

## Évaluation automatique du degré de bulles dans le sang : méthodes paramétriques

### *Parametric Methods for Automatic Evaluation of Bubble Grade in Blood*



#### **Patrice PALISSON**

Laboratoire de Traitement du Signal et Ultrasons (URA CNRS n° 1216). Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 20 avenue Albert Einstein 69621 Villeurbanne Cedex

Après une maîtrise de Mathématiques Appliquées à l'Université Claude Bernard, et un DEA d'Informatique à l'INSA de Lyon, Patrice Palisson prépare actuellement une thèse au Laboratoire de Traitement du Signal et Ultrasons. Sa recherche porte sur l'analyse de texture par des modèles connexionnistes.



#### **Robert UNTERREINER**

Laboratoire de Traitement du Signal et Ultrasons (URA CNRS n° 1216). Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 20 avenue Albert Einstein 69621 Villeurbanne Cedex

Docteur ès Sciences Physiques depuis 1969, Robert Unterreiner est actuellement Professeur à l'INSA de Lyon. Il travaille principalement sur les méthodes d'investigation pour l'interprétation du signal et des images.



#### **Robert GOUTTE**

Laboratoire de Traitement du Signal et Ultrasons (URA CNRS n° 1216). Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 20 avenue Albert Einstein 69621 Villeurbanne Cedex

Docteur ès Sciences, Robert Goutte est actuellement Professeur à l'INSA de Lyon, et directeur du Laboratoire de Traitement du Signal et Ultrasons (URA CNRS n° 1216). Ses recherches portent principalement sur le traitement du signal et des images.

### RÉSUMÉ

La détection des bulles dans le sang des plongeurs en phase de décompression est un problème qui a fait l'objet de très nombreuses études, mais est encore imparfaitement résolu.

On utilise généralement une sonde ultrasonore Doppler fournissant un signal sonore complexe, que l'expert humain est le seul actuellement à pouvoir analyser correctement grâce à l'écoute directe ou différée. La détection automatique n'a en effet donné pour l'instant que des résultats trop spécifiques et difficilement généralisables.

On a envisagé ici une approche mathématique multi-critères intégrant l'information temporelle et spectrale de signaux dont le produit BT est

faible. L'acquisition d'une centaine de signaux Doppler expertisés a permis d'utiliser des méthodes statistiques d'analyse des données pour proposer des procédures de décision adaptatives utilisables en temps réel. Une simulation connexionniste à base de réseau multi-couches a également été testée.

#### MOTS CLÉS

Détection Doppler, bulles dans le sang, estimation paramétrique, représentation temps-fréquence, décision en temps réel.

### ABSTRACT

*Bubble detection in blood of divers during decompression has been studied for a long time, but is still imperfectly resolved. Generally, an ultrasonic*

*Doppler probe is used to provide an acoustic signal, which can be aurally analysed by a human expert to estimate bubble grade. Automatic detection*

has given only specific results so far, without generalization capabilities. This paper describes a multi-criterion mathematical approach covering spatial and spectral information of the signal. The acquisition of one hundred bubble grade evaluated signals allowed us to use statistical methods such as data analysis, in order to obtain adaptive real-time procedures. A multilayer perceptron has been simulated and tested to solve the bubble grade discrimination problem.

### KEY WORDS

Doppler detection, decompression thickness, bubble evaluation, parametric estimation, time-frequency representation, real-time decision.

## 1. La détection de bulles

### 1.1. LE PHÉNOMÈNE « BULLES »

La plongée sous-marine à saturation pose un problème lors de la décompression due à la remontée. En effet la diminution de pression peut entraîner dans certaines circonstances le retour sous forme gazeuse des gaz respiratoires dissous, et la formation de bulles dans les tissus. Ces bulles sont normalement filtrées par les poumons, mais en cas de remontée trop rapide, leur débit devient tel qu'elles peuvent parvenir dans la circulation artérielle et y provoquer des embolies [1, 2].

Il est donc important pour la sécurité du plongeur de pouvoir détecter les bulles le plus tôt possible, afin de piloter sa remontée et d'envisager si nécessaire une recompression thérapeutique. Ces techniques pourraient permettre également un réexamen des tables de plongée dans le cas de plongées ordinaires.

### 1.2. LE SIGNAL DOPPLER

La sonde utilisée chez l'homme est une sonde ultrasonore précordiale non invasive à effet Doppler [3]. Elle fournit un signal électrique basse fréquence, provenant de la circulation sanguine et des mouvements des parois du cœur, mais aussi des éventuelles bulles de gaz isolées ou des flots de bulles (voir fig. 1).

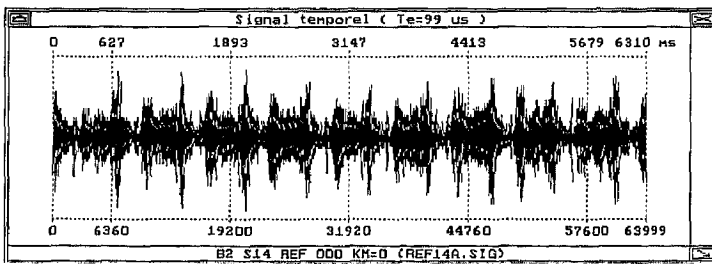


Figure 1. — Exemple de signal Doppler « bulles ».

### 1.3. LA REPRÉSENTATION TEMPS-FRÉQUENCE

Les signaux de bulles se caractérisent par un faible produit B.T., comme l'ont clairement mis en évidence des études de modélisation temporelle menées dans notre laboratoire depuis 1986. Les méthodes traditionnelles de traitement du signal s'avèrent donc peu efficaces pour la détection des bulles, d'où l'idée d'améliorer leur pouvoir de résolution

en adoptant une représentation temps-fréquence, plus prometteuse.

Cette dernière peut être obtenue, soit par une batterie de filtres fréquentiels analogiques, soit par programme en utilisant un algorithme de transformée de Fourier rapide (Cooley-Tukey). L'expert humain peut donc associer un repérage visuel à la discrimination auditive qu'il utilise habituellement (voir fig. 2).

