

Treball Final de Màster

Eliminació d'artefactes en EEG
mitjançant l'ús de la *Multivariate
Empirical Mode Decomposition*

Esteve Gallego Jutglà

Màster en Tecnologies Aplicades de la Informació

Director: Jordi Solé Casals

Vic, setembre de 2011

Índex

1	Introducció	1
1.1	Àmbit del treball.....	1
1.2	Objectius.....	1
1.3	Organització de la memòria	2
2	Principals conceptes sobre EEG.....	3
2.1	Origen fisiològic, de les neurones als potencial elèctrics	3
2.2	L'enregistrament de l'activitat neuronal	5
2.3	Ritmes oscil·latoris del cervell	7
2.3.1	Ritme δ	8
2.3.2	Ritme θ	8
2.3.3	Ritmes α	9
2.3.4	Ritmes β	11
2.3.5	Ritmes γ	12
2.4	Artefactes fisiològics presents en l'EEG	13
3	Materials i mètodes	17
3.1	Simulació de dades EEG	17
3.2	Empirical Mode Decomposition.....	19
3.2.1	Definició teòrica Empirical Mode Decomposition	19
3.2.2	Exemple d'aplicació de l'algoritme EMD.....	20
3.2.3	Problemàtica transformada EMD	22
3.3	Multivariate Empirical Mode Decomposition.....	24
3.4	Neteja dels senyals EEG a partir de la mEMD.....	27
3.4.1	Mètode de neteja teòric	27
3.4.2	Mètode de neteja per mode comú	29
3.4.3	Mètode de neteja per coherència	31

4	Resultats amb dades simulades	37
4.1	Simulació de dades EEG	37
4.2	Mètodes utilitzats	43
4.3	Resultats obtinguts.....	44
4.4	Comparativa dels resultats	49
5	Resultats amb dades reals.....	57
5.1	Dades EEG.....	57
5.2	Mètodes utilitzats	59
5.3	Resultats	60
5.4	Comparativa dels resultats	64
6	Conclusió	67
6.1	Conclusions per a cada mètode	67
6.2	Conclusions generals	68
6.3	Treball futur.....	69
7	Bibliografia.....	71
8	Annexos	73

Índex de figures

Capítol 2

Figura 2.1	4
Figura 2.2	6
Figura 2.3	7
Figura 2.4	8
Figura 2.5	10
Figura 2.6	11
Figura 2.7	14
Figura 2.8	14
Figura 2.9	15

Capítol 3

Figura 3.1	21
Figura 3.2	22
Figura 3.3	26
Figura 3.4	28
Figura 3.5	30
Figura 3.6	34
Figura 3.7	35

Capítol 4

Figura 4.1	37
Figura 4.2	38
Figura 4.3	39
Figura 4.4	39
Figura 4.5	40
Figura 4.6	41
Figura 4.7	42

Figura 4.8	43
Figura 4.9	44
Figura 4.10	46
Figura 4.11	47
Figura 4.12	49
Figura 4.13	50
Figura 4.14	51
Figura 4.15	52
Figura 4.16	54
Figura 4.17	54

Capítol 5

Figura 5.1	58
Figura 5.2	58
Figura 5.3	59
Figura 5.4	60
Figura 5.5	61
Figura 5.6	62
Figura 5.7	64
Figura 5.8	65

Índex de taules

Capítol 4

Taula 4.1.....	45
Taula 4.2.....	46
Taula 4.3.....	48

Capítol 5

Taula 5.1.....	61
Taula 5.2.....	63

Índex de termes

BCI - Brain Computer Interface

EEG - Electroencefalograma

EMD - Empirical Mode Decomposition

BEMD - Bivariate Empirical Mode Decomposition

ICA - Independent Component Analysis

IMF - Intrinsic mode functions

mEMD - Multivariate Empirical Mode Decomposition

TEMD - Trivariate Empirical Mode Decomposition

Loreta - Low resolution brain electromagnetic tomography

Resum del Treball Final de Màster
Màster en Tecnologies Aplicades de la Informació

Títol: Eliminació d'artefactes en EEG mitjançant l'ús de la *Multivariate Empirical Mode Decomposition*

Paraules clau: EEG, mEMD, EMD, artefactes, pestanyeig

Autor: Esteve Gallego Jutglà

Direcció: Jordi Solé Casals

Data: 12 de setembre de 2011

Resum

La tècnica de l'electroencefalograma (EEG) és una de les tècniques més utilitzades per estudiar el cervell. En aquesta tècnica s'enregistren els senyals elèctrics que es produeixen en el còrtex humà a través d'elèctrodes col·locats al cap. Aquesta tècnica, però, presenta algunes limitacions a l'hora de realitzar els enregistraments, la principal limitació es coneix com a artefactes, que són senyals indesitjats que es mesclen amb els senyals EEG.

L'objectiu d'aquest treball de final de màster és presentar tres nous mètodes de neteja d'artefactes que poden ser aplicats en EEG. Aquests estan basats en l'aplicació de la *Multivariate Empirical Mode Decomposition*, que és una nova tècnica utilitzada per al processament de senyal.

Els mètodes de neteja proposats s'apliquen a dades EEG simulades que contenen artefactes (pestanyeigs), i un cop s'han aplicat els procediments de neteja es comparen amb dades EEG que no tenen pestanyeigs, per comprovar quina millora presenten. Posteriorment, dos dels tres mètodes de neteja proposats s'apliquen sobre dades EEG reals.

Les conclusions que s'han extret del treball són que dos dels nous procediments de neteja proposats es poden utilitzar per realitzar el preprocesament de dades reals per eliminar pestanyeigs.

Master Final Paper Abstract
Master in Applied Technologies of the Information

Title: Artifacts rejection from EEG signals using Multivariate Empirical Mode Decomposition

Key words: EEG, mEMD, EMD, artifacts, eye blinks

Author: Esteve Gallego Jutglà

Director: Jordi Solé Casals

Date: 12 September 2011

Abstract

The electroencephalogram (EEG) is one of the most used techniques to study the brain. This technique records the electric potentials generated in the human cortex with electrodes attached to the scalp. However, this technique presents several shortcomings. The more important shortcoming is the presence of artifacts, which are undesired signals that disturb the EEG time series. These artifacts are due to muscle action.

