



HAL
open science

Détection automatique de micro-emboles cérébraux grâce à un nouveau détecteur de variance conditionnelle

Jean-Marc Girault, Sébastien Ménigot, Benoît Guibert

► To cite this version:

Jean-Marc Girault, Sébastien Ménigot, Benoît Guibert. Détection automatique de micro-emboles cérébraux grâce à un nouveau détecteur de variance conditionnelle. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 2012, 33 (3), pp.217-222. 10.1016/j.irbm.2012.03.002 . hal-00702986v1

HAL Id: hal-00702986

<https://hal.science/hal-00702986v1>

Submitted on 12 Sep 2012 (v1), last revised 2 Jan 2017 (v2)

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.

Détection automatique de micro-emboles cérébraux grâce à un nouveau détecteur de variance conditionnelle

*Automatic Detection of Cerebral Micro-emboli by a New Detector of
Conditional Variance*

Jean-Marc Girault^{a,b}, Sébastien Ménigot^{a,b}, Benoît Guibert^c

^a*Université François Rabelais de Tours, UMR-S930 and CNRS ERL 3106, Tours, France*

^b*Inserm U 930, Tours, France*

^c*ATYS MEDICAL, Soucieu en Jarrest, France*

Abstract

The detection of cerebrovascular accidents is of great importance since they corresponds to the second leading cause of death worldwide. The Transcranial Doppler System is used to detect microemboli signals. Up to date, the commercial devices used by clinican did not permit to detect all microemboli. New detecors are expected to reduce the false alarm rate. We propose a novel detector based on the conditionnal variance. This detector outperforms the existing detector by a factor ten and consequently it augurs a better diagnosis.

Résumé

La détection des accidents vasculaires cérébraux (AVC) est un problème de santé public puisqu'un peu plus de 180 000 personnes sont touchés par an. Le système Doppler transcrânien est le seul dispositif permettant de détecter les micro-emboles cérébraux. Les appareils du commerce existants ne permettent pas encore de détecter automatiquement tous les micro-emboles, nous proposons alors un nouveau détecteur basé sur un modèle de variance conditionnelle. A partir d'enregistrements TCD, le nouveau détecteur permet

Email addresses: jean-marc.girault@univ-tours.fr (Jean-Marc Girault),
sebastien.menigot@univ-tours.fr (Sébastien Ménigot)

de réduire d'un facteur 10 le taux de fausse alarme affiché par le détecteur standard d'énergie. Ces très bons résultats sont de bonnes augures pour prévenir les AVC.

Keywords : microemboli, conditonal variance, GARCH, automatic detector.

Mots clés : Micro-emboles, variance conditonnelle, GARCH, détecteur automatique.

Coordonnées de l'auteur correspondant :

Jean-Marc Girault

Inserm U930, Équipe 5

UFR de Médecine

Bâtiment Vialle

10 bd Tonnellé, BP 3223

37032 Tours Cedex 1

France

Téléphone : +33 (0)2 47 36 60 55

Télécopie : +33 (0)2 47 36 61 20

Conflit d'intérêt : aucun.

Web page : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1959031812000619>

DOI : 10.1016/j.irbm.2012.03.002

1. Introduction

L'accident vasculaire cérébrale (AVC) est la seconde cause de mortalité au niveau mondial [1, 2]. En France, il est la troisième cause de décès et il est responsable par an d'un décès sur 1000 habitants.

L'AVC est pour 20% d'origine hémorragique et pour 80% d'origine ischémique. Pour ces derniers on dénombre des micro-embolies qui correspondent à la migration de petites structures dans le système vasculaire cérébrale.

[Figure 1 ici.]

Aujourd'hui, le système Doppler transcranien (TCD) est le seul dispositif ultrasonore permettant de détecter les micro-embolies asymptomatiques circulants dans le système vasculaire cérébral [3]. Dans le cas de sténoses carotidiennes, la présence de micro-embolies asymptomatiques semble être un bon indicateur de l'augmentation du risque d'attaque. Il peut être utilisé à bon essien par le clinicien pour le suivi des patients à risques [4]. Par conséquent, la détection automatique précise des plus petits micro-embolies asymptomatiques est un challenge important à relever pour la prévention des AVC.

Actuellement, les détecteurs de micro-embolies sont majoritairement fondés sur des critères énergétiques puisque l'énergie du signal Doppler est sensible à la présence de micro-embolies.

