1^2}{\sigma_1^2 - \sigma_0^2} \left( \ln(\eta) - N \ln(\sigma_0/\sigma_1) \right) = \text{seuil} \quad (1.5)$$

Les performances sont généralement difficiles à évaluer, sauf si nous supposons que  $\beta$  approche une gaussienne [Van-Trees, 1968].

## 1.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons posé le problème général de la détection d'embolies en supposant que les densités de probabilités des signaux mesurés sont connues.

En pratique, nous savons que l'hypothèse de gaussiannité est réaliste.

De plus, le problème de détection d'embolies, sous hypothèse que le signal embolique est lui aussi gaussien, revient à tester l'énergie du signal reçu  $\sum_{n=1}^N y^2(n)$  à un seuil.

Un tel test justifie amplement que le test adopté par la suite dans le cadre de la détection de ruptures sera fondé sur l'énergie du signal.

## Chapitre 2

# MODÉLISATION DES SIGNAUX DOPPLER EMBOLIQUES

D'UNE manière générale, nous pouvons assimiler une série d'enregistrements de signaux emboliques à un processus non-stationnaire multi-paramètres  $Q(t, t_\zeta, D_\zeta, O_\zeta, A_\zeta)$  (voir la figure (2.1)).

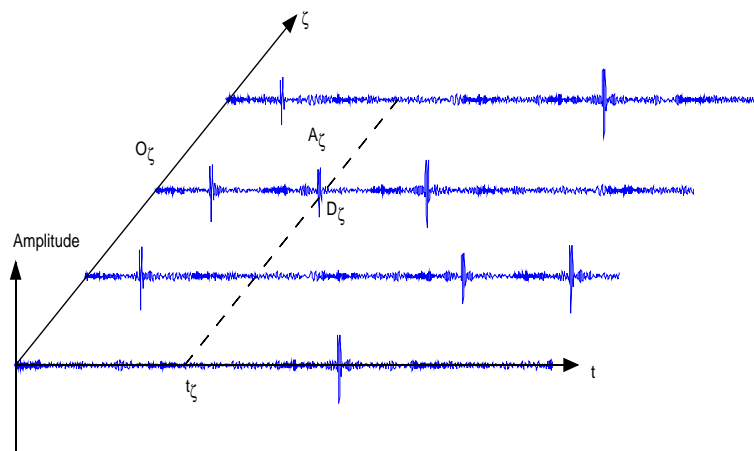


FIG. 2.1 –

*Processus représentatif des enregistrements de signaux Doppler emboliques.*

Les paramètres aléatoires qui caractérisent le phénomène embolique sont : l'instant d'apparition  $t_\zeta$  d'un embolie dans le volume de mesure, la durée du phénomène  $D_\zeta$ , l'occurrence  $O_\zeta$  durant un examen et enfin, l'amplitude  $A_\zeta$  du signal Doppler embolique réfléchi par les embolies. L'instant d'apparition d'embolies dépend de l'instant imprévisible de formation de l'embolie dans le circuit vasculaire et de la nature du flux sanguin. La durée dépend de la nature du flux et par conséquent de la vitesse avec laquelle les embolies traversent le volume de

mesure. L'occurrence de micro-emboles semble être reliée au degré de sévérité de la pathologie et par conséquent peut indiquer l'arrivée d'une attaque. L'amplitude du signal Doppler micro-embolique, quant à elle, dépend à son tour d'un grand nombre de paramètres déterministes et aléatoires comme par exemple : la nature du flux sanguin, la taille, la forme et la nature de l'embole et enfin le système de mesure.

A l'heure actuelle, l'objectif des cliniciens n'est ni de détecter l'instant d'apparition du phénomène, ni d'estimer sa durée, mais se résume plutôt à comptabiliser le nombre de ces événements micro-emboliques (occurrences) durant une période de temps pré-définie (durée de l'enregistrement).

Pour tester nos méthodes de détection d'emboles et de micro-emboles, nous réalisons notre étude à l'aide de signaux synthétiques.

Dans un premier temps, focalisons notre étude sur la détection d'un seul embolisme (occurrence=1) et intéressons-nous à l'amplitude du signal Doppler micro-embolique artificiel supposé aléatoire et de loi connue.

Sachant d'une part que le processus modélisé, associé aux signaux Doppler dépourvus d'embolisme, peut être considéré comme un processus stationnaire par morceaux si la fréquence du signal Doppler est constante, et d'autre part, que la présence d'un embolisme se manifeste par une augmentation locale de l'énergie, nous assimilons le processus  $Q(t, A_\zeta)$  comme étant stationnaire et gaussien par morceaux. Le processus à étudier peut se décomposer comme suit :

- sous l'hypothèse  $H_1$ , le processus mesuré résulte de l'addition du signal Doppler  $y_d(n)$  et du signal embolique  $y_e(n)$  :

$$H_1 : y(n) = y_d(n) + y_e(n)$$

- sous l'hypothèse  $H_0$ , le processus mesuré correspond au signal Doppler  $y_d(n)$  seul (absence d'embolisme) :

$$H_0 : y(n) = y_d(n)$$

Pour simuler ce type de signaux, il faut donc générer des signaux Doppler synthétiques sans embolisme et des signaux Doppler synthétiques avec un embolisme ou un micro-embolisme.

Avant d'introduire le modèle numérique de simulation, introduisons la notion de rapport signal Doppler embolique sur signal Doppler (RES) [Moehring et Keppler, 1994] :

$$RES = 10 \log_{10} \left( \frac{P_{E+S}}{P_S} \right) \quad (2.1)$$

où  $P_{E+S}$  est la puissance mesurée rétrodiffusée conjointement par le sang et l'embolisme dans le volume de mesure, et où  $P_S$  représente la puissance diffusée par le sang seul.

Pour illustrer nos propos, évaluons la taille (le rayon) d'un embolisme (assimilé à un gros globule rouge sphérique) pour différents RES. Rappelons que dans le cas d'un RES nul, l'énergie rétrodiffusée par l'embolisme est égale à l'énergie rétrodiffusée par l'ensemble des globules rouges présents dans le volume de mesure. En considérant un volume de mesure de  $1 \text{ cm}^3$ , une héma-

toçrite H est égale à 45% (5 milliards de globules rouges dans  $1 \text{ cm}^3$ )<sup>6</sup>, une fréquence d'émission des US est de 3 MHz<sup>7</sup> et un rayon du globule rouge assimilé à une sphère est de  $2.75 \mu\text{m}$ , pour différents  $RES = 0, 3$  et  $10 \text{ dB}$ , les rayons respectifs des emboles sont d'environ 30, 35 et 67 fois plus grands que celui d'un seul globule rouge, c'est à dire respectivement d'environ  $80 \mu\text{m}$ ,  $100 \mu\text{m}$  et  $180 \mu\text{m}$ .

## 2.1 SIMULATION NUMÉRIQUE DE SIGNAUX DOPPLER

Afin de pouvoir tester différentes méthodes d'estimation de fréquences Doppler, nous avons décidé de créer des signaux artificiels très réalistes qui tiennent compte à la fois de l'instrumentation et des phénomènes physiques engendrés lors de la propagation d'ondes ultrasonores dans le sang. L'algorithme de simulation de signaux Doppler pulsés qui répond à nos besoins a été mis au point par Wendling et al [Wendling *et al.*, 1992].

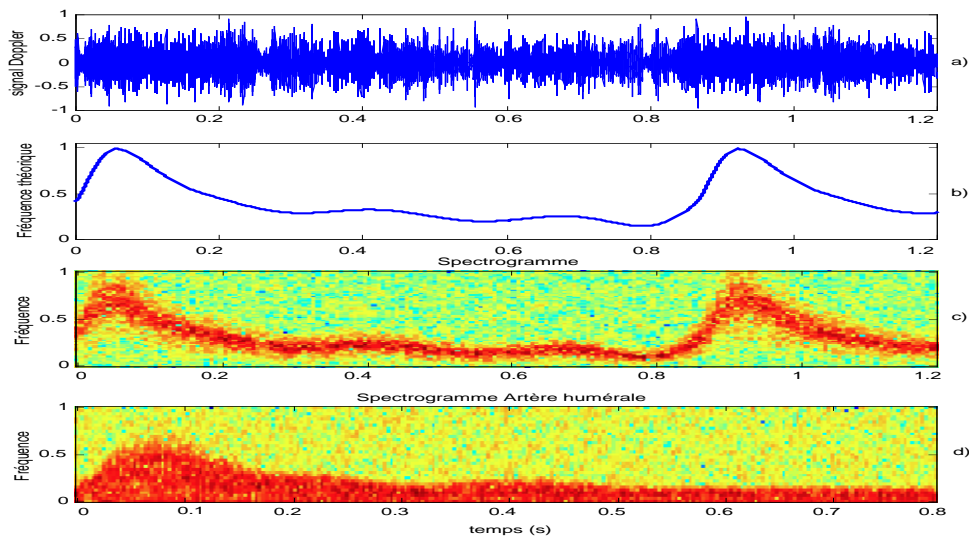


FIG. 2.2 –

*Signal Doppler pulsé artificiel. a) représentation temporelle de la partie réelle du signal Doppler, b) fréquence théorique qui a permis de générer le signal Doppler, c) spectrogramme du signal Doppler pulsé et d) spectrogramme d'un signal réel Doppler continu.*

Le modèle, que nous proposons d'utiliser et de décrire, procure des signaux Doppler pulsés, images de ceux fournis par un flux pulsatile avec un profil de vitesse non uniforme. Le processus Doppler associé est modélisé théoriquement par la diffusion des particules qui suit les variations temporelles et spatiales de la vitesse.

<sup>6</sup>Pour  $H = 45\%$ , l'énergie rétrodiffusée par les globules rouges est cinq fois moins grande que la valeur maximum obtenue pour  $H \approx 13\%$ .

<sup>7</sup>La longueur d'onde correspondante à 3 MHz est d'environ de  $500 \mu\text{m}$ .

Dans ce modèle, l'hypothèse d'un grand diamètre du vaisseau sanguin comparé à la taille du volume de mesure sera posée. Cela signifie que la vitesse des particules diffusantes dans le volume de mesure ne sera fonction que du temps.

L'implémentation numérique que propose Wendling est basée sur le fait que le volume de mesure est découpé en  $N$  sous-volumes. En tenant compte des différents sous-volumes  $k$ , le signal Doppler donnée par l'expression (1.18) à l'instant  $i$  s'écrit :

$$y_d(i) = \sum_k^{N_i} [\varphi_i^{(k)} h_i^k \cos \Psi_d(t) + \chi_i^{(k)} h_i^k \sin \Psi_d(t)] \quad (2.2)$$

où  $h$  est une fenêtre de pondération et où les variables  $\varphi$  et  $\chi$  sont données par les expressions (1.19) et (1.20) de la première partie. Cette fenêtre de pondération dépend directement de la forme du champ ultrasonore, de l'impulsion émise et de la fenêtre de réception.

En supposant que le sous-volume contienne un grand nombre de diffuseurs,  $\varphi_i^{(k)}$  et  $\chi_i^{(k)}$  sont gaussiens. Notons que l'écart type de ces deux variables aléatoires gaussiennes affecte l'amplitude du signal. Cette dépendance est liée à la longueur des sous-volumes, parce que le nombre moyen de particules dans le sous-volume considéré est proportionnel à la longueur du sous-volume.

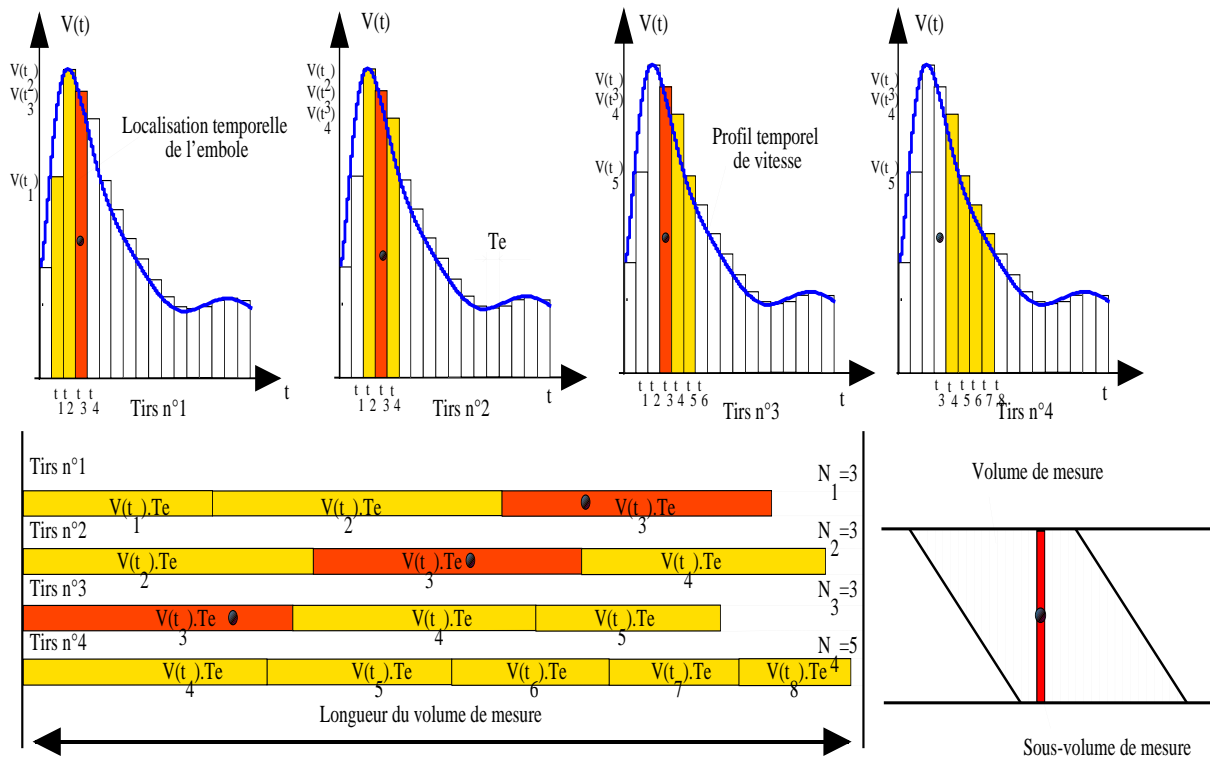


FIG. 2.3 – Schéma de principe pour des signaux Doppler emboliques simulés.