The aim of this Master Final Project is to present three new procedures to clean artifacts of EEG data. The new procedures are based on the application of the Multivariate Empirical Mode Decomposition, which is a new technique used in data processing.

The proposed methods are applied to simulated EEG data with artifacts (eye blinks). Once the cleaning methods are applied, clean data is compared with EEG data without eye blinks to quantify the improvement of the data. Subsequently, two of the presented methods are applied to real data to show that the procedures can be applied to actual recordings.

The results point out that the use of two of the cleaning procedures proposed to correct eye blinks may be a good procedure for EEG signal preprocessing.

1 Introducció

1.1 Àmbit del treball

El cervell humà conté una mitjana de cent mil milions de neurones, però el que fa únic aquest òrgan en comparació a la resta no és la seva gran acumulació de cèl·lules, sinó la facilitat de relacionar-se entre elles. Es coneix que el cervell controla l'activitat del cos, però el seu estudi a nivell funcional amb noves tècniques d'adquisició i de processament de dades ha representat un gran avenç per a la ciència

La tècnica de l'electroencefalograma (EEG) és una de les tècniques més utilitzades per estudiar el cervell a partir de la seva pròpia activitat elèctrica. El seu baix cost i la seva simplicitat per ser utilitzada en relació a d'altres tipus de tècniques, fan que sigui una tècnica de fàcil ús i accessible per als centres d'investigació. Aquesta tècnica enregistra els senyals elèctrics que provenen del cervell a través d'elèctrodes col·locats al cap.

Hi ha diferents problemes, però, al treballar amb EEG. El principal problema que hi ha es coneix com a artefactes. Els artefactes són senyals indesitjats que tenen un origen fisiològic. Existeixen diferents tipus d'artefactes, com el parpelleig o el moviment dels ulls. En els senyals EEG aquests senyals no desitjats poden ocasionar importants canvis en els enregistraments, ja que els potencials elèctrics causats pels artefactes són molt superiors als generats pel cervell, per tant poden emascarar o distorsionar els senyals originals del cervell.

1.2 Objectius

L'objectiu d'aquest treball final de Màster, és presentar tres nous mètodes per realitzar la neteja de pestanyeigs que ens trobem en els enregistraments EEG. Aquests mètodes estan basats en una nova tècnica de processament de

senyal, la *Multivariate Empirical Mode Decomposition* (mEMD). Aquesta descomposa un senyal que està format per diferents sensors, en diferents modes oscil·latoris. Els mètodes de neteja presentats, doncs, s'encarregaran d'identificar els modes oscil·latoris que són resultat dels pestanyeigs i eliminar-los. Finalment es realitzarà una comparació entre els mètodes.

1.3 Organització de la memòria

La memòria està organitzada en 8 capítols.

En el capítol 1 es fa un breu apunt dels àmbits que emmarquen el projecte.

En el capítol 2 es presenten els conceptes bàsics que cal saber sobre EEG, com els tipus de senyals que podem trobar en un enregistrament i els principals tipus d'artefactes fisiològics.

En el capítol 3 es presenten els nous mètodes proposats per eliminar els pestanyeigs dels senyals EEG. Per fer-ho, es realitza una prèvia presentació de la tècnica del mEMD.

Els capítols 4 i 5 estan dedicats a aplicar els mètodes de neteja proposats sobre dades EEG. En el capítol 4, els mètodes de neteja s'apliquen sobre dades simulades per poder realitzar una comparació de la millora aconseguida, mentre que en el capítol 5 els mètodes de neteja s'apliquen sobre dades reals d'un enregistrament EEG.

El capítol 6 presenta les conclusions a les quals s'ha arribat al finalitzar el treball i es presenten altres propostes per comprovar la validesa dels mètodes de neteja plantejats.

El capítol 7 recull la bibliografia consultada.

Finalment, en el capítol 8 es presenten els Annexos A B C i D, on es presenten gràfics complementaris als que es troben al treball.

2 Principals conceptes sobre EEG

En aquest capítol es presenten els conceptes bàsics sobre EEG necessaris per a la comprensió del treball. A la secció 2.1 es presenta el funcionament de les neurones i com l'activitat elèctrica d'aquestes pot arribar a ser quantificada. A la secció 2.2 s'explica amb detall la tècnica de l'electroencefalograma (EEG), que és una tècnica que ens permet enregistrar l'activitat neuronal. Les seccions 2.3 i 2.4 es dedicaran a presentar les principals característiques que podem trobar en els enregistraments EEG. A la secció 2.3 es presentaran els principals senyals que hi podem trobar, i a la secció 2.4 es presentaran les principals interferències que hi ha en els enregistraments, que s'anomenen artefactes. Un d'aquests tipus d'artefactes és el que es vol eliminar amb els mètodes que es presenten al capítol 3.

2.1 Origen fisiològic, de les neurones als potencial elèctrics

El cervell és l'òrgan més complex del cos humà. Està compost per una mitjana de 10^{10} neurones que estan interconnectades entre elles formant una extensa xarxa. El còrtex, o matèria grisa, envolta el cervell i recobreix la matèria blanca, que és el centre del cervell. Tot aquest conjunt està alimentat per una complexa xarxa de vasos sanguinis. De tot el conjunt que forma el cervell, en coneixem principalment el funcionament microscòpic de les neurones i les seves conseqüències sobre el metabolisme.

A les neurones se'ls s'atribueix el funcionament cerebral. Estan constituïdes per un cos cel·lular, un axó i d'un grup de dendrites, tal com es mostra a la Figura 2.1. Les dendrites són els terminals de les neurones i s'encarreguen de la recepció d'estímuls provinents de les altres neurones. L'axó és una prolongació del cos cel·lular a través del qual viatgen els impulsos nerviosos

cap a les dendrites d'altres neurones. La unió entre les dendrites i l'axó es realitza mitjançant una unió discontinua anomenada sinapsis.

