

La convergence de l'activité neurale vers des attracteurs multifractals localisés prédit la capacité d'apprentissage

Philippe CIUCIU¹, Nicolas ZILBER¹, Patrice ABRY², Virginie VAN WASSENHOVE³

¹CEA NeuroSpin & INRIA Saclay, Parietal team
Bât 145 - PC 156, 91191 Gif-sur-Yvette Cedex, France

²Laboratoire de Physique (UMR CNRS 5672) ENS de Lyon
46, allée d'Italie 69364 LYON Cedex 07, France

³INSERM, U992, unité de neuroimagerie cognitive
91191 Gif-sur-Yvette, Cedex France.

philippe.ciuciu@cea.fr, nicolaszilber@hotmail.fr patrice.abry@ens-lyon.fr
virginie.van.wassenhove@gmail.com

Résumé – Dans cet article, nous mettons en évidence les propriétés d'invariance d'échelle (auto-similarité H , multifractalité M) des signaux cérébraux acquis par magnétoencéphalographie (MEG) et nous démontrons leur pertinence fonctionnelle dans une tâche complexe de discrimination visuelle en contrastant les situations avant et après apprentissage. L'analyse de ces invariances démontre que le cerveau peut adopter deux stratégies complémentaires pour apprendre efficacement: soit réduire H dans les aires associatives sous-tendant la plasticité neurale, soit faire converger M vers un attracteur asymptotique dans ces mêmes aires.

Abstract – In this paper, we provide evidence for scaling properties (self-similarity H , multifractality: M) in the human brain based on brain activity recorded with magnetoencephalography (MEG). We demonstrate the functional relevance of scaling properties during the learning of complex visual discrimination by contrasting before and after training. The analysis of scale-free dynamics show two complementary strategies for efficient learning and plasticity, namely: in those regions showing plasticity, we report a decrease of H and a convergence of M towards asymptotic values.

1 Introduction

L'analyse temps-fréquence des signaux cérébraux acquis en électro/magnéto-encéphalographie (EEG/MEG) consiste à examiner différentes oscillations dont les pics fréquentiels caractéristiques sont observables sur le spectre de puissance, dans différentes bandes de fréquence : δ (1-3 Hz), θ (4-8 Hz), α (8-12 Hz), β (12-30 Hz) et γ (> 40 Hz). Ces rythmes font l'objet de la plus grande attention au détriment de l'activité basse fréquence arythmique (<1 Hz), caractérisée par une distribution en loi de puissance (*spectre en $1/f^\beta$, $\beta > 0$*). Parce qu'un tel comportement est très courant dans les systèmes dynamiques (turbulence développée, finance, ...) [1], ce type de propriétés mesurées dans le cerveau a longtemps été considéré comme du bruit et fonctionnellement inintéressant. Cependant, depuis une dizaine d'années, des travaux ont mis en évidence une modulation de la pente β du spectre (en échelle logarithmique) entre différents états cognitifs (éveil vs phase de sommeil [1, 2], tâche vs repos [3, 4]) et dans certaines pathologies [5]. Ces résultats suggèrent que cette activité arythmique porte une information pertinente sur le fonctionnement cérébral.

Un spectre en $1/f^\beta$ peut être associé dans le domaine temporel à un signal $X(t)$ invariant par changement d'échelle, qui

est dit *auto-similaire* si ses propriétés statistiques (moyenne, corrélation ...) sont identiques à celles de sa version dilatée $X(at)_{a>0}$ une fois renormalisé par le facteur a^{-H} . Le paramètre d'auto-similarité H est appelé exposant de Hurst. Si $X(t)$ est de plus gaussien, alors il est modélisable par un bruit gaussien fractionnaire : dans ce cas, H est relié à la pente β du spectre par $\beta = 2H - 1$. Il peut alors être estimé de cette relation en calculant $\hat{\beta}$ par régression linéaire sur le spectre en échelle logarithmique ou par des approches concurrentes (e.g., DFA) opérant dans le domaine temporel [6].