Cet échantillonnage spatial du volume de mesure, à la cadence  $VT_e$ , correspond à un échantillonnage temporel du profil de vitesse, à la cadence  $T_e = 1/f_{prf}$  (voir la figure (2.3)). Pour fabriquer un signal Doppler artificiel, il faut :

- en premier lieu, intégrer la vitesse en fonction du temps afin de calculer la distance parcourue par les particules entre deux impulsions successives,
- en second lieu, calculer la configuration du volume de mesure pour chaque impulsion, c'est-à-dire mettre à jour les longueurs respectives des  $N_i$  sous-volumes,
- ensuite, générer deux tableaux de variables aléatoires gaussiennes,  $g_{1,i+k}$  et  $g_{2,i+k}$ , représentatifs du nombre de particules dans les sous-volumes de mesures à l'instant  $i$ . L'écart type de ces variables aléatoires est relié à la racine carrée de la longueur du sous-volume de mesure considéré,
- puis, appliquer une fenêtre de pondération à ces tableaux ainsi générés afin d'obtenir des variables aléatoires corrélées :

$$\varphi_i = \sum_{k=1}^{N_i} g_{1,i+k} h_i^{(k)} \quad (2.3)$$

$$\chi_i = \sum_{k=1}^{N_i} g_{2,i+k} h_i^{(k)} \quad (2.4)$$

- enfin, calculer le signal Doppler à partir de l'équation suivante :

$$y_d(i) = \varphi_i \cos \Psi_d(t) + \chi_i \sin \Psi_d(t) \quad (2.5)$$

Le calcul du signal analytique complet s'effectue en prenant la transformée de Hilbert de la partie réelle donnée ci-dessus.

Un exemple de signaux simulés, présentés sur la figure (2.2), souligne une bonne similitude entre le signal simulé et le signal réel.

## 2.2 SIMULATION NUMÉRIQUE DE SIGNAUX DOPPLER EMBOLIQUES

Ayant présenté précédemment la simulation de signaux Doppler pulsés, il nous semble judicieux d'étendre le modèle de Wendling à la simulation de signaux Doppler emboliques.

Rappelons d'une part qu'en raison de la nature pulsée du signal Doppler, le profil de vitesse est échantillonné à la cadence  $f_e = f_{prf}$  (voir la figure (2.3)) et d'autre part qu'en raison de la nature pulsatile du flux, les  $N_i$  sous-volumes ont des longueurs différentes. Par exemple la figure (2.3) montre que l'intégration du profil de vitesse à l'instant  $t_1$  fournit trois sous-volumes ( $N_i = 3$ ). Parmi ces volumes de mesures grisés, celui en gris foncé indique la présence d'un embolie.



Sachant d'une part que le nombre de globules rouges (GR) pris en compte pour le calcul de l'amplitude du signal Doppler est proportionnel à la longueur de ces  $N_i$  sous-volumes considérés (si les GR sont uniformément répartis dans le volume de mesure), et que d'autre part l'embolo peut être considéré comme un agrégat de GR (ou bien un très gros GR, ce qui n'est pas restrictif), sa présence dans le volume de mesure peut donc se traduire par une sur-intensité locale du signal Doppler.

Dans ces conditions, comme l'influence du nombre de GR est intégré dans les variables  $g_{1,i+k}$  et  $g_{2,i+k}$  des expressions (2.3) et (2.4), il suffit alors de pondérer ces variables à l'instant  $t_i$  du sous-volume  $k$  désiré, de façon à obtenir le *RES* souhaité. Enfin, il reste à calculer les expressions (2.3), (2.4) et (2.5) pour obtenir le signal Doppler embolique correspondant.

## Chapitre 3

# RUPTURES ÉNERGÉTIQUES

COMME il a déjà été introduit, le signal Doppler embolique est un signal composé de transitions brusques. Afin d'identifier les irrégularités (associées aux embolies) dans le signal rétrodiffusé par le sang, il est d'usage de découper le signal en blocs de courtes durées et de calculer une information de décision (ID). L'ID est une quantité générée à partir du signal Doppler qui contient la signature du signal Doppler embolique. Dans tous les cas, une détection est obtenue si l'information de décision est supérieure à un certain seuil.

### 3.1 SPECTROGRAMME : ANALYSE DE FOURIER

Le calcul de l'information de décision à partir du spectrogramme est le plus répandu dans les appareils du commerce, en raison notamment de sa simplicité de mise en oeuvre [Aaslid, 1992]. Aujourd'hui, à l'aide de processeur de traitement numérique du signal, la détection est réalisée en temps réel.

Le calcul de l'ID, qui dans notre cas est l'énergie du signal Doppler, est réalisé dans l'espace de Fourier sur des tranches stationnaires. Son évaluation dans l'espace des fréquences est préférée à l'espace temporel, car le calcul de la FFT du signal Doppler à support limité réalise une opération de moyennage qui réduit la variance de l'estimation de l'énergie.

Dans notre étude l'information de décision est donnée par :

$$ID_1 = \max(S_p(t, f))|_t \quad (3.1)$$

où  $S_p(t, f)$  est le spectrogramme du signal Doppler et l'indice  $t$  indique que son maximum est calculé à chaque instant  $t$  et pour toutes les fréquences  $f$ . La figure (3.1) montre un signal Doppler micro-embolique synthétique (RES=3 dB) et son spectrogramme. La figure (3.3) quant à elle indique l'information de décision associée. Dans le cas de signaux expérimentaux, nous illustrons sur la figure (5.4)  $ID_1$  en présence d'un signal embolique in vitro.

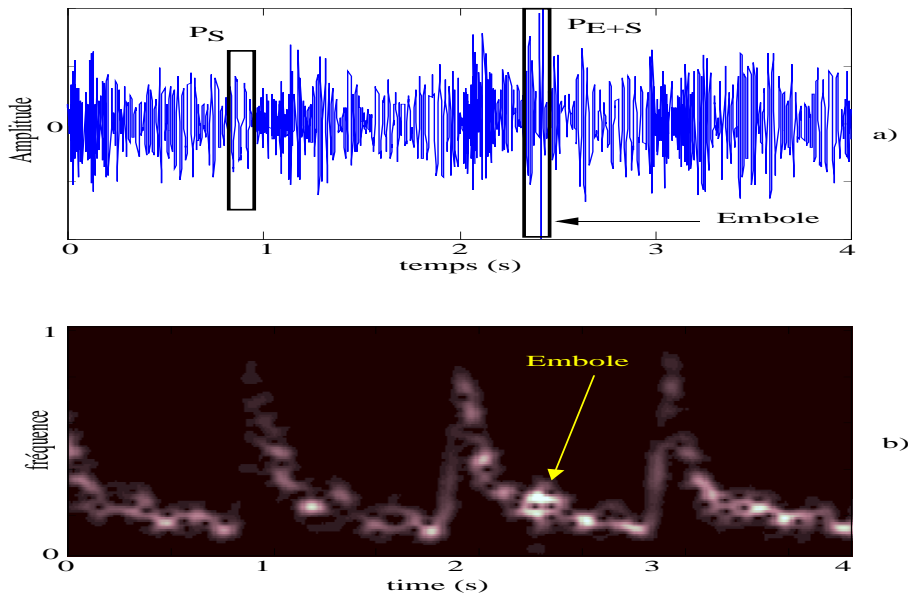


FIG. 3.1 –

Représentation temps-fréquence de la vitesse du sang dans un vaisseau avec un embolie ( $RES = 3dB$ ). Représentation d'un signal Doppler  $x(t)$  a) et son spectrogramme b). Une sur-intensité associée à un embolie apparaît dans le domaine temps-fréquence avec une pauvre résolution.

En raison notamment des limitations intrinsèques du spectrogramme [Cohen, 1989] et en particulier des problèmes de résolution temps-fréquence, d'autres types de représentation temps-fréquences sont préférés, [Ville, 1948] [Zhao *et al.*, 1990], [Choi et Williams, 1989].

### 3.2 TRANSFORMATION DE WIGNER-VILLE

La distribution de Wigner-Ville, introduite dans la deuxième partie de cette thèse, est un outil bien adapté à l'étude de signaux non-stationnaires. La distribution de Wigner-Ville a été utilisée pour la première fois par Smith et al [Smith *et al.*, 1994] pour analyser les signaux Doppler emboliques. Ces auteurs soulignent que l'utilisation de cette méthode procure de meilleurs résultats que la méthode basée sur l'analyse de Fourier. Dans notre étude, nous considérerons que l'information de décision est donnée par :

$$ID_2 = \max(W(t, f))|_t \quad (3.2)$$

où  $W(t, f)$  est la distribution de Wigner-Ville. L'indice  $t$  dénote que le maximum de  $W(t, f)$  est calculé à chaque instant  $t$  et pour toutes les fréquences  $f$ . Une illustration de la distribution de Wigner-Ville d'un signal Doppler micro-embolique est donnée sur la figure (3.2), l'information de décision correspondante est indiquée sur la figure (3.3). Nous illustrons sur la figure (5.5)  $ID_2$  en présence d'un signal embolique expérimental (in vitro).

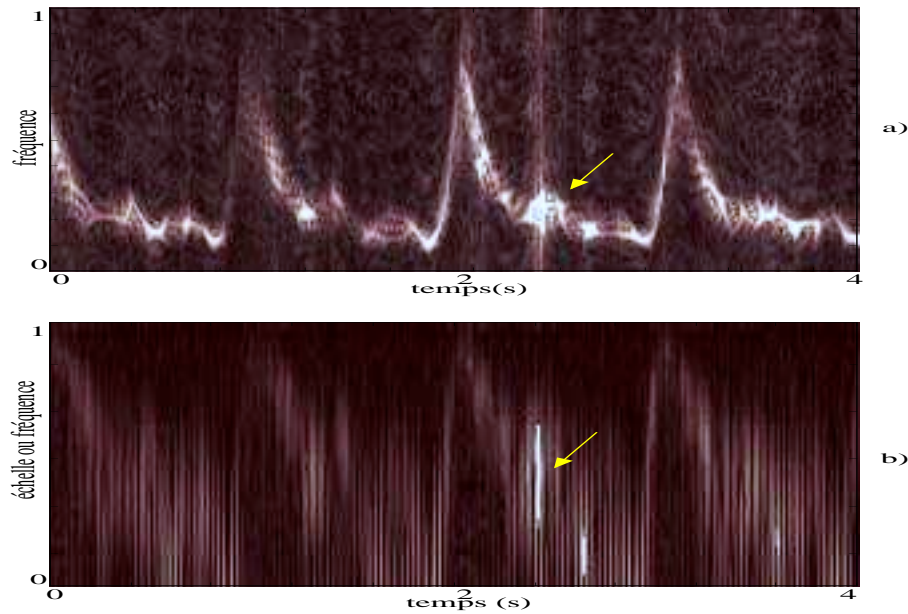


FIG. 3.2 –

Représentation temps-fréquence du profil de vitesse du sang circulant dans un vaisseau avec un embolie ( $RES = 3dB$ ). Une représentation temps-fréquence évaluée par les approches de Wigner-Ville a) et ondelettes b) d'un signal artificiel. Une sur-brillance associée à la présence d'un embolie apparaît avec différentes résolutions pour chacune des méthodes représentées.

### 3.3 TRANSFORMATION EN ONDELETTES

L'analyse temps-fréquence et l'analyse temps-échelle ont été développées pour répondre à un besoin de mise en évidence de phénomènes très localisés en temps et en fréquence.

Contrairement au spectrogramme, la résolution de la représentation temps-fréquence obtenue par la Transformée en Ondelette est dépendante de la fréquence et du temps.

A la fois bien localisée en temps et en fréquence, la Transformée en Ondelette (TO) possède des propriétés de "zoom" qui en fait un outil idéal pour la détection de phénomènes hautes fréquences de courte durée. Rappelons que la TO possède une bonne résolution temporelle aux hautes fréquences et inversement.

La TO utilise une famille de fonctions d'analyses, construite par dilatation/compression et translation d'une fonction appelée ondelette mère. Dans notre étude, nous avons choisi l'ondelette de Morlet qui possède une forme proche des signaux emboliques. Une illustration de la TO d'un signal Doppler micro-embolique artificiel est donnée sur la figure (3.2), l'information de décision correspondante est indiquée sur la figure (3.3).

Dans ce travail, nous focalisons nos efforts seulement sur les transformées en ondelettes continues et particulièrement sous leur forme quadratique (et donc énergétique), à savoir le scalogramme  $C_{\zeta,v}$  défini par :

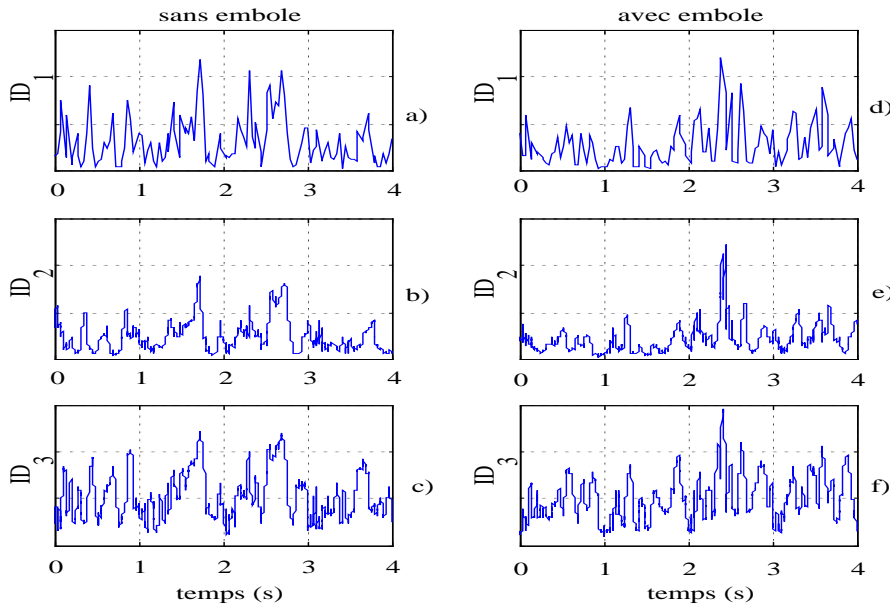


FIG. 3.3 –

Information de décision non paramétrique en présence et en absence d'un embole simulé (RES=3 dB). a)  $ID_1$  (Fourier) en absence d'embole, b)  $ID_2$  (Wigner-Ville) en absence d'embole, c)  $ID_3$  (Transformée en ondelette) en absence d'embole. d)  $ID_1$  (Fourier) en présence d'embole, e)  $ID_2$  (Wigner-Ville) en présence d'embole, f)  $ID_3$  (Transformée en ondelette) en présence d'embole.

$$C_{\varsigma, v} = \left| \int_0^{+\infty} y_d(t) \xi_{\varsigma v}^*(t) dt \right|^2 \quad (3.3)$$

où  $\varsigma$  et  $v$  représentent respectivement le facteur d'échelle et le décalage temporel. L'ensemble d'ondelettes de base est exprimé par :

$$\xi_{\varsigma, v} = \frac{1}{\sqrt{|\varsigma|}} \xi \left( \frac{t - v}{\varsigma} \right) \quad (3.4)$$

$\varsigma \neq 0$  et  $v$  sont des réels.