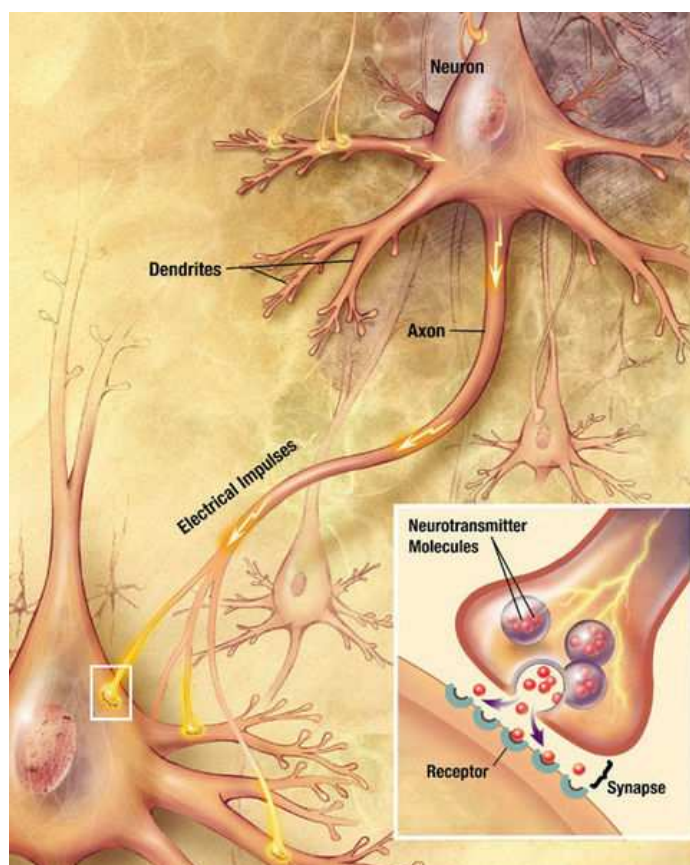


Figura 2.1: Sistema de comunicació entre les neurones.
(www.nia.nih.gov/Alzheimers/Publications)

Els impulsos elèctrics són el mètode de comunicació entre les neurones. Els impulsos es propaguen al llarg dels axons fins als sinapsis i donen lloc a un potencial elèctric. Si el potencial té un valor superior a un valor preestablert (variable en el temps, però generalment de l'ordre de $-50 \mu\text{V}$), es diu que l'activitat d'una sola neurona pot ser aproximada com un micro-dipol elèctric. Si ajuntem l'activitat de moltes neurones treballant de forma síncrona, tenim potencials elèctrics que poden ser enregistrats i analitzats.

2.2 L'enregistrament de l'activitat neuronal

Hi ha diferents mètodes per enregistrar l'activitat neuronal, com per exemple la ressonància magnètica funcional, els elèctrodes implantats o bé l'electroencefalograma. La tècnica de l'EEG és una tècnica que s'encarrega de mesurar els camps elèctrics generats per les neurones, a través d'elèctrodes col·locats directament al cap. Perquè aquesta activitat elèctrica sigui mesurable, s'estima que hi ha d'haver un grup de 10^5 neurones orientades en el mateix sentit i treballant de manera síncrona. L'activitat d'aquest grup de neurones podrà ser després modalitzada com un dipol elèctric.

Com que els dipols que generen el camp elèctric estan espacialment allunyats dels sensors, existirà una atenuació espacial de $1/r^2$ (on r és la distància que hi ha entre el dipol i els elèctrodes), això farà que amb aquesta tècnica només es pugui enregistrar el camp elèctric dels dipols que estiguin pròxims al crani, l'activitat de l'interior del cervell no podrà ser mesurada.

L'activitat enregistrada amb EEG mostra que hi ha oscil·lacions a diferents rangs de freqüència. Algunes d'aquestes presenten una oscil·lació característica o bé presenten una ubicació molt concreta al còrtex. Això ha fet que es classifiquessin per rangs de freqüències, el que es coneix com a ritmes cerebrals. Aquestes oscil·lacions representen l'activitat síncrona d'un grup de neurones. Hi ha ritmes dels quals es coneix exactament a què són deguts i n'hi ha d'altres que encara resten desconeguts. Aquests ritmes es presentaran a la secció 2.3.

A l'hora de mesurar l'activitat EEG, els enregistraments han de seguir un estricte procés per poder obtenir bones mesures. Els sensors EEG són petites plaques metàl·liques que estan enganxades al crani a partir d'un gel conductor. Normalment estan construïts de Ag/AgCl (plata/clorur de plata).

Aquests sensors tenen una ubicació estandarditzada segons el sistema 10-20 Internacional, presentat a la Figura 2.2.

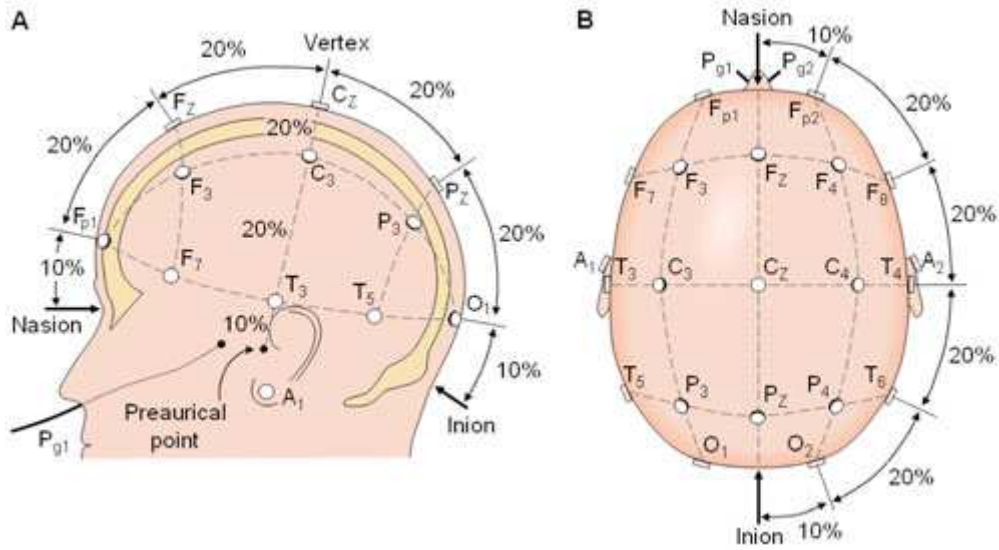


Figura 2.2: Posició dels elèctrodes en el sistema internacional 10-20. (www.bci2000.org)