Toutefois, les données de neuroimagerie fonctionnelle (EEG, MEG, IRMf) présentent à la fois des non-gaussianités et des non-stationarités temporelles, qui altèrent significativement la performance de ces méthodes. Les méthodes en ondelettes, plus robustes et plus efficaces, pour analyser les phénomènes d'invariance d'échelle permettent de contourner ces difficultés, notamment l'*analyse multifractale basée sur les coefficients d'ondelette dominants* [7]. Cette méthode offre une description plus riche et plus flexible des signaux et simplifie la discrimination de mécanismes comme l'auto-similarité (H) et la multifractalité (M). Elle a été appliquée avec succès en IRMf [4] et en MEG [8] pour mettre en évidence la modulation des ces pro-

priétés d'invariance d'échelle entre l'état de repos et celui d'activation évoquée par une stimulation ou une tâche à réaliser.

Dans ce travail, nous supposons que H et M fournissent des informations fonctionnellement indépendantes sur la dynamique des processus neuraux. Pour tester cette hypothèse, nous capitalisons sur des découvertes récentes montrant un changement de l'activité cérébrale spontanée après apprentissage¹ [9]. Ainsi, 24 individus ont été entraînés à la réalisation d'une tâche de discrimination de mouvement visuel difficile (voir [10] pour le paradigme) au cours de laquelle des données MEG ont été enregistrées. Une analyse classique des *champs magnétiques évoqués* sur ces signaux a mis en évidence des indices spécifiques de plasticité neurale [10]. Ici, nous montrons des résultats complémentaires à partir des estimées de H et M dans chaque label de la surface corticale et pour chaque individu par la méthode WLMF [7] : (i) la décroissance de H dans un réseau spécifique de l'apprentissage de la tâche [10] et (ii) la convergence des niveaux individuels de M vers un attracteur localisé commun à l'ensemble des individus. Ces deux indices corréleront avec l'apprentissage des participants.

2 Méthodes

2.1 Protocole d'imagerie

L'ensemble de l'expérience MEG est illustré sur la Fig. 1A et les résultats supportant l'amélioration des performances comportementales (taux de bonne réponse, niveau de confiance) des participants avec l'apprentissage sont rapportés en Fig. 1B. Pour plus de détails, le lecteur pourra consulter [10] et la thèse².

2.2 Spectres en $1/f^\beta$

Les spectres des signaux MEG furent inspectés chez tous les individus et durant tous les blocs, d'abord dans l'espace des capteurs (voir Fig. 2 à gauche) puis dans l'espace des sources, pour s'assurer que la partie en $1/f^\beta$ réside dans la même bande de fréquences $f = (0.092, 1.5)$ Hz, ce qui correspond aux échelles $j = (10, 14)$ sur les spectres en ondelettes (Fig. 2 à droite).

2.3 Analyse multifractale des signaux MEG

L'analyse multifractale a été conduite sur la même gamme $(0, 092; 1, 5)$ Hz dans l'espace sources pour tous les individus et sur tous les blocs. L'avantage de cette analyse est illustré Fig. 2 où l'on compare deux signaux MEG indiscernables du point de vue de l'auto-similarité H , mais l'un est mono-fractal (spectre multifractal ponctuel, Fig. 2 en bas à droite) tandis que l'autre est multifractal (spectre parabolique) : les fluctuations locales pour ce dernier sont donc plus riches et traduisent la présence d'irrégularités dans le signal. La multifractalité peut alors être interprétée comme le mélange de plusieurs processus

1. Ici, ce terme fait référence à l'amélioration des performances comportementales d'un individu induites par l'entraînement.