D'ailleurs, un grand effort a été consenti par la communauté scientifique ces derniers années pour développer des détecteurs énergétiques automa-

23 tiques de micro-emboles. Pour plus de détails les lecteurs pourront consulter
24 par exemples [5, 6, 7, 8, 9].

25 Toutefois il semble indéniable que la plupart des techniques existantes
26 ne soient encore assez efficaces pour détecter les plus petits micro-emboles
27 puisqu'il arrive encore des situations où le clinicien détecte, de façon audible,
28 le passage de micro-emboles dans le volume de mesure alors que le détecteur
29 automatique reste muet. De la même façon il arrive parfois que la signature
30 d'un embolie soit présente dans le spectrogramme du TCD mais que ce dernier
31 ne soit pas audible (voir la figure 1).

32 De notre point de vue, deux types d'approches semblent avoir le potentiel
33 pour détecter les plus petits micro-emboles. Les techniques basées sur la
34 détection de rupture d'énergie multi-canal [7] et les techniques basées sur
35 la détection de rupture de modèle de signaux Doppler [6]. Ici nous nous
36 focaliserons seulement sur la dernière technique.

37 Toutefois, bien qu'il ait été montré dans [6], que le détecteur de rupture de
38 modèle permettait de détecter les plus petits micro-emboles, nous avons re-
39 levé récemment dans une étude non-publiée, que ce type de détecteur pouvait
40 occasionnellement disfonctionner.

41 Pour remédier à ce dysfonctionnement nous proposons un nouveau dé-
42 tecteur. Celui-ci est basé sur un modèle sensible aux variations d'énergie
43 mais insensible aux variations de fréquence Doppler que nous soupçonnons
44 être responsables du dysfonctionnement. Ce modèle [10], dit Generalized AR
45 Conditional Heteroskedastic (GARCH) suppose, contrairement au modèle

46 AR dit homoskedastic, une variance conditionnelle variable (hétéroskedas-
47 tic).

48 Ce nouveau détecteur, en marge des détecteurs existants, est inédit puis-
49 qu'il n'a jamais été appliqué dans le domaine de la détection de micro-
50 emboles. Il peut être implémenté aussi bien pour des applications temps-réels
51 qu'en post-traitement.

52 Nous nous proposons d'implémenter, de tester puis de comparer le nou-
53 veau détecteur avec d'enregistrements TCD. Nous commencerons par présen-
54 ter le matériel qui a permis d'obtenir les enregistrements dans un format utili-
55 sable sous Matlab® (Mathworks, Natick, Massachusetts, États-Unis d'Amé-
56 rique). Nous présenterons ensuite la méthode de référence ainsi que le gold
57 standard qui servira d'élément de comparaison. Nous présenterons ensuite le
58 principe de fonctionnement du nouveau détecteur. Finalement, nous présen-
59 terons les performances des différents détecteurs testés puis nous discuterons
60 les résultats majeurs de ce travail. Enfin nous conclurons et proposerons des
61 perspectives à ce travail.

62 **2. Matériel**

63 Dans cette partie nous décrivons la plateforme expérimentale et le proto-
64 cole qui ont permis d'obtenir les enregistrements TCD d'une demi-heure.

65 [Figure 2 ici.]

66 *2.1. Plateforme expérimentale*

67 La plateforme expérimentale, présentée en figure 2, est équipée d'un sys-
68 tème Doppler transcrânien (TCD Waki™, Atys-Médical, Soucieu en Jarrest,
69 France), d'un ordinateur portable à partir duquel est enregistré les signaux
70 Doppler et d'un casque munis de 2 sondes ultrasonores (US) de 2 MHz.

71 Après avoir allité le patient, le clinicien installe le casque sur le crâne du
72 patient. Les sondes sont ensuite positionnées au niveau de la tempe pour
73 explorer l'artère cérébrale moyenne. Les sondes ultrasonores pulsées à la ca-
74 dence de 6,4 kHz sont connectées au TCD. La puissance du système est réglée
75 à 150 mW/cm² pour pouvoir explorer jusqu'à environ 10 cm de profondeur
76 dans le cerveau.

77 En post-traitement, les enregistrements TCD stockés sur un disque dur
78 externe sont ensuite convertis en fichier audio WAVE pour une écoute *a*
79 *posteriori*.