2.3 Ritmes oscil·latoris del cervell

En aquesta secció es presenten els ritmes oscil·latoris del cervell que ens trobem en els enregistraments EEG. Aquests estan dividits en diferents bandes de freqüència i cada un presenta una ubicació característica en el còrtex. Aquests ritmes són:

- Ritme δ , present en el rang de freqüència de 0.1 fins a 4 Hz.
- Ritme θ , present en el rang de freqüència de 4 a 8 Hz.
- Ritmes α , present en el rang de freqüència de 8 i 13 Hz.
- Ritmes β , present en el rang de freqüència de 13 a 30 Hz.
- Ritme γ , present en el rang de freqüència 30 Hz a 100 Hz.

La Figura 2.3 presenta l'espectre de potència típic d'un senyal EEG amb la representació freqüencial de cada rang.

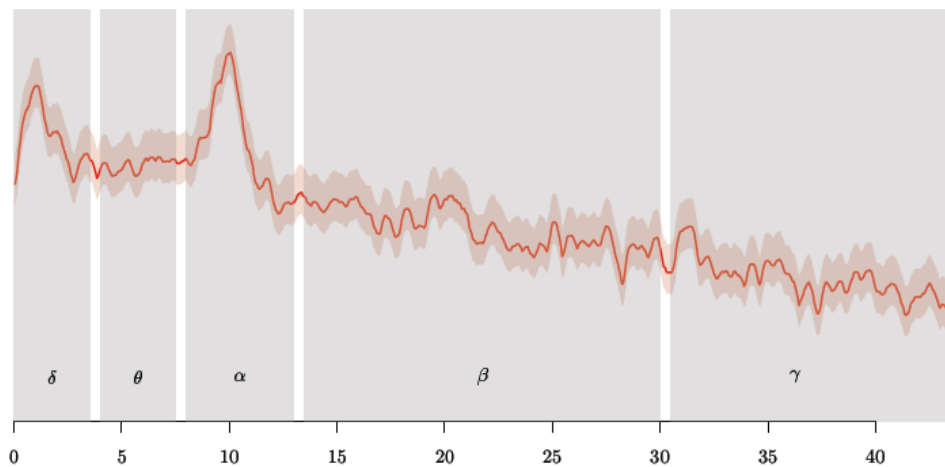


Figura 2.3: Exemple dels rangs de freqüències cerebrals

A continuació es presentarà amb detall cada un d'aquests ritmes. Per facilitar la seva ubicació al cervell es presenta la Figura 2.4. En aquesta figura hi ha indicades les regions del cervell a les quals es farà referència.

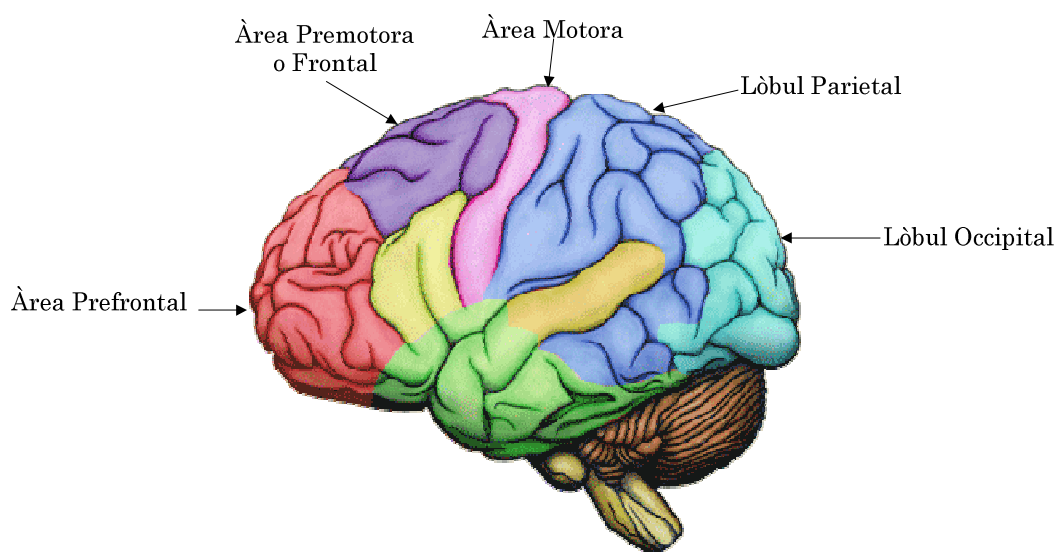


Figura 2.4: Principals àrees del cervell humà. (www.northernrockiesneurosurgeons.com)

2.3.1 Ritme δ

Els ritmes δ es troben en el rang de freqüència entre 1 i 4 Hz. Són els ritmes més lents, però els que presenten una amplitud més alta. Aquests ritmes són presents quan el subjecte està dormint. Presenten el valor més alt quan el subjecte està en un estat de son profund.

2.3.2 Ritme θ

Els ritmes θ es troben en el rang de freqüència de 4 fins a 8 Hz. S'ha demostrat que és un ritme que està present durant la resolució de problemes matemàtics simples (per exemple sumes o restes) a l'àrea prefrontal del còrtex (Figura 2.4). A la major part de la població és un ritme que desapareix quan s'està en estat de repòs.

2.3.3 Ritmes α

Els ritmes α són oscil·lacions entre 8 i 13 Hz, sovint associats a estats de relaxació. Va ser el primer ritme cerebral que es va descobrir, ja que és un ritme present en la major part de la població. Es troba en diferents ubicacions del còrtex, però és perfectament visible en les àrees occipitals, amb una amplitud molt més important que els altres ritmes.

