

MÉTHODES D'ANALYSE DE LA CONNECTIVITÉ FONCTIONNELLE DU CERVEAU

Étudiants :

Arthur GUIHARD

Dylan JERAULT

Encadrants :

M. Amar KACHENOURA

M. Ahmad KARFOUL



M2 EEEA – Option SISEA - Parcours Signal/Image

28/02/2020

Remerciements :

Nous tenions à remercier tout particulièrement M. Ahmad KARFOUL et M. Amar KACHENOURA, les deux encadrants de notre projet. Le temps qu'ils nous ont accordé, ainsi que leurs explications et conseils nous ont permis de comprendre et de mener à bien notre projet.

Table des matières

I.	Introduction.....	3
II.	Les connectivités	4
1.	La connectivité structurelle (SC).....	4
2.	La connectivité fonctionnelle (FC).....	5
3.	La connectivité effective (EC)	5
III.	La connectivité fonctionnelle	6
1.	Méthodes de détection	6
2.	Tableau des méthodes d'analyse	8
IV.	Modèle théorique.....	9
1.	Modèle autorégressif	9
2.	Choix des paramètres.....	9
3.	Signaux temps/fréquence	10
V.	Application des métriques.....	12
1.	Coefficient de corrélation croisée (R^2)	12
1.	Analyse	12
2.	Résultats et interprétations.....	12
2.	Phase Locking Value (PLV).....	13
1.	Analyse	13
2.	Résultats et interprétations.....	14
3.	Cohérence (Coh).....	15
1.	Application.....	15
2.	Résultats et interprétations.....	16
4.	Cohérence partielle (pCoh)	17
1.	Application.....	18
2.	Résultats et interprétations.....	18
VI.	Comparaison des méthodes.....	20
1.	Méthodes R^2 , PLV et Coh.....	20
2.	Méthodes Coh et pCoh.....	21
VII.	Conclusion	22
VIII.	Références.....	23
IX.	Annexes	24

I. Introduction

Le cerveau est l'organe permettant de contrôler la totalité du corps. Celui-ci est constitué de plusieurs lobes, ayant chacun leur fonction propre. Le cerveau est aussi le siège d'une partie du système nerveux central, l'encéphale, qui est le centre d'intégration de la perception, du mouvement, de la réflexion ou encore des émotions. Pour tous les lobes, il est possible de dissocier deux composantes du cerveau, la matière grise, contenant des corps cellulaires des cellules nerveuses, les neurones, et opposément, la matière blanche, contenant des axones de ces mêmes neurones. Ces neurones sont présents dans le cerveau pour recevoir et pour transmettre de l'information, sous forme d'impulsions électriques, à leurs semblables, par le biais de leurs axones. Les neurones sont répartis et fonctionnent sous la forme d'un immense réseau neuronal, qui comprend entre 80 et 100 milliards d'individus dans le cas d'un Homme sain.

Le cerveau peut être la cible de nombreuses maladies neuro-dégénératives, comme la maladie de Parkinson, entraînant un ralentissement des mouvements, des tremblements puis des troubles cognitifs. Il peut aussi être atteint par la maladie de l'épilepsie, qui touche près de 600.000 personnes en France selon l'INSERM (Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale).

Cette maladie se manifeste par une excitation anormale des neurones, pouvant entraîner une crise sur l'ensemble du corps, des contractions, des tremblements, dans certains des cas associés à une perte de conscience du malade. Plusieurs modalités sont envisageables quand nous évoquons ces crises d'épilepsie. Elles peuvent être uniques, ou répétées, mais aussi locales ou généralisées à plusieurs régions du cerveau, voire à sa globalité. Dans le but de comprendre le fonctionnement de cette maladie, il est devenu essentiel de pouvoir localiser l'origine du déclenchement de la crise et de savoir par quel biais elle se propage aux autres zones du cerveau. L'étude de la connectivité entre les régions cérébrales, de l'anatomie du cerveau, ainsi que des influences inter-régions répond aux interrogations posées dans l'analyse de cette maladie.

Trois types de connectivités ont été déterminés par les chercheurs des laboratoires traitant du sujet de l'épilepsie. La première, la connectivité structurelle, relate des liens physiques entre différentes régions du cerveau. La deuxième, la connectivité fonctionnelle, quant à elle permet de trouver la corrélation temporelle d'évènements neurophysiologiques distants sur le plan spatial. Enfin, la connectivité effective, qui décrit la directivité de l'envoi d'information d'une ou plusieurs régions vers d'autres.

II. Les connectivités

1. La connectivité structurelle (SC)

La connectivité structurelle définit la connexion physique entre les régions du cerveau par les réseaux de fibres nerveuses au sein de la matière blanche. Elle est aussi appelée connectivité anatomique. Étudier la SC revient à établir le « connectome¹ » qui est une cartographie du réseau neuronal. La connexion se fait par les axones sous la forme d'une émission d'impulsions électriques. Ce courant électrique permet d'entraîner des molécules d'eau le long des membranes entourant les axones lorsqu'un déplacement de l'information s'opère. Ce déplacement de molécule d'eau peut être analysé grâce à l'Imagerie par Résonance Magnétique de diffusion (IMRd), associée à l'application de la mesure du tenseur de diffusion.

La diffusion des molécules d'eau peut se faire dans toutes les directions possibles de l'espace, mais respecte la direction des fibres lorsqu'elle ne se situe pas dans le liquide céphalo-rachidien. Une diffusion anisotrope, quand elle suit une direction donnée, permet l'étude de la structure des fibres nerveuses. Dans le cas inverse, lors d'une diffusion isotrope, les molécules d'eau et leurs déplacements ne respectent pas de modèle défini et ne nous donnent aucune information sur la structure physique des fibres nerveuses.

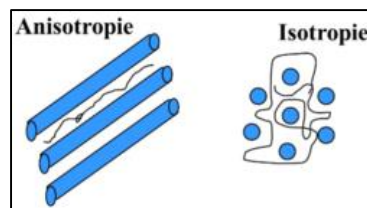


Figure 1 : Anisotropie et Isotropie²

Nous pouvons appliquer la méthode de la DTI, l'Imagerie par Tenseur de Diffusion³, qui consiste en l'application d'un gradient de diffusion d'au minimum six directions. Ce gradient permet de déterminer la direction et le sens du déplacement des molécules d'eau présentes sur les membranes entourant les axones. Le tenseur de diffusion résultant de l'application du gradient s'exprime de la manière suivante :

$$D = \begin{pmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{yx} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{zx} & D_{zy} & D_{zz} \end{pmatrix}$$

Équation 1 : Tenseur de diffusion D

Les composantes de ce tenseur D permettent de définir la direction du déplacement des molécules d'eau dans les trois directions de l'espace 3D. Nous pouvons alors en déduire la structure du tenseur de diffusion, selon les trois axes de diffusion.

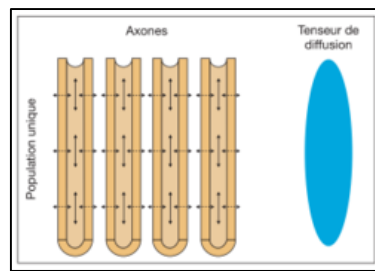


Figure 2 : Forme du tenseur de diffusion selon les axones²

L'axe le plus long de cet ellipsoïde représente la direction pour laquelle la diffusion est la plus importante. C'est le caractère isotropique de la diffusion qui nous permet d'obtenir un tenseur imagé par un ellipsoïde, sans lequel nous aurions une représentation de la forme d'une sphère (diffusion équitable dans toutes les directions).

Après avoir défini quelle était la liaison physique entre les différentes régions, il est important de comprendre si deux régions éloignées sont corrélées temporellement. C'est à ce moment que la connectivité fonctionnelle entre en jeu.

2. La connectivité fonctionnelle (FC)

La connectivité fonctionnelle correspond à la corrélation temporelle entre des événements neurophysiologiques distants sur le plan spatial⁴. En d'autres termes, c'est un suivi de l'activité spontanée et synchronisée de différents groupes de neurones au sein du cerveau. Les résultats de la corrélation représentent les interactions neuronales qui sont distantes au sein du réseau par le biais des connexions anatomiques présentées précédemment.

La FC dépend fortement du temps mais n'implique aucune directivité contrairement à la SC. De plus, la FC entre deux groupes de neurones ne nécessite pas qu'une connexion anatomique entre les deux soit existante. En effet, la connexion peut se faire via une troisième région distincte des deux premières.

Cette fonctionnalité est détectable par plusieurs méthodes, comme l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle⁵ (IRMf), ou encore par l'électroencéphalographie⁶ (EEG) et la magnétoencéphalographie⁶ (MEG). Nous nous sommes focalisés sur cette connectivité, que nous définirons avec davantage de détails dans la suite de notre rapport.

3. La connectivité effective (EC)

La connectivité effective est un complément de la connectivité fonctionnelle. En effet, elle permet d'introduire la notion de directionnalité. C'est-à-dire que cette connectivité permet de comprendre les relations entre les régions connectées du cerveau, ainsi de détecter la direction des informations envoyées et reçues. Grâce à l'EC, nous pouvons tester si une région neuronale influence une autre région au sein du cerveau.

Des techniques d'analyse existent afin de détecter et modéliser la directionnalité des informations neuronales. Par exemple, les Modèles Causaux Dynamiques⁷ (DCM) et la modélisation en équations structurelles⁸.

III. La connectivité fonctionnelle

1. Méthodes de détection

Dans un premier temps, pour étudier la connectivité fonctionnelle, il est apparu essentiel d'acquérir des données représentatives pour pouvoir y appliquer les métriques que nous avons choisi. Plusieurs méthodes de détection existent et sont utilisées aujourd'hui pour extraire des données permettant de définir la connectivité fonctionnelle au sein du cerveau.

La première est l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle (IRMf). Son principe relève du spin des particules élémentaires. L'IRMf utilise le même matériel que l'IRM classique, ce qui implique qu'il reste non invasif et non irradiant. Cette méthode détecte les variations du flux sanguin dans des zones localisées du cerveau, variations traduisant une modification de la quantité d'oxygène nécessaire dans ces mêmes zones. L'oxygène et les autres composés chimiques apportés par le sang aux zones actives leur permettent de fonctionner comme tous les muscles du corps. Ce phénomène est appelé l'effet BOLD : Blood Oxygen Level-Dependent. La méthode de l'IRMf mesure la variation lors du retour à l'état de repos, après l'excitation magnétique. Cependant, cette technique ne possède pas une résolution temporelle suffisamment précise pour être efficace et significative dans la totalité des cas applicatifs.

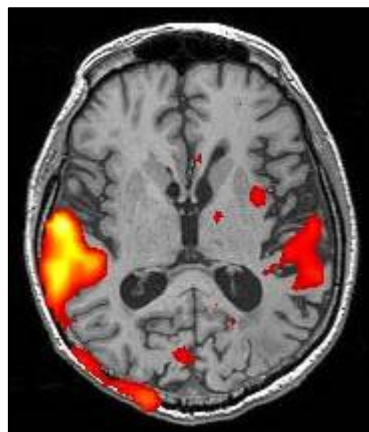


Figure 3 : Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle⁹

Ensuite, un deuxième type de méthode remplissait les critères concernant l'extraction des données utilisables pour calculer quelle était la connectivité fonctionnelle. Il s'agit de l'électroencéphalographie (EEG). Son fonctionnement consiste en la disposition d'un réseau d'électrodes sur le cuir chevelu du patient, dans le but de mesurer l'activité électrique de son cerveau, donc de ses neurones, et ce en surface.