80 *2.2. Protocole*

81 L'objectif étant de détecter les plus petits micro-embolés asymptoma-
82 tiques solides, nous nous sommes focalisés sur l'étude de patients possédant
83 une sténose carotidienne avancée (stade 4). Après consentement, 10 patients
84 ont été choisis pour cette étude. Nous disposons donc de 10 x 30 minutes
85 d'enregistrement TCD.

86 Après l'examen clinique, les enregistrements sont analysés par nos soins.
87 Les fichiers audio tirés des enregistrements TCD sont écoutés et visualisés

88 (spectrogramme) simultanément. La lecture audio des enregistrements est
89 effectuée en vitesse lente (1/2). Durant la lecture audio, complétée de la
90 visualisation du spectrogramme, la position des micro-emboles est repérée et
91 constitue notre gold standard. 59 micro-emboles ont été identifiés, soit une
92 moyenne de quasiment 12 micro-emboles par heure ce qui est 4 fois plus que
93 le chiffre communément admis de 3 micro-emboles par heure. Cette différence
94 est due au fait que notre gold standard permet de détecter des micro-emboles
95 jusqu'alors encore inaudibles.

96 3. Méthode

97 Dans cette partie nous présentons 2 détecteurs automatiques de signatures
98 transitoires micro-emboliques très localisées temporellement. Ces détecteurs
99 sont tous les deux basés sur le calcul d'une information de décision (ID)
100 à court-terme. Cette information de décision est l'information à partir de
101 laquelle est effectuée le test suivant :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ ID \geq \lambda \\ H_0 \end{array} \quad (1)$$

102 Si cette information de décision est supérieure au seuil de détection λ alors
103 le détecteur se déclenchera (hypothèse H_1), sinon le détecteur restera muet
104 (hypothèse H_0). A partir de l'enregistrement complet, lorsque le détecteur se

105 déclenche nous évaluons le taux des détections ou la probabilité de détection
106 (PD). Lorsque le déclenchement du détecteur n'a pas lieu en présence d'un
107 micro-embole identifié par le gold standard, alors nous évaluons le taux de
108 fausse alarme ou la probabilité de fausse alarme (PFA).

109 Les détecteurs automatiques que nous présentons par la suite ont tous
110 comme point commun un seuil statistique λ . Ce seuil est obtenu après une
111 phase d'apprentis-sage d'une minute durant laquelle la moyenne et la variance
112 de l'information de décision sont calculées. Par exemple dans le cas d'une
113 statistique gaussienne, le seuil peut être évalué comme suit : $\lambda = \mu + 5\sigma$ où
114 μ est la moyenne statistique et σ est l'écart-type de ID. Cette durée d'une
115 minute est la durée nécessaire aux réglages automatiques des détecteurs. Elle
116 résulte d'un compromis entre une durée suffisamment longue pour que la
117 statistique ait un sens et une durée suffisamment courte pour que l'examen
118 ne soit pas trop long, garantissant ainsi la non présence de micro-emboles.
119 Ce seuil est mise à jour toutes les minutes.

120 3.1. Détecteur énergétique

121 Le détecteur d'énergie que nous présentons ici est le détecteur le plus
122 utilisé pour déceler la présence de micro-emboles. Il s'agit d'un détecteur
123 basé sur le calcul fréquentiel de l'énergie. L'idée consiste à calculer la densité
124 spectrale de puissance à court terme $P(t, f)$:

$$P(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)g^*(t - \tau)e^{-j2\pi f\tau}d\tau \right|^2, \quad (2)$$

125 où $*$ dénote la conjugaison complexe.

126 Le signal est multiplié par une fenêtre d'apodisation $g(t)$ pour réduire les
127 fluctuations statistiques résultant du calcul de $P(t, f)$. En choisissant une fe-
128 nêtre de Hamming de 128 échantillons, nous supposons que le signal Doppler
129 est localement stationnaire sur une durée d'environ 10 ms. L'information
130 de décision ID que nous proposons est la même que celle considérée par
131 les appareils commerciaux à savoir le maximum de la puissance spectrale à
132 court-terme :