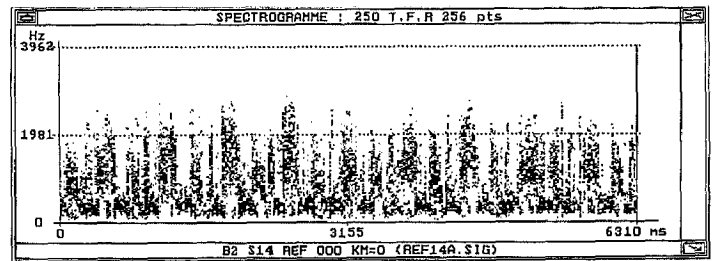


Figure 2. — Spectrogramme du signal de la figure 1.

### 1.4. MODÉLISATION DU BRUIT DE BULLES

Le phénomène bulles peut se présenter sous deux formes, selon son importance : la bulle isolée ou le flot de bulles.

#### 1.4.1. La bulle isolée

Plusieurs tentatives de modélisation [4, 5] ont permis de déterminer un modèle temporel et fréquentiel approché. La durée de passage d'une bulle devant la sonde est très faible, et varie de 15 à 40 ms (fig. 3 a). Sa signature fréquentielle, très étroite, représente une centaine de Hertz de largeur de bande, pour une fréquence de l'ordre du kilohertz (fig. 3 b).

Le modèle de la bulle dans le plan temps-fréquence, directement relevé dans les sonagrammes, a été retenu lors de travaux en collaboration avec le C.E.R.T.S.M. de

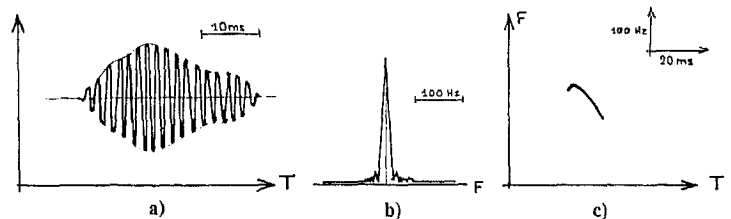


Figure 3. — Modèles de la bulle isolée: a) temporel, b) fréquentiel, c) temps-fréquence.

Toulon et la COMEX. Il se présente sous la forme d'une « canne » (fig. 3 c), et est à l'origine de l'utilisation d'une fenêtre d'énergie oblique pour détecter les bulles isolées. Tous ces modèles n'ont malheureusement pas permis jusqu'ici d'atteindre des performances en détection automatique comparables à celle de l'expert humain.

### 1.4.2. Le flot de bulles

Celui-ci présente un étalement fréquentiel plus important que la bulle isolée, et ressemble à un bruit de « gargouillement » basse fréquence, tendant à devenir continu en cas de fort niveau. Néanmoins, aucun modèle valable n'a pu être défini, et il ne semble pas qu'on puisse le considérer comme une simple superposition de nombreuses bulles isolées.

La plupart des méthodes employées dans la détection automatique des bulles s'appuient sur un prétraitement fréquentiel du signal Doppler [4, 5]. Celui-ci est assuré pratiquement par une batterie de filtres analogiques à  $df/f$  constant, couvrant une bande de 0 à 5 kHz, suivie d'un convertisseur analogique-numérique avec échantillonnage toutes les 2 à 10 ms environ.

## 2. L'état de l'art

Avant de présenter notre approche, nous allons passer en revue les principales méthodes employées jusqu'ici dans la détection automatique des bulles.

### 2.1. ANALYSE SPECTRALE TRANSITOIRE

On se propose de compter les bulles isolées en utilisant le fait que leur passage produit une augmentation brusque d'énergie dans une bande de fréquence réduite. On ne donne ici que le principe général de la méthode, des détails pouvant être trouvés dans l'article de Kisman [11].

On considère une représentation temps-fréquence définie par les composantes énergétiques  $E_k(f)$  à l'instant  $k$  et sur la bande de fréquences  $f$ . On définit un « spectre transitoire »  $T(f)$  à partir de la variation d'énergie de  $E(f)$  entre deux instants successifs, relativement à une moyenne locale d'énergie.

On met en œuvre un système de comptage des fortes variations énergétiques à partir d'un seuil limite  $S(k, f)$  pour  $T(k, f)$ , à déterminer expérimentalement. Il s'agit généralement d'une somme pondérée des énergies contenues dans des bandes de fréquence voisines et à des instants voisins. Le dépassement de ce seuil  $S(k, f)$  à un instant  $k$  et pour une bande de fréquence  $f$  est considéré comme significatif du passage d'une bulle.

Cette méthode est actuellement limitée au monitoring temps-réel avec des animaux, sur lesquels sont implantés des sondes invasives, ces dernières offrant un rapport signal/bruit plus élevé que les sondes externes. Le caractère apparemment « continu » du bruit de bulles à fort niveau devrait rendre difficile la détection des flots de bulles par cette approche transitoire.

### 2.2. FILTRAGE ADAPTATIF

Le principe de cette méthode utilisée par Belcher [4] est l'estimation par un modèle linéaire du bruit cardiaque, en l'absence de bulles. On estime à chaque instant  $k$  la valeur du signal  $S_i(k)$  dans la bande de fréquence  $i$  à partir d'échantillons pris sur des bandes de fréquences non voisines aux instants  $k - 1$  et  $k$ . On espère que l'évènement « bulles », non pris en compte dans le modèle, va augmenter l'erreur d'estimation, fournissant ainsi une évaluation de l'importance des bulles.

Le caractère auto-adaptatif de cette procédure peut se révéler très intéressant lors d'une utilisation dans des conditions de travail susceptibles de fortes variations. L'inconvénient réside toutefois dans la difficulté de discriminer les flots de bulles des signaux sans bulle, dont les caractéristiques temporelles sont très voisines. Ce problème se pose également à l'expert humain, qui doit parfois réécouter certains enregistrements avant de donner une estimation correcte.