L'électroencéphalographie est une méthode de détection non invasive et totalement indolore, qui ne nécessite aucune préparation préliminaire du patient avant l'examen. Cet examen présente d'autres avantages. Le premier étant sa durée. L'EEG est un examen court, ne prenant qu'un quart d'heure pour être complété. Ensuite, dans le cadre de l'étude des connectivités cérébrales appliquées à la maladie de l'épilepsie, la mesure de l'activité du cerveau durant une crise peut s'avérer délicate parce que cette dernière peut amener le patient à trembler, ou simplement à bouger. L'EEG permet donc la mesure de l'activité électrique du cerveau malgré les mouvements du sujet, grâce au réseau d'électrodes fixé par une pâte adhésive directement à sa tête.

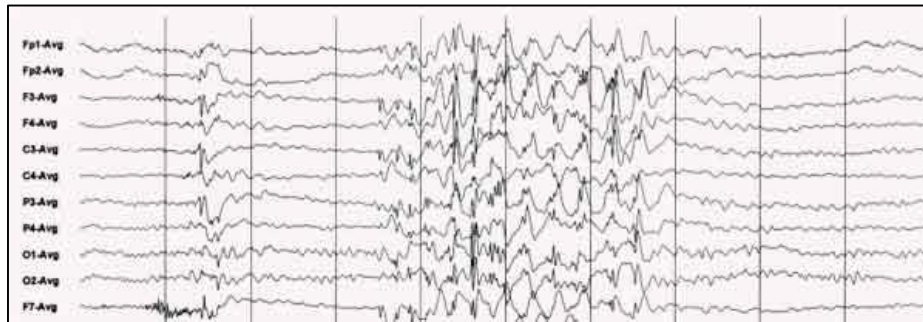


Figure 4 : Électroencéphalogramme¹⁰

La magnétoencéphalographie est une troisième méthode nous permettant de détecter la connectivité fonctionnelle. Celle-ci mesure en temps réel l'activité magnétique du cerveau. Entre 100 et 300 capteurs sont disposés autour de la tête pour mesurer plus précisément l'activité du cerveau qu'avec l'EEG. La MEG possède plusieurs avantages en comparaison avec les deux autres techniques évoquées précédemment.

La première étant la manière dont l'acquisition se fait. En effet, lors d'une MEG, la machine ne touche pas le patient, grâce à l'aspect traversant des ondes magnétiques qui traversent le crâne et les tissus sans distorsion et sans bruit. De plus, la MEG possède une résolution temporelle beaucoup plus haute que l'IRMf, résolution de l'ordre de la milliseconde contre plusieurs secondes pour l'IRMf. L'association d'une résolution temporelle élevée et d'une résolution spatiale haute (plusieurs centaines de capteurs) permet de savoir précisément où et quand les zones du cerveau sont actives.

Cependant, ce mode de détection est très coûteux car le système et sa consommation très importante d'hélium liquide est très cher. De plus, avec la MEG de plus importants artéfacts liés aux mouvements sont observables, car aucun n'objet n'est directement connecté à la tête du patient contrairement à l'EEG.

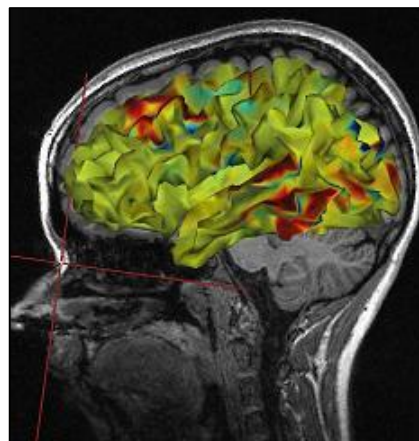


Figure 5 : Magnétoencéphalogramme¹¹

Après la récupération des données grâce à ces trois méthodes de détection, nous pouvons donc analyser ces dernières avec de nombreuses méthodes d'analyse que nous allons détailler.

2. Tableau des méthodes d'analyse

Métriques	Formule	Utilisation
Information Mutuelle¹²	$MI(X, Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x, y) * \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right)$	Dépendance statistique mutuelle de deux variables permettant de constater l'interaction entre deux systèmes neuronaux.
Coefficient de corrélation non-linéaire¹³	$H_{xy}^2 = \max_{\tau} \left(1 - \frac{var(y(t+\tau) x(t))}{var(y(t+\tau))} \right)$ <p>où : $var(y(t+\tau) x(t)) \triangleq \arg \min_f (E[y(t+\tau) - f(x(t))]^2)$</p>	Mesure de l'intensité de la liaison non-linéaire entre deux régions. Approximation d'un système non-linéaire par une fonction f linéaire par morceau.
Coefficient de corrélation croisée¹³	$R_{xy}^2 = \max_{\tau} \left(\frac{cov^2(x(t), y(t+\tau))}{(\sigma_{x(t)}\sigma_{y(t+\tau)})^2} \right)$	Coefficient de corrélation de Pearson élevé au carré.
Phase Locking Value¹²	$PLV_t = \left \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{-j\Delta\varphi(t)} \right $ <p>où : $\Delta\varphi(t) = \varphi_{mk}(t) - \varphi_{nk}(t)$</p>	Mesure de déphasage entre deux signaux distincts dans le but de trouver leur similarité temporelle.
Cohérence¹²	$Coh_{xy} = R_{xy}(\lambda) ^2 = \frac{ f_{xy}(\lambda) ^2}{f_{xx}(\lambda)f_{yy}(\lambda)}$	Mesure de la corrélation entre deux signaux dépendants dans le domaine fréquentiel.
Cohérence Partielle¹²	$pCoh_{yx/z}(\lambda) = \frac{ f_{xy/z}(\lambda) ^2}{f_{xx/z}(\lambda)f_{yy/z}(\lambda)}$	Mesure de la corrélation entre deux signaux en considérant l'influence d'un troisième signal.

Tableau 1 : Métriques pour l'analyse de la FC

Durant la suite de ce projet, nous nous sommes consacrés à travailler sur les quatre dernières méthodes d'analyse présentées dans ce tableau. Celles-ci seront présentées plus précisément par la suite.

IV. Modèle théorique

1. Modèle autorégressif

Dans le cadre de notre projet, deux options se sont proposées à nous. Faire fonctionner nos métriques sur des signaux réels ou d'utiliser un modèle théorique dont nous maîtrisons les paramètres. Nous avons fait le choix de travailler sur un modèle théorique nous permettant de générer des signaux de synthèse correspondant à des signaux mesurés avec des électrodes insérées au sein de trois régions distinctes du cerveau. Le modèle en question est un modèle autorégressif ayant deux paramètres α et β que nous pouvons choisir pour nous placer dans différents cas. Les signaux ainsi générés symbolisent un laps de temps juste avant le début d'une crise épileptique. Nous avons choisi d'implémenter un modèle nous permettant de générer ce genre de signaux afin de tester nos méthodes de connectivité. De plus, nous pouvons analyser plus facilement la façon dont les régions du cerveau sont connectées et comment elles interagissent entre elles grâce à un modèle prédéfini.

$$\begin{cases} x_1(t) = 0,95\sqrt{2}x_1(t-1) - 0,9025x_1(t-2) + w_1(t) \\ x_2(t) = -0,5x_1(t-1) + 0,25\sqrt{2}x_2(t-1) - \beta x_{3(t-3)} + w_2(t) \\ x_3(t) = -\alpha x_1(t-2) - 0,5x_2(t-2) - 0,25\sqrt{2}x_{3(t-2)} + w_3(t) \end{cases}$$

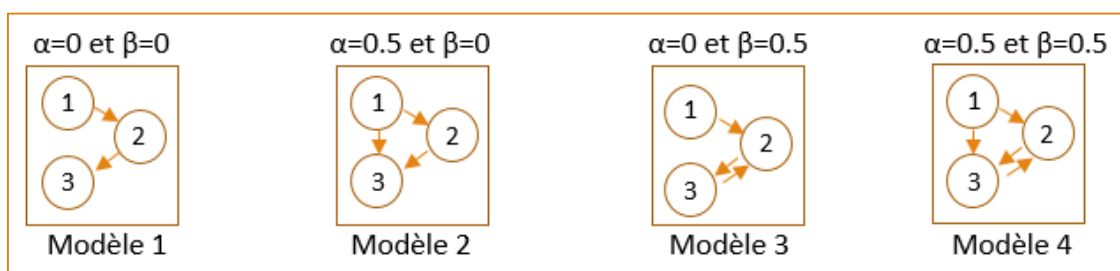
Équation 2 : Modèle AR représentant les 3 régions

2. Choix des paramètres

Le modèle AR que nous avons choisi dépend des deux paramètres α et β . Ce modèle engendre des connexions entre trois régions. Nous nous plaçons alors dans 4 dispositions possibles concernant les connexions entre les régions. Dans la configuration initiale, il existe une connexion entre la première région et la seconde, ainsi qu'entre la deuxième et la troisième. Les deux paramètres α et β permettent de gérer la direction de la connectivité entre la région 2 et la région 3, ainsi que la présence d'un lien entre 1 et 3.

Nous pouvons tout d'abord choisir $\alpha=0$ et $\beta=0$. Cette configuration entraînera une connexion directe entre les régions 1 et 2, ainsi qu'entre les régions 2 et 3. Si nous choisissons $\alpha=0.5$ et $\beta=0$, une troisième liaison apparaîtra entre la région 1 et la région 3.

Dans les deux autres cas disponibles, pour $\alpha=0$ et $\beta=0.5$ ainsi que pour $\alpha=0.5$ et $\beta=0.5$, nous observons des modalités proches des deux premiers cas, où β valait 0. Nous ne nous servons donc que des deux premières configurations. Dans celles-ci, nous pouvons faire abstraction de la direction de la liaison, pour nous placer dans le cadre de la connectivité fonctionnelle. Ce modèle AR théorique peut donc aussi être utile dans l'analyse de la connectivité effective.



Lors de l'étude de la connectivité fonctionnelle, nous n'évoquons pas la direction des liaisons entre les régions. En conséquence, nous ne traitons que les deux premiers modèles. Durant toute notre analyse, nous avons fait le choix de présenter nos résultats sous la forme de matrices de connectivité. Sur celles-ci, si on se fie uniquement aux modèles que nous utilisons, les liaisons représentées seraient unidirectionnelles, sauf pour les cas où $\beta = 0.5$. Nous avons donc fait en sorte que nos matrices soient symétriques, avec la même valeur de connexion pour les deux sens.

3. Signaux temps/fréquence

En ce qui concerne les signaux générés par les deux variantes de notre modèle AR théorique, nous devons choisir quelle en serait la longueur. Nous avons pris la décision de définir nos signaux sur 3000 points, ce qui implique une longueur temporelle de 11,8 secondes.