2. <http://www.theses.fr/2014PA112040>

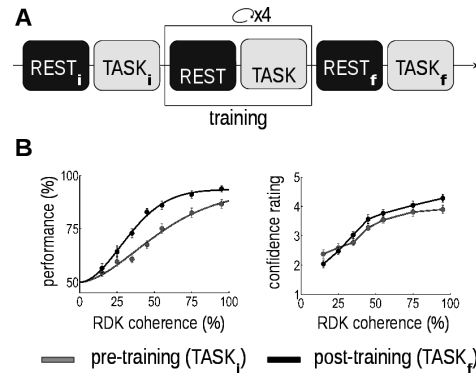


FIGURE 1 – **Paradigme d'apprentissage et résultats psychométriques.** **A** : Activité cérébrale enregistrée en MEG au cours de 12 blocs expérimentaux alternant entre repos (REST) et tâche (TASK). Le pré-apprentissage ($TASK_i$) fut utilisé pour établir le niveau de difficulté de l'entraînement individualisé autour de 75% de bonnes réponses ; le post-apprentissage ($TASK_f$) était identique à $TASK_i$ de façon à mesurer l'amélioration perceptuelle des participants. **B** : Mesures comportementales moyennes ($\pm\sigma$) en fonction du niveau de cohérence des stimuli visuels avant ($TASK_i$, gris) et après ($TASK_f$, noir) entraînement. À gauche : pourcentage de réponses correctes. À droite : intervalles de confiance.

auto-similaires qui sont temporellement multiplexés en temps. Les analyses préliminaires réalisées [8] ont démontré la présence d'un gradient occipito-frontal d'autosimilarité au cours de $TASK_i$, avec des valeurs de H plus faibles dans les lobes occipitaux et temporaux, confirmant l'hypothèse d'un échantillonnage plus rapide de l'information reçue au niveau des aires sensorielles par rapport aux aires frontales. De même, la présence de multifractalité ($M > 0$) a été mise en évidence durant $TASK_i$, confirmant ainsi la pré-existence de l'invariance d'échelle des signaux MEG avant l'apprentissage.

2.4 Analyse de groupe dans l'espace source

Après l'examen MEG, l'IRM anatomique de chaque volontaire a été acquise sur un scanner 3 Tesla (Tim Trio Siemens), à une résolution spatiale millimétrique isotropique dans le but de segmenter son anatomie cérébrale et d'extraire sa surface corticale à l'aide du logiciel *Freesurfer*³. Une normalisation spatiale a ensuite été opérée sur un atlas sphérique afin de recaler tous les individus dans un référentiel commun. Par ailleurs, la reconstruction de sources distribuée a été réalisée à l'aide du logiciel MNE [11] après maillage de la surface corticale. Les analyses statistiques de groupe (t -test apparié, corrélation de Pearson) ont ensuite été réalisées sur chaque label cortical et une correction de type FDR (*False Discovery Rate*) a été appliquée pour tenir compte des comparaisons multiples et rapporter des p -valeurs corrigées p_{corr} .

3. <http://surfer.nmr.mgh.harvard.edu/>

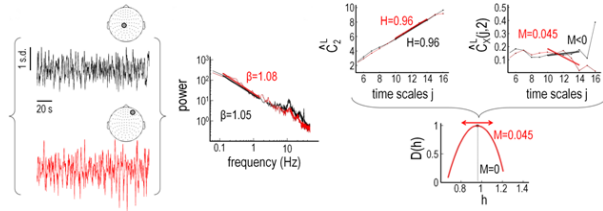


FIGURE 2 – **Auto-similarité et multifractalité en MEG.** Paire de signaux MEG enregistrés sur différents capteurs qui présentent des exposants β et H très proches. Le signal rouge contient des irrégularités locales qui n'apparaissent pas sur le noir. Seule l'analyse multifractale parvient à les discriminer : les spectres multifractals (en bas à droite) de ces signaux montrent une position du pic identique (même H), mais le spectre en rouge est de forme parabolique (i.e. $M > 0$).

3 Résultats

3.1 La décroissance de H corrèle avec l'apprentissage (TASK_{f-i})

En calculant $\text{TASK}_{f-i} = \text{TASK}_f - \text{TASK}_i$ et en opérant des t -tests appariés, nous montrons sur la Fig. 3A la *décroissance* significative de H induite par l'apprentissage confinée aux régions pariéto-occipitales. De façon encore plus remarquable, une *augmentation* significative de M est rapportée en Fig. 3B après apprentissage dans des régions corticales plus restreintes, notamment hMT+ et les cortex temporaux inférieurs impliqués dans le traitement du mouvement et de la couleur des stimuli, respectivement. Le raffinement de ces propriétés induites par l'apprentissage est cohérent avec le contraste déjà observé entre repos et tâche [8] à savoir, moins d'auto-similarité ($\Delta H < 0$) et plus de multifractalité ($\Delta M > 0$) après apprentissage.