### 2.3. MÉTHODE DE LA FENÊTRE D'ÉNERGIE

Cette méthode est fondée sur les observations directes des experts concernant l'intensité du son Doppler et sa nature fréquentielle [5]. Elle met en œuvre deux procédures spécifiques de détection pour les forts et les faibles niveaux de bulles. La représentation temps-fréquence provient de 24 filtres analogiques à  $df/f$  constant couvrant la bande de 0 à 4 kHz environ, avec un échantillonnage toutes les 2 millisecondes.

Pour les forts niveaux, on considère une fenêtre rectangulaire dans le plan temps-fréquence, correspondant à l'énergie totale contenue dans une séquence de 32 ms, centrée sur la bande de 700 Hz à 1 400 Hz. Par glissement de cette fenêtre sur l'axe temporel, on obtient une succession de valeurs d'énergie. Si les variations au cours du temps restent faibles par rapport à un seuil déterminé expérimentalement, on accepte l'hypothèse d'un fort niveau de bulles. Dans le cas contraire, on poursuit par un traitement spécifique pour les bulles isolées.

Celui-ci consiste en une fenêtre oblique d'environ 50 ms, couvrant la bande de fréquence de 1,2 kHz à 2,9 kHz, suggérée par le modèle approché de la bulle isolée dans le plan temps-fréquence (fig. 3). Une bulle est alors comptée chaque fois que la variation relative d'énergie dépasse un certain seuil.

Pour les deux procédures, on commence par détecter les périodes cardiaques par repérage des pics d'énergie du signal temporel (par clipping et autocorrélation), afin de profiter du maximum d'informations disponibles a priori.

Cette approche a le mérite de calquer le comportement de l'expert humain dans ses considérations énergétiques et fréquentielles. Elle présente l'avantage de détecter à la fois les bulles isolées et les flots de bulles. Néanmoins, le faible nombre de signaux disponibles jusqu'ici pour son évaluation ne permet pas de conclure à son efficacité dans toutes les circonstances expérimentales.

D'autres méthodes comme l'échographie monodimensionnelle ou la distorsiométrie ultrasonore [6, 7, 10] ont été

quelquefois employées, mais nécessitent un matériel complexe et une puissance de calcul supérieure. Leur aptitude à détecter les bulles de gaz stationnaires est intéressante pour l'étude des troubles articulaires (bends), mais elles demeurent moins efficaces que les méthodes Doppler lorsque les bulles sont circulantes.

## 3. L'étude

L'approche mathématique des signaux Doppler est basée sur l'extraction de traits caractéristiques significatifs de la présence ou de l'absence de bulles, ainsi que sur plusieurs procédures de décision de nature statistique. Pour obtenir un seuil de signification acceptable, il a fallu recueillir un nombre suffisant de signaux Doppler (une centaine environ) enregistrés sur bande et accompagnés chacun de l'estimation d'un expert.

### 3.1. ACQUISITION DES SIGNAUX

Les 96 signaux Doppler enregistrés sur des bandes sont numérisés sur 8 bits à une fréquence d'acquisition de 10 kHz, par blocs de 64 000 échantillons (6,4 s), représentant 6 à 10 périodes cardiaques. Ils se répartissent en 35 signaux sans bulle, 17 de degré 1, 6 de degré 2, 16 de degré 3 et 22 de degré 4. Après numérisation, ces signaux subissent une normalisation de variance, afin de rendre les résultats obtenus indépendants du niveau d'enregistrement.

### 3.2. DÉTECTION AUTOMATIQUE DES PÉRIODES CARDIAQUES

Pour certaines méthodes d'estimation, on a pris en compte la position des périodes cardiaques, afin de profiter du maximum d'informations disponibles a priori dans le signal Doppler.

On a utilisé pour cela les hypothèses suivantes :

- les périodes cardiaques représentent des pics d'énergie temporels généralement assez marqués à l'éjection systolique,
- le rythme cardiaque est compris entre 50 et 150, soit une période cardiaque de 0,4 à 1 s environ,
- la variation de durée d'une période cardiaque à la suivante ne dépasse pas 30 % (hypothèse plausible pour un sujet normal non atteint de tachycardie).

Le principe de détection retenu est alors le suivant : on cherche un maximum d'énergie sur la première seconde d'enregistrement, grâce à une fenêtre rectangulaire de largeur 50 ms. On relève ensuite un nouveau maximum d'énergie situé entre 0,4 et 1 s après ce premier maximum. Les maxima suivants sont cherchés dans une fourchette de temps de plus ou moins 30 % par rapport à la période précédente.

Cette méthode est très efficace pour la majorité des signaux, mais donne de moins bons résultats lors de flots de bulles particulièrement importants.

### 3.3. L'ESTIMATION PARAMÉTRIQUE

A partir des signaux normalisés en énergie, on calcule plusieurs estimateurs temporels (énergie, pics de dérivée première et seconde, variance de ces pics...) ou fréquentiels (calcul de T.F.R., bandes de fréquences cumulées...).

Ces résultats sont stockés dans des fichiers pour être ensuite exploités visuellement (sonagramme, représentation dans le plan factoriel...) ou traités afin d'estimer le degré de bulles de ces signaux.

#### 3.3.1. Approche temporelle

Le choix d'estimateurs temporels a été fait à partir de considérations énergétiques sur les bulles et flots de bulles, provenant de tentatives de modélisation antérieures ou de résultats publiés dans d'autres études. On considère ici un signal temporel ( $x_i$ ), obtenu par lissage du signal d'origine, et dont les échantillons sont espacés de 25 millisecondes.

*Estimateurs du 1<sup>er</sup> ordre.*

Ce sont  $Moy\_D1$ ,  $Nb\_D1$ ,  $Nb\_P1$  et  $Var\_D1$ . Ils caractérisent l'importance des variations absolues du signal entre deux instants successifs  $|x_{i+1} - x_i|$ . Ils sont définis par :

$Moy\_D1$  = moyenne des différences,

$Nb\_D1$  = pourcentage de différences supérieures à  $2 * Moy\_D1$ ,

$Nb\_P1$  = pourcentage de différences entre  $Moy\_D1$  et  $2 * Moy\_D1$ ,

$Var\_D1$  = variance des différences.