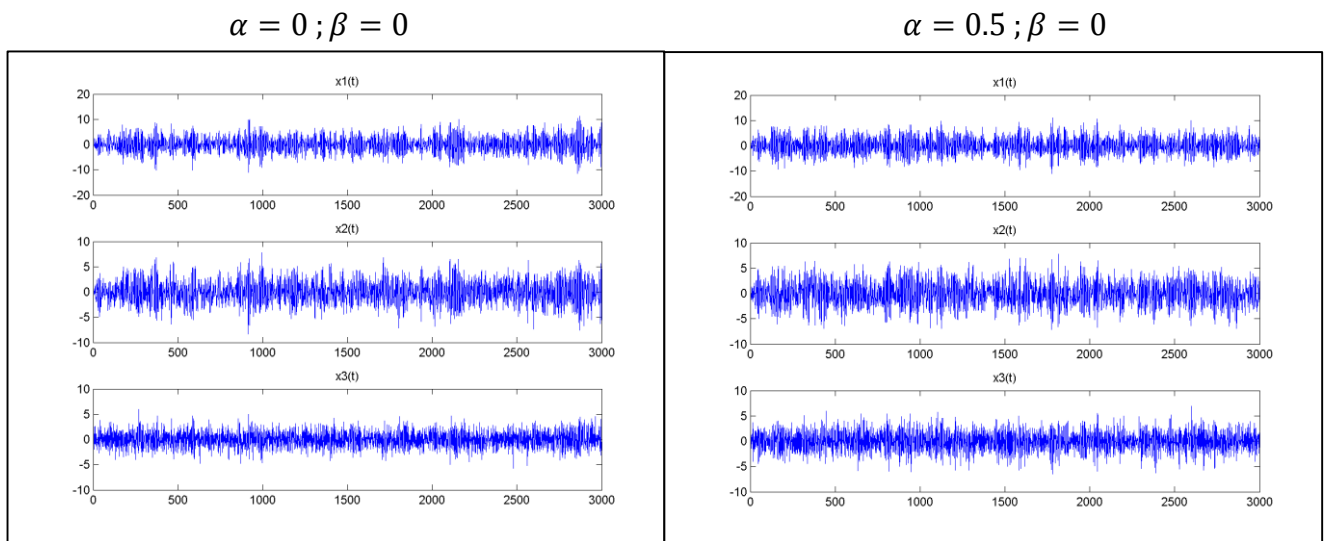


Figure 6 : Signaux temporels

Après avoir représenté nos signaux dans la base temporelle, nous avons eu besoin d'identifier d'autres points importants pour appliquer nos métriques. En effet, certaines de nos métriques traitent les signaux dans le domaine fréquentiel. La visualisation des auto-spectres de chaque signal est alors importante pour localiser la plage de fréquence pour laquelle l'énergie est la plus grande. C'est à cet endroit que nous supposons que l'information est la plus présente, quitte à négliger l'information transmise dans le reste du spectre fréquentiel.

$$\alpha = 0 ; \beta = 0$$

$$\alpha = 0.5 ; \beta = 0$$

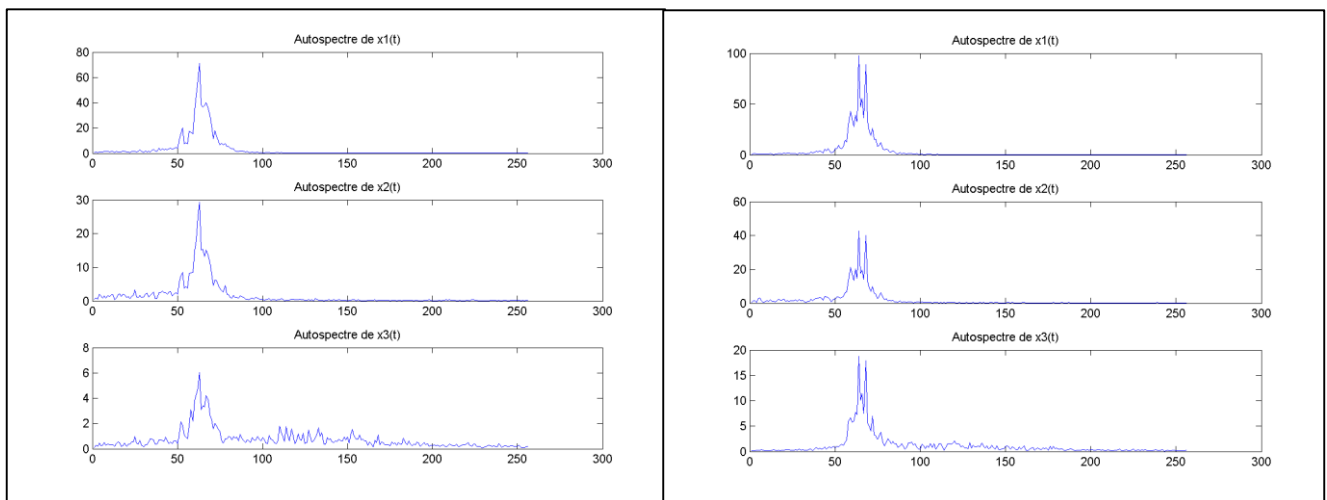


Figure 7 : Signaux fréquentiels

Nous pouvons observer que le spectre de fréquence possède une amplitude plus importante autour de la fréquence dite centrale de 66Hz. C'est donc autour cette de fréquence que nous considérons que l'essentiel de l'information se situe. Cette fréquence servira de repère central sur lequel nous nous concentrerons pour effectuer nos mesures fréquentielles et ainsi exploiter différentes méthodes d'analyse.

Nous pouvons à présent appliquer les métriques que nous avons choisi d'exploiter sur les signaux générés par ce modèle autorégressif pour ainsi évaluer la connectivité fonctionnelle entre les trois régions.

V. Application des métriques

1. Coefficient de corrélation croisée (R^2)

1. Analyse

$$R_{xy}^2 = \max_{\tau} \left(\frac{\text{cov}^2(x(t), y(t + \tau))}{(\sigma_{x(t)} \sigma_{y(t+\tau)})^2} \right)$$

Équation 3 : Coefficient de corrélation croisée R^2

Le coefficient de corrélation croisée permet de déterminer la corrélation, dans le domaine temporel, entre deux signaux. Cette méthode relève d'une optimisation du délai τ pour lequel nous observons le maximum de correspondance entre les signaux. Appliquer la méthode R^2 à nos signaux nous permet d'obtenir en sortie deux matrices de connectivité, une pour un délai $\tau = 0$ et une pour τ optimal.

2. Résultats et interprétations

Nous travaillons cette méthode sur les deux modèles générés précédemment. Pour commencer, nous appliquons la méthode R^2 pour un délai nul ($\tau = 0$).

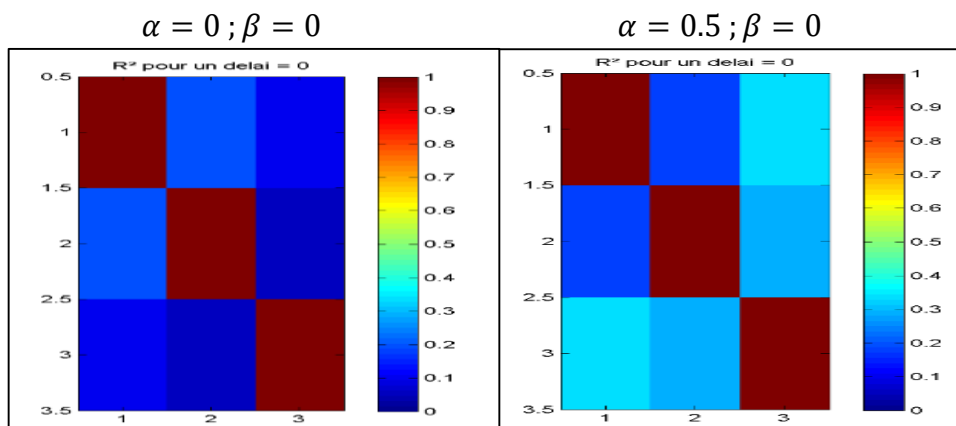


Figure 8 : Matrices de connectivité pour la méthode R^2 avec un délai nul

Dans le cas du modèle 1, où $\alpha = 0$, nous pouvons voir que les similitudes entre les régions 1 et 3 ainsi qu'entre les régions 2 et 3 sont faibles. En effet, les matrices de connectivité ci-dessus nous montrent une couleur bleu foncé correspondant à un taux de similitude faible. Cette dernière est un peu plus importante dans le cas où $\alpha = 0.5$.

Nous souhaitons pouvoir appliquer un seuil de détection aux valeurs de corrélation pour indiquer de façon binaire si les régions semblent connectées. L'amplitude des valeurs prises par la corrélation croisée est donc trop faible pour déterminer un seuil. Pour améliorer nos résultats, nous traitons le cas où le délai est optimal. Ce délai correspond à celui pour lequel on observe un maximum de correspondance entre les deux signaux traités.

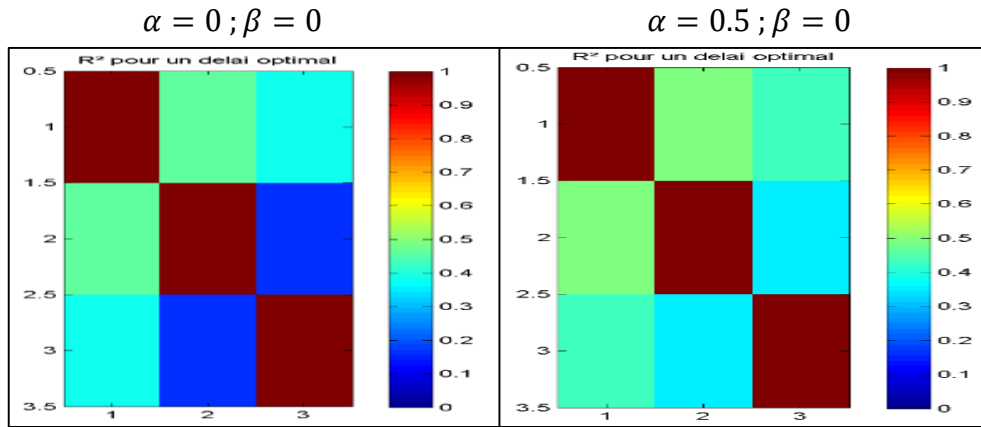


Figure 9 : Matrices de connectivité pour la méthode R^2 avec un délai optimal

Nous remarquons une augmentation de similitude entre les régions 1 et 3 dans le cas où notre délai est optimal. En effet, nous pouvons voir sur la figure ci-dessus, lorsque nous nous plaçons dans le modèle où $\alpha = 0$ que la différence de couleur entre les régions 1 et 3 puis 2 et 3 est plus importante que précédemment. Cependant, dans ce modèle, nous n'avons pas de lien direct entre les régions 1 et 3.

Nous constatons que pour notre application, la méthode de coefficient de corrélation croisée ne nous montre pas de résultats très probants. En effet, nous voyons que les degrés de similitude sont très faibles et donc que nous ne pouvons pas en déduire correctement la connectivité entre deux régions. Nous avons donc décidé de travailler sur une nouvelle méthode d'analyse qui est la Phase Locking Value (PLV).

2. Phase Locking Value (PLV)

1. Analyse

$$PLV_t = \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e^{-j\Delta\varphi(t)} \right|$$

Équation 4 : Phase Locking Value (PLV)

où : $\Delta\varphi(t) = \varphi_{mk}(t) - \varphi_{nk}(t)$

La relation de phase entre deux signaux, indépendamment des amplitudes, peut être quantifiée par la Phase Locking Value (PLV). Elle est définie comme la cohérence des différences de phase entre deux électrodes à un instant donné t . Dans notre formule, k indique le numéro d'essai et m et n , respectivement le premier et second canal d'intérêt pour un instant donné t . Le fait de séparer l'amplitude et la phase permet d'avoir des signaux moins affectés par la variabilité de l'amplitude du spectre de puissance.