Ce n'est que récemment que les méthodes de détection d'emboles basées sur la transformée en ondelette ont suscité un grand intérêt. Cette méthode, introduite pour la première fois par notre équipe de recherche [Guetbi *et al.*, 1997], est reprise puis développée dans [Krongold *et al.*, 1999] et [Aydin *et al.*, 1999]. Dans [Krongold *et al.*, 1999], les auteurs s'attachent à décrire de nouvelles méthodes temps-échelle tandis que dans [Aydin *et al.*, 1999], les auteurs s'intéressent à l'évaluation clinique des performances des TO. Notons que des industriels comme DMS ont implémenté une technique basée sur la TO sur leur appareil (Explorer CVS).

Ici, la détection d'un embole est donnée quand le maximum de la fonction  $C_{\varsigma, v}$  dépasse un seuil pré-défini. Ici, l'information de décision est donnée par :

$$ID_3 = \max(C_{\varsigma, v})|_v \quad (3.5)$$

l'indice  $v$  dénote que le maximum du scalogramme noté  $C_{\zeta,v}$  est calculé pour chaque coefficient de décalage  $v$  et pour tous les facteurs d'échelles. Nous illustrons sur la figure (5.6)  $ID_3$  en présence d'un signal embolique expérimental (in vitro).

### 3.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les ID énergétiques construites à partir des méthodes classiques existantes. Naturellement, il existe d'autres méthodes dont celle développée par Roy et al [Roy *et al.*, 1998], basée sur l'évaluation instantanée de l'enveloppe et de la fréquence Doppler et bien que ne correspondant pas directement à une rupture d'énergie, elle procure, d'après l'auteur, des résultats satisfaisants.

Nous pensons qu'une autre piste tout aussi prometteuse mais basée sur un tout autre concept est la détection d'embolie par des méthodes de détection de ruptures, ceci est l'objet du prochain chapitre.



## Chapitre 4

# RUPTURES DE MODÈLES

LA détection de ruptures de modèle suscite un intérêt grandissant depuis une quinzaine d'années et ceci dans des domaines très variés tels que la reconnaissance de la parole [André-Obretch, 1988], les signaux sismiques [Nikiforov et Tikhonov, 1986] et la surveillance de systèmes [Basseville, 1988].

L'idée sous-jacente associée à ce nouveau concept s'exprime par le fait que le modèle se comporte de manière différente suivant la présence ou non d'une rupture. Plus le contrast associé aux deux situations est important, plus l'information de décision correspondante est discriminante et il est donc plus facile de décider de l'absence ou de la présence d'une rupture.

Un des challenges associé à ce type de détection est la recherche d'une information de décision la plus discriminante possible.

### 4.1 DÉTECTION FONDÉE SUR MODÈLE AR

Les méthodes présentées, basées sur la détection de rupture [Basseville et al, 1992], [Nikiforov, 1995], consistent à mettre en évidence des discontinuités existantes dans des segments stationnaires en calculant une information de décision (ID). Ici, l'information de décision est calculée en utilisant une modélisation paramétrique réursive.

L'analyse paramétrique, déjà introduite dans la deuxième partie de cette thèse, consiste à modéliser la sortie d'un filtre linéaire excité par un bruit blanc. Le signal ainsi modélisé s'écrit :

$$y_d(n) = - \sum_{i=1}^{i=q} a_i(n) y_d(n-i) + u(n) \quad (4.1)$$

où  $u(n)$  est un bruit blanc complexe et  $n$  l'échantillon courant. Un test de l'ordre [Akaike, 1974] montre qu'un ordre  $q = 2$  est suffisant.

Le calcul des paramètres est réalisé en utilisant l'algorithme développé précédemment c'est à dire l'algorithme adaptatif récursif des moindres carrés. Dans le cas d'un ordre deux, le vec-



teur d'observation, les paramètres AR et l'erreur de prédiction  $\epsilon_n$  où innovation s'écrivent :

$$\phi_n^T = [-y_d(n-1), -y_d(n-2)]$$

$$A = [a_1, a_2]^T$$

$$\epsilon_n = y_d(n) - \phi_n^T \hat{A}_{n-1}$$

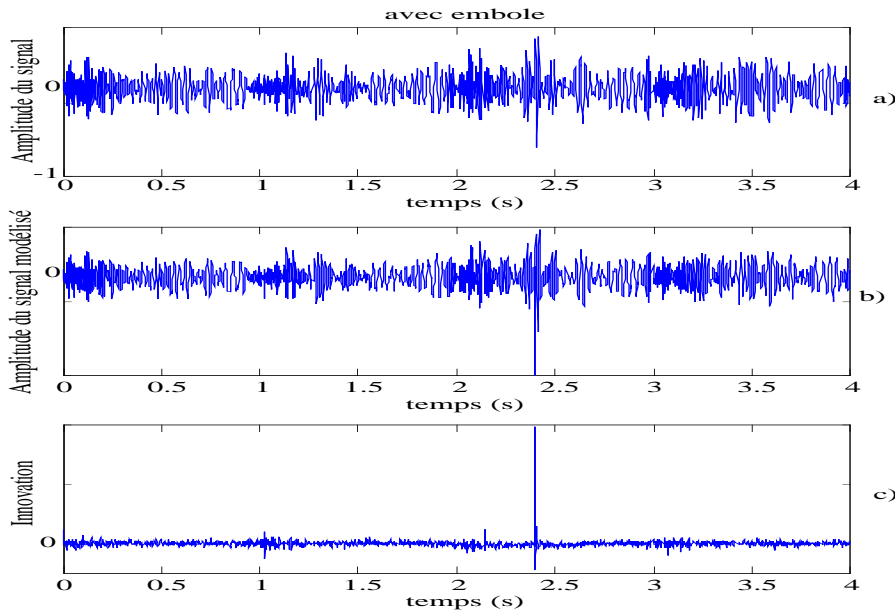


FIG. 4.1 –

*Erreur de prédiction d'un signal Doppler synthétique. a) Partie réelle du signal rétrodiffusé par le sang plus un embole ( $RES = 6dB$ ), b) partie réelle du signal Doppler modélisé par un filtre AR2 et c) erreur de prédiction entre le signal Doppler et son signal modélisé.*

L'idée sous-jacente est qu'un modèle paramétrique du signal Doppler dépourvu d'embole n'est plus valide quand un embole est présent dans le volume de mesure. Dans ce cas, la signature de l'embole apparaît dans l'erreur de prédiction (voir la figure (4.1c)) ainsi que dans les paramètres AR (voir la figure(4.2b)).

## 4.2 INFORMATION DE DÉCISION PARAMÉTRIQUE

- La première information de décision que nous présentons est l'autocorrélation  $\Gamma_{N,\epsilon}(n)$  de l'erreur  $\epsilon(n)$  estimée récursivement à un instant différent du temps initial [Kouamé *et al.*, 1996]. Pour diminuer la complexité des calculs, nous présentons dans ce travail la forme standard de la méthode plutôt que la méthode différentielle à convergence rapide

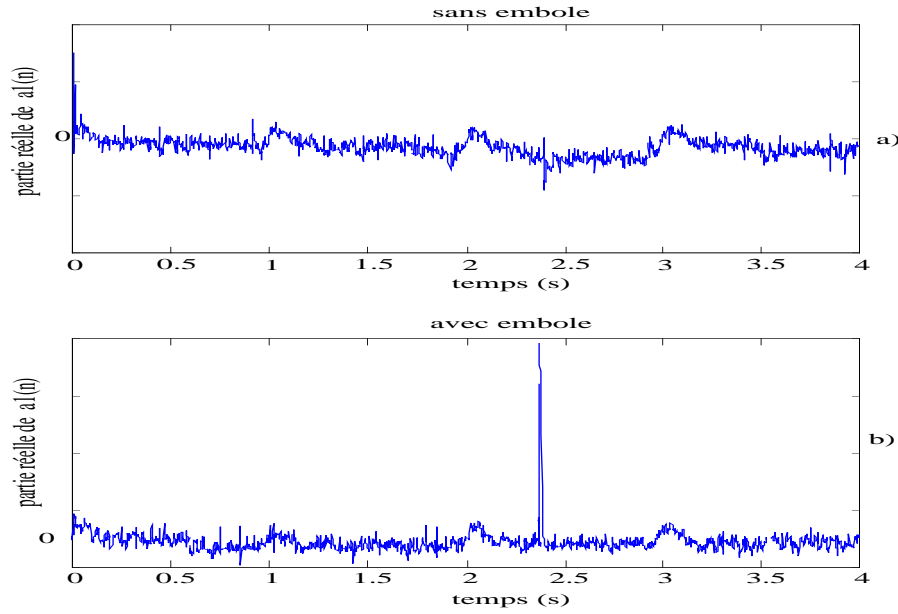


FIG. 4.2 –

Paramètres AR du modèle paramétrique (AR2). a) Partie réelle du paramètre auto-régressif  $a_1$  sans embole et b) avec un embole ( $RES = 6dB$ ). Les variations lentes sont reliées aux phases de systole et de diastole de la circulation sanguine d'un signal Doppler synthétique.

proposée par Kouamé et al [Kouamé *et al.*, 1998a]. L'erreur de prédiction ou l'innovation peut être réécrite comme suit :

$$\epsilon(n) = y_d(n) - \hat{y}_d(n) \quad (4.2)$$

Son autocorrélation est donnée par :

$$\Gamma_{N,\epsilon\epsilon}(n) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{m=N} \epsilon(m)\epsilon^*(m-n) \quad (4.3)$$

Ici, l'autocorrélation à l'instant  $n = 1$  est l'information de décision :

$$\Gamma_{N,\epsilon\epsilon}(1) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{m=N} \epsilon(m)\epsilon^*(m-1) \quad (4.4)$$

En effet, si le modèle est correct, sans embole, l'innovation tend asymptotiquement vers un bruit blanc et son autocorrélation est quasi nulle pour tout instant différent de l'instant initial. A partir de l'équation (4.3) l'autocorrélation au retard unitaire peut être estimée récursivement comme dans [Kouamé, 1996], [Kouamé *et al.*, 1998b] :

$$ID_4(n) = \gamma_a ID_4(n-1) + (1 - \gamma_a)\epsilon(n)\epsilon(n-1) \quad (4.5)$$

$\gamma_a = 0.9$  est un facteur de pondération.

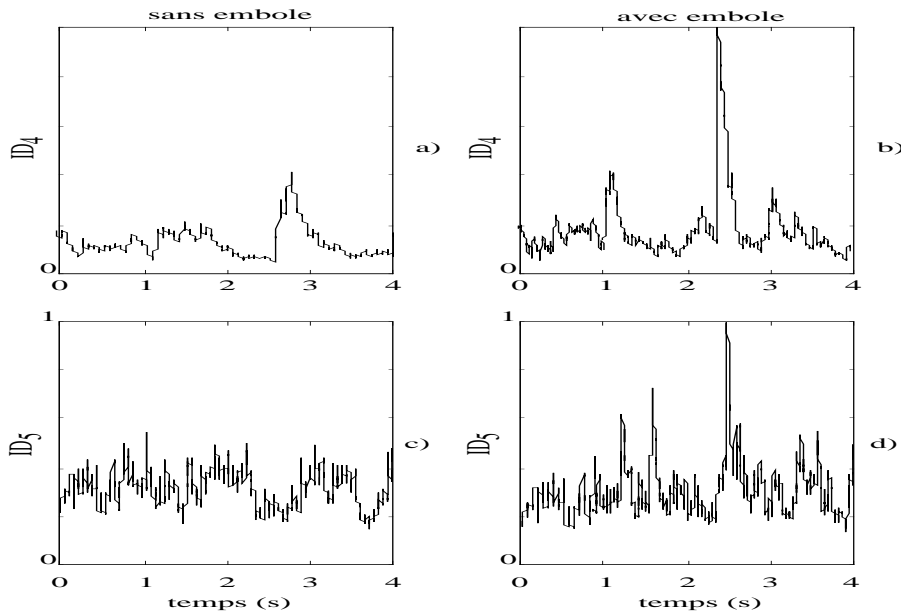


FIG. 4.3 –

Information de décision paramétrique en présence et en absence d'un embole simulé (RES=3 dB). a)  $ID_4$  (autocorrélation) en absence d'embole, b)  $ID_5$  (dérivée) en absence d'embole. c)  $ID_4$  (autocorrélation) en présence d'embole, d)  $ID_5$  (dérivée) en présence d'embole.

- L'idée principale de la seconde ID est qu'un changement brusque produit par le passage d'un embole est un phénomène haute fréquence. Pour augmenter le contraste entre l'embole et le sang, un filtre passe haut (ou une opération de dérivation) peut être utilisé. Nous proposons donc une ID basée sur le module de la dérivée des paramètres AR [Girault *et al.*, 1999b]. Notons que cette dernière méthode a déjà été proposée dans le domaine de l'automatique [Hagglund, 1983] :

$$ID(t) = \frac{|d\hat{a}_1(t)|}{dt} \quad (4.6)$$

D'un point de vue numérique, l'ID devient :

$$ID_5(n) = |\hat{a}_1(n) - \hat{a}_1(n-1)| \quad (4.7)$$

Dans notre étude, nous adoptons un modèle  $AR(2)$  car un modèle  $AR(1)$  ne procure pas une information de décision suffisamment discriminante. De plus, un modèle  $AR(n)$  pour  $n > 2$  n'apporte pas d'information supplémentaire, sinon une plus grande complexité.

A partir d'un modèle  $AR(2)$ , l'ID n'est extraite qu'à partir d'un seul paramètre, soit  $a_1$  ou  $a_2$ , car l'information fournie par chacun d'entre eux est similaire. De plus, une ID associant les deux paramètres ne procure pas de gain prépondérant.

Afin de réduire les fluctuations, nous introduisons un facteur de pondération,  $\gamma_d$ .

$$ID_5(n) = \gamma_d ID_5(n-1) + (1 - \gamma_d) |\hat{a}_1(n) - \hat{a}_1(n-1)| \quad (4.8)$$

La figure (4.2) montre l'évolution de  $a_1(n)$  avec ( $RES = 6dB$ ) et sans embole. Ces courbes ont été obtenues avec un facteur d'oubli de 0.8 afin de suivre efficacement les variations de la fréquence Doppler. Dans le cas de signaux in vitro et in vivo, le flux étant quasi-constant dans le fenêtre d'observation, il n'y a pas lieu d'introduire un facteur d'oubli. La figure (4.3) illustre l'ID des méthodes paramétriques avec un embole ( $RES = 6dB$ ) et dépourvu d'embole ( $RES = 0dB$ ). A ce stade, il semble que ce moyen de détection d'embole est une voix prometteuse.