Pour analyser la pertinence fonctionnelle de ces variations, la décroissance de H durant l'entraînement (i.e. ΔH résultant de TASK_{f-i}) a été corrélée avec les mesures comportementales individuelles (taux de bonnes réponses et niveau de confiance). Deux régions corticales montrent une corrélation distincte et significative entre ΔH et l'amélioration de la performance et du niveau de confiance (Fig. 3C) : le cortex infero-temporal gauche, où ΔH est anti-corrélé à l'augmentation du taux de bonnes réponses et le cortex temporal supérieur droit ainsi qu'hMT+, où ΔH corrèle négativement avec l'amélioration du niveau de confiance. Ainsi, plus faible est l'auto-similarité H après apprentissage dans ces régions, meilleure est la performance individuelle et le niveau de confiance, respectivement. En revanche, l'augmentation de M ne corrèle significativement avec aucun indice comportemental.

3.2 Attracteurs neuraux multifractals

Pour mieux comprendre l'évolution de H et M au cours de l'entraînement, nous avons analysé si une règle commune à l'ensemble des participants permettait de prédire leur niveau d'apprentissage de la tâche. Pour ce faire, nous avons testé si la valeur de H dans un bloc n ($n = 1 : 4$) de la tâche corrélait

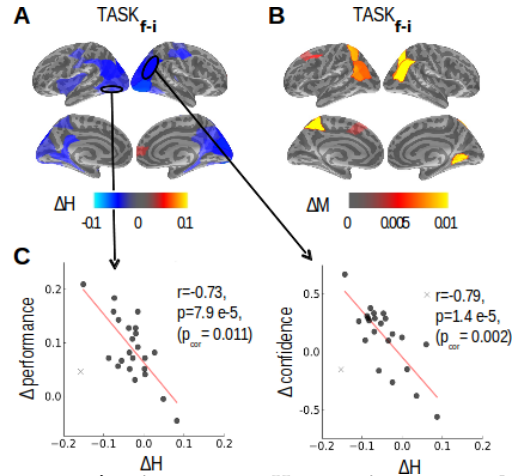


FIGURE 3 – **Décroissance de H et croissance de M après entraînement et corrélats comportementaux.** Cartes corticales moyennes des contrastes « après-avant » entraînement TASK_{f-i} de l'auto-similarité H (A) et de la multifractalité M (B) estimées dans l'espace des sources. A : Seuls les labels montrant une différence TASK_{f-i} significative d'auto-similarité (i.e. $\Delta H \neq 0$, $p_{\text{corr}} < 0,05$) sont affichés. B : Idem pour les différences TASK_{f-i} significatives de multifractalité (i.e. $\Delta M \neq 0$, $p_{\text{corr}} < 0,05$). C : Seuls les labels présentant une corrélation significative ($r \neq 0$, $p_{\text{corr}} < 0,05$) entre ΔH et les variations des mesures comportementales résultant de TASK_{f-i} sont rapportés.

à travers les individus avec l'évolution $(\Delta H)_n = H_{n+1} - H_n$ au cours des blocs consécutifs. La même analyse a été conduite entre M_n et $(\Delta M)_n$ indépendamment. Alors qu'aucune corrélation significative n'est ressortie entre H_n et $(\Delta H)_n$, nous mettons en évidence un grand nombre de régions corticales pour lesquelles nous observons une anti-corrélation entre M_n et $(\Delta M)_n$ pendant les blocs de repos (Fig. 4A) et de stimulation (Fig. 4B). Un exemple est rapporté dans le cortex temporal supérieur droit au repos (Fig. 4C) et sous l'effet de la tâche (Fig. 4D). La pente a de cette anti-corrélation peut être reliée à la raison ($q = a + 1$) de la suite géométrique $M_{n+1} = qM_n + b$. Ainsi, comme nous observons sur tous les labels $a \in]-1, 0[$, la suite (M_n) converge de façon monotone ($q \in]0, 1[$) vers un point limite $M_\infty = -b/a$ correspondant à $\Delta M = 0$ et baptisé *attracteur régional*. Comme l'illustre le diagramme de phase (Fig. 4E), la suite est soit décroissante si la valeur initiale $M_i < M_\infty$ et croissante sinon. Notons aussi que plus $q \rightarrow 0$, plus rapide est la convergence (donc au repos). Comme le montre les Figs. 4[F-G], seule une partie de ces attracteurs sont réellement multifractals (i.e., $M_\infty > 0$), leur nombre restant quasi-stable entre le repos et la tâche.