2. Résultats et interprétations

Nous reprenons les deux modèles que nous étudions. La PLV étant une méthode temporelle, nous avons choisi de travailler sur une fenêtre temporelle qui permettra de balayer toute la longueur de nos signaux. La fenêtre temporelle ne comporte aucun chevauchement. Pour ce faire, sachant que nos signaux ont des longueurs équivalentes à moins de 12 secondes, nous avons décidé de calculer la PLV sur un laps de temps valant 2 secondes. En effet, comme nous pouvons voir ci-dessous, nous avons décidé de calculer les matrices de connectivité moyennées toutes les 2 secondes dans chacun des deux modèles étudiés.

$$\alpha = 0 ; \beta = 0$$

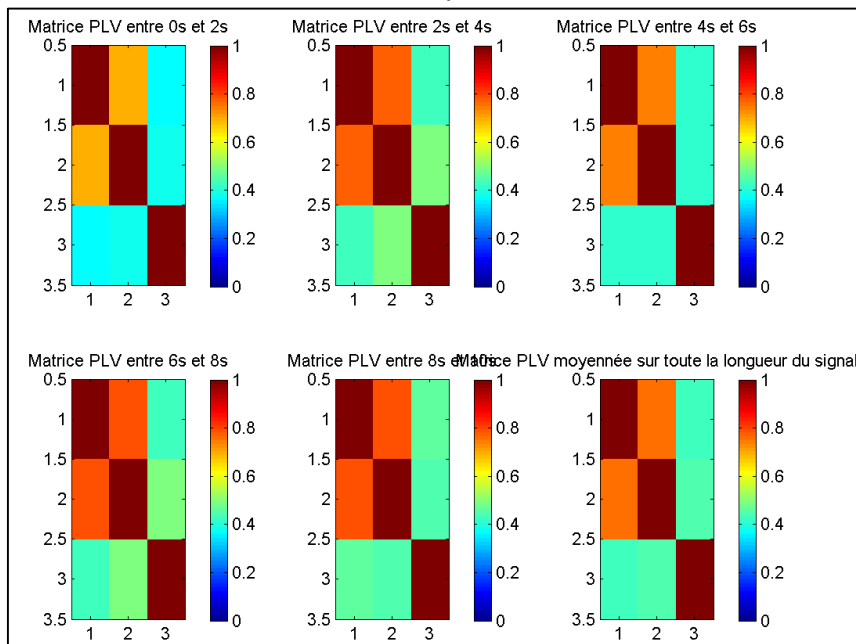


Figure 10 : Matrices de connectivité pour la méthode PLV avec $\alpha = 0$ et $\beta = 0$

$$\alpha = 0 ; \beta = 0.5$$

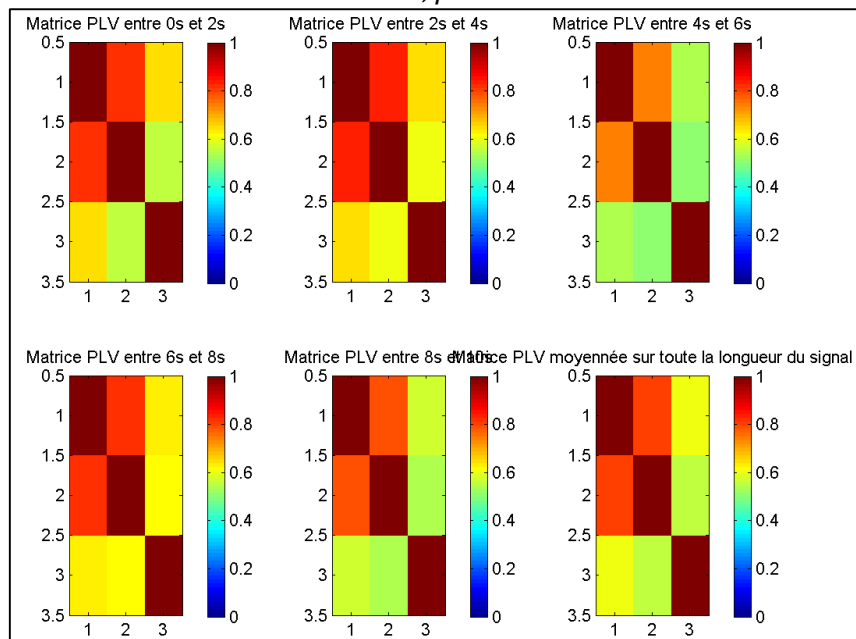


Figure 11 : Matrices de connectivité pour la méthode PLV avec $\alpha = 0$ et $\beta = 0.5$

Nous affichons les matrices de connectivité pour chaque fenêtre de 2 secondes. Cet affichage nous permet de localiser pour quel intervalle de temps la similitude est la plus grande. Nous constatons que la fenêtre affichant une connectivité plus présente se situe entre 2 et 4 secondes.

Le calcul de la PLV pour le premier cas, avec $\alpha=0$ et $\beta=0$, dans cette fenêtre nous montre une connexion présente entre les régions 1 et 2, comme la couleur orange des cases $\{1,2\}$ et $\{2,1\}$ en atteste. Néanmoins, cette méthode nous apporte un résultat quelque peu contradictoire quand on observe la valeur de la PLV entre les régions 1 et 3. Connaissant notre modèle, nous ne nous attendons pas à obtenir de lien de connectivité entre ces régions. Une liaison indirecte, via la deuxième région est donc envisageable.

Nous étudions donc le résultat de l'application de la métrique au second modèle que nous avons généré. Celui-ci ajoute une liaison directe entre la première et la troisième région par rapport au premier modèle. Nous pouvons observer un synchronisme de phase plus marqué entre ces deux régions initialement non directement connectées. Dans ce cas également, l'intervalle entre 2 et 4 secondes reflète une connectivité plus importante entre nos trois régions (constatation grâce à la tendance plus chaude des couleurs de la matrice de connectivité).

Ensuite, nous avons appliqué notre métrique de PLV à la totalité de notre signal temporel pour nos deux cas. Nous constatons que la PLV offre des résultats convaincants, indiquant une liaison indirecte entre deux régions non liées dans le premier modèle, et reflétant fidèlement les connexions établies dans le second.

La PLV n'utilisant que la phase des signaux pour étudier la similitude des signaux, elle reste robuste et efficace dans l'étude de nos deux cas.

3. Cohérence (Coh)

1. Application

$$Coh_{xy} = |R_{xy}(\lambda)|^2 = \frac{|f_{xy}(\lambda)|^2}{f_{xx}(\lambda)f_{yy}(\lambda)}$$

Équation 5 : Cohérence (Coh)

où : $f_{xx}(\lambda)$ et $f_{yy}(\lambda)$ sont les auto-spectres de x et y à la fréquence λ .

où : $f_{xy}(\lambda)$ le spectre croisé de x et y à la fréquence λ .

La cohérence permet d'explorer les relations statistiques entre signaux en fonction de la fréquence λ . Cette fonction est une extension du coefficient de corrélation linéaire dans le domaine de Fourier. La cohérence mesure le degré de linéarité de la relation entre les deux signaux analysés. Le résultat du calcul de la cohérence prend une valeur comprise entre 0 et 1. Plus cette valeur sera proche de 1, plus l'un des deux signaux étudiés sera linéairement décrit par le second.

Effectuer le calcul de la cohérence entre deux de nos régions impose une hypothèse. Celle-ci implique que les deux régions en question sont les seules à interagir. En effet, cette méthode ne prend pas en compte l'existence d'une tierce région.

2. Résultats et interprétations

Dans un premier temps, nous avons cherché à afficher la réponse de notre calcul de cohérence sous forme de graphes point par point, pour l'observer dans le domaine fréquentiel. Nous pouvons constater que le résultat que nous obtenons est en adéquation avec les autres analyses fréquentielles de nos signaux. La cohérence prend une valeur plus élevée autour de la fréquence centrale de 66Hz. Dans une application pratique de cette métrique, un seuil de détection de cohérence entre les signaux est appliqué. Ce seuil est fixé à 0.5. Toutes les valeurs inférieures à ce seuil signifient donc qu'il n'y a pas de cohérence entre les signaux à cette fréquence.

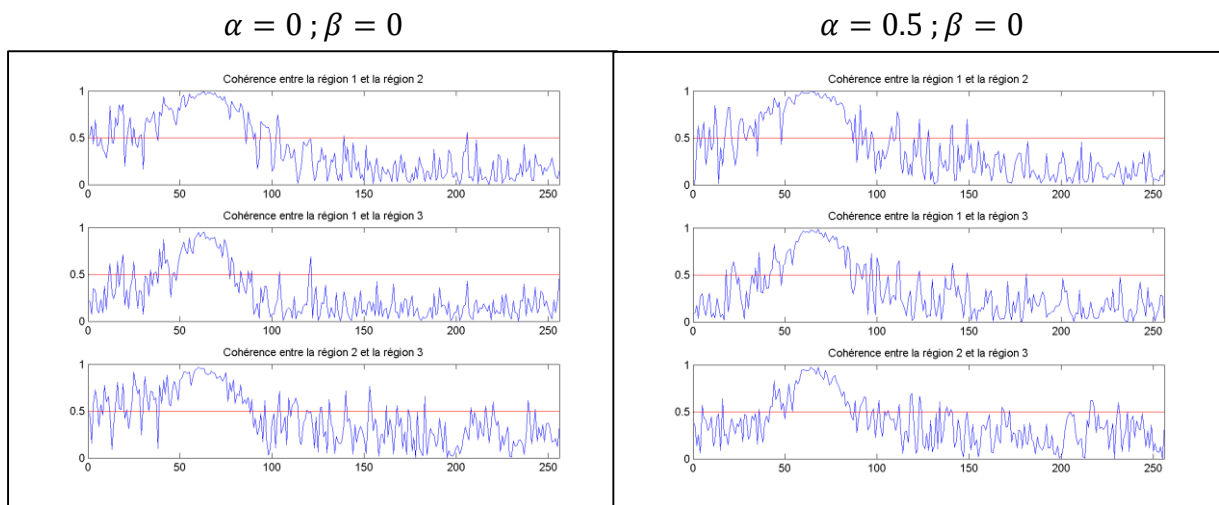


Figure 11 : Signaux fréquentiels de la cohérence entre les régions

Observer la cohérence uniquement dans le domaine fréquentiel, sur la globalité du spectre, ne nous permet pas de conclure sur une liaison entre les signaux de manière évidente. C'est pourquoi nous décidons de transformer nos résultats sous la forme de matrices de connectivité. Ces matrices sont calculées sur des fenêtres de fréquences de plus en plus resserrées autour de la fréquence centrale, et ce dans les deux configurations que nous considérons.