### 4.3 CONCLUSION

Il existe d'autres méthodes basées sur la détection de rupture de modèles [Brant, 1983], [Basseville, 1989], [Tourneret et Chabert, 1997]. Les différences apparaissent soit pour un choix différent de modèle, soit pour une information de décision différente [Basseville, 1988], [Nikiforov, 1995].



## Chapitre 5

# COMPARAISON DES MÉTHODES PRESENTÉES

CE chapitre est consacré à l'évaluation des performances statistiques des méthodes de détection d'emboles et de micro-emboles à partir de signaux artificiels et réels, en présence d'un ou plusieurs emboles.

Deux techniques sont proposées pour évaluer leurs performances. Dans la première, les caractéristiques statistiques sont évaluées à partir des histogrammes (exclusivement sur les signaux synthétiques), tandis que dans la seconde, elles sont déterminées directement sur les signaux (synthétiques ou réels).

Avant de présenter les différents résultats, rappelons tout d'abord la manière dont sont déterminées les courbes COR représentant :  $P_{ND} = g(P_{FA})$ .

- Dans la première approche, les probabilités de fausse alarme  $P_{FA}$  et de non-détection  $P_{ND}$  sont évaluées par intégration numérique des histogrammes sous chacune des deux hypothèses.
- Dans la deuxième approche, les  $P_{FA}$  et  $P_{ND}$  sont évaluées en comptant, à partir d'une réalisation particulière (le signal Doppler), le nombre de fausses alarmes ( $FA$ ) et de non-détection ( $ND$ ) pour un seuil fixé. La fausse alarme est le fait de détecter un embole alors qu'en réalité aucun embole n'a traversé le volume de mesure, tandis que la non-détection est le fait de ne rien détecter alors qu'un embole a traversé le volume de mesure.

Pour des raisons de simplicité pratique, la deuxième approche a été adoptée.

L'exemple de la figure (5.1) illustre la façon dont est évalué le réseau de courbes COR. La figure (5.1 d) représente  $ID_1$  en présence d'un signal Doppler embolique synthétique (RES=6 dB). Les courbes des figures (5.1 b) et (5.1 c) sont obtenues en faisant varier le seuil dessiné en pointillé sur la figure (5.1 d), et pour chaque valeur de seuil nous comptons les fausses alarmes et les détections. Par exemple, dans la configuration illustrée sur la figure (5.1 d), nous comptons une fausse alarme car il y a plusieurs franchissements du

seuil. Toujours pour cette même valeur de seuil, les points indiqués par les pointillés sur les figures (5.1 b) et (5.1 c) sont obtenus en testant d'autres  $ID_1$  et nous réitérons cette opération pour tous les signaux appartenant à l'enregistrement afin d'en évaluer les  $P_{FA}$  et  $P_{ND}$ . Pour obtenir la courbe complète (correspondant à un  $RES=6$  dB), nous évaluons de nouveau les  $P_{FA}$  et  $P_{ND}$  pour tous les autres seuils indiqués sur ces figures (seuil = 0 à 2.4 par exemple). Ensuite, nous réitérons cette dernière opération pour tous les  $RES$  envisagés. Pour finir, nous obtenons le réseau de courbes COR en traçant les  $P_{FA}$  et  $P_{ND}$ . Les courbes de caractéristiques opérationnelles du récepteur (COR) illustrent l'évolution de la  $P_{FA}$  en fonction de la  $P_{ND}$ . Ce réseau de courbes passe par les points (1,0) et (0,1), les courbes sont convexes et en dessous de la première bissectrice. Une méthode idéale posséderait un réseau de courbes qui tend vers le point (0,0), c'est-à-dire  $P_{FA} = P_{ND} = 0$ . Un exemple est illustré sur la figure (5.1a).

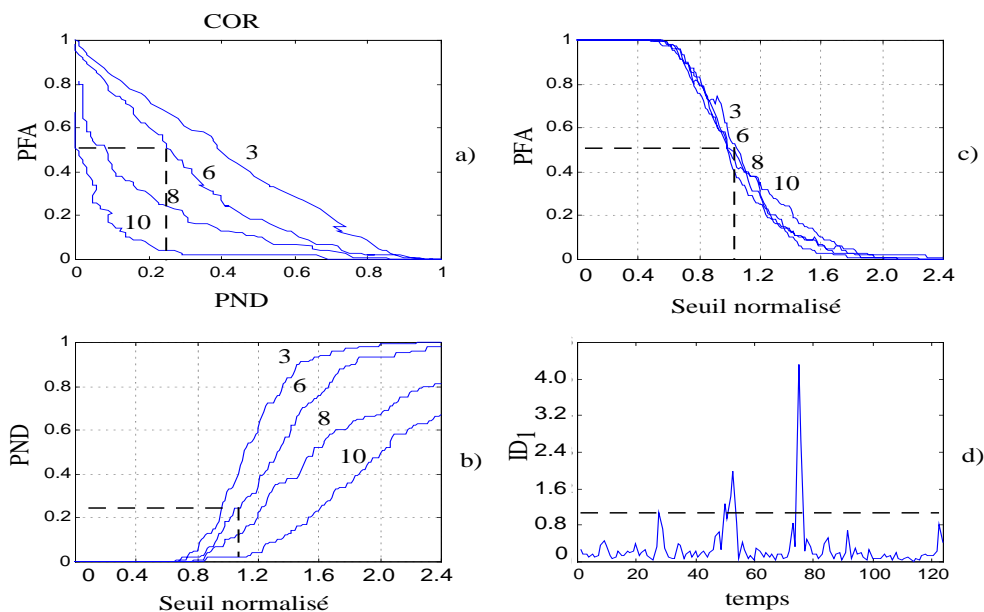


FIG. 5.1 –

Réseau de courbes COR montrant la  $P_{FA}$  en fonction de la  $P_{ND}$ . a) Chaque courbe correspond à différentes valeurs de l'énergie. b)  $P_{ND}$  en fonction du seuil. c)  $P_{FA}$  en fonction du seuil. d)  $ID_1$  (approche de Fourier) dans le cas d'un seul embole dans le volume de mesure et pour  $RES = 6dB$ .

## 5.1 SIGNAUX SIMULÉS

Afin de comparer les méthodes précédentes, quatre ensembles de données simulées ont été calculés. Chacun de ces ensembles correspondant à différentes valeurs du  $RES = 3, 6, 8$  dB et  $10$  dB, est constitué de 100 signaux Doppler emboliques.

### 5.1.1 Cas d'un seul embole

Les courbes des figures (5.2a) et (5.2b) montrent la  $P_{FA}$  en fonction de la  $P_{ND}$  dans le cas des approches de Fourier ( $ID_1$ ), de Wigner-Ville ( $ID_2$ ) et des Ondelettes ( $ID_3$ ). Quand aucun embole n'est détecté, le réseau de courbes tend à s'approcher d'une ligne droite qui passe par les points (1,0) et (0,1). Chaque numéro affiché correspond à un niveau d'énergie tel que  $RES = 3, 6, 8, 10$  dB. Les figures (5.2a) et (5.2b) illustrent la supériorité des méthodes de Wigner-Ville et des ondelettes comparées à celle de Fourier. En effet, pour des signaux Doppler emboliques avec une énergie fixée, les courbes obtenues par la distribution de Wigner-Ville (DWV) et la TO sont très proches du point idéal (0,0); ceci n'est pas vérifié pour la méthode de Fourier. Ceci peut s'expliquer par le bon comportement de la DWV et TO en terme de résolutions temporelle et fréquentielle. La figure (5.2b) met en évidence que la DWV donne des résultats très similaires que ceux obtenus par la TO, mais la vitesse de calcul de la TO est la plus élevée.

Maintenant, nous comparons les méthodes non-paramétriques aux méthodes paramétriques. La figure (5.3a) indique que la méthode paramétrique basée sur la dérivée des paramètres AR ( $ID_5$ ) est de loin supérieure à toutes les méthodes non-paramétriques. Nous pouvons expliquer que le bon comportement des méthodes paramétriques est dû à une information supplémentaire qui n'est pas prise en compte dans les méthodes non-paramétriques. Cette information complémentaire est la notion d'erreur de prédiction linéaire. Quand un embole traverse le volume de mesure, cet événement non prédictible par nature se traduit par une rupture dans la prédiction du signal. Cette information prédictible combinée aux informations énergétiques explique en partie la supériorité des méthodes paramétriques.

Concernant la comparaison entre les méthodes paramétriques, il semble que la méthode basée sur l'autocorrélation de l'innovation ( $ID_4$ ) donne, de meilleurs résultats que celle basée sur la dérivée des paramètres ( $ID_5$ ). Ceci est dû au bruit supplémentaire introduit dans le calcul de la dérivée numérique.

TAB. 5.1 –

Méthodes	Non Paramétrique			Paramétrique	
	$ID_1$	$ID_2$	$ID_3$	$ID_4$	$ID_5$
$RES_{min}$ (dB)	12	10	10	4	5

*La valeur minimum du rapport d'énergie entre le signal Doppler embolique et le signal Doppler sanguin (sans embole), noté  $RES_{min}$ , est évaluée pour les différentes méthodes proposées et pour une  $P_{FA} = P_{ND} \leq 10\%$ . La méthode qui donne les meilleures performances (valeur faible de  $RES_{min}$ ) est la méthode paramétrique fondée sur l'autocorrélation de l'erreur de prédiction ( $ID_4$ ) puis la méthode paramétrique fondée sur la dérivée des paramètres du modèle ( $ID_5$ ). Viennent ensuite les méthodes de Wigner-Ville ( $ID_2$ ), ondelettes ( $ID_3$ ) et Fourier ( $ID_1$ ).*

En pratique, il est raisonnable de considérer que la  $P_{FA} = P_{ND} < 10\%$  procure une détec-



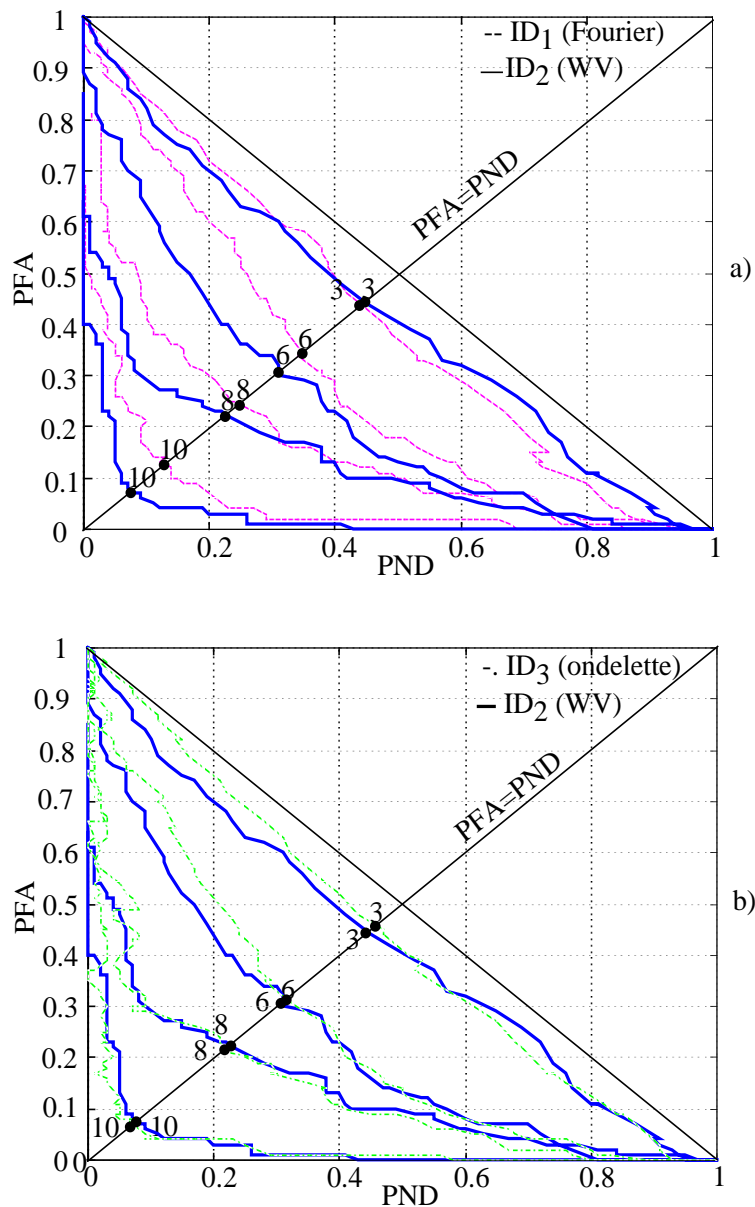


FIG. 5.2 –

Réseau de courbes COR des méthodes non-paramétriques pour différentes valeurs de l'RES.  $ID_1$  (Fourier) (ligne de points) et  $ID_2$  (DWV) (ligne foncée) a) et  $ID_3$  (TO) (ligne de tirés et points) b). Quand aucun embole est détecté, les courbes tendent vers une ligne droite qui passe par le point (0,1) et (0,1). Dans le cas d'une méthode idéale, les courbes tendent vers le point (0,0).

tion d'embole fiable. Mais comme il est résumé dans le tableau (5.1), il est clair que la détection de Fourier n'est fiable que pour un  $RES > 10$  dB, tandis que les méthodes paramétriques affichent un  $RES > 5$  dB. Quand des micro-emboles sont présents, la méthode de Fourier semble incapable de les détecter de manière fiable. Cependant, il semble que les approches

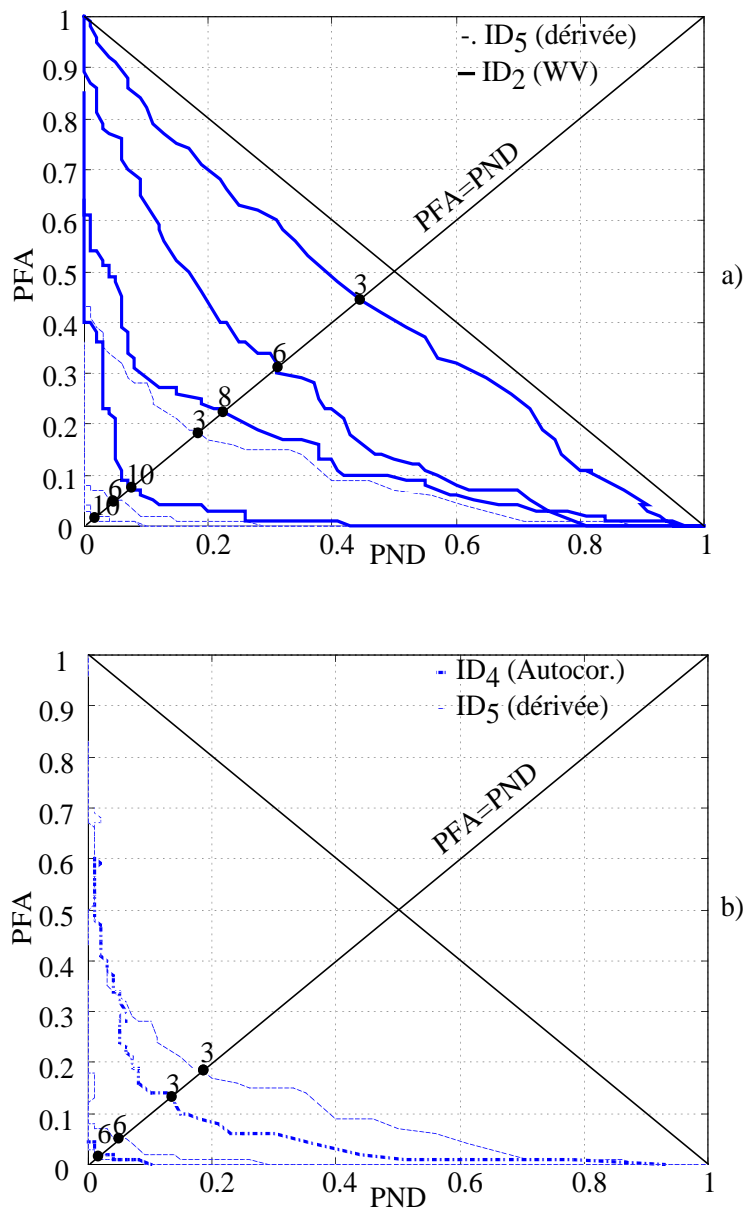


FIG. 5.3 –

Réseau de courbes COR pour différentes valeurs de l'RES avec différentes ID.  $ID_2$  (ligne foncée) et  $ID_5$  a) correspondent respectivement aux approches de Wigner-Ville et à la dérivée des paramètres AR.