*Estimateurs du 2<sup>e</sup> ordre.*

Ce sont  $Moy\_D2$ ,  $Nb\_D2$ ,  $Nb\_P2$  et  $Var\_D2$ . Ils prennent en compte les pics isolés de faible durée, c'est-à-dire les variations absolues du signal sur trois échantillons successifs (dérivée seconde)  $|x_{i+2} - 2 * x_{i+1} + x_i|$ , et sont définis de la même façon que ceux du 1<sup>er</sup> ordre.

*Estimateurs mixtes.*

Ce sont  $DT$  et  $DT2$ . Ils ont été construits à partir des estimateurs précédents, et caractérisent la différence de répartition entre les pics du premier et du second ordre :

$$DT = (Nb\_D1 - Nb\_D2) / (Nb\_D1 + Nb\_D2)$$

$$DT2 = (Nb\_P1 - Nb\_P2) / (Nb\_P1 + Nb\_P2)$$

*Estimateurs énergétiques.*

Ce sont  $MaxMin$  et  $MaxMoy$ . Ils sont obtenus à partir du passage d'une fenêtre énergétique rectangulaire de largeur fixée  $LARGEUR$  sur l'ensemble du signal, puis par l'évaluation du minimum  $MIN$ , du maximum  $MAX$  de l'énergie présente dans cette fenêtre, ainsi que de la moyenne  $MOY$  sur l'ensemble du signal. On calcule alors  $MaxMin$  et  $MaxMoy$  comme rapports respectifs de  $MIN$  et  $MAX$  sur la moyenne  $MOY$ .

#### 3.3.2. Approche fréquentielle

A partir du signal original temporel, on a calculé par une succession de T.F.R. discrètes, d'abord sans chevauche-

ment, un « sonagramme » approché, sur lequel ont été testés plusieurs estimateurs spectraux d'énergie.

On a regroupé ensuite les points en 32 bandes de fréquence, qui permettent de définir 32 estimateurs BFO à BF31, représentant chacun une bande de fréquence de 160 Hz de largeur environ. Chaque estimateur se trouve naturellement très corrélé avec le suivant, de sorte qu'une estimation efficace devra s'appuyer sur des bandes BF non contiguës.

### 3.4. Régression linéaire multiple

A partir des estimateurs mesurés sur l'ensemble des signaux, on a cherché à obtenir une équation linéaire estimant « au mieux » le degré de bulles.

Considérons N estimateurs mesurés sur P signaux Doppler. Soit  $C(n, p)$  la valeur mesurée du  $n$ -ième estimateur sur le  $p$ -ième signal, et  $DEG(p)$  le degré de bulles du signal  $p$  estimé par l'expert. On veut déterminer les N coefficients  $A(n)$  d'une équation linéaire en les estimateurs:

Degré estimé du signal  $p$  :

$$D(p) = \text{somme pour } n = 1 \text{ à } N \text{ de } C(n, p) * A(n).$$

L'erreur quadratique d'estimation sur l'ensemble des signaux est donnée par:

$$ERR = \text{somme pour } p = 1 \text{ à } P \text{ de } [DEG(p) - D(p)]^2.$$

On va choisir les coefficients  $A(n)$  de telle sorte que cette erreur soit minimale (au sens des moindres carrés). On définit la matrice carrée de variance-covariance M des estimateurs, de terme général  $M(i, j)$ , par:

$$M(i, j) = \text{somme pour } k = 1 \text{ à } P \text{ de } C(i, k) * C(j, k).$$

Les coefficients  $A(n)$  sont donnés par la résolution du système linéaire M.A. = B. où B représente le vecteur de coordonnées  $B(j)$ , définies par:

$$B(j) = \text{somme pour } k = 1 \text{ à } P \text{ de } DEG(k) * C(j, k).$$

On utilise ici une variante dite « stepwise » dont le rôle est de trouver les  $k$  estimateurs parmi  $n$  disponibles, donnant conjointement une régression quasi-optimale. Cette variante est justifiée par le fait que les estimateurs sont relativement corrélés entre eux, et donc qu'une même information peut être présente dans plusieurs estimateurs différents. L'objectif est alors de rechercher un nombre limité d'estimateurs contenant le maximum d'informations avec un minimum de redondance.

Dans le cas peu probable où l'on aurait disposé d'estimateurs complètement décorrélés, il suffisait simplement de prendre les  $k$  estimateurs dont la corrélation avec le degré de bulles était la plus grande.

### 3.5. ANALYSE FACTORIELLE ET ANALYSE DISCRIMINANTE

L'analyse factorielle est une méthode essentiellement descriptive qui a pour but d'estimer visuellement le pouvoir discriminant des différents estimateurs, afin de

n'en retenir que les plus pertinents. Chaque signal est caractérisé par la mesure de N estimateurs, et peut donc être représenté comme un point dans un espace à N dimensions.

On se propose de trouver le meilleur plan de projection sur lequel les classes de degré de bulles sont les plus ramassées et distinctes les unes des autres. On peut ainsi visualiser l'ensemble des signaux dans un seul plan avec une perte réduite d'informations.

On a opté pour une analyse factorielle en composantes principales normées [15], en raison de l'hétérogénéité des estimateurs retenus. On effectue d'abord une normalisation centrée-réduite du tableau de mesures et on procède comme pour une analyse factorielle classique.

L'analyse discriminante quant à elle, a une vocation plus décisionnelle, mais reste proche de l'analyse factorielle sur le principe et dans les calculs [16]. On définit dans le plan factoriel une distance (au sens de Mahalanobis) entre un point (ou signal) et un groupe de points (classe de degré de bulles), à partir de l'inverse de la matrice de variance-covariance. La décision d'affectation d'un signal à une classe est basée sur le choix de la classe située à la plus faible distance du signal en question.