Es distingeixen diferents tipus de ritmes α al cervell humà, que són:

- Ritme μ
- Ritme α Occipital
- Ritme α Parietal

Ritme μ :

El primer ritme que es presenta és el ritme μ . Rep aquest nom perquè el seu enregistrament té una forma molt característica de lletra μ tal com mostra la Figura 2.5. Com es presenta en aquesta figura, aquest ritme no té un comportament temporal continu, sinó que té períodes d'activitat i períodes on no mostra activitat. Es troba al voltant dels 10Hz.

El canvi d'activitat del ritme μ es coneix que és degut a la sincronització de grans grups de neurones a l'àrea motora del còrtex (Figura 2.4). Aquests grups de neurones controlen el moviment de les extremitats. Quan les extremitats estan inactives el ritme presenta una activitat temporal, en canvi, quan les extremitats estan en moviment el ritme pateix una disminució d'amplitud, que es coneix com a desincronització. Recentment s'ha demostrat que el ritme μ pateix desincronitzacions no només quan hi ha moviment real de les extremitats, sinó també quan el subjecte imagina moviments. Aquest últim descobriment s'ha fet servir per poder controlar sistemes de *Brain Computer Interface* (BCI).

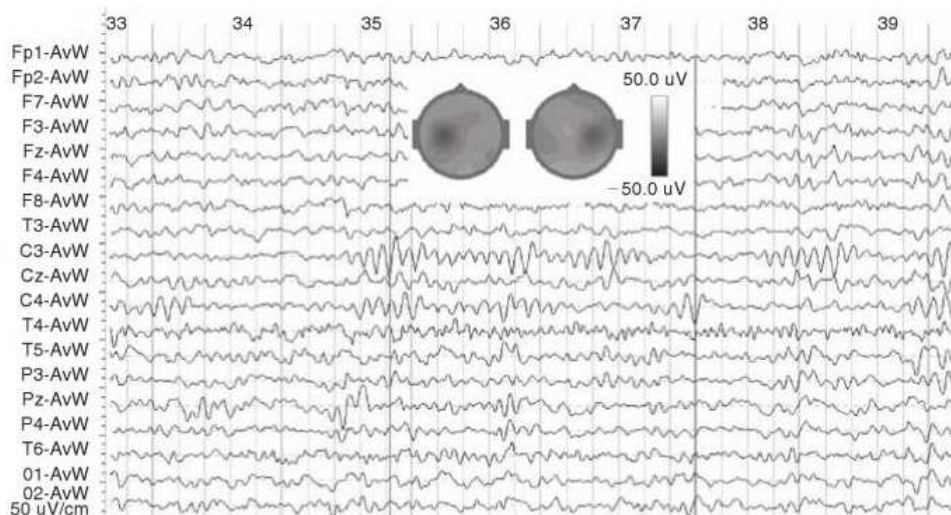


Figura 2.5: Exemple d'enregistrament que presenta el ritme μ en els elèctrodes C3 i C4. Entre les línies verticals es presenten els mapes dels potencials en aquells instants. Els mapes de potencials indiquen que els ritmes provenen de l'àrea motora. (Kropotov, 2009)

Ritmes α occipitals:

Un altre exemple de ritmes α són els ritmes α occipitals. Aquests són molt presents als elèctrodes occipitals O1 i O2 (Figura 2.2). Tenen una amplitud molt superior a la resta de ritmes tal com es presenta la Figura 2.6.

Aquest ritme augmenta la seva amplitud quan el subjecte tanca els ulls, i disminueix quan el subjecte els torna a obrir. Aquest increment d'amplitud és degut al fet que es bloqueja l'entrada de senyals visuals cap a les àrees occipitals (Figura 2.4), aquestes són les responsables d'aquest ritme i on es gestiona la visió.

Ritme α Parietal:

L'últim exemple de ritme α el trobem al lòbul parietal (Figura 2.4), amb màxim al sensor Pz (Figura 2.2). Aquest ritme es pot veure incrementat quan el subjecte tanca els ulls (igual que passa amb els α occipitals). Això, però, no passa per a tota la població, ja que en alguns subjectes s'aprecia una disminució d'aquest ritme al tancar els ulls. La funció d'aquest ritme no està clarament determinada.

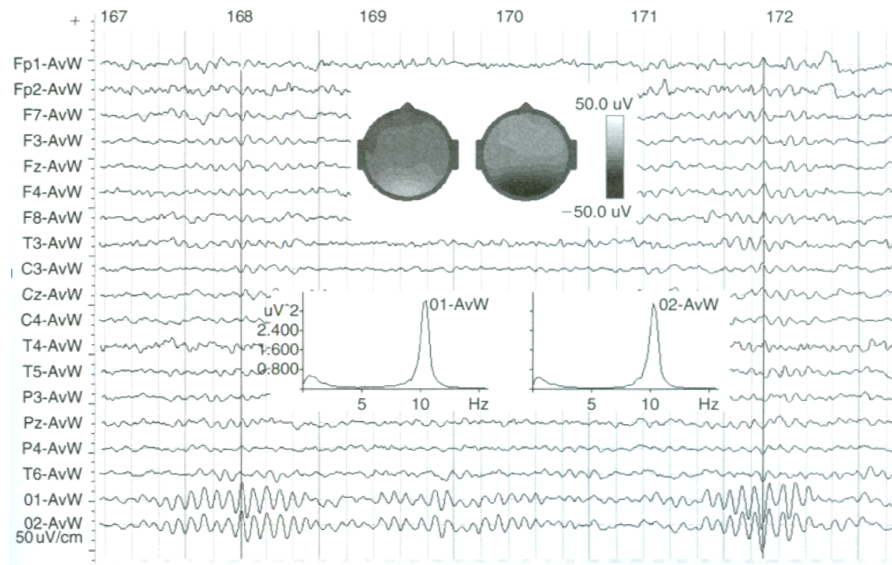


Figura 2.6: Exemple d'enregistrament que presenta un ritme α occipital als sensors O1 i O2. Les línies verticals indiquen en quin moment s'ha calculat el mapa de potencials. Aquests mapes presenten una clara ubicació occipital dels ritmes. (Kropotov, 2009)

2.3.4 Ritmes β

Els ritmes β són uns ritmes que es troben en diferents ubicacions del còrtex. Aquests poden ser detectats en gran part de la població, a la banda de freqüència entre els 13 i els 30Hz. Són senyals d'amplitud molt petita.