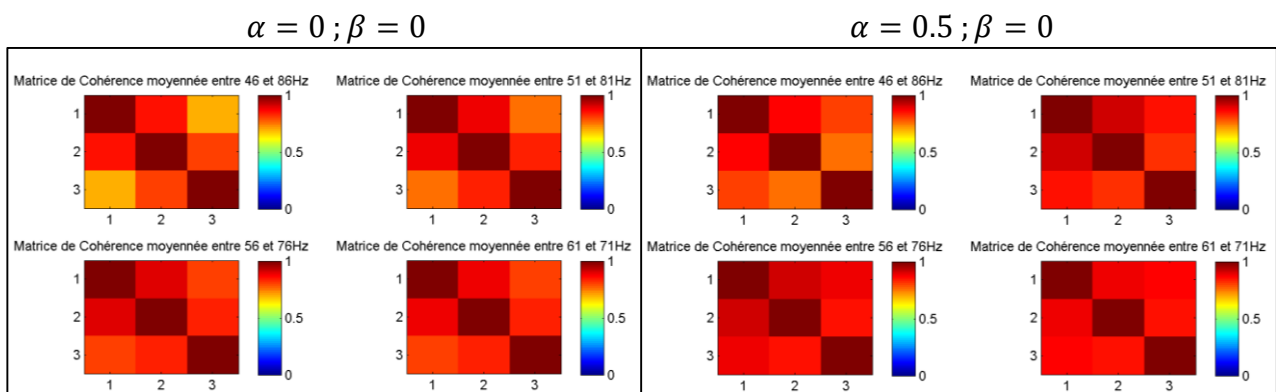


Figure 12 : Matrices de connectivité pour la méthode Coh

En analysant les matrices de connectivité que nous obtenons, nous pouvons constater que plus nous concentrons le calcul de la cohérence sur une fenêtre proche de la fréquence centrale, plus le lien de cohérence semble fort. La cohérence pouvant être calculée à une fréquence précise, nous la calculons donc à 66Hz, comme en résultent les deux matrices suivantes.

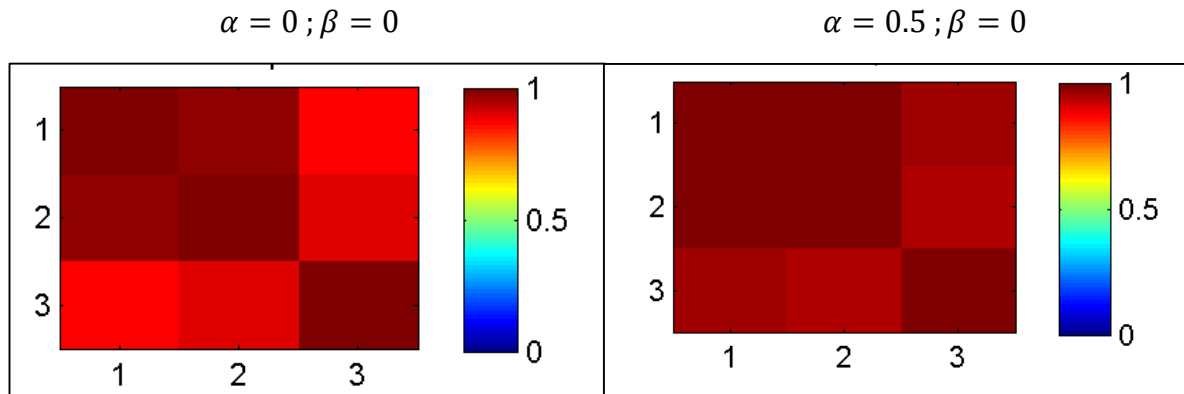


Figure 13 : Matrices de connectivité pour la méthode Coh à la fréquence centrale = 66Hz

Après observation de nos matrices de connectivité calculées pour la fréquence centrale, nous en déduisons qu'il existe un lien entre nos trois régions, dans les deux modalités. Cette déduction est en accord avec le cas pour lequel $\alpha=0.5$ et $\beta=0$. Néanmoins nous remarquons une cohérence importante entre les régions 1 et 3, ce qui reste contradictoire avec les paramètres que nous avons choisi pour établir notre modèle.

L'application de la cohérence partielle apportera plus de précision à notre analyse de la connectivité, en gardant la possibilité de fonctionner à une bin de fréquence précise.

4. Cohérence partielle (pCoh)

Deux nœuds peuvent être cohérents (signaux x et y) entre eux mais ils peuvent aussi l'être grâce à un troisième nœud (signal z) qui synchronise les deux premiers. Nous pouvons détecter ce phénomène grâce à la cohérence partielle en prenant compte des interactions linéaires entre les signaux x et y et le troisième signal z appelé prédicteur.

Les spectres croisés sont définis par :

$$f_{xy|z}(\lambda) = f_{xy}(\lambda) - \frac{f_{xz}(\lambda)f_{yz}(\lambda)}{f_{zz}(\lambda)}$$

Équation 6 : Spectre croisé pour la pCoh

Les auto-spectres partiels de x sont définis comme :

$$f_{xx|z}(\lambda) = f_{xx}(\lambda) - \frac{|f_{xx}(\lambda)|^2}{f_{zz}(\lambda)}$$

Équation 7 : Auto-spectre partiel de x pour la pCoh

Les auto-spectres partiels de y sont définis identiquement :

$$f_{yy|z}(\lambda) = f_{yy}(\lambda) - \frac{|f_{yy}(\lambda)|^2}{f_{zz}(\lambda)}$$

Équation 8 : Auto-spectre partiel de y pour la $pCoh$

1. Application

Grâce aux équations précédentes, nous pouvons estimer la cohérence partielle $pCoh$ comme ci-dessous :

$$pCoh_{yx/z}(\lambda) = \frac{|f_{xy/z}(\lambda)|^2}{f_{xx/z}(\lambda)f_{yy/z}(\lambda)}$$

Équation 9 : Cohérence partielle ($pCoh$)

où : $f_{xx/z}(\lambda)$ et $f_{yy/z}(\lambda)$ sont les auto-spectres de x et y sachant l'existence de z à la fréquence λ .

où : $f_{xy/z}(\lambda)$ est le spectre croisé de x et y sachant l'existence de z à la fréquence λ .

2. Résultats et interprétations

Dans un premier temps, nous affichons la cohérence partielle entre deux régions sachant une troisième dans les deux configurations. Comme pour la cohérence, nous affichons sur nos courbes un seuil valant 0.5. Ce seuil correspond lui aussi à la valeur déterminant la présence d'une connectivité. Nous observons que dans le premier modèle, entre les régions 1 et 3, la courbe reste sous ce seuil durant la totalité du signal, ce qui atteste de l'absence de liaison directe, contrairement au deuxième modèle.

$\alpha = 0 ; \beta = 0$

$\alpha = 0.5 ; \beta = 0$

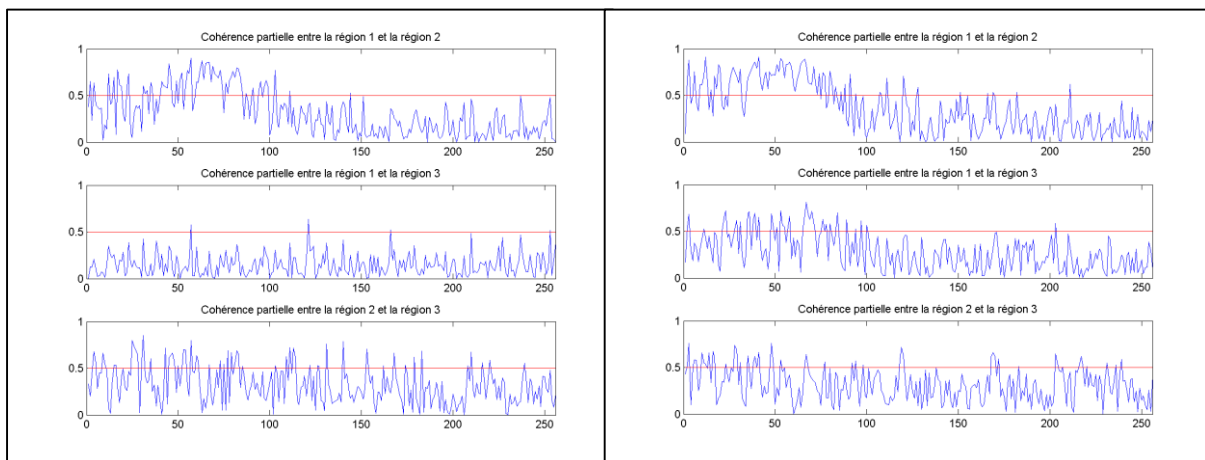


Figure 13 : Signaux fréquentiels de la cohérence partielle entre les régions

$$\alpha = 0 ; \beta = 0$$

$$\alpha = 0.5 ; \beta = 0$$

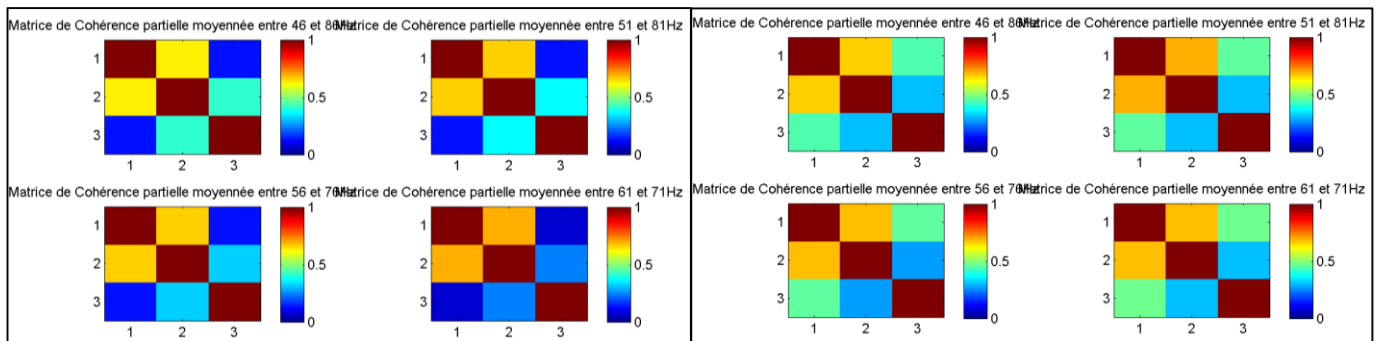


Figure 14 : Matrices de connectivité pour la méthode pCoh

Grâce aux matrices de connectivité ci-dessus, nous pouvons constater de manière plus aisée la connectivité entre les différentes régions, pour des fenêtres de fréquences se resserrant sur la fréquence centrale de 66 Hz.

D'après le premier modèle, aucun lien direct n'est présent entre les deux régions 1 et 3. Appliquer la cohérence partielle à ces signaux nous permet de le mettre en évidence. La couleur bleu foncé reflète une cohérence partielle faible. Nous pouvons constater qu'entre les régions 1 et 2, ainsi que 2 et 3, les couleurs indiquent une connectivité plus marquée.