$$ID_1(t) = \max_f (P(t, f)). \quad (3)$$

133 3.2. Le modèle GARCH

134 La solution alternative que nous proposons est basée sur le modèle GARCH
135 (Generalized Auto-Régressive Conditional Heteroskedastic). Ce dernier a été
136 mise au point par [10] pour capturer les changements de variance de séries
137 temporelles. Contrairement au modèle AR qui propose un signal Doppler
138 synthétique de variance supposée constante, ici le modèle GARCH prend
139 en compte implicitement la variation temporelle de la variance. Ce modèle
140 de variance conditionnelle $\sigma^2(n)$ est basée sur une combinaison linéaire des
141 variances passées $\sigma^2(n - j)$ du signal et des échantillons passés du signal
142 Doppler $x(n - i)$. Si on suppose que le signal Doppler peut être modélisé par
143 un processus gaussien $x \approx N(0, \sigma^2)$, alors le signal Doppler peut se réécrire
144 comme suit :

$$x(n) = \epsilon(n)\sqrt{\sigma^2(n)}, \quad (4)$$

145 où $\epsilon \approx N(0, 1)$ est un processus gaussien normalisé. L'estimation de la va-
 146 riance conditionnelle $\sigma^2(n)$ s'écrit comme suit :

$$\hat{\sigma}^2(n) = K + \sum_{i=1}^p \alpha_i x^2(n-i) + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma^2(n-j), \quad (5)$$

147 où α_i et β_j sont les paramètres GARCH, p et q sont les ordres du modèle
 148 (nombre de coefficients). Dans notre étude, un modèle GARCH(1,1) sera
 149 considéré suffisant pour permettre la détection précise des micro-emboles.
 150 Dans ce cas, le modèle simplifié devient :

$$\hat{\sigma}^2(n) = K + \alpha_1 x^2(n-1) + \beta_1 \sigma^2(n-1). \quad (6)$$

151 Les paramètres GARCH sont évalués par la méthode du maximum de vrai-
 152 semblance. Les informations de décision seront alors les maximums des pa-
 153 ramètres GARCH évalués à chaque position k de la fenêtre analysante :

$$ID_2(t) = \max_k (K). \quad (7)$$

154

$$ID_3(t) = \max_k (\alpha_1). \quad (8)$$

155

$$ID_4(t) = \max_k (\beta_1). \quad (9)$$

156 [Figure 3 ici.]

157 4. Résultats et discussions

158 Pour pouvoir évaluer les performances des détecteurs nous nous proposons
159 de calculer la probabilité de détection et la probabilité de fausse alarme. A
160 chaque déclenchement du détecteur, nous comptons une détection rapportée
161 à l'ensemble des détections. Lorsque le déclenchement du détecteur n'a pas
162 lieu à la position temporelle d'un micro-embole identifié par le gold standard,
163 nous comptons une fausse alarme.

164 A partir des enregistrements TCD, et après une phase de réglage auto-
165 matique des seuils, nous avons reporté en figure 3 la probabilité de fausse
166 alarme (PFA) pour les 4 informations de décision testées. Nous proposons
167 d'effectuer ces tests pour une probabilité de détection fixée à 100 %.

168 Les résultats de la figure 3 montrent que bien que les PFA de ID_3 et
169 ID_4 du détecteur GARCH(1,1) soient plus petites que celle donnée par le
170 détecteur d'énergie ID_1 , uniquement ID_2 sera considérée par la suite. Les
171 résultats de la figure 3 montrent que le détecteur le plus sensible et le plus
172 robuste est celui basé sur ID_2 , avec une PFA de 3.39%. Le détecteur le moins
173 performant est le détecteur basé sur ID_1 qui affiche une PFA de 33.90%. Le
174 détecteur basé sur le calcul de la variance conditionnelle permet de réduire
175 d'un facteur 10 la probabilité de fausse alarme.

176 Par conséquent, nous pouvons affirmer qu'un détecteur à court terme basé
177 sur le modèle à variance conditionnelle est plus adapté qu'un simple détecteur
178 basé sur le calcul à court terme de l'énergie. Les très bonnes performances du
179 détecteur à variance conditionnelle montrent qu'un tel détecteur est adapté

180 pour la détection précise des plus petits micro-emboles asymptomatiques
181 précurseurs de la venue de plus gros micro-emboles aux conséquences plus
182 graves.

183 Nous pensons que les bonnes performances du détecteur sont dues au
184 principe même du modèle GARCH qui fait l'hypothèse que la survenue d'un
185 micro-embole est imprévisible au sens où il n'existe pas d'information dans
186 l'historique de la variance du signal Doppler qui puisse aider à le prédire.
187 En d'autres mots, l'écart entre l'énergie du signal Doppler et celle calcu-
188 lée synthétiquement par le modèle, augmentant sensiblement en présence de
189 micro-emboles, concoure à l'obtention d'un détecteur très performant.