Hi ha diferents tipus de ritmes β , els més importants són:

- Ritmes β *Rolandic*
- Ritme β frontal

Ritmes β *Rolandic*:

Els ritmes β *Rolandic* s'observen com a activitat espontània sobre els elèctrodes situats a la àrea motora C3, Cz i C4 (Figura 2.2 i Figura 2.4). Tenen una freqüència al voltant dels 20 Hz. Els ritmes β *Rolandic* estan relacionats amb la intencionalitat del subjecte de fer un moviment, això ha fet que també hagin estat utilitzats per implementar sistemes BCI. Aquests

ritmes presenten una disminució de l'amplitud abans que el subjecte realitzi un moviment, com per exemple moure un dit.

Ritme β frontal:

El segon tipus de ritme β que podem distingir és el ritme β frontal. Generalment són senyals que presenten una amplitud baixa a l'àrea frontal (Figura 2.4).

Els ritmes β frontals apareixen en tasques cognitives relacionades amb la reacció sobre estímuls i la presa de decisions. Tenen els seus màxims sobre els sensors F3, Fz i F4 (Figura 2.2).

2.3.5 Ritmes γ

Els ritmes γ són oscil·lacions entre els 30 i els 100 Hz. Inicialment van ser ignorades, ja que els electroencefalogrames analògics no podien enregistrar senyals que estiguessin a una freqüència superior als 25 Hz. No va ser fins que es va començar a utilitzar els electroencefalogrames digitals que se'n va començar a tenir coneixement. Un dels primers articles que en feia referència va aparèixer el 1964.

Es creu que els ritmes γ tenen el seu origen en el Tàlem (*Thalamus* en anglès, ubicat dintre del cervell), i que aquests "connecten" el cervell de les parts frontals fins a les parts occipitals per sincronitzar les parts que han de treballar juntes.

2.4 Artefactes fisiològics presents en l'EEG

Els senyals EEG presenten interferències de diferents artefactes, els quals no tenen un origen al còrtex, sinó que generalment tenen un origen muscular. L'amplitud d'aquests és molt superior a l'amplitud dels potencials al còrtex, la qual cosa ens crea una distorsió en els enregistraments. Els principals artefactes musculars es presenten a continuació.

Parpelleigs dels ulls:

Els artefactes generats per els parpelleigs són deguts al ràpid moviment de la parpella sobre la còrnia, que passa durant el parpelleig. En EEG, aquest moviment és enregistrat com un pic positiu que es propaga durant una porció de segon. És perfectament visible en els elèctrodes frontals FP1 i FP2, però arriba a tots els elèctrodes del cap amb una atenuació i un retard progressiu a la distància entre els ulls i l'elèctrode. Els rangs de freqüències en què apareixen aquests artefactes són els rangs δ i θ , amb la major part de l'energia per sota els 5 Hz.

Un exemple de parpelleig en un enregistrament EEG es presenta a la Figura 2.7.

Moviment dels ulls:

Aquests artefactes són deguts a la fricció que es crea quan l'ull es mou. Aquest artefacte afecta principalment als elèctrodes frontals que estan ubicats a les parts més exteriors (F7 i F8). L'efecte que es crea en els sensors pot ser simètric o asimètric, en funció de si el moviment és vertical o horitzontal, respectivament. La Figura 2.8 presenta un enregistrament EEG que presenta distorsió a causa del moviment lateral dels ulls.

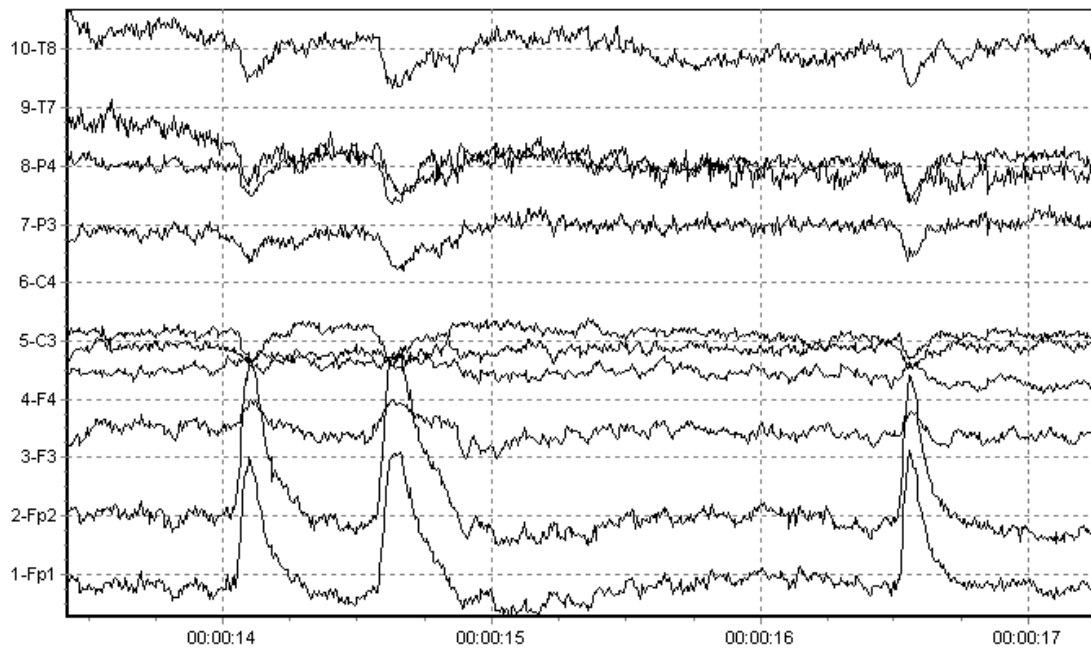


Figura 2.7: Exemple d'enregistrament EEG amb pestanyes. Els elèctrodes frontals FP1 i FP2 presenten interferències molt clares a causa de l'activitat del pestanyeg, a la resta d'elèctrodes la interferència apareix amb una atenuació proporcional a la distància. (www.bci2000.org)