L'application au second modèle montre une interconnexion de toutes les régions. Ceci étant en accord avec le modèle de connexion que nous avons généré.

$$\alpha = 0 ; \beta = 0$$

$$\alpha = 0.5 ; \beta = 0$$

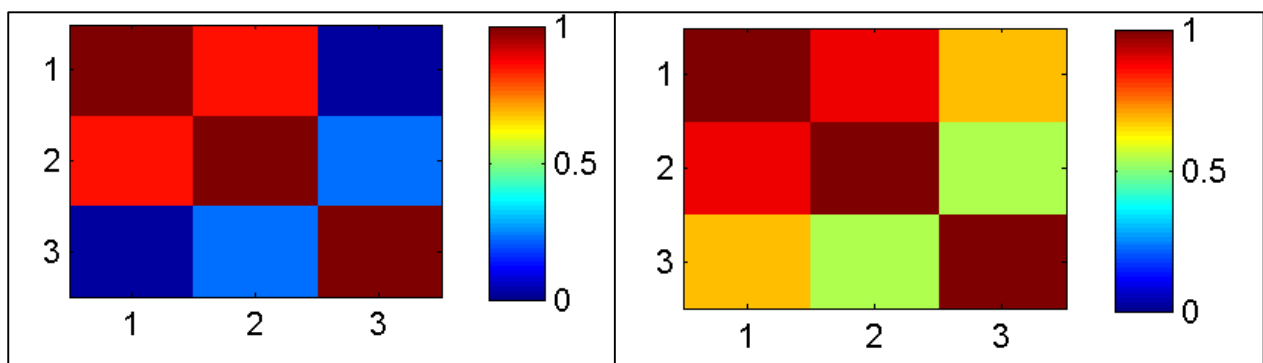


Figure 15 : Matrices de connectivité pour la méthode pCoh à la fréquence centrale = 66Hz

La méthode de la cohérence partielle, comme la cohérence classique, nous offre la possibilité d'observer les valeurs de cohérence à une bin de fréquence précise. Nous étudions donc, pour les deux modèles, le résultat obtenu quand nous appliquons la pCoh à la fréquence centrale de 66Hz.

Nous constatons, plus fortement que dans les fenêtres plus larges, qu'il n'existe pas de liaison directe entre la région 1 et la région 3 de notre modèle, mais que les deux autres liaisons sont bien présentes et observables dans les matrices de connectivité.

Dans le second modèle, nous pouvons voir des couleurs plus chaudes reflétant une connexion réelle entre chacune des régions. Ceci étant en accord avec les liaisons créées par le modèle AR paramétré par $\alpha=0.5$ et $\beta=0$.

VI. Comparaison des méthodes

1. Méthodes R^2 , PLV et Coh

Pour pouvoir étudier pleinement la connectivité fonctionnelle entre nos trois régions théoriquement générées, il nous faut à présent mettre toutes nos métriques en corrélation, en comparant les avantages et inconvénients de chaque.

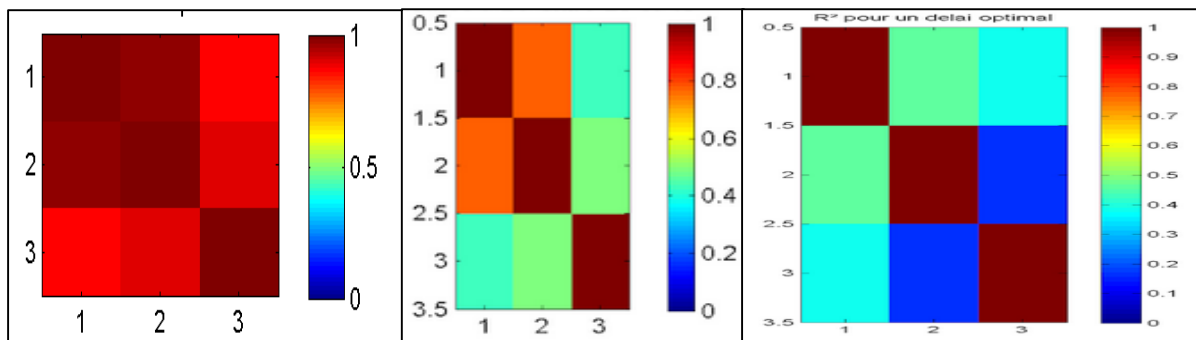


Figure 16 : Matrices de connectivité Coh à 66Hz, PLV entre 2 et 4s, R^2 optimal ; $\alpha=0$ et $\beta=0$

Dans un premier temps, nous avons appliqué le coefficient de corrélation croisée R^2 à nos signaux. Cette métrique nous a permis de mettre en évidence la connexion entre les régions 1 et 2, pour les deux modèles. Nous obtenons néanmoins un résultat nous indiquant que les régions 1 et 3 étaient connectées dans le modèle 1, là où la connexion directe est inexistante. Les valeurs prises par le coefficient R^2 sont malheureusement faibles, et varient peu selon les liaisons. Cette constatation rend l'utilisation de la métrique R^2 peu concluante, parce que l'application d'un seuil, aussi faible soit-il, ne permettrait pas de déterminer correctement si les régions sont connectées ou non.

Observer les résultats obtenus avec les autres métriques, la Cohérence et la Phase Locking Value, nous permet de constater qu'il y a une liaison indirecte entre la première et la troisième région. La connexion entre ces deux régions apparaît bien dans le traitement du deuxième modèle, avec une valeur plus importante indiquant une plus grande similitude, tant en phase qu'en amplitude du spectre de puissance, entre ces deux régions. L'amplitude des valeurs résultantes de ces deux méthodes autorise l'utilisation d'un seuil pour dire, de façon binaire, si deux régions interagissent ou sont indépendantes l'une de l'autre.

Malgré l'utilisation de ces trois métriques, il reste une hypothèse à traiter. Nous nous sommes placés, durant la moitié des analyses, dans un cas pour lequel aucun lien direct n'est établi entre la région 1 et la région 3. Malgré cette connaissance à priori, nous observons une valeur de connectivité non négligeable concernant ces deux régions. C'est pourquoi nous utilisons une méthode partielle, la pCoh, qui ne montre que les liens directs.

2. Méthodes Coh et pCoh

Les 3 premières métriques analysées n'ont pas permis de séparer les liaisons directes des liaisons indirectes. C'est pourquoi nous appliquons une quatrième, la cohérence partielle. Cette méthode ne retranscrit dans les matrices de connectivité et dans les graphes que les liaisons directes entre les régions. Nous associons donc une métrique partielle et une métrique non partielle. Nous avons choisi la cohérence et la cohérence partielle.

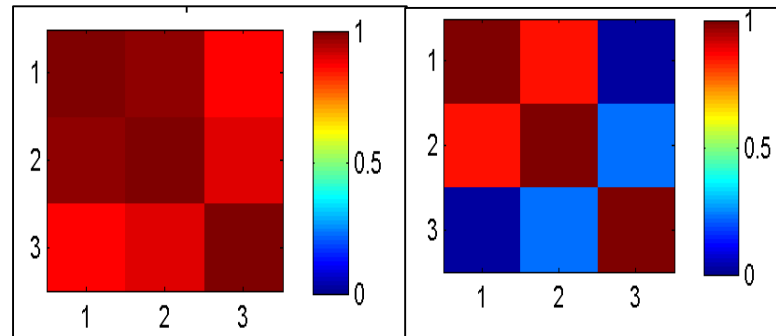


Figure 17 : Matrices de connectivité Coh à 66Hz et de pCoh à 66Hz; $\alpha=0$ et $\beta=0$

Nous associons donc, pour traiter l'ensemble de la connectivité fonctionnelle, les résultats de la cohérence, et les résultats de la cohérence partielle. Cette association nous permet de constater, dans le cas où $\alpha=0$ et $\beta=0$, que la région 1 et 3 ne sont pas pleinement indépendantes, mais qu'elles sont connectées via la région 2. Cette connexion ne pouvant être montrée par une méthode non partielle seule, il est essentiel de conjuguer les résultats de méthodes différentes.

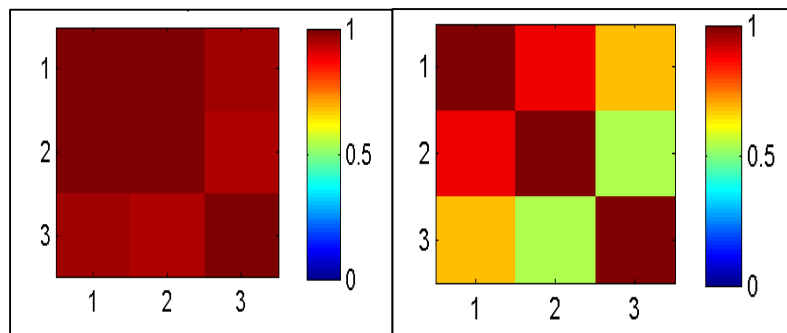


Figure 18 : Matrices de connectivité Coh à 66Hz et de pCoh à 66Hz; $\alpha=0.5$ et $\beta=0$

De plus, dans le cas où $\alpha=0.5$ et $\beta=0$, nous pouvons constater que le fait de comparer les résultats des deux métriques nous offrait plus de précision sur les liaisons. La cohérence partielle donne des résultats dont les valeurs prennent une amplitude plus grande, ce qui nous permet de quantifier plus facilement la similitude des signaux sur lesquels nous travaillons.

VII. Conclusion

Nous avons pu constater, lors de la réalisation de ce projet, que la quantité de méthodes et de types de signaux à traiter était immense. Nous n'avons pu implémenter, puis tester que quatre de ces métriques. Quand nous avons appliqué la mesure de la Phase Locking Value (PLV) aux signaux générés par notre modèle AR, nous avons pu nous rendre compte que cette métrique paraît plus robuste que les autres, parce qu'elle s'affranchit de l'amplitude des signaux, du moins pour un nombre de régions restreint.

La cohérence partielle est la seule méthode partielle que nous avons utilisée. Elle a permis de constater l'existence des deux types de liaisons dans notre modèle. La cohérence classique, appliquée seule, ne pouvait pas différencier les liens directs et les liens indirects. C'est à ce moment que nous nous sommes rendu compte de la complémentarité des métriques et méthodes employées.

Ensuite, nous avons dû différencier deux situations : travailler dans le domaine fréquentiel ou dans le domaine temporel. Nous avons alors repéré des avantages à chacune des possibilités. Appliquer nos métriques dans le domaine temporel permet de nous concentrer sur un laps de temps court ou d'observer les résultats sur la globalité des signaux. Pouvoir choisir la base temporelle sur laquelle nous effectuons nos observations nous permet de nous concentrer sur les instants pour lesquels les interprétations seraient plus significatives de la réalité des faits.

En comparaison, utiliser nos signaux grâce à leurs transformées fréquentielles nous a permis de trouver la bande de fréquence pour laquelle l'énergie était la plus grande, donc de concentrer nos calculs sur cette fenêtre. De plus, les méthodes de la cohérence et de la cohérence partielle peuvent focaliser les calculs sur des bins de fréquences précises, correspondant dans nos cas à la fréquence centrale de 66Hz.

Des améliorations peuvent être apportées à notre projet. En effet, pour vérifier la véracité des mesures que nous avons effectuées, ainsi que de la détection de liaisons entre différentes régions, nous pouvons appliquer les métriques choisies sur des signaux réels. Mesurer la cohérence, la cohérence partielle ou les deux autres métriques implémentées sur des signaux réels dont nous connaissons la connectivité peut nous permettre de déterminer d'autres défauts et limites. Ensuite, compléter notre analyse par l'implémentation de l'information mutuelle, ou de la méthode H^2 , peut s'avérer utile dans l'étude de la connectivité fonctionnelle. Comme nous l'avons précisé précédemment, une multitude d'autres méthodes sont disponibles et ont été testées sur des cas réels. Les associer à celles utilisées dans ce projet affinerait notre interprétation et nos conclusions sur les liaisons fonctionnelles inter-régions. La connectivité effective, qui associe un sens aux connections entre les régions, sera un complément d'étude de la connectivité fonctionnelle. Elle nous donnerait la possibilité de faire des interprétations plus précises et réalistes.