$ID_4$  (lignes de tirets et de points) b) correspond à la méthode de l'autocorrélation de l'innovation. Quand aucun embole n'est détecté, les courbes tendent vers une ligne droite qui passe par le point (0,1) et (0,1). Dans le cas d'une méthode idéale, les courbes tendent vers le point (0,0).

paramétriques le permettent avec un bon degré de fiabilité.

D'après la courbe (5.2 a), nous pouvons déduire que la détection d'embole avec une analyse de Fourier n'est fiable que si  $RES > 12$  dB.

### 5.1.2 Cas de deux emboles

Dans le cas de deux emboles, qui plus est très proches, il est clair que les méthodes à haute résolution temporelle permettront de les détecter séparément. C'est le cas des approches de Wigner-Ville et ondelettes. Dans l'approche de Fourier, il est possible de détecter ces deux emboles si le temps les séparant est plus grand que la résolution temporelle. Concernant l'implémentation des méthodes paramétriques, la détection des deux emboles n'est possible seulement que si le temps qui les sépare est supérieur au temps de convergence (dû à la nature récursive des algorithmes). Le temps de convergence peut être significativement réduit par l'utilisation d'un opérateur différentiel introduit par Kouamé [Kouamé *et al.*, 1997].

## 5.2 SIGNAUX IN VITRO

Dans le but de réduire le nombre de variables tels que la vitesse du flux (et de l'embole), le temps de transit et la gamme de variation du RES, nous avons réalisé un montage expérimental afin d'enregistrer des signaux in vitro.

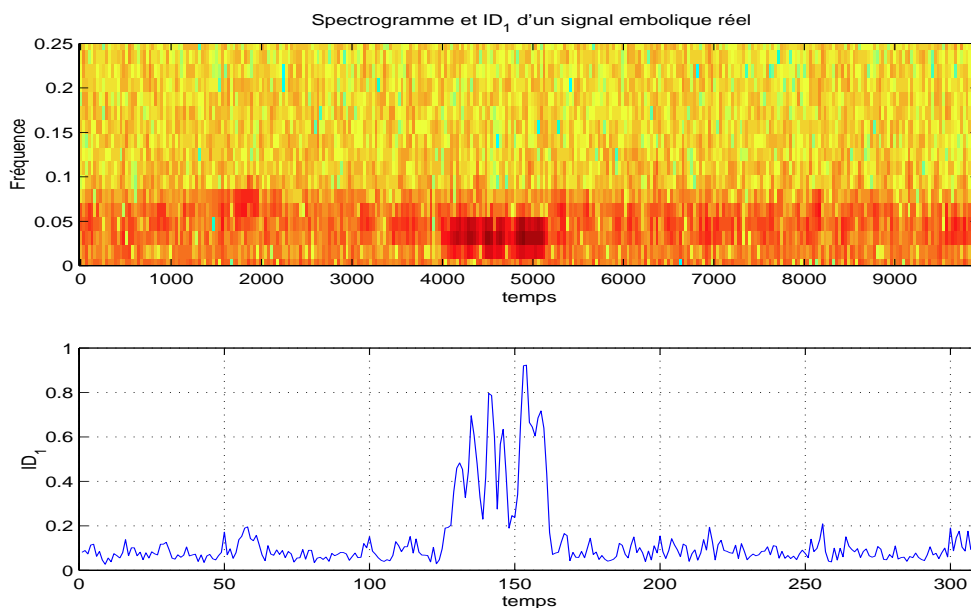


FIG. 5.4 –  
Spectrogramme et information de décision d'un signal embolique réel (*in vitro*).

L'expérience consiste à faire circuler dans des tubes en silicone (simulation du circuit vasculaire), un liquide de caractéristiques acoustique et visco-élastique, proche du sang, et propulsé par une pompe péristaltique (simulant le coeur) à une vitesse constante.

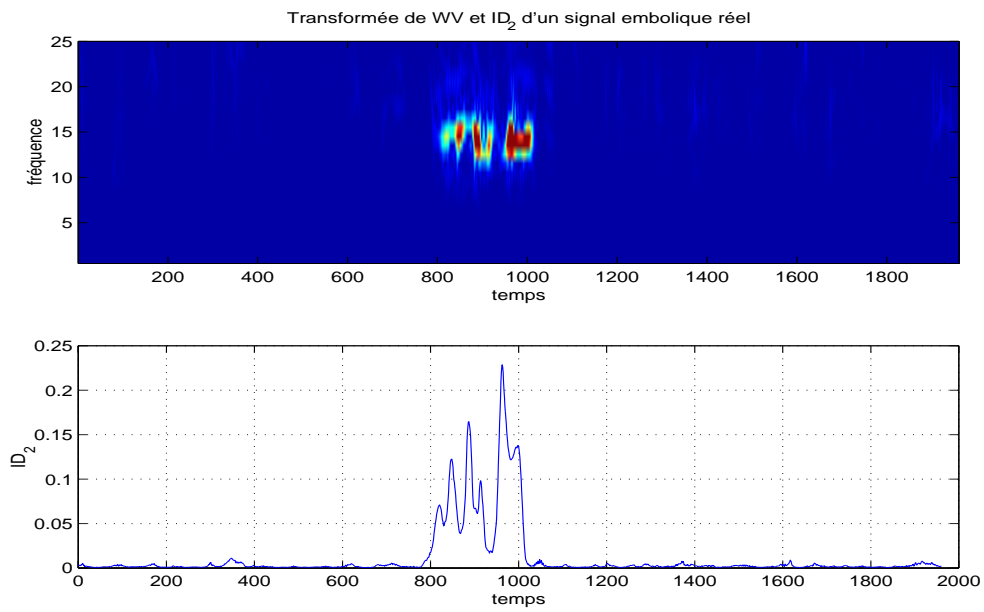


FIG. 5.5 –

*Distribution de Wigner-Ville et information de décision d'un signal embolique réel (in vitro).*

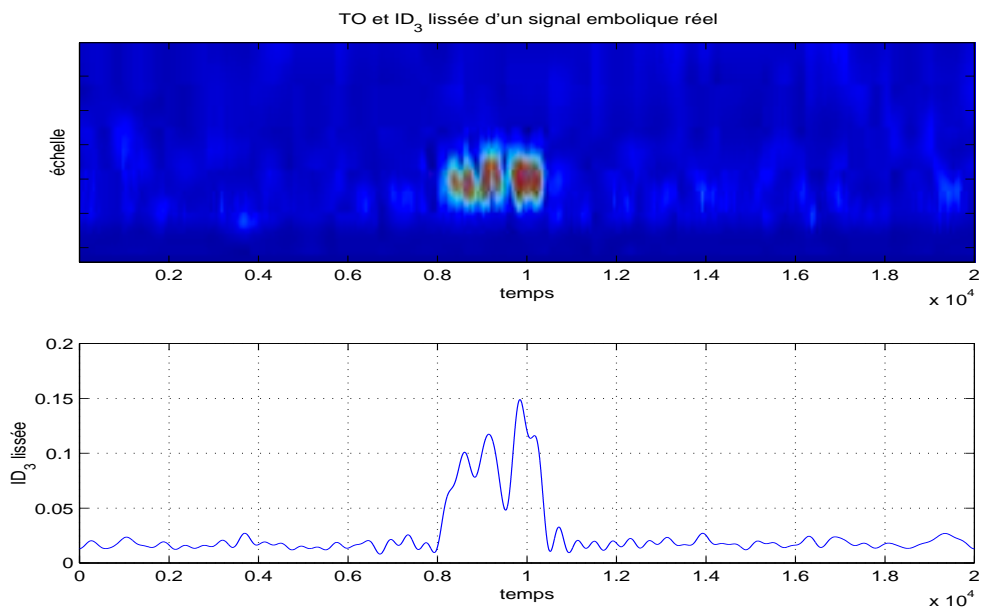


FIG. 5.6 –

*Scalogramme et information de décision d'un signal embolique réel (in vitro).*

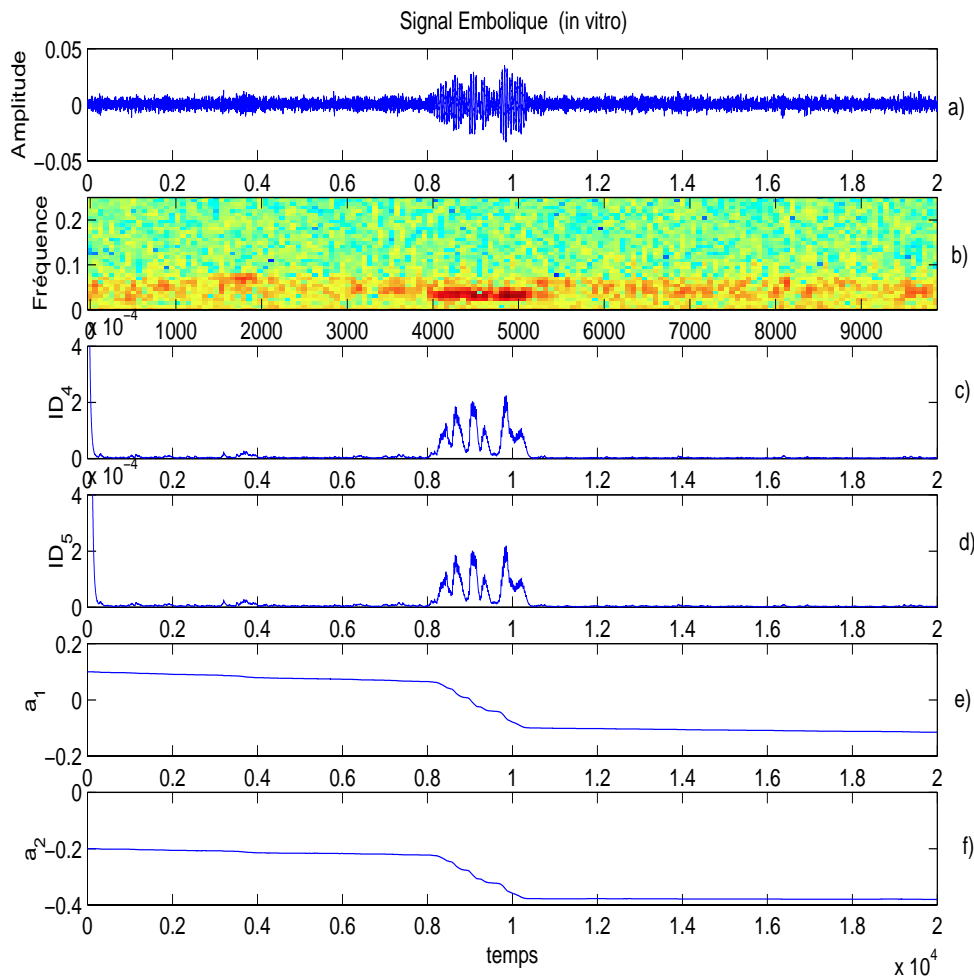


FIG. 5.7 –

*Information de décision (ID) des méthodes paramétriques. a) amplitude du signal Doppler, b) spectrogramme, c)  $ID_4$  (autocorrélation de l'innovation), d)  $ID_5$  (dérivée des paramètres AR), e) et f) paramètres AR  $a_1$  et  $a_2$ .*

Le signal rétrodiffusé par les impuretés du liquide est capté par une sonde ultrasonore continue de  $4\text{ MHz}$ , démodulé puis filtré par une carte analogique afin d'en extraire le signal Doppler. L'acquisition du signal Doppler est réalisée à l'aide d'une carte de numérisation 12 bits *AT-MIO-16E-2 National Instruments* et à la cadence de  $20\text{ KHz}$ , soit 60000 points pour 3 secondes d'enregistrement. Le signal Doppler embolique est obtenu en injectant dans le liquide circulant une particule sphérique de 1 mm de diamètre. Bien que ses caractéristiques acoustiques et mécaniques soient inconnues, la vitesse, la taille, les caractéristiques du milieu, les caractéristiques de l'embole et la fréquence d'émission étant constantes, nous pouvons supposer que l'énergie rétrodiffusée par l'embole est constante à quelques fluctuations près.