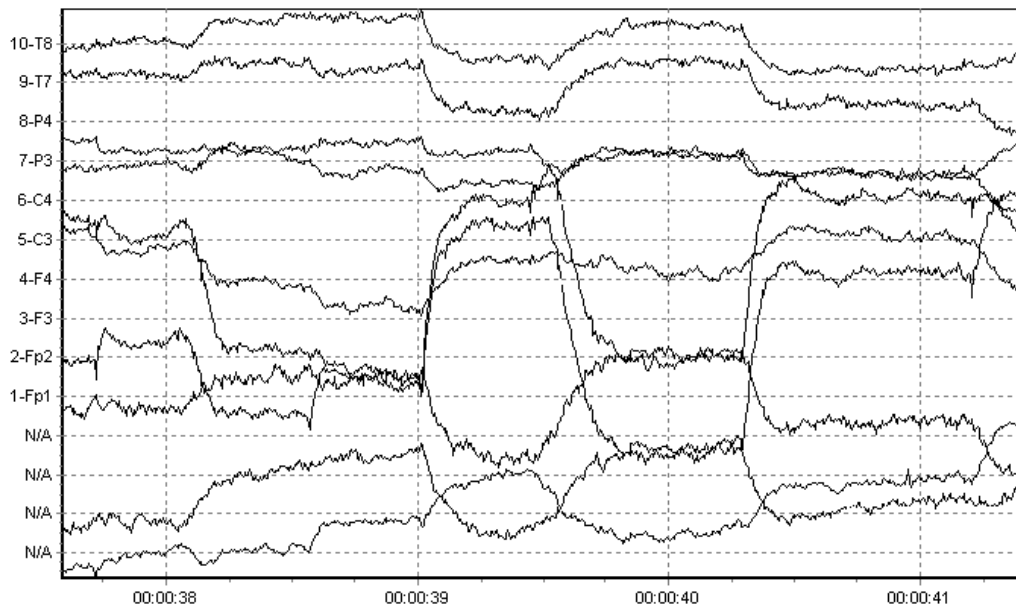


Figura 2.8: Exemple d'enregistrament EEG amb moviment dels ulls. La màxima distorsió apareix en el elèctrodes C3 i C4, que són els que presenten una ubicació més exterior de tots els elèctrodes de la llista. (www.bci2000.org)

Artefactes musculars:

Els principals artefactes musculars són deguts als múscles que hi ha sobre les pestanyes i els que fan tancar la mandíbula. En els dos casos, aquests músculs generen moviments involuntaris a causa de fenòmens fisiològics. Els enregistraments d'aquests tipus d'artefactes poden tenir una amplitud molt gran respecte als senyals EEG, la qual cosa pot fer que perdem gran part de la informació original. Un exemple d'artefacte que és degut als múscles de la mandíbula es presenta a la Figura 2.9. Aquests tipus d'artefactes cal evitar-los durant l'enregistrament.

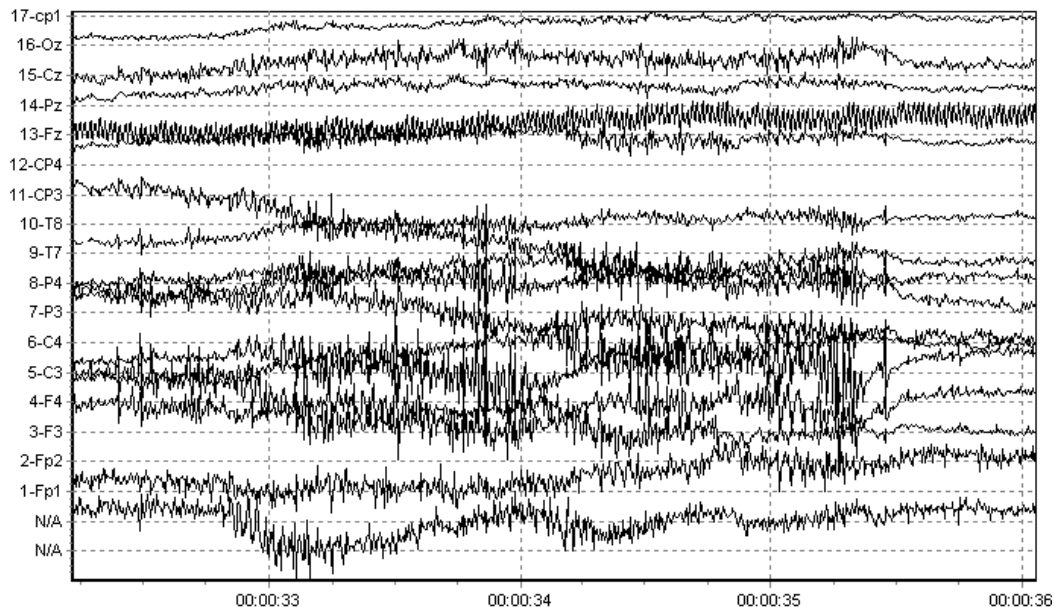


Figura 2.9: Enregistrament EEG amb artefactes que són deguts als múscles que controlen la mandíbula. (www.bci2000.org)

3 Materials i mètodes

En aquest capítol es presenten els materials i els mètodes utilitzats en el treball. Primerament, a la secció 3.1, es presenta com simular dades EEG, aquestes seran necessàries per portar a terme les anàlisis posteriors. A la secció 3.2 es presenta la tècnica *Empirical Mode Decomposition* (EMD), que ens permet descompondre un senyal original en diferents modes oscil·latoris, però tal com es veurà en aquesta mateixa secció, aquesta tècnica presenta diverses mancances a l'hora de treballar amb múltiples senyals, i és per això que a la secció 3.3 es presenta la tècnica del mEMD, que és l'extensió de la tècnica de l'EMD però per a múltiples senyals. Finalment, a la secció 3.4 es presenten els nous procediments que es proposen per realitzar la neteja dels pestanyeigs en les senyals EEG, que estan basats en la descomposició mEMD.