### 3.6. PRÉDICTION LINÉAIRE

On cherche à modéliser chaque classe de degré de bulles par un prédicteur temporel (modèle M.A.) calculé à partir des signaux appartenant à cette classe. L'erreur de prédiction est censée être plus faible pour les signaux de sa classe que pour les autres, fournissant ainsi une mesure de distance permettant la décision d'affectation.

Soit  $y(n)$  une estimation linéaire de rang  $k$  de  $x(n)$  obtenue à partir des valeurs  $x(n-1)$  à  $x(n-k)$ , de coefficients  $a(i)$ . On peut écrire  $y(n)$  sous la forme:

$$y(n) = \text{somme pour tout } i \text{ de } a(i) * x(n-i).$$

L'erreur quadratique totale Err sur un tronçon de signal est alors égale à

$$Err = \text{somme pour tout } n \text{ de } [y(n) - x(n)]^2.$$

On cherche à minimiser l'erreur quadratique totale Err. On utilisera pour cela une méthode itérative dite de « descente en gradient », présentant un gain de temps appréciable par rapport à une méthode directe, avec de plus une précision de calcul ajustable.

Pour chaque estimation  $y(n)$  de  $x(n)$ , on calcule l'erreur  $e(n) = y(n) - x(n)$ . On modifie alors chaque coefficient  $a(i)$  de la façon suivante:

$$a(i) \leftarrow a(i) + \text{eps} * e(n) * x(n-i).$$

où eps détermine l'amplitude de la descente.

On modifie les coefficients  $a(i)$  pour chaque estimation  $y(k)$  d'un tronçon  $x(k=0 \text{ à } N-1)$  donné. On itère sur l'ensemble des estimations en diminuant progressivement eps, et sur l'ensemble des signaux d'une classe donnée

jusqu'à ce que l'erreur quadratique totale Err soit inférieure à un seuil à déterminer expérimentalement.

On dispose alors de 5 prédicteurs modélisant approximativement les classes de degré de bulles de 0 à 4.

Pour un signal inconnu, la phase de décision consiste à présenter ce signal aux cinq prédicteurs, puis à l'affecter à la classe dont le prédicteur donne l'erreur de prédiction la plus faible.

Il est apparu intéressant d'ajouter aux prédicteurs une détection du début de chaque période cardiaque, ce qui revient à modéliser la période cardiaque-type de chaque classe de degré de bulles.

### 3.7. APPROCHE CONNEXIONNISTE

On utilise une simulation d'un réseau multi-couches de neurones formels (McCulloch et Pitts 1943), comme élément de classification en mode hétéro-association. Un neurone formel [14] est un automate non linéaire à seuil à plusieurs entrées et une sortie, réalisant une somme pondérée de ses entrées, et dont la sortie binaire dépend de la position de cette somme par rapport à un seuil fixé (voir fig. 4).

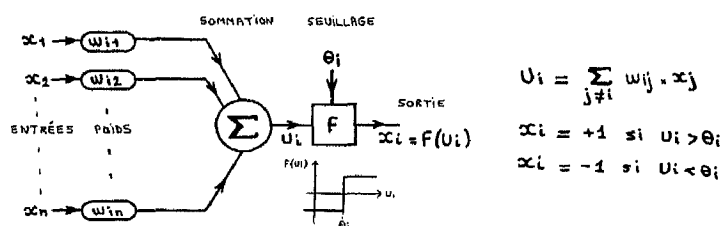


Figure 4. — Modèle de neurone formel.

Le regroupement de ces éléments est réalisé par des couches de plusieurs neurones dont les entrées sont reliées aux sorties des neurones de la couche précédente. L'ensemble forme un réseau dont les entrées reçoivent les valeurs des paramètres mesurés sur un signal, et les sorties

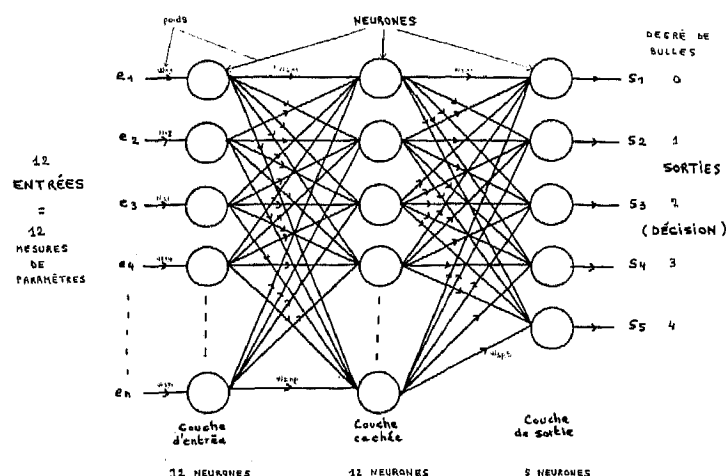


Figure 5. — Réseau connexionniste retenu.

binaires fournissent le degré de bulles reconnu pour ce signal. Le réseau retenu est présenté sur la figure 5: il comporte 3 couches de 12, 12 et 5 neurones respectivement. Le choix du nombre d'unités de la couche intermédiaire (ou couche « cachée ») dépend de ceux des couches précédente et suivante, et a été déterminé expérimentalement.

#### 3.7.1. Phase d'apprentissage

Il faut commencer par « apprendre » au réseau à reconnaître un petit nombre de signaux les plus représentatifs de l'ensemble. Ceci est effectué en appliquant les mesures sur les entrées du réseau, en comparant la sortie à celle attendue (degré de bulles réel), et en propageant l'erreur couche par couche jusqu'à l'entrée selon la méthode de « rétropropagation du gradient », en modifiant au passage les coefficients de pondération de chaque neurone selon une règle delta [13].

En présentant plusieurs fois chaque signal accompagné de la décision attendue, le réseau finit normalement par apprendre toutes les réponses associées à son ensemble d'apprentissage. On notera qu'il n'existe pas de résultat garantissant la convergence du réseau en un temps raisonnable, mais celle-ci a toujours pu être obtenue dans notre étude, sans doute en raison d'un nombre suffisant de neurones sur la couche intermédiaire.