VIII. Références

- ¹ HAMON, M., COSKUN, O., COURTHEOUX, P., THERON, J., & LECLERC, X. (2005). IRM DE DIFFUSION DU SYSTEME NERVEUX CENTRAL: APPLICATIONS CLINIQUES. JOURNAL DE RADIOLOGIE, 86(4), 369-385.
- ² BAUMANN, P., HAGMANN, P. & MARQUET, P. (2010). DE L'EAU ET DES NEURONES... IRM DE DIFFUSION, CARTOGRAPHIE CERVEALE ET BREVES PERSPECTIVES PSYCHIATRIQUES. L'INFORMATION PSYCHIATRIQUE, VOLUME 86(6), 493-504. DOI:10.3917/INPSY.8606.0493.
- ³ LE BIHAN, D., MANGIN, J. F., POUPON, C., CLARK, C. A., PAPPATA, S., MOLKO, N., & CHABRIAT, H. (2001). DIFFUSION TENSOR IMAGING: CONCEPTS AND APPLICATIONS. JOURNAL OF MAGNETIC RESONANCE IMAGING: AN OFFICIAL JOURNAL OF THE INTERNATIONAL SOCIETY FOR MAGNETIC RESONANCE IN MEDICINE, 13(4), 534-546.
- ⁴ SKEIF, H. (2017). CONNECTIVITE FONCTIONNELLE DES RESEAUX NEURONAUX INTEGRATIFS DU SYSTEME LIMBIQUE ETUDIEE EN IRM FONCTIONNELLE D'ACTIVATION PAR STIMULI OLFACITIFS (DOCTORAL DISSERTATION).
- ⁵ DELMAIRE, C., KRAINIK, A., LETHUC, V., REYNS, N., DUFFAU, H., CAPELLE, L., & LEHERICY, S. (2007). IRM FONCTIONNELLE CERVEALE: BASES PHYSIOLOGIQUES, TECHNIQUES ET APPLICATIONS CLINIQUES. JOURNAL DE RADIOLOGIE, 88(3), 497-509.
- ⁶ GARNERO, L., BAILLET, S., & RENAULT, B. (1998, OCTOBER). MAGNETOENCEPHALOGRAPHIE/ELECTROENCEPHALOGRAPHIE ET IMAGERIE CERVEALE FONCTIONNELLE. IN ANNALES DE L'INSTITUT PASTEUR/ACTUALITES (VOL. 9, NO. 3, PP. 215-226). ELSEVIER MASSON.
- ⁷ FRISTON, K. J., KAHAN, J., BISWAL, B., & RAZI, A. (2014). A DCM FOR RESTING STATE fMRI. NEUROIMAGE, 94, 396-407.
- ⁸ MCINTOSH, A. R., & GONZALEZ-LIMA, F. (1994). NETWORK INTERACTIONS AMONG LIMBIC CORTICES, BASAL FOREBRAIN, AND CEREBELLUM DIFFERENTIATE A TONE CONDITIONED AS A PAVLOVIAN EXCITOR OR INHIBITOR: FLUORODEOXYGLUCOSE MAPPING AND COVARIANCE STRUCTURAL MODELING. JOURNAL OF NEUROPHYSIOLOGY, 72(4), 1717-1733.
- ⁹ NICOLAS-ONG, C., DELON-MARTIN, C., COLLANGE, O., FROEHLIG, P., SCHNEIDER, F., NAMER, I. J., ... & KREMER, S. (2008). NR-WS-23 EVALUATION DES DESORDRES DE LA CONSCIENCE EN IRMf. JOURNAL DE RADIOLOGIE, 89(10), 1573.
- ¹⁰ [HTTPS://LECERVEAU.MCGILL.CA/](https://lecerveau.mcgill.ca/)
- ¹¹ [HTTPS://WWW.WEBDEPOT.UMONTREAL.CA/](https://www.webdepot.umontreal.ca/)
- ¹² ROSSINI, P. M., DI IORIO, R., BENTIVOGLIO, M., BERTINI, G., FERRERI, F., GERLOFF, C., ... & ROSANOVA, M. (2019). METHODS FOR ANALYSIS OF BRAIN CONNECTIVITY: AN IFCN-SPONSORED REVIEW. CLINICAL NEUROPHYSIOLOGY.
- ¹³ HASSAN, M., MERLET, I., MHEICH, A., KABBARA, A., BIRABEN, A., NICA, A., & WENDLING, F. (2017). IDENTIFICATION OF INTERICTAL EPILEPTIC NETWORKS FROM DENSE-EEG. BRAIN TOPOGRAPHY, 30(1), 60-76.

IX. Annexes

Annexe 1 : Programme principal sous MATLAB

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
clear;
close all;
clc;

% Définition des parametres pour choisir le cas
alpha = 0;
beta = 0;

% génération des signaux
[x1,x2,x3] = init(alpha,beta);
y1 = x1';
y2 = x2';
y3 = x3';

figure (1)
subplot 311
plot (y1);
title('x1(t)')
subplot 312
plot (y2);
title('x2(t)')
subplot 313
plot (y3);
title('x3(t)')
saveas (figure(1), 'x1x2x3.png')

x1_f = cpsd(y1,y1,[],[],511,1)/2/pi;
x2_f = cpsd(y2,y2,[],[],511,1)/2/pi;
x3_f = cpsd(y3,y3,[],[],511,1)/2/pi;

figure (2)
subplot 311
plot(abs(x1_f))
title('Autospectre de x1(t)')
subplot 312
plot(abs(x2_f))
title('Autospectre de x2(t)')
subplot 313
plot(abs(x3_f))
title('Autospectre de x3(t)')
saveas (figure(2), 'autospectre_x1x2x3.png')

%% R2

[R2o_x1x2,R2max_x1x2,Tau_x1x2] = LinCorrCoeff(x1,x2);
[R2o_x1x3,R2max_x1x3,Tau_x1x3] = LinCorrCoeff(x1,x3);

```

```
[R2o_x2x3,R2max_x2x3,Tau_x2x3] = LinCorrCoeff(x3,x2);

R2_matrix0 = [1,R2o_x1x2,R2o_x1x3;R2o_x1x2,1,R2o_x2x3;R2o_x1x3,R2o_x2x3,1]

R2_matrixOPT =
[1,R2max_x1x2,R2max_x1x3;R2max_x1x2,1,R2max_x2x3;R2max_x1x3,R2max_x2x3,1]

figure(3)
colormap(jet)
subplot 121
imagesc(R2_matrix0)
caxis([0,1])
colorbar;
title('R² pour un delai = 0');
subplot 122
imagesc(R2_matrixOPT)
caxis([0,1])
colorbar;
title('R² pour un delai optimal');
saveas(figure(3), 'R2.png');

%% PLV
x = [x1; x2; x3];

baseTemp = 2;

[plv, plvg]=smoothed_PLV_v2(x,256,baseTemp);
plvg = [1,plvg(1,2),plvg(1,3);plvg(1,2),1,plvg(2,3);plvg(1,3),plvg(2,3),1];

for i = 1:floor(11/baseTemp)
    plvv = squeeze(plv(i,:,:));
    plvv =
[1,plvv(1,2),plvv(1,3);plvv(1,2),1,plvv(2,3);plvv(1,3),plvv(2,3),1];

    figure(4)
    colormap(jet)
    subplot (2,3,i,'align')
    imagesc(plvv)
    caxis([0,1])
    colorbar;
    title(['Matrice PLV entre ' num2str((i-1)*2) 's et ' num2str(i*2)
's']);

end

figure(4)
colormap(jet)
subplot (2,3,6,'align')
imagesc(plvg)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice PLV moyennée sur toute la longueur du signal');
saveas(figure(4), 'PLV.png');

%% Cohérence
```

```
[Coh12,lambda_Coh12]=coh(y1,y2,256,1);
[Coh13,lambda_Coh13]=coh(y1,y3,256,1);
[Coh23,lambda_Coh23]=coh(y2,y3,256,1);

cst=0.5*ones(1,length(Coh12));

figure(5)
subplot 311
plot(Coh12);hold on;plot(cst,'r');
xlim([0,256]);ylim([0,1]);
title('Cohérence entre la région 1 et la région 2')
subplot 312
plot(Coh13);hold on;plot(cst,'r');
xlim([0,256]);ylim([0,1]);
title('Cohérence entre la région 1 et la région 3')
subplot 313
plot(Coh23);hold on;plot(cst,'r');
xlim([0,256]);ylim([0,1]);
title('Cohérence entre la région 2 et la région 3')
saveas(figure(5),'graphique_coh.png');

% Initialisation de la matrice pour faire la moyenne
coh_matrix = zeros(3,3,length(Coh12));
coh_matrix_4686 = zeros(3,3);
coh_matrix_5181 = zeros(3,3);
coh_matrix_5676 = zeros(3,3);
coh_matrix_6171 = zeros(3,3);
coh_matrix_66 = zeros(3,3);

for i = 1:256
% mise de toutes les matrices dans la variable
coh_matrix(1,1,i)=1;
coh_matrix(2,2,i)=1;
coh_matrix(3,3,i)=1;

coh_matrix(1,2,i)=Coh12(i);
coh_matrix(2,1,i)=Coh12(i);

coh_matrix(1,3,i)=Coh13(i);
coh_matrix(3,1,i)=Coh13(i);

coh_matrix(2,3,i)=Coh23(i);
coh_matrix(3,2,i)=Coh23(i);

end

i_min = 46;
i_max = 86;

for i = i_min:i_max
    coh_matrix_4686(1,2) = coh_matrix_4686(1,2) + coh_matrix(1,2,i);
    coh_matrix_4686(1,3) = coh_matrix_4686(1,3) + coh_matrix(1,3,i);
    coh_matrix_4686(2,3) = coh_matrix_4686(2,3) + coh_matrix(2,3,i);

    coh_matrix_4686(2,1) = coh_matrix_4686(1,2);
    coh_matrix_4686(3,1) = coh_matrix_4686(1,3);
```