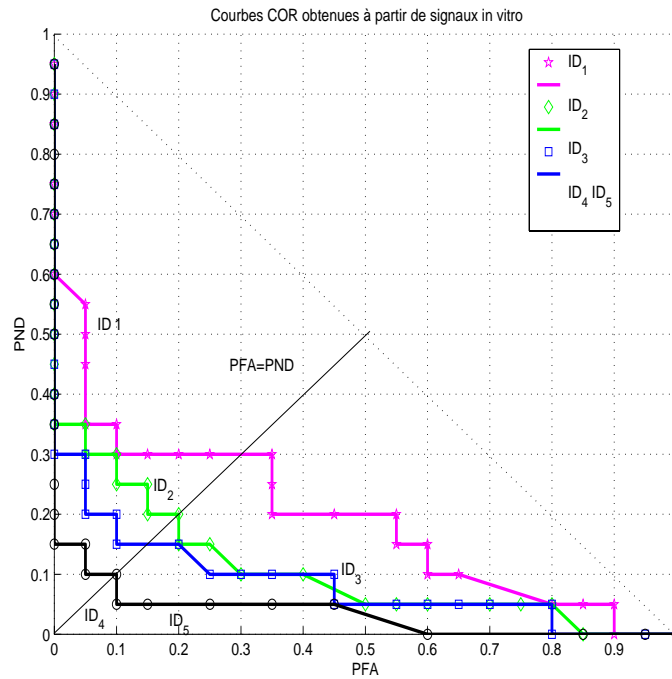


FIG. 5.8 –

*Courbes COR obtenues à partir de signaux emboliques réels (in vitro) ( $RES \approx 10$  dB) et pour les différentes informations de décision.  $ID_4$  et  $ID_5$  ayant des comportements identiques, seul  $ID_5$  est indiquées.*

A partir de ces signaux Doppler numériques, nous évaluons les différentes informations de décision (le  $RES$  évalué est d'environ 10dB). Les informations de décision classiquement utilisées sont reproduites sur les figures (5.4), (5.5), (5.6). Ces courbes indiquent que toutes les méthodes proposées détectent les signaux emboliques.

Les informations de décision fondées sur les méthodes paramétriques sont quant à elles illustrées sur la figure (5.7). Dans le cas paramétrique, nous pouvons noter la grande similitude des informations de décision.

Nous pouvons d'ores et déjà, à partir de ces ID, dire que toutes les méthodes ont détecté l'embolie présent dans le flux circulant. Les courbes COR soulignent de nouveaux, comme dans le cas de signaux simulés, la supériorité des méthodes fondées sur la détection de ruptures de modèle par rapport aux méthodes classiques. Notons que les méthodes basées sur la transformation de Wigner-Ville ainsi que sur la transformation en ondelette fournissent de meilleures performances que l'approche de Fourier. A l'aide des courbes COR, nous pouvons, pour un seuil fixé, évaluer la confiance à accorder aux détections. Par exemple pour un seuil et une énergie fixés (évaluée à  $RES = 10$  dB), les points situés sur la droite  $P_{FA} = P_{ND}$  indiquent que la confiance à accorder à la détection de l'embolie est, dans le meilleur des cas, égale, respectivement à 10% pour  $ID_5$  et  $ID_4$ , 15% pour  $ID_3$ , 20% pour  $ID_2$  et 30% pour  $ID_1$  (voir la figure

(5.8)).

## 5.3 SIGNAUX IN VIVO

### 5.3.1 Conditions expérimentales

Les différentes méthodes ont été testées à partir de signaux enregistrés sur des patients de l'hôpital de Bretonneau (TOURS). Ces enregistrements ont été obtenus à partir d'un système Doppler transcrânien (TCD) [Aaslid, 1992] : *MDX-4 TCD-8 DWL Elektronische Systeme GmbH*. Ce TCD est un appareil composé d'un système de détection et de visualisation muni d'un casque auquel est accolée une sonde US.

Notons que pour une utilisation optimale du système TCD, il est nécessaire de s'assurer que la sonde est bien positionnée et que certains paramètres ont des valeurs appropriées.

En effet les ajustements de la puissance du Doppler, du gain et du volume de mesure sont essentiels. Notamment, le gain doit avoir une valeur assez faible de manière à pouvoir distinguer la signature très énergétique de l'embolie du fond correspondant au sang circulant. En d'autres termes, la valeur faible du gain permet d'obtenir une grande dynamique. Smith [Smith *et al.*, 1994] mit en évidence que dans certains cas, une saturation due à la faible dynamique du système Doppler utilisé peut être confondue au premier abord avec un problème d'aliasing. En effet, la présence d'harmoniques dus à la saturation faisait penser que l'embolie circulait à des vitesses plus importantes que celles du sang.

Concernant le volume de mesure, il est aussi préconisé que la dimension du volume de mesure soit petite. Avec un volume de mesure plus grand, nous élevons l'amplitude du spectre de fond sans augmenter le signal embolique puisque davantage de globules rouges seront insonifiées.

L'intensité de faisceau ultrasonore est de moindre importance. Il faut que celle-ci soit suffisante pour obtenir un spectre de fond sans être trop élevée pour minimiser l'exposition ultrasonore.

Les réglages de l'appareil ont été les suivants :

- la fréquence ultrasonore émise est de  $2\text{ MHz}$ ,
- la fréquence de répétition des tirs (*PRF*) est de  $6\text{ KHz}$ ,
- le lieu vasculaire étudié est l'artère cérébrale moyenne,
- la profondeur à laquelle sont enregistrées les signaux est de  $49\text{ mm}$ ,
- les dimensions du volume de mesure sont d'environ  $5\text{ mm}$ ,
- la valeur du gain de l'appareil est indisponible,
- le seuil de détection est de  $9\text{ dB}$ .

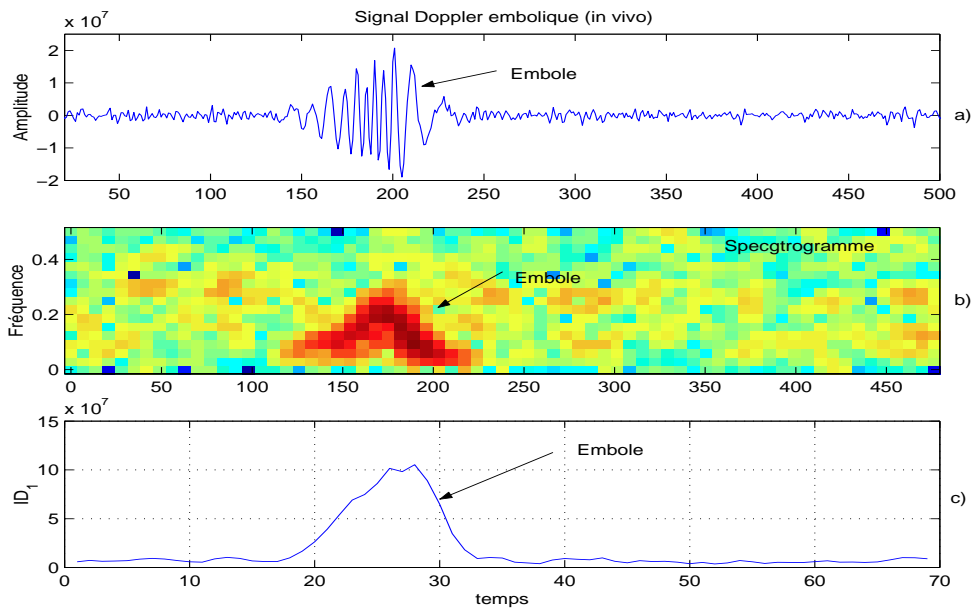


FIG. 5.9 –

*Spectrogramme et information de décision d'un signal Doppler embolique in vivo. a) Amplitude du signal Doppler embolique, b) spectrogramme du signal Doppler embolique, c)  $ID_1$  du signal Doppler embolique.*

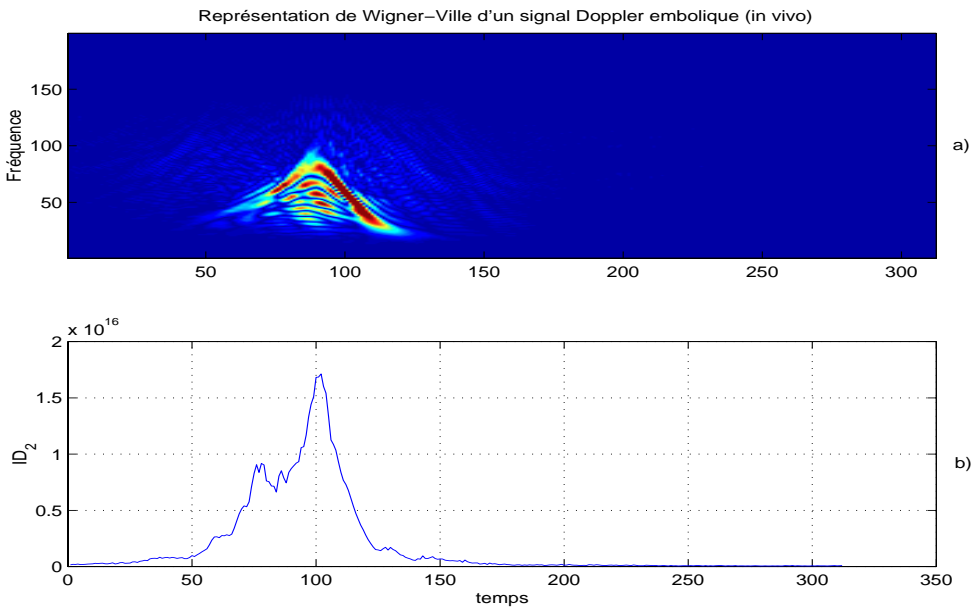


FIG. 5.10 –

*Représentation de Wigner-Ville et information de décision d'un signal Doppler embolique in vivo. a) Représentation de Wigner-Ville du signal Doppler embolique, b)  $ID_2$  du signal Doppler embolique.*



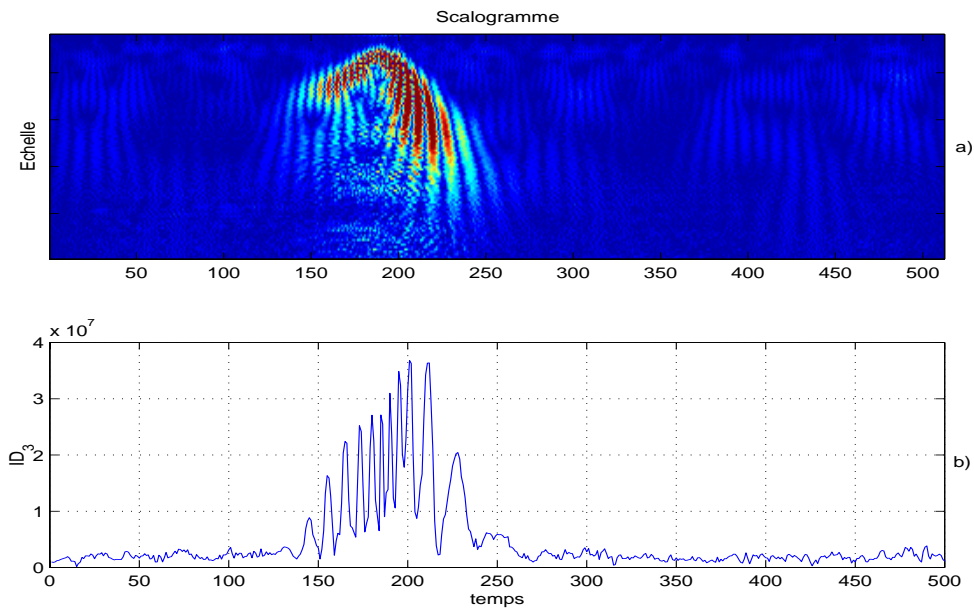


FIG. 5.11 –

Transformée en ondelette et information de décision d'un signal Doppler embolique *in vivo*. a) Transformation en ondelette (Morlet) du signal Doppler embolique, b)  $ID_3$  du signal Doppler embolique.

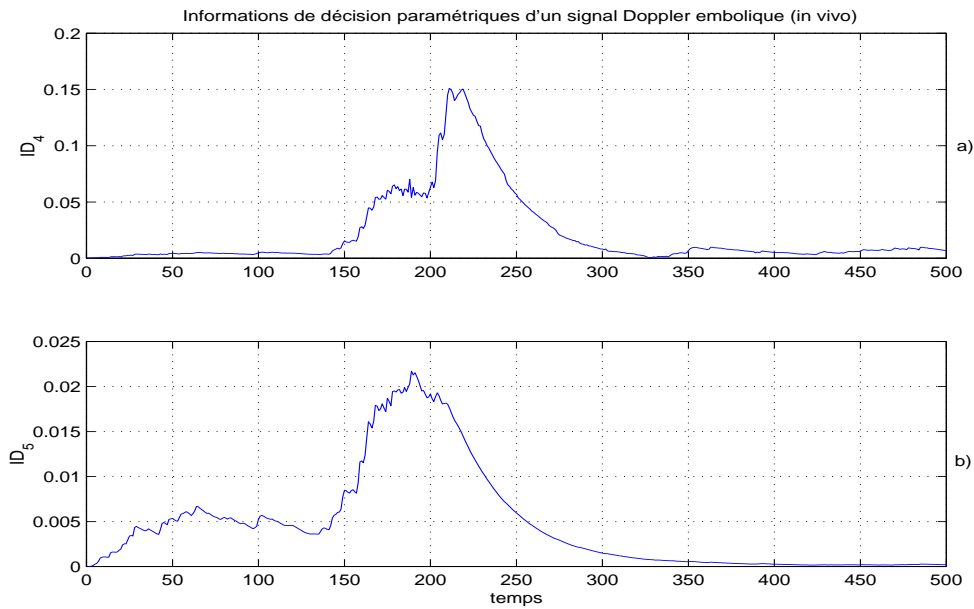


FIG. 5.12 –

Informations de décision paramétriques d'un signal Doppler embolique *in vivo*. a)  $ID_4$  autocorrélation de l'innovation, b) dérivée des paramètres AR.

### 5.3.2 Résultats

Après avoir mesuré un rapport signal à bruit de mesure supérieur à  $10\text{dB}$ , nous avons classé les 400 signaux enregistrés en deux ensembles. Le premier ensemble correspond aux signaux ayant un  $RES$  élevé :  $RES \geq 20\text{ dB}$  et le second aux signaux ayant des  $RES$  faibles :  $RES < 10\text{ dB}$ .

Dans le cas de forts  $RES$ , toutes les méthodes présentent une détection très fiable. Dans le cas d'un signal appartenant au premier ensemble, nous avons reproduit les différentes représentations temps-fréquences et les ID correspondantes sur les figures (5.9), (5.10), (5.11) et (5.12). Ces courbes mettent en évidence que ce type de signature embolique est facilement détectable.

Dans le cas de faibles  $RES$ , nous montrons sur la figure (5.13) que pour un  $RES \approx 3\text{ dB}$ , les méthodes de Fourier, de Wigner-Ville et Paramétrique fournissent respectivement :  $P_{FA} = P_{ND} = 39\%$ ,  $P_{FA} = P_{ND} = 25\%$ ,  $P_{FA} = P_{ND} = 19\%$ . Nous montrons de plus sur cette figure que bien que le rapport signal à bruit soit dégradé, les méthodes ont des performances acceptables et en particulier notons la supériorité de la méthode paramétrique.