#### 3.7.2. Phase de décision

On présente alors sur les entrées du réseau les mesures faites sur un signal inconnu, et on recueille la décision d'affectation pour ce signal sur les sorties du réseau. En pratique, le réseau reconnaît des signaux proches en leur attribuant des sorties voisines. Le choix des signaux utilisés pour l'apprentissage devrait permettre une bonne généralisation sur la totalité des signaux à estimer.

Il a été montré [12] qu'un réseau multicouches à éléments linéaires, totalement connecté, permet de réaliser une analyse discriminante sur les données traitées. L'ajout d'éléments non linéaires (fonction seuil) augmente la robustesse du réseau dans la séparation des différentes zones de classification.

## 4. Résultats

### 4.1. ESTIMATION PARAMÉTRIQUE

#### 4.1.1. Estimateurs temporels

A partir des 12 estimateurs temporels: Moy\_D1, Nb\_D1, Nb\_P1, Var\_D1, Moy\_D2, Nb\_D2, Nb\_P2, Var\_D2, DT, DT2, MaxMin, MaxMoy, on a établi les corrélations avec le degré de bulles (voir tableau 1).

On s'aperçoit que les meilleurs estimateurs sont les moyennes et variances du 1<sup>er</sup> et 2<sup>e</sup> ordre, alors que les estimateurs d'énergie MaxMin et MaxMoy ne semblent guère significatifs. On a néanmoins gardé l'ensemble de ces estimateurs, car même ceux faiblement corrélés avec le

Corrélation avec le degré de bulles des estimateurs temporels			
Moy D1	0.43	Moy D2	0.31
Nb D1	0.04	Nb D2	0.14
Nb P1	0.17	Nb P2	0.07
Var D1	0.33	Var D2	0.29
DT	0.15	DT2	0.19
MaxMin	0.04	MaxMoy	0.15

Tableau 1

degré de bulles peuvent contenir des informations absentes d'autres estimateurs.

Le tableau 2 montre les résultats de la régression linéaire multiple utilisant 12 estimateurs temporels. Le classement des signaux est parfait pour  $18 + 2 + 0 + 1 + 15 = 36$  signaux sur 96, avec une erreur d'au plus 1 degré pour 33 autres signaux.

Estimateurs temporels	degré estimé				
	0	1	2	3	4
degré réel 0	18	8	6	1	2
1	6	2	4	4	1
2	2	1	0	2	1
3	3	2	4	1	6
4	2	1	2	2	15

Tableau 2

#### 4.1.2. Résultats fréquentiels

La régression linéaire sur les 96 signaux à partir des 32 bandes de fréquences a donné les corrélations visibles dans le tableau 3.

Corrélation avec le degré de bulles des estimateurs fréquentiels	
B5	0.53
B5 et B1	0.61
B5, B1 et B18	0.65
B5, B1, B18 et B0	0.67

Tableau 3

On a considéré ensuite l'ensemble des 32 estimateurs fréquentiels correspondant au découpage de la bande 0-5 kHz en tranches de 160 Hz de largeur. Les résultats sont visibles sur le tableau 4. Le classement des signaux est maintenant exact pour 56 signaux, et correct pour 28 autres signaux (un degré d'erreur au plus).

Estimateurs fréquentiels	degré estimé				
	0	1	2	3	4
degré réel 0	27	3	5	0	0
1	12	4	0	0	1
2	3	1	2	0	0
3	0	2	4	2	8
4	0	0	1	0	21

Tableau 4

Ce très bon résultat ne doit pas masquer le fait qu'il a fallu 32 estimateurs dans cette régression, et que le seuil de signification s'en est trouvé diminué d'autant.

#### 4.2. RÉSULTATS DE L'ANALYSE FACTORIELLE

A partir des 12 estimateurs temporels, la représentation dans le plan factoriel des 96 signaux de l'étude est donnée sur la figure 6. On constate une faible distinction des différents degrés de bulles, et une grande variance des degrés élevés (degré 4 notamment). Le premier axe factoriel portant le maximum de variance se révèle ici peu discriminant pour les différentes classes, contrairement à ce que l'on pouvait attendre ; la variance maximale aurait dû en effet correspondre au degré de bulles, normalement à l'origine de la plus grande différence mesurée au sein des signaux.

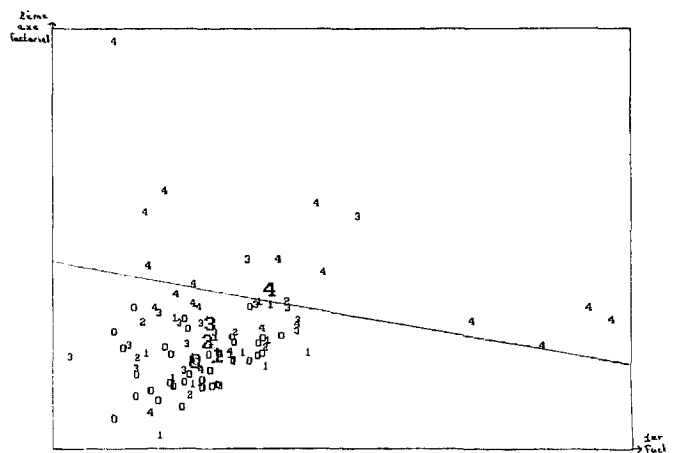


Figure 6. — Plan factoriel temporel.

La même représentation factorielle basée sur les 32 estimateurs fréquentiels a donné une meilleure séparation des degrés 4 (voir fig. 7). Le premier axe factoriel devient relativement discriminant des degrés de bulles. On note la proximité des centres de classes des degrés 0 et 1 d'une part et 2 et 3 d'autre part, laissant supposer des difficultés ultérieures de discrimination pour ces classes.