De façon consistante avec les travaux antérieurs [8], la valeur des attracteurs M_∞ est plus grande durant la tâche que pendant le repos. Cela signifie que les signaux MEG contiennent un plus grand nombre d'irrégularités locales lorsque le sujet est soumis à une stimulation extérieure. Comme le montrent la Fig. 4G, M_∞ est plus grand dans des régions sous tendant les processus d'apprentissage et de plasticité (voir [10] pour l'identifica-

tion de ce réseau), à savoir le cortex ventro-latéral préfrontal droit (jaune vif), le cortex auditif droit, l'aire hMT+, les aires médiane et postérieure du sillon temporal supérieur (STS) droit.

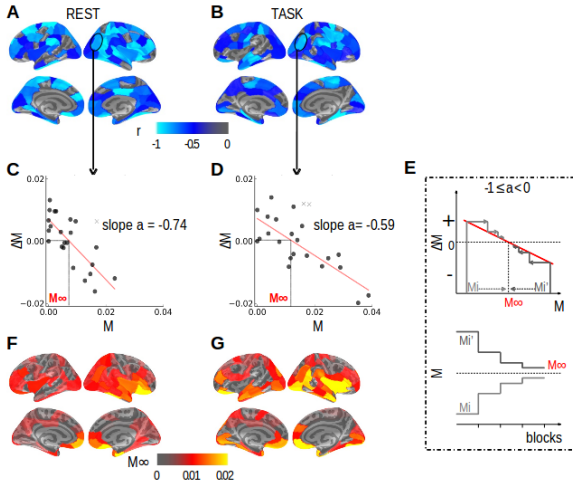


FIGURE 4 – **Convergence de M vers un attracteur M_∞ .** **A-B** : pour chaque label, corrélation de Pearson ($r \neq 0$, $p_{\text{corr}} < 0,05$) calculée entre M et ΔM individuels moyennés sur les blocs de repos (**A**) et de tâche (**B**). Dans les deux cas, on observe des anti-corrélations significatives. **C-D** : chaque nuage de points par label – ici illustré par le cercle noir au repos (**C**, $r = -0,74$, $p_{\text{corr}} = 2,8 \cdot 10^{-4}$) et durant la tâche (**D**, $r = -0,78$, $p_{\text{corr}} = 1,5 \cdot 10^{-4}$) – peut être interprété sur un diagramme de phase de M durant l'entraînement. **E** : La trajectoire de M dépend de la pente a de la régression linéaire $\Delta M_n = aM_n + b$. Ici comme $a \in]-1; 0[$, la suite (M_n) converge vers l'attracteur M_∞ . **F-G** : Cartes des attracteurs multifractals pendant le repos (**F**) et la tâche (**G**).

3.3 Rôle fonctionnel des attracteurs M_∞

À partir des observations précédentes, nous avons supposé que la quantité asymptotique de multifractalité M_∞ pourrait correspondre à la performance maximale que les participants pourraient atteindre. En d'autres termes, nous prédisons que plus le niveau M_f d'un individu après entraînement (TASK_f) est proche de l'attracteur M_∞ , meilleure devrait être sa performance en termes de pourcentage de bonnes réponses. Nous avons testé cette hypothèse en calculant le coefficient de corrélation sur chaque label cortical entre la performance de chaque individu dans TASK_f et la distance absolue $|M_f - M_\infty|$. Des anti-corrélations significatives sont rapportées dans trois régions corticales sur la Fig. 5A : la région hMT+ gauche, le sillon intra-pariétal droit (IPS) et la région antérieure du STS droit. Ces régions ne coïncident pas avec les valeurs maximales de M_∞ . Cela confirme que la quantité de multifractalité n'est pas en elle-même le bon prédicteur de la performance. Au contraire, un taux asymptotique de bonnes réponses peut être extrapolé de la ligne droite ajustée en rouge (Fig. 5B) pour $|M - M_\infty| = 0$, ce qui correspond à environ 90%. Cela renforce la découverte que *plus un individu a un niveau proche de M_∞ , meilleure est sa performance à la tâche.*