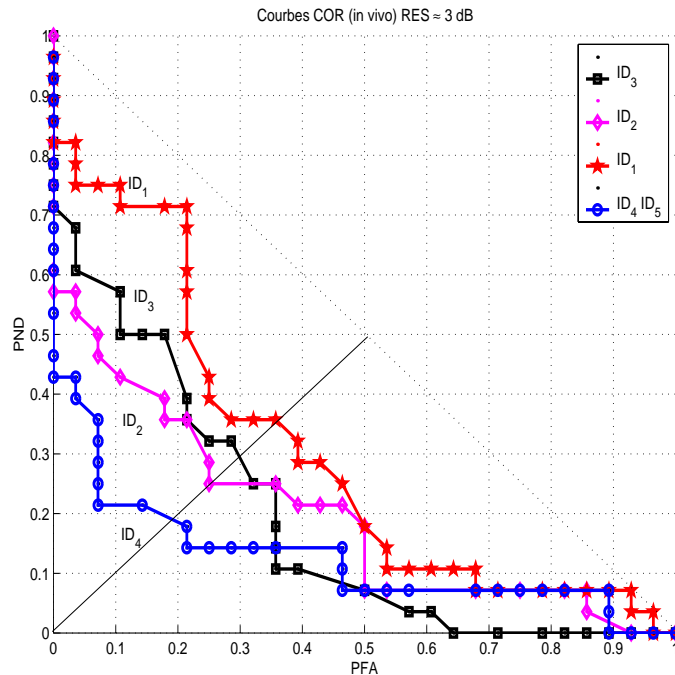


FIG. 5.13 –

Réseau de courbes COR expérimentales avec différentes ID.  $ID_2$  (ligne + losanges) et  $ID_5$  (ligne + cercles) a) respectivement correspondent aux approches de Wigner-Ville et de la dérivée des paramètres AR.  $ID_4$  (ligne + cercles) b) correspondent à la méthode de l'autocorrélation de l'innovation.

Cette étude expérimentale a permis de souligner que la méthode classique fondée sur l'approche de Fourier détecte difficilement plusieurs emboles lorsqu'ils sont proches, alors que les autres méthodes présentées semblent moins altérées. Les résultats de la détection de plusieurs

signaux emboliques sont indiqués dans le tableau (5.2).

TAB. 5.2 –

Nombre d'emboliques	$ID_2$	$ID_4$	$ID_1$
1	75 %	81 %	44 %
2	20 %	25 %	0 %
3	6 %	12 %	0 %

*Fiabilité en pourcentage de la détection d'un embole seul, de deux emboliques et de trois emboliques dans le cas des informations de décision obtenues à partir des approches de Fourier ( $ID_1$ ), de Wigner-Ville ( $ID_2$ ) et paramétrique ( $ID_4$ ).*

Ce tableau montre qu'un embole seul a été détecté avec une confiance de 44% pour la méthode de Fourier, 75% pour la méthode de Wigner-ville (résultats similaires pour l'approche ondelette) et 81% par la méthode paramétrique (résultats similaires pour l'approche  $ID_5$ ). Lorsque deux emboliques sont présents dans le volume de mesure, la méthode de Fourier affiche une fiabilité de 0% (la méthode n'en a détecté qu'un) alors que les méthodes de Wigner-Ville et paramétrique affichent respectivement des fiabilités de 20% et 25%. Lorsqu'il y a trois emboliques, les résultats sont pour les méthodes de Fourier, de Wigner-Ville et paramétrique respectivement de 0%, 6%, 14%.

# CONCLUSION

DANS cette partie, nous avons présenté les méthodes existantes de détection d'embolie et nous avons proposé un algorithme pour générer des signaux Doppler emboliques. A partir de signaux synthétiques et de signaux expérimentaux (in vitro et in vivo), nous avons comparé les méthodes de détection d'embolies non-paramétriques aux deux méthodes paramétriques avec des outils statistiques telles que les courbes COR. Les performances issues de cette comparaison indiquent que les méthodes paramétriques proposées sont de loin meilleures que les méthodes existantes telles que celles de Fourier, de Wigner-Ville et de transformation en ondelettes.

Ce travail nous conduit à penser que, premièrement les appareils du commerce basés sur l'approche de Fourier sont inadaptés à la détection des embolies de petite taille, et deuxièmement que l'utilisation de méthodes paramétriques est une voie prometteuse pour détecter des micro-embolies.



# CONCLUSION ET PERSPECTIVES

**A**FIN de comprendre la nature complexe du signal Doppler, rétrodiffusé aussi bien par les globules rouges que par les emboles présents dans le sang, nous avons explicité, dans cette thèse, la nature stochastique et non-stationnaire du signal Doppler et développé l'analyse temps-fréquence associée.

Après avoir rappelé différents outils d'analyse temps-fréquence et divers estimateurs temporels et fréquentiels de la fréquence instantanée (FI) couramment rencontrés en vélocimétrie ultrasonore, nous avons proposé deux estimateurs temporels de FI : le premier basé sur la mesure de la longueur euclidienne, permet une évaluation de la FI Doppler peu précise mais moins coûteuse en temps de calcul, le second fondé sur un modèle paramétrique évolutif récursif permet une estimation des variations rapides de la FI Doppler.

En assimilant un micro-embolie à un gros globule rouge, nous avons transposé les connaissances relatives aux signaux Doppler sanguins à celles relatives aux signaux micro-emboliques.

Nous avons montré que la détection d'embolie consiste, d'un point de vue conceptuel, à tester, l'énergie du signal mesuré par rapport à un seuil choisi. Puis, nous assimilons cette rupture énergétique à une rupture de modèle où nous proposons deux méthodes de détection paramétriques : l'une fondée sur un test de blancheur, l'autre scrutant la variation brusque des paramètres auto-régressifs. Par la suite, à l'aide de signaux simulés, nous avons comparé ces méthodes en termes de probabilité de fausse alarme et de probabilité de non-détection.

Après avoir associé un degré de fiabilité pour chaque méthode de détection, nous avons validé, à partir de signaux *in vitro* et de signaux obtenus en milieu hospitalier sur des patients à risque, les méthodes proposées. Nous concluons alors que les performances des méthodes de détection paramétrique sont de loin les meilleures en termes de probabilité de fausse alarme et de non-détection.

Les résultats encourageants issus de ce travail nous laisse penser que les méthodes de détection paramétrique, implémentées sur un processeur de traitement du signal devraient permettre de mettre en évidence des phénomènes actuellement difficiles à identifier tels que les agrégats.

Les perspectives que nous souhaitons donner à ce travail sont de trois types :

- à court terme, il est intéressant de compléter l'étude in vitro pour établir des courbes COR plus précises,
- à moyen terme, nous souhaiterions réaliser un système temps-réel à base de processeurs de traitement numérique du signal, d'une part, dans le but de maîtriser toutes les étapes d'enregistrements de signaux emboliques, et d'autre part, afin de réaliser un corpus, plus étendu de signaux expérimentaux in vivo. Naturellement, nous envisageons d'intégrer nos méthodes sur des appareils du commerce,
- à long terme nous souhaiterions réaliser des courbes COR propres à chaque patient et pourquoi pas un abaque universel. Cet objectif très ambitieux permettrait au clinicien de décider avec quel type de probabilité pondérer les détections, c'est-à-dire préférer, par exemple, les fausses alarmes aux non-détections.

Par ce travail, nous avons contribué à classifier la problématique de détection de micro-emboles, et apporté des solutions quantifiables en termes de performances de détection.

# Bibliographie

- [Aaslid, 1992] R. Aaslid. *Transcranial Doppler, chapter : Developments and principles of transcranial Doppler*. Edited by D.W. Newell and R. Aaslid, Raven Press, Ltd, New-York, 1992.
- [Akaike, 1974] H. Akaike. A new look at the statistical model identification. *IEEE Trans. Auto. Control*, 19 :716–723, 1974.
- [Albright, 1976] R.J. Albright. Relationship of doppler ultrasonic scattered signal characteristics to flow and beam parameters. *J. Acoust. Soc. Am.*, 59 :786–789, 1976.
- [André-Obretch, 1988] R. André-Obretch. A new statistical approach for automatic segmentation of continuous speech signals. *IEEE Trans. Acoust. Speech Sig. Proc.*, 36 :29–40, 1988.
- [Angelsen et Kristoffersen, 1983] B.A.J Angelsen et K. Kristoffersen. Discrete time estimation of the mean doppler frequency in ultrasonic blood velocity measurements. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 30 :207–217, 1983.
- [Aydin *et al.*, 1999] N. Aydin, S. Padayachee, et H. Markus. The use of the wavelet transform to describe embolic signals. *Ultrasound Med. Biol.*, 25 :953–958, 1999.
- [Basseville et al, 1992] M. Basseville et al. Segmentation des signaux. *Traitement du signal*, 9 :115–147, 1992. suppl.
- [Basseville, 1988] M. Basseville. Detecting changes in signals and system - a survey. *Automatica*, 24 :309–326, 1988.
- [Basseville, 1989] M. Basseville. Distance measures for signal processing and pattern recognition. *Signal Processing*, 18 :349–369, 1989.
- [Boashash, 1992a] B. Boashash. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal - part 1 : Fundamentals. *Proceedings of the IEEE*, 80 :519–538, 1992.
- [Boashash, 1992b] B. Boashash. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal - part 2 : Algorithms and applications. *Proceedings of the IEEE*, 80 :539–568, 1992.
- [Brant, 1983] A.V. Brant. An efficient glr algorithm for adaptive segmentation of non stationary signals. *Proc. of Eusipco, Erlangen (RFA)*, 1983.
- [Brody et Meindl, 1974] W.R. Brody et J.D. Meindl. Theoretical analysis of cw doppler ultrasonic flowmeter. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 21 :183–192, 1974.



- [Chemla *et al.*, 1998] J.P. Chemla, **J.M. Girault**, D. Kouamé, F. Ossant, et F. Patat. Apport de la transformée de wigner-ville pour l'estimation de l'atténuation ultrasonore de tissus biologiques. *ITBM*, 19 :213–219, 1998.
- [Choi et Williams, 1989] H. I. Choi et W.J. Williams. Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels. *IEEE Trans. Acoust. Speech Sig. Proc.*, 37 :826–871, 1989.
- [Cohen, 1989] L. Cohen. Time-frequency distributions - a review. *Proceedings of the IEEE*, 77 :941–981, 1989.
- [Forsberg *et al.*, 1999] F. Forsberg, H. Oung, et L. Needleman. Doppler spectral estimation using time-frequency distributions. *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, 46 :595–608, 1999.
- [Forsberg, 1991] F. Forsberg. On the usefulness of singular value decomposition - arma models in doppler ultrasound. *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, 38 :418–428, 1991.
- [Fort *et al.*, 1995] A. Fort, C. Manfredi, et S. Rocchi. Adaptive svd-based ar model order determination for time-frequency analysis of doppler ultrasound signals. *Ultrasound Med. Biol.*, 21 :793–805, 1995.
- [Girault *et al.*, 1998] J.M. Girault, F. Ossant, A. Ouahabi, D. Kouamé, et F. Patat. Time-varying autoregressive spectral estimation for ultrasound attenuation in tissue characterization. *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, 45 :650–659, 1998.
- [Girault *et al.*, 1999a] J.M. Girault, D. Kouamé, A. Ouahabi, et F. Patat. Estimation of the blood doppler frequency shift by a time-varying parametric approach. *Ultrasonics*, 1999. acceptée.
- [Girault *et al.*, 1999b] J.M. Girault, D. Kouamé, A. Ouahabi, et F. Patat. Micro-emboli detection : an ultrasound doppler signal processing view point. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 1999. soumise.
- [Grenier, 1983] Y. Grenier. Time-dependent arma modeling of non-stationary signal. *IEEE Trans Acoust Speech signal Processing*, 31 :899–911, 1983.
- [Guetbi *et al.*, 1997] C. Guetbi, D. Kouame, A. Ouahabi, et J.P. Remenieras. New emboli detection methods. In *Proc. IEEE International Ultrasonics Symposium*, 1997.
- [Guo *et al.*, 1993] Z. Guo, L.G. Durand, L. Allard, G. Cloutier, H.C. Lee, et Y.E. Langlois. Cardiac doppler blood flow signal analysis, part 2 : Tfd by using ar modeling. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 31 :242–248, 1993.
- [Guo *et al.*, 1994] Z. Guo, L.G. Durand, et H.C.Lee. Comparison of the tfr techniques for analysis of simulated doppler ultrasound signals of the femoral artery. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 41 :332–342, 1994.
- [Hagglund, 1983] T. Hagglund. *New estimation techniques for adaptive control*. PhD thesis, Dept of Automatic Control, Lund University, Sweden, 1983.
- [Haykin, 1991] S. Haykin. *Adaptive filter theory*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 2nd ed., 1991.

- 
- [Jeong *et al.*, 1995] J. Jeong, G. S. Cunningham, et W.J. Williams. The discrete-time phase derivative as a definition of discrete instantaneous frequency and its relation to discrete time-frequency distributions. *IEEE Trans. Signal Processing*, 43 :341–344, 1995.
- [Jones et Gidden, 1990] S.A. Jones et D.P. Gidden. A simulation of the transit time effects in doppler ultrasound signal. *Ultrasound Med. Biol.*, 16 :607–619, 1990.
- [Kasai *et al.*, 1985] C. Kasai, K. Namekawa, A. Koyane, et R. Omoto. Real-time two-dimensional blood flow imaging using an autocorrelator technique. *IEEE Trans. Sonics Ultrasonics*, 32 :458–463, 1985.
- [Kay et Marple, 1981] S.M. Kay et S.L. Marple. Spectrum analysis - a modern perspective. *Proceedings of the IEEE*, 69 :1380–1419, 1981.
- [Kay, 1988] S.M. Kay. Statistically / computationally efficient frequency estimation. *Proc. ICASSP'88, New-York*, pages 2292–2295, 1988.
- [Kelly *et al.*, 1972] G.L. Kelly, G. Dodi, et B. Eisman. Ultrasound detection of fat emboli. *Surg. Forum*, 23 :459–461, 1972.
- [Kouamé *et al.*, 1996] D. Kouamé, J.P. Remenieras, J.F. Roux, A. Ouahabi, M. Lethiecq, et F. Patat. Effect of the compensation in an abrupt change detection problem. In *IEEE Digital Signal Processing Workshop Loen Norway*, 1996.
- [Kouamé *et al.*, 1997] D. Kouamé, A. Ouahabi, J.P. Remenieras, et F. Patat. Vélodimétrie doppler par estimation adaptative rapide. *JESA*, 31 :1609–1622, 1997.
- [Kouamé *et al.*, 1998a] D. Kouamé, J.F. Roux, et A. Ouahabi. Parametric estimation : Improvement of the rls approach using a differential approach. *International J. of Modelling and Simulation*, 19 :18–26, 1998.
- [Kouamé *et al.*, 1998b] D. Kouamé, **J.M. Girault**, J.P. Chemla, A. Ouahabi, et M. Lethiecq. Détection d'embolies par analyse paramétrique du signal doppler : une étude préliminaire. *ITBM*, 19 :243–248, 1998.
- [Kouamé, 1996] D. Kouamé. *Modélisation paramétrique et détection de rupture en traitement du signal ultrasonore*. PhD thesis, university of Tours, France, 1996.
- [Kristoffersen, 1988] K. Kristoffersen. Time-domain estimation of the center frequency and spread spectra in diagnostic ultrasound. *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, 35 :484–497, 1988.
- [Krongold *et al.*, 1999] B.S. Krongold, A.M. Sayeed, M.A. Moehring, J.A. Ritcey, M.P. Spencer, et D. L. Jones. Time-scale detection of microemboli in flowing blood with doppler ultrasound. *IEEE Trans Biomed Eng*, 46 :1081–1089, 1999.
- [Ljung et Gunnarson, 1990] L. Ljung et S. Gunnarson. Adaptation and tracking in system identification. a survey. *Automatica*, 26 :7–21, 1990.