A partir d'une simple séparation linéaire du plan factoriel en trois zones, on obtient une méthode de décision simple,

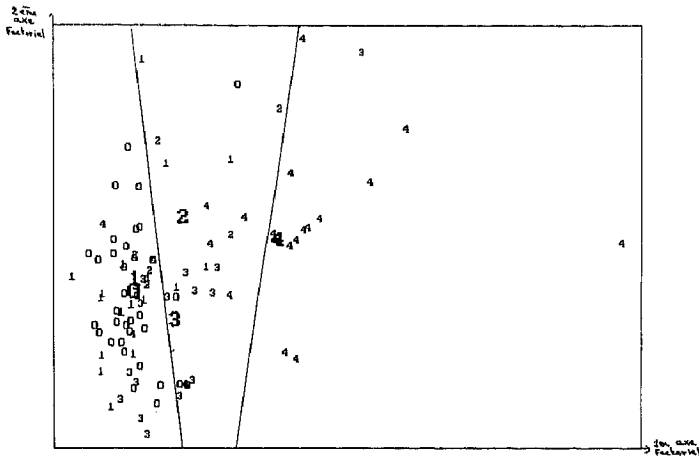


Figure 7. — Plan factoriel fréquentiel.

Classement dans le plan factoriel	degré estimé		
	0-1	2-3	4
degré réel			
0	31	4	0
1	12	5	0
2	3	3	0
3	8	7	1
4	3	5	14

Tableau 5

dont les résultats sont montrés dans le tableau 5. On aurait pu envisager une affectation par les  $k$  plus proches voisins, sans doute légèrement plus performante, mais aussi plus coûteuse en temps de calcul.

En comparant les deux projections factorielles, on constate que l'approche fréquentielle semble la plus efficace dans la discrimination des degrés de bulles, même en tenant compte du nombre plus élevé d'estimateurs retenus. De nombreux essais de numérisation sur un nombre restreint de signaux ont d'ailleurs montré la relative robustesse de ces estimateurs par rapport aux estimateurs temporels.

### 4.3. RÉSULTATS DES FENÊTRES ÉNERGÉTIQUES

De nombreux essais de fenêtres énergétiques rectangulaires ou obliques ont été réalisés avec des paramètres de dimension et de position variées. Il semble y avoir peu de différences dans les résultats obtenus avec des fenêtres obliques à pente positive et celles à pente négative, alors que ces dernières semblaient justifiées par le modèle en « canne » de la bulle isolée. Il est possible que la résolution temporelle faible (de l'ordre de 25 ms) soit à l'origine de ce phénomène, mais il n'a pas été possible de le vérifier.

Des tests à base de fenêtre énergétique rectangulaire ont permis de détecter les mauvais signaux Doppler présents dans le jeu d'essais, provenant de parasites ou d'une sonde mal placée. On peut espérer intégrer ultérieurement une

procédure de ce type dans un dispositif miniaturisé indiquant immédiatement un mauvais placement de la sonde, et évitant de prendre en compte des estimations erronées provenant de signaux sans signification.

Fenêtres énergétiques	degré estimé				
	0	1	2	3	4
degré réel					
0	20	12	2	1	0
1	2	11	2	0	2
2	0	3	2	1	0
3	5	1	5	3	2
4	3	2	1	3	13

Tableau 6

Le résultat le plus significatif de l'intérêt de cette méthode a été obtenu avec une fenêtre rectangulaire de 100 ms de durée, et est présenté dans le tableau 6. Le classement des signaux est exact pour 49 signaux sur 96, et acceptable pour 30 autres signaux. On constate néanmoins une mauvaise discrimination des degrés 3 et 4 estimés quelquefois par un degré 0.

### 4.4. PRÉDICTION LINÉAIRE

Les prédicteurs linéaires ont été calculés avec et sans détection des périodes cardiaques. La détection du début de chaque période a donné de meilleurs résultats et semble donc se justifier, même si l'on tient compte du fait que la procédure utilisée n'était pas particulièrement robuste.

Prédiction linéaire	degré estimé				
	0	1	2	3	4
degré réel					
0	26	3	0	4	2
1	4	9	0	2	2
2	0	2	2	1	1
3	1	2	0	13	0
4	7	1	0	2	12

Tableau 7

Les résultats obtenus avec détection des périodes apparaissent sur le tableau 7. Le classement des signaux est exact pour environ deux tiers des signaux, malgré une mauvaise estimation d'un tiers des degrés 4 confondus avec des degrés 0. On obtient néanmoins une bonne discrimination des degrés 0 et 1 d'une part et 3 et 4 d'autre part. La prise en compte des périodes cardiaques semble avoir été particulièrement favorable aux degrés 3, caractéristiques d'un flot de bulles assez important.



## 4.5. APPROCHE CONNEXIONNISTE

L'apprentissage du réseau a été effectué sur 16 signaux choisis aléatoirement. L'efficacité du classement sur l'ensemble des signaux a varié selon les signaux retenus pour l'apprentissage, en fonction de leur représentativité de l'ensemble.

Un résultat obtenu avec les 12 estimateurs temporels est présenté dans le tableau 8. Le classement des signaux s'est révélé exact pour 53 signaux, avec une erreur acceptable pour 18 autres signaux. La présence d'une détection « invalide » correspond aux cas où le réseau fournissait plus d'une réponse en sortie. Selon le jeu de signaux choisis pour l'apprentissage, les résultats ont varié de 37 à 58 signaux correctement classés sur l'ensemble des 96 signaux.

Réseau temporel	degré estimé					
degré réel	0	1	2	3	4	???
0	21	6	1	2	3	2
1	3	7	1	2	1	3
2	0	2	3	0	0	1
3	2	1	0	8	2	3
4	1	2	0	4	14	1

Tableau 8

Le tableau 9 montre un des classements obtenus en considérant maintenant les 12 meilleurs estimateurs fréquentiels. Le classement est devenu parfait pour 60 signaux, et acceptable pour 15 autres. Selon les signaux retenus pour l'apprentissage, on a pu obtenir 46 à 63 signaux correctement classés.