```

        coh_matrix_4686(3,2) = coh_matrix_4686(2,3);
    end

    for ii = 1:3
        for j = 1:3
            if ii~=j
                coh_matrix_4686(ii,j)=coh_matrix_4686(ii,j)/(i_max-i_min+2);
            end
        end
    end
    coh_matrix_4686(1,1)=1;
    coh_matrix_4686(2,2)=1;
    coh_matrix_4686(3,3)=1;
    i_min = 51;
    i_max = 81;

    for i = i_min:i_max
        coh_matrix_5181(1,2) = coh_matrix_5181(1,2) + coh_matrix(1,2,i);
        coh_matrix_5181(1,3) = coh_matrix_5181(1,3) + coh_matrix(1,3,i);
        coh_matrix_5181(2,3) = coh_matrix_5181(2,3) + coh_matrix(2,3,i);

        coh_matrix_5181(2,1) = coh_matrix_5181(1,2);
        coh_matrix_5181(3,1) = coh_matrix_5181(1,3);
        coh_matrix_5181(3,2) = coh_matrix_5181(2,3);
    end
    coh_matrix_5181(1,1)=1;
    coh_matrix_5181(2,2)=1;
    coh_matrix_5181(3,3)=1;
    for ii = 1:3
        for j = 1:3
            if ii~=j
                coh_matrix_5181(ii,j)=coh_matrix_5181(ii,j)/(i_max-i_min+2);
            end
        end
    end

    i_min = 56;
    i_max = 76;

    for i = i_min:i_max
        coh_matrix_5676(1,2) = coh_matrix_5676(1,2) + coh_matrix(1,2,i);
        coh_matrix_5676(1,3) = coh_matrix_5676(1,3) + coh_matrix(1,3,i);
        coh_matrix_5676(2,3) = coh_matrix_5676(2,3) + coh_matrix(2,3,i);

        coh_matrix_5676(2,1) = coh_matrix_5676(1,2);
        coh_matrix_5676(3,1) = coh_matrix_5676(1,3);
        coh_matrix_5676(3,2) = coh_matrix_5676(2,3);
    end
    coh_matrix_5676(1,1)=1;
    coh_matrix_5676(2,2)=1;
    coh_matrix_5676(3,3)=1;
    for ii = 1:3
        for j = 1:3
            if ii~=j
                coh_matrix_5676(ii,j)=coh_matrix_5676(ii,j)/(i_max-i_min+2);
            end
        end
    end

    i_min = 61;

```

```

i_max = 71;

for i = i_min:i_max
    coh_matrix_6171(1,2) = coh_matrix_6171(1,2) + coh_matrix(1,2,i);
    coh_matrix_6171(1,3) = coh_matrix_6171(1,3) + coh_matrix(1,3,i);
    coh_matrix_6171(2,3) = coh_matrix_6171(2,3) + coh_matrix(2,3,i);

    coh_matrix_6171(2,1) = coh_matrix_6171(1,2);
    coh_matrix_6171(3,1) = coh_matrix_6171(1,3);
    coh_matrix_6171(3,2) = coh_matrix_6171(2,3);
end
coh_matrix_6171(1,1)=1;
coh_matrix_6171(2,2)=1;
coh_matrix_6171(3,3)=1;
for ii = 1:3
    for j = 1:3
        if ii~=j
            coh_matrix_6171(ii,j) = coh_matrix_6171(ii,j)/(i_max-i_min+2);
        end
    end
end

coh_matrix_66 = coh_matrix(:, :, 66);

% Affichage sous forme matricielle des moyennes
figure(6)
colormap(jet)
subplot 321
imagesc(coh_matrix_4686)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence moyennée entre 46 et 86Hz');
subplot 322
imagesc(coh_matrix_5181)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence moyennée entre 51 et 81Hz');
subplot 323
imagesc(coh_matrix_5676)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence moyennée entre 56 et 76Hz');
subplot 324
imagesc(coh_matrix_6171)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence moyennée entre 61 et 71Hz');
subplot 325
imagesc(coh_matrix_66)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence a la frequence centrale : f = 66Hz ');
subplot 326
if alpha == 0 && beta ==0
    im = imread('Test1.PNG');
end
if alpha == 0.5 && beta ==0
    im = imread('Test2.PNG');
end

```

```
if alpha == 0 && beta == 0.5
    im = imread('Test3.PNG');
end
if alpha == 0.5 && beta == 0.5
    im = imread('Test4.PNG');
end

imshow(im)
title('Réseau de connection entre les régions')

saveas(figure(6), 'matrices_coh.png');
%% Cohérence Partielle
y = [y1 y2 y3];

% Calcul de la cohérence partielle grace a la matrice générée précédemment
[pCoh, lambda_pCoh] = PCoh(y, 256, 1);

pCoh_reshape12 = reshape(pCoh(1,2,:), 1, 256);
pCoh_reshape13 = reshape(pCoh(1,3,:), 1, 256);
pCoh_reshape23 = reshape(pCoh(2,3,:), 1, 256);

figure(7)
subplot 311
plot(pCoh_reshape12); hold on; plot(cst, 'r');
xlim([0, 256]); ylim([0, 1]);
title('Cohérence partielle entre la région 1 et la région 2')
subplot 312
plot(pCoh_reshape13); hold on; plot(cst, 'r');
xlim([0, 256]); ylim([0, 1]);
title('Cohérence partielle entre la région 1 et la région 3')
subplot 313
plot(pCoh_reshape23); hold on; plot(cst, 'r');
xlim([0, 256]); ylim([0, 1]);
title('Cohérence partielle entre la région 2 et la région 3')
saveas(figure(7), 'graphique_pcoh.png');

% Initialisation de la matrice pour faire la moyenne
pcoh_matrix_4686 = zeros(3,3);
pcoh_matrix_5181 = zeros(3,3);
pcoh_matrix_5676 = zeros(3,3);
pcoh_matrix_6171 = zeros(3,3);
pcoh_matrix_66 = zeros(3,3);

i_min = 46;
i_max = 86;

for i = i_min:i_max
    pcoh_matrix_4686(1,2) = pcoh_matrix_4686(1,2) + pCoh(1,2,i);
    pcoh_matrix_4686(1,3) = pcoh_matrix_4686(1,3) + pCoh(1,3,i);
    pcoh_matrix_4686(2,3) = pcoh_matrix_4686(2,3) + pCoh(2,3,i);

    pcoh_matrix_4686(2,1) = pcoh_matrix_4686(1,2);
    pcoh_matrix_4686(3,1) = pcoh_matrix_4686(1,3);
    pcoh_matrix_4686(3,2) = pcoh_matrix_4686(2,3);
end

for ii = 1:3
```

```

    for j = 1:3
        if ii~=j
            pcoh_matrix_4686(ii,j)=pcoh_matrix_4686(ii,j)/(i_max-i_min+2);
        end
    end
end

pcoh_matrix_4686(1,1)=1;
pcoh_matrix_4686(2,2)=1;
pcoh_matrix_4686(3,3)=1;

i_min = 51;
i_max = 81;

for i = i_min:i_max
    pcoh_matrix_5181(1,2) = pcoh_matrix_5181(1,2) + pCoh(1,2,i);
    pcoh_matrix_5181(1,3) = pcoh_matrix_5181(1,3) + pCoh(1,3,i);
    pcoh_matrix_5181(2,3) = pcoh_matrix_5181(2,3) + pCoh(2,3,i);

    pcoh_matrix_5181(2,1) = pcoh_matrix_5181(1,2);
    pcoh_matrix_5181(3,1) = pcoh_matrix_5181(1,3);
    pcoh_matrix_5181(3,2) = pcoh_matrix_5181(2,3);
end

pcoh_matrix_5181(1,1)=1;
pcoh_matrix_5181(2,2)=1;
pcoh_matrix_5181(3,3)=1;

for ii = 1:3
    for j = 1:3
        if ii~=j
            pcoh_matrix_5181(ii,j)=pcoh_matrix_5181(ii,j)/(i_max-i_min+2);
        end
    end
end

i_min = 56;
i_max = 76;

for i = i_min:i_max
    pcoh_matrix_5676(1,2) = pcoh_matrix_5676(1,2) + pCoh(1,2,i);
    pcoh_matrix_5676(1,3) = pcoh_matrix_5676(1,3) + pCoh(1,3,i);
    pcoh_matrix_5676(2,3) = pcoh_matrix_5676(2,3) + pCoh(2,3,i);

    pcoh_matrix_5676(2,1) = pcoh_matrix_5676(1,2);
    pcoh_matrix_5676(3,1) = pcoh_matrix_5676(1,3);
    pcoh_matrix_5676(3,2) = pcoh_matrix_5676(2,3);
end

pcoh_matrix_5676(1,1)=1;
pcoh_matrix_5676(2,2)=1;
pcoh_matrix_5676(3,3)=1;

for ii = 1:3
    for j = 1:3
        if ii~=j
            pcoh_matrix_5676(ii,j)=pcoh_matrix_5676(ii,j)/(i_max-i_min+2);
        end
    end
end

```

```

end

i_min = 61;
i_max = 71;

for i = i_min:i_max
    pcoh_matrix_6171(1,2) = pcoh_matrix_6171(1,2) + pCoh(1,2,i);
    pcoh_matrix_6171(1,3) = pcoh_matrix_6171(1,3) + pCoh(1,3,i);
    pcoh_matrix_6171(2,3) = pcoh_matrix_6171(2,3) + pCoh(2,3,i);

    pcoh_matrix_6171(2,1) = pcoh_matrix_6171(1,2);
    pcoh_matrix_6171(3,1) = pcoh_matrix_6171(1,3);
    pcoh_matrix_6171(3,2) = pcoh_matrix_6171(2,3);
end

pcoh_matrix_6171(1,1)=1;
pcoh_matrix_6171(2,2)=1;
pcoh_matrix_6171(3,3)=1;

for ii = 1:3
    for j = 1:3
        if ii~=j
            pcoh_matrix_6171(ii,j) = pcoh_matrix_6171(ii,j)/(i_max-i_min+2);
        end
    end
end

pcoh_matrix_66 = pCoh(:, :, 66);

% Affichage Cohérence Partielle
figure(8)
colormap(jet)
subplot 321
imagesc(pcoh_matrix_4686)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence partielle moyennée entre 46 et 86Hz');
subplot 322
imagesc(pcoh_matrix_5181)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence partielle moyennée entre 51 et 81Hz');
subplot 323
imagesc(pcoh_matrix_5676)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence partielle moyennée entre 56 et 76Hz');
subplot 324
imagesc(pcoh_matrix_6171)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence partielle moyennée entre 61 et 71Hz');
subplot 325
imagesc(pcoh_matrix_66)
caxis([0,1])
colorbar;
title('Matrice de Cohérence partielle à la fréquence centrale : f = 66Hz');
subplot 326
imshow(im)

```



```
title('Réseau de connection entre les régions')  
saveas(ffigure(8), 'matrices_pcoh.png');
```

Annexe 2 : Fonction d'initialisation des signaux du modèle AR

```
function [ x1, x2, x3, matrix ] = init( alpha, beta )  
num_pnt = 3000;  
  
x1(1 : 10) = randn(1, 10);  
x2(1 : 10) = randn(1, 10);  
x3(1 : 10) = randn(1, 10);  
w1 = randn(1, num_pnt);  
w2 = randn(1, num_pnt);  
w3 = randn(1, num_pnt);  
  
for idx = 10 : num_pnt  
    x1(idx) = 0.95 * sqrt(2) * x1(idx - 1) - 0.9025 * x1(idx - 2) +  
    w1(idx);  
    x2(idx) = -0.5 * x1(idx - 1) + 0.25 * sqrt(2) * x2(idx - 1) - beta * x3(idx - 3) +  
    w2(idx);  
    x3(idx) = -alpha * x1(idx - 2) - 0.5 * x2(idx - 2) - 0.25 * sqrt(2) * x3(idx -  
    2) + w3(idx);  
end  
  
if alpha == 0 & beta == 0  
    matrix = [0 0 0; 1 0 0; 0 1 0];  
end  
if alpha == 0.5 & beta == 0  
    matrix = [0 0 0; 1 0 0; 1 1 0];  
end  
if alpha == 0 & beta == 0.5  
    matrix = [0 0 0; 1 0 1; 0 1 0];  
end  
if alpha == 0.5 & beta == 0.5  
    matrix = [0 0 0; 1 0 1; 1 1 0];  
end  
  
%[LFP(1,:), LFP(2,:), LFP(3,:), Connectivity]=init(0.5,0.5);  
  
end
```