190 **5. Conclusion**

191 En conclusion, nous avons montré qu'il est possible de détecter automati-
192 quement et de façon précise des micro-emboles de petites tailles. Le nouveau
193 détecteur que nous avons proposé est simple, efficace et il peut être utilisé
194 pour un calcul en temps réel ou en post-traitement. Il permet d'augurer une
195 amélioration significative du diagnostic médical. La prochaine étape consis-
196 tera à implémenter un tel détecteur dans un système TCD du commerce.

197 **Remerciement**

198 Ce travail a été soutenu par le projet ANR-2010-TECS-006-02 "Embol-
199 ter".

200 **Références**

- 201 [1] T. W. H. Organization, The World Health Report, The World Health
202 Organization, Geneva, Switzerland, 2000.
- 203 [2] V. L. Feigin, Stroke Epidemiology in the Developing World, The Lancet
204 365 (9478) (2005) 2160–2161.
- 205 [3] M. P. Spencer, G. I. Thomas, S. C. Nicholls, L. R. Sauvage, Detection of
206 Middle Cerebral Artery Emboli During Carotid Endarterectomy Using
207 Transcranial Doppler Ultrasonography, Stroke 21 (3) (1990) 415–423.
- 208 [4] M. Siebler, A. Nachtmann, M. Sitzer, G. Rose, A. Kleinschmidt, J. Rade-
209 macher, H. Steinmetz, Cerebral Microembolism and the Risk of Ischemia
210 in Asymptomatic High-Grade Internal Carotid Artery Stenosis, Stroke
211 26 (11) (1995) 2184–2186.
- 212 [5] J. L. Smith, D. H. Evans, A. R. Naylor, Analysis of the Frequency Modu-
213 lation Present in Doppler Ultrasound Signals May Allow Differentiation
214 Between Particulate and Gaseous Cerebral Emboli, Ultrasound Med Biol
215 23 (5) (1997) 727–734.
- 216 [6] J.-M. Girault, D. Kouame, A. Ouahabi, F. Patat, Micro-Emboli De-
217 tection : An Ultrasound Doppler Signal Processing Viewpoint, IEEE T
218 Bio-Med Eng 47 (11) (2000) 1431–1439.
- 219 [7] N. Aydin, F. Marvasti, H. Markus, Embolic Doppler Ultrasound Signal

- 220 Detection Using Discrete Wavelet Transform, *IEEE T Inf Technol B*
221 8 (2) (2004) 182–190.
- 222 [8] L. Fan, E. Boni, P. Tortoli, D. Evans, Multigate Transcranial Doppler
223 Ultrasound System with Real-time Embolic Signal Identification and
224 Archival, *IEEE T Ultrason Ferr* 53 (10) (2006) 1853–1861.
- 225 [9] X. Lei, Z. Heng, G. Shangkai, Barker Code in TCD Ultrasound Systems
226 to Improve the Sensitivity of Emboli Detection, *Ultrasound Med Biol*
227 35 (1) (2009) 94–101.
- 228 [10] T. Bollerslev, Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasti-
229 city, *J Econom* 31 (3) (1986) 307–327.

230 **Références des figures**

231 **Figure 1:** Sonogramme et énergie à court-terme de signaux Doppler micro-
232 emboliques.

233 **Figure 2:** Système Doppler transcrânien (TCD Waki™, Atys-Médical, Sou-
234 cieu en Jarrest, France).

235 **Figure 3:** Probabilité de fausse alarme (PFA) en fonction des informations
236 de décision (ID) des 4 détecteurs testés. La probabilité de détec-
237 tion a été fixée à 100%.

238 **Figure Captions**

239 **Figure 1:** Sonogram and short-time energy of micro-embolic Doppler si-
240 gnal.

241 **Figure 2:** Transcranial Doppler System (TCD Waki™, Atys-Médical, Sou-
242 cieu en Jarrest, France).

243 **Figure 3:** Probability of false alarm (PFA) as a function of the informa-
244 tion decision (ID) of the 4 detectors tested. The probability of
245 detection was set at 100%.

Spectrogramme d'un signal Doppler US sanguin avec plusieurs pémboles