Réseau fréquentiel	degré estimé					
degré réel	0	1	2	3	4	???
0	24	5	0	2	1	2
1	3	8	1	2	1	2
2	1	1	3	0	0	1
3	1	2	0	9	2	2
4	1	1	0	3	16	1

Tableau 9

Cette méthode relativement récente semble disposer de bonnes facultés de généralisation, mais la simulation logicielle du réseau exige beaucoup de temps pour atteindre la convergence, et se révèle pour le moment inexploitable dans une optique temps-réel.

## 5. Conclusion

Cette étude montre la possibilité d'extraire des informations pertinentes du signal Doppler pour détecter la présence de bulles ou de flots de bulles en temps réel, sans le concours d'un expert humain.

La méthode des fenêtres énergétiques donne de bons résultats, et permet de plus de détecter les mauvais signaux (parasites, sonde mal placée...). Les meilleurs résultats semblent pourtant provenir de la prédiction linéaire, avec la prise en compte de la position des périodes cardiaques. L'approche fréquentielle montre ici sa supériorité sur l'approche temporelle simple, principalement par sa robustesse vis-à-vis des conditions d'acquisition, permettant d'espérer des estimations futures relativement fiables et de qualité égale.

Quant au réseau de neurones multicouches, s'il se révèle efficace en généralisation, il reste trop lent en fonctionnant « simulé ». Il devient en revanche très intéressant avec l'avènement de nouveaux circuits intégrant des fonctions « neuronales », en particulier pour une utilisation en temps réel.

Tout au long de cette étude, plusieurs problèmes ont été rencontrés, provenant principalement de la complexité du signal sur lequel porte l'analyse, mais aussi de la difficulté d'obtenir des enregistrements Doppler accompagnés de l'estimation d'un expert. Une validation « poussée » des méthodes proposées dans cette étude devrait donc nécessiter l'acquisition d'une nouvelle série de signaux, ainsi que l'utilisation de moyens de traitement et de stockage plus importants.

Des méthodes temps-fréquence plus sophistiquées, telle que la transformée de Wigner-Ville ou la transformation en ondelettes orthogonales, pourraient de plus améliorer sensiblement l'extraction des paramètres à partir des signaux Doppler, en offrant une localisation plus précise des phénomènes transitoires.

Les résultats présentés ici ont été jugés très favorables par les experts. Mais pour que ces techniques puissent devenir un jour autonomes, il faudra atteindre une discrimination quasiment parfaite entre les degrés de bulles 0 et 4, tâche relativement difficile, même pour les spécialistes.

On pourra dès lors envisager la réalisation d'un appareil miniature portable, qui intéresserait aussi bien la plongée sous-marine que d'autres domaines, tels que la circulation extra-corporelle ou la surveillance lors des sorties extravéhiculaires dans l'espace.

Manuscrit reçu le 20 avril 1991.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] J. D. ADAMS, Detection of intravascular bubbles in decompression sickness and associated physiological issues. *Proceedings of the fourteenth intersociety conference on environmental systems*, San Diego, 1984.
- [2] E. N. HARVEY, Decompression sickness and bubble formation in blood and tissues. *Bulletin N.Y. Acad. Med.* 21, 1945.

- [3] G. MASUREL, H. MOULINIER, R. GUILLERM, Données théoriques et expérimentales sur la sécurité d'emploi d'un détecteur ultrasonore Doppler de bulles en hyperbarie. *Médecine Aéronautique et Spatiale*, tome XVI, n° 63, 1977.
- [4] O. BELCHER, Quantification of Bubbles Formed in Animals and Man During Decompression. *IEEE Trans. of biomed. engineering*, vol. BME 27, n° 6, juin 1980.
- [5] R. PROST, G. MASUREL, R. UNTERREINER, C. GUILLAUD, R. GOUTTE, Automatic recognition of decompression bubbles in doppler signals. *UHMS annual meeting presentation*, 1987, 7 p.
- [6] T. IKEDA, M. D. SHINYA ZUZUKI, M. D. KEN SHIMIZU, M-Mode Ultrasonic Detection of Microbubbles Following Saturation Diving: A Case Report and Proposal for a New Grading System. *Aviation, Space and Environmental Medicine*, février 1989.
- [7] B. C. EATOCK, R. Y. NISHI, G. W. JOHNSTON, Numerical studies of the spectrum of low-intensity ultrasound scattered by bubbles. *Journal of Acoustic Soc. Am.* mai 1985.
- [8] K. KISMAN, G. MASUREL, Method for evaluating circulating bubble grades detected by means of the Doppler Ultrasonic Method using the « K. M. CODE ». *Centre d'Études et de Recherches Techniques Sous-Marines*, 1985.
- [9] OCANA DE SENTUARY, G. MASUREL, R. GUILLERM, Application de la détection ultrasonore Doppler à l'étude des bulles circulantes après plongée à saturation à 101 ATA. *Médecine Aéronautique et Spatiale*, tome XVII, n° 68, 1978.
- [10] H. MOULINIER, Détection de bulles dans les tissus biologiques par mesure du taux de distorsion d'une onde ultrasonore. *Thèse de docteur-ingénieur*, I.N.S.A. Lyon, 6 octobre 1978.
- [11] K. KISMAN, Spectral analysis of Doppler ultrasonic decompression data. *Ultrasonics*, mai 1977.
- [12] P. GALLINARI, S. THIRIA, F. FOGELMAN SOULIE, Multilayer Perceptrons and Data Analysis. *IEEE 2nd ICNN*, San Diego, vol. 1, n° 1, 1988, p. 75-89.
- [13] D. RUMELHART, J. MCCLELLAND, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Cambridge, MIT Press, 1988.
- [14] W. S. MCCULLOCH, W. H. PITTS, A logical calculus of ideas immanent in nervous activity. *Bullet. Math. Biophysics*, n° 5, 1943, p. 115-133.
- [15] M. JAMBU, *Exploration informatique et statistique des données*, Dunod Informatique, 1989, p. 158-181.
- [16] J. P. BENZECRI, *Pratique de l'analyse des données*, Dunod, 1987.