- [Ljung, 1987] L. Ljung. *Recursive Identification : Theory for the users*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1987.
- [Loughlin et Tacer, 1997] P. Loughlin et B. Tacer. Comments on the interpretation of the instantaneous frequency. *IEEE Signal Processing Letters*, 45 :123–125, 1997.
- [Lovell et Williamson, 1992] B. C. Lovell et R.C. Williamson. The statistical performance of some instantaneous frequency estimators. *IEEE Trans. Signal Processing*, 40 :1708–1723, 1992.
- [Lubbers et Berg, 1976] J. Lubbers et J.W. Van Den Berg. An ultrasonic detector for microgasemboli in a bloodflow line. *Ultrasound Med. Biol.*, 2 :301–310, 1976.
- [Mandelbrot, 1982] B.B. Mandelbrot. *The fractal geometry of nature*. San Francisco : Freeman, 1982.
- [Miller et Roachwarge, 1972] K.S. Miller et M.M. Roachwarge. A covariance approach to spectral moment estimation. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 18 :588–596, 1972.
- [Mo et Cobbold, 1986] L.Y.L. Mo et R.S.C. Cobbold. A stochastic model of the backscattered doppler ultrasound by blood. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 33 :20–27, 1986.
- [Mo et Cobbold, 1992] L.Y.L. Mo et R.S.C. Cobbold. An unified approach to modelling the backscattered doppler ultrasound from blood. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 39 :450–461, 1992.
- [Moehring et Keppler, 1994] M.A. Moehring et J.R. Keppler. Pulse doppler ultrasound detection characterization and size estimation of emboli in flowing blood. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 41 :35–44, 1994.
- [Morse et Ingard, 1968] P.M. Morse et K.V. Ingard. *theoretical Acoustics*. P.M. Morse and K.V. Ingard , New-York : Mc Graw-Hill, 1968.
- [Newhouse *et al.*, 1976] V.L. Newhouse, P.J. Bendick, et L.W. Varner. Analysis of the transit time effects on doppler flow measurement. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 23, 1976.
- [Newhouse *et al.*, 1980] V.L. Newhouse, M.L. Hoover, et S.R. Ash. The detection of blood impurities using ultrasound doppler. *Ultrasonic Imaging*, 2 :370–380, 1980.
- [Nikiforov et Tikhonov, 1986] I.V. Nikiforov et I.N. Tikhonov. Detection of abrupt changes in signals and dynamical systems, Incis. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 77 :355–373, 1986.
- [Nikiforov, 1995] I.V. Nikiforov. A generalized change detection problem. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 41 :171–187, 1995.
- [Padayachee *et al.*, 1987] T.S. Padayachee, S. Parsons, et R. Theobald. The detection of microemboli in the middle cerebral artery during cardiopulmonary bypass : a transcranial doppler ultrasound investigation using membrane and bubble oxygenators. *Ann. Thorac. Surg.*, 44 :298–302, 1987.
- [Rabiner et Schafer, 1978] L.R. Rabiner et R.W. Schafer. *Digital Processing of speech signals*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1978.

- 
- [Rayleigh, 1945] J.W.S. Rayleigh. *Vibrations of solid bodies*. Theory of sound. New York : Dover Publication Inc., 1945.
- [Reid *et al.*, 1969] J.M. Reid, R.A. Sigelmann, M. Nasser, et D. Baker. The scattering of ultrasound by human blood. *Proc. Int. Conf. Med. Biol. Eng.*, pages 10–17, 1969.
- [Roy *et al.*, 1998] E. Roy, P. Abraham, S. Montresor, M. Baubry, et J.L. Saumet. The narrow band hypothesis : an interesting approach for high-intensity transient signals (hits) detection. *Ultrasound Med. Biol.*, 24 :375–382, 1998.
- [Russell *et al.*, 1991] D. Russell, K.P. Madden, W.M. Clark, P. Morten Sandset, et J.A. Zivin. Detection of arterial emboli using doppler ultrasound in rabbits. *Stroke*, 22 :253–258, 1991.
- [Russell, 1992] D. Russell. *The Detection of cerebral Emboli using Doppler Ultrasound, Theoretical, Experimental, and clinical Aspects*. Edited by D.W. Newell and R. Aaslid, Raven Press, Ltd, New-York, 1992.
- [Satamura, 1957] S. Satamura. Ultrasonics doppler method for the inspection of cardiac function. *J. Acoust. Soc. Am.*, 29 :1180–1185, 1957.
- [Schlindwein et Evans, 1989] F.S. Schlindwein et D.H. Evans. A real-time autoregressive spectrum analyser for doppler ultrasound signals. *Ultrasound Med. Biol.*, 15 :263–272, 1989.
- [Schlindwein et Evans, 1990] F.S. Schlindwein et D.H. Evans. Selection of the order of autoregressive models for spectral analysis of doppler ultrasound signals. *Ultrasound Med. Biol.*, 16 :81–91, 1990.
- [Sharman et Friedlander, 1984] K. Sharman et B. Friedlander. Time-varying auto-regressive modeling of a class of non-stationary signals. in *Proc. ICASSP'84, San Francisco, CA*, 22, 1984.
- [Shung *et al.*, 1976] K.K. Shung, R.A. Sigelmann, et J.M. Reid. Scattering of ultrasound by blood. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 23 :460–467, 1976.
- [Siebler *et al.*, 1992] M. Siebler, M. Sitzer, et H. Steinmetz. Detection of intracranial emboli in patient with symptomatic extracranial carotid artery disease. *Stroke*, 23 :1652–1654, 1992.
- [Siebler *et al.*, 1994] M. Siebler, M. Sitzer G. Rose, A. Bender, et H. Steinmetz. Real-time identification of cerebral micro-emboli with us feature detection by a neural network. *Radiology*, 192 :739–742, 1994.
- [Sigelmann et Reid, 1973] R.A. Sigelmann et J.M. Reid. Analysis and measurement of ultrasound backscattering from an ensemble of scatterers excited by sine wave bursts. *J. Acoust. Soc. Am.*, 53 :1351–, 1973.
- [Smith *et al.*, 1994] J.L. Smith, D.H. Evans, L. Fan, A.J. Thrush, et A.R. Naylor. Processing doppler ultrasound signals from blood-borne emboli. *Ultrasound Med. Biol.*, 20 :455–462, 1994.
- [Smith *et al.*, 1996] J.L. Smith, D.H. Evans, L. Fan, P.R.F. Bell, et A.R. Naylor. Differentiation between emboli and artefacts using dual-gated transcranial doppler ultrasound. *Ultrasound Med. Biol.*, 22 :1031–1036, 1996.

- [Smith *et al.*, 1997] J.L. Smith, D.H. Evans, et A.R. Naylor. Analysis of the frequency modulation present in doppler ultrasound signals may allow differentiation between particulate and gaseous cerebral emboli. *Ultrasound Med. Biol.*, 23 :727–734, 1997.
- [Smith *et al.*, 1998] J.L. Smith, D.H. Evans, P.R.F. Bell, et A.R. Naylor. A comparison of four methods for distinguishing doppler signals from gaseous and particulate emboli. *Stroke*, 29 :1133–1138, 1998.
- [Spencer *et al.*, 1969a] M.P. Spencer, S.D. Campbell, J.L. Sealey, F.C. Henry, et J. Lindbergh. Experiments on decompression bubbles in the circulation using ultrasonic and electromagnetic flowmeters. *J. Occup. Med.*, 11 :238–244, 1969.
- [Spencer *et al.*, 1969b] M.P. Spencer, G. Lawrence, G. Thomas, et L. Sauvage. The use of ultrasonics in the determination of arterial aero-embolism during open-heart surgery. *The annals of Thoracic Surgery*, 8 :489–497, 1969.
- [Spencer *et al.*, 1990] M.P. Spencer, G.I. Thomas, S.C. Nicholls, et L.R. Sauvage. Detection of middle cerebral artery emboli during carotid endarterectomy using transcranial doppler ultrasonography. *Stroke*, 21 :415–423, 1990.
- [Spencer et Campbell, 1968] M.P. Spencer et S.D. Campbell. Development of bubbles in venous and arterial blood during hyperbaric decompression. *Bull. Mason Clin.*, 22 :26–32, 1968.
- [Sun et Sciabassi, 1993] M. Sun et R.J. Sciabassi. Discrete-time instantaneous frequency and its computation. *IEEE Trans. Signal Processing*, 41 :1867–1880, 1993.
- [Tourneret et Chabert, 1997] J.Y. Tourneret et M. Chabert. Off-line detection and estimation of abrupt changes corrupted by multiplicative colored gaussian noise. *Proc. of ICASSP, Munich*, 1997.
- [Van-Leeuwen *et al.*, 1986] G.H. Van-Leeuwen, A.P.G. Hoeks, et R.S. Reneman. Simulation of real-time frequency estimators for pulsed doppler systems. *Ultras. Imaging*, 8 :252–271, 1986.
- [Van-Trees, 1968] H.L. Van-Trees. *Detection, estimation and modulation theory*. Wiley, 1968.
- [Ville, 1948] J. Ville. Theorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et Transmission 2eA*, 1 :61–74, 1948.
- [Wang et Wang, 1993] Y. Wang et W. Wang. Fractal concept and its analysis method for doppler ultrasound signals. *Ultrasound Med. Biol.*, 19 :661–666, 1993.
- [Wendling *et al.*, 1992] F. Wendling, S.A. Jones, et D.P. Giddens. Simulation of doppler ultrasound signals for a laminar, pulsatile, nonuniform flow. *Ultrasound Med. Biol.*, 18 :179–193, 1992.
- [Wigner, 1932] E. Wigner. On the quantum correction for thermodynamic equilibrium. *Phys. Rev.*, 40 :740–759, 1932.

---

[Zhao *et al.*, 1990] Y. Zhao, U. Atlas, et R.J. Marks. The use of cone-shaped kernels for generalized time-frequency representation of nonstationary signals. *IEEE Trans. Acoust. Speech Sig. Proc.*, 38 :1084–1091, 1990.

## Liste des Travaux

### 5 ARTICLES DE REVUE AVEC COMITÉ DE SÉLECTION INTERNATIONNAL :

1 Article de revue internationale avec communauté de sélection international :

**J.M. Girault**, D. Kouamé, A. Ouahabi, and F. Patat, "Micro-Emboli Detection : an Ultrasound Doppler Signal Processing View Point," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2000, **soumis**.

1 Article de revue internationale avec communauté de sélection international :

**J.M. Girault**, D. Kouamé, A. Ouahabi, and F. Patat, "Estimation of the Blood Doppler Frequency Shift by a Time-Varying Parametric Approach," *Ultrasonics*, 2000, **à paraître**.

1 Article de revue internationale avec communauté de sélection international :

**J.M. Girault**, F. Ossant, A. Ouahabi, D. Kouamé, and F. Patat, "Time-Varying Auto-Regressive Spectral Estimation for Ultrasound Attenuation in Tissue Characterization," *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, vol. 45, pp. 650-659, 1998, **paru**.

2 Articles de revue nationale avec communauté de sélection international :

D. Kouamé, **J.M. Girault**, J.P. Chemla, A. Ouahabi, and M. Lethiecq, "Détection d'Emboles par Analyse Paramétrique du Signal Doppler : une Etude Préliminaire," *Innov. Techno. Bio. Med.*, vol. 19, pp. 243-248, 1998, **paru**.

J.P. Chemla, **J.M. Girault**, D. Kouamé, F. Ossant, and F. Patat, "Apport de la Transformée de Wigner-Ville pour l'Estimation de l'Atténuation Ultrasonore de Tissus Biologiques," *Innov. Techno. Bio. Med.*, vol. 19, pp. 213-219, 1998, **paru**.

### 5 ACTES DE CONGRÈS AVEC COMITÉ DE SÉLECTION INTERNATIONNAL :

D. Kouamé, **J.M. Girault**, A. Ouahabi, and F. Patat, "Reliability Evaluation of Emboli Detection Using a Statistical Approach," *Proceedings of IEEE International Ultrasonics Symposium*, 1999.

J.P. Chemla, **J.M. Girault**, D. Kouamé, M. Lethiecq "An Hybrid Wigner-Ville Approach to Estimate the Ultrasound Attenuation in Soft Biological Tissue," *Proceedings of IEEE International Ultrasonics Symposium*, 1998.

**J.M. Girault**, A. Ouahabi, F. Ossant, F. Patat, C. Guitet "Adaptive Spectral Estimation of the Attenuation in Skin," *Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, 1997.

**J.M. Girault**, F. Ossant, A. Ouahabi, C. Guitet, D. Kouamé, and F. Patat, "Non-Stationary Parametric Spectral Estimation for the Ultrasound Attenuation," *Ultrasonic Imaging*, 1997.

---

D. Kouamé, C. Guetbi, J.P. Remenieras, **J.M. Girault**, A. Ouahabi, and F. Patat, "Multiphase pipe flow velocity measurement in strong colored noisy Doppler Ultrasound : Parametric and Non-Parametric Approaches," *Proceedings of IEEE International Ultrasonics Symposium*, 1997.

#### **AUTRES COMMUNICATIONS :**

D. Kouamé, **J.M. Girault**, C. Guetbi, J.P. Remenieras, A. Ouahabi, and F. Patat, "Emboli Detection through Isolation of Non-Stationarities in Doppler Signal," *EUROSON-SFAUMB Tours-France*, 1998.

**J.M. Girault**, F. Ossant, D. Kouamé, A. Ouahabi, and F. Patat, "Estimation de l'Atténuation Ultrasonore par Analyse Spectrale Evolutive," *Ecole Thématique GDR-PRC-ISIS CNRS G 1047, Marly-le-Roi, France*, 1997.

D. Kouamé, C. Guetbi, **J.M. Girault**, J.P. Remenieras , A. Ouahabi, and F. Patat, "Détection de Rupture : une Application à la Détection d'Emboles," *Ecole Thématique GDR-PRC-ISIS CNRS G 1047, Marly-le-Roi, France*, 1997.