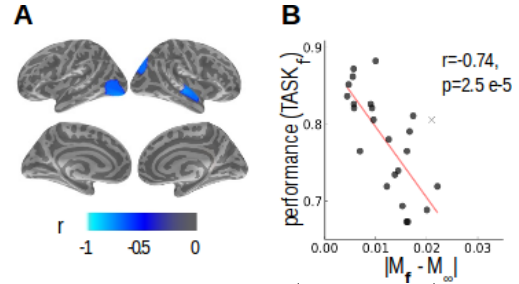


FIGURE 5 – **Corrélation entre $|M_f - M_\infty|$ et la performance comportementale après apprentissage (TASK_f).** **A** : La distance à l'attracteur multifractal est définie comme la différence en valeur absolue $|M_f - M_\infty|$. Les labels présentant une corrélation significative ($r \neq 0$, $p_{\text{corr}} < 0,05$) entre la performance individuelle et cette mesure sur TASK_f sont affichés : hMT+ gauche, IPS et aSTS droits. **B** : Nuage de points moyenné sur tous les labels significatifs (en bleu sur A).

En conclusion, nous avons démontré que la distance aux attracteurs neuraux multifractals dans les régions hMT+, IPS et aSTS capturent l'effet plafond à la performance asymptotique.

Références

- [1] B. He, J. Zempel, A. Snyder et M. Raichle, « The Temporal Structures and Functional Significance of Scale-free Brain Activity », *Neuron*, vol. 66, pp. 353–369, mai 2010.
- [2] B. Weiss et coll., « Spatio-temporal analysis of monofractal and multifractal properties of the human sleep EEG. », *J Neurosci Methods*, vol. 185, pp. 116–124, déc. 2009.
- [3] B. He, « Scale-Free Properties of the Functional Magnetic Resonance Imaging Signal during Rest and Task », *J Neurosci*, vol. 31(39), pp. 13786–13795, sep. 2011.
- [4] P. Ciuciu, G. Varoquaux, P. Abry, S. Sadaghiani et A. Kleinschmidt, « Scale-free and multifractal time dynamics of fMRI signals during rest and task », *Front Phys*, vol. 3, Art. 186, 2012.
- [5] V. Maxim, L. Sendur, J. Fadili, J. Suckling, R. Gould, R. Howard et E. Bullmore, « Fractional Gaussian noise, functional MRI and Alzheimer's disease. », *Neuroimage*, vol. 25, pp. 141–158, 2005.
- [6] K. Linkenkaer-Hansen, V. Nikouline, J. Palva et R. Ilmoniemi, « Long-range temporal correlations and scaling behavior in human brain oscillations. », *J Neurosci*, vol. 21, pp. 1370–77, 2001.
- [7] H. Wendt, P. Abry et S. Jaffard, « Bootstrap for Empirical Multifractal Analysis », *IEEE SP Mag*, vol. 24(4), pp. 38–48, 2007.
- [8] N. Zilber, P. Ciuciu, P. Abry et V. van Wassenhove, « Learning-induced modulation of scale-free properties of brain activity measured with MEG », in *10th IEEE ISBI*, San Francisco, CA, USA, 2013, pp. 998–1001.
- [9] C. Lewis et coll., « Learning sculpts the spontaneous activity of the resting human brain. », *Proc Natl Acad Sci USA*, vol. 106(41), pp. 17558–17563, oct. 2009.
- [10] N. Zilber, P. Ciuciu, A. Gramfort et V. van Wassenhove, « Supramodal processing optimizes visual perceptual learning and plasticity », *Neuroimage*, vol. 93, pp. 32–46, 2014.
- [11] A. Gramfort, et coll. « MEG and EEG data analysis with MNE-Python », *NeuroImage*, vol. 86, pp. 446–460, 2014.