3.1 Simulació de dades EEG

Aquest estudi se centra en l'eliminació de pestanyeigs de dades EEG. Per poder quantificar la neteja realitzada, es necessiten dos tipus de dades, dades EEG amb artefactes (pestanyeigs) i les mateixes dades sense aquests. Com que el primer conjunt de dades està present en el món real, però el segon no, es fa present la necessitat de simular les dades EEG.

Es coneix que els potencials elèctrics enregistrats en l'EEG segueixen l'expressió (Pascual-Marqui 2007):

$$\Phi = KJ + n \tag{Eq. 1}$$

On

- $\Phi \in \mathbb{R}$ representa les mesures dels diferents elèctrodes a les diferents posicions del cap.

- $J \in \mathbb{R}$ és l'activitat elèctrica dels conjunts de neurones (dipols), és a dir, l'activitat que nosaltres simularem.
- $n \in \mathbb{R}$ és soroll blanc incorrelat amb Φ procedent principalment del soroll de l'equip d'enregistrament.
- $K \in \mathbb{R}$ és la matriu de distàncies entre cada elèctrode i cada dipol. La matriu K pot ser creada amb el programa *low resolution brain electromagnetic tomography* (Loreta).

El programa Loreta utilitza un model realista del cap humà per generar la matriu K . En aquest model hi ha el còrtex humà dividit en 2394 àrees de volum cúbic de 7 mm^3 anomenades vòxels (Pascual-Marqui, 2002). La matriu K ens presenta la relació que hi ha entre els elèctrodes i cada un d'aquests vòxels.

A l'hora de simular les dades EEG primerament es crea una matriu K amb el nombre d'elèctrodes que vulguem que tinguin les nostres dades. Després haurem de modelitzar l'activitat elèctrica dels dipols (J), per tant, escollirem una sèrie temporal per cada dipol, una sinusoide a una freqüència constant és una bona aproximació per simular-ne l'activitat. El següent pas serà escollir la ubicació de cada dipol en un dels 2394 vòxels existents en el model. Els senyals EEG simulats els obtindrem aplicant l'Eq. 1 sobre les dades anteriorment generades. El terme n que representa el soroll, el representarem com soroll aleatori. Aquest terme serà important afegir-li per tenir unes dades simulades el més pròxim possible a les dades que obtindríem en els enregistraments reals.

3.2 Empirical Mode Decomposition

En aquesta secció es presenta la tècnica de l'EMD. Primerament, es presenta la seva definició teòrica. Posteriorment, es presenta un exemple d'aplicació d'aquesta sobre un senyal. A la part final es presenten les problemàtiques que té aquesta descomposició al treballar amb múltiples senyals com els de l'EEG. Tot i que aquesta no sigui la tècnica que acabem fent servir en la nostra anàlisi, és important tenir clar el seu funcionament per facilitar la comprensió de la seva extensió, la mEMD.

3.2.1 Definició teòrica Empirical Mode Decomposition

La tècnica *Empirical Mode Decomposition* és un tècnica per l'anàlisi de senyals no estacionaris i no lineals. Aquesta tècnica realitza una descomposició del senyal original en un nombre finit de components, els quals presenten una modulació d'amplitud i/o de freqüència, és a dir, no són senyals sinusoidals purs. Els senyals obtinguts en la descomposició són anomenats *Intrinsic mode functions* (IMFs), cada un dels quals representa un mode d'oscil·lació.

L'algoritme per trobar els modes d'un senyal $x(t)$ es presenta a continuació (Hung et al, 1996):

Algoritme EMD

1. Trobar els valors extrems del senyal $x(t)$
 2. Interpolar els valors mínims i els màxims obtinguts en el punt 1 a través de la *cubic spline interpolation*, per trobar les envoltants $e_{min}(t)$ i $e_{max}(t)$.
 3. Calcular la mitjana local com $m(t) = [e_{min}(t) + e_{max}(t)]/2$
 4. Restar la mitjana obtinguda del senyal original per obtenir un mode d'oscil·lació. $s(t) = x(t) - m(t)$
 5. Si $s(t)$ compleix el criteri de parada, es defineix $d(t) = s(t)$ com un IMF, si no, es defineix $x(t) = s(t)$ i es torna a començar l'algoritme des del punt 1.
-

Un cop s'ha obtingut el primer IMF, el mateix procediment s'aplica al residu $r(t) = x(t) - s(t)$ per extreure la resta d'IMF. Un exemple d'aplicació d'aquest algoritme es presenta a la secció 3.2.2

Un cop s'han obtingut tots els modes d'un senyal $x(t)$, la seva descomposició EMD la podem escriure com:

$$x(t) = \sum_{k=1}^M \text{IMF}_k(t) + \varepsilon_n(t) \quad \text{Eq. 2}$$

On M és el nombre d'IMF que s'ha extret i $\varepsilon_n(t)$ és el residu final de la descomposició, que serà una constant.

3.2.2 Exemple d'aplicació de l'algoritme EMD

Com s'ha presentat en l'apartat anterior, la descomposició EMD ens permet definir un senyal original en diferents modes oscil·latoris. A la Figura 3.1 es presenta un exemple de com seria l'aplicació de la descomposició EMD sobre un senyal $x(t)$.

El primer gràfic de la Figura 3.1 mostra el senyal $x(t)$ que li volem aplicar la descomposició EMD. El segon gràfic mostra el pas 1 de l'algoritme, en què es calculen els valors màxims i els valors mínims del senyal $x(t)$. En el pas 2 de l'algoritme es mostra la interpolació dels valors mínims (blau) i màxims (vermell) a través de la *cubic spline interpolation*, per poder trobar l'envoltant superior i la inferior. En el pas 3 de l'algoritme, gràfic 4, es calcula la mitjana $m(t)$ (magenta) a partir de les dues envoltants i, en el següent gràfic, pas 4 de l'algoritme, es sostreu la mitjana d'envoltants $m(t)$ del senyal $x(t)$. Un cop s'ha arribat a l'últim pas de l'algoritme (pas 5) s'ha de decidir si el senyal obtingut és un IMF o no, que es coneix com a criteri de parada. Generalment, el criteri recomanat és fer iteracions fins que la mitjana $m(t)$ obtinguda sigui inferior a un llindar establert pròxim a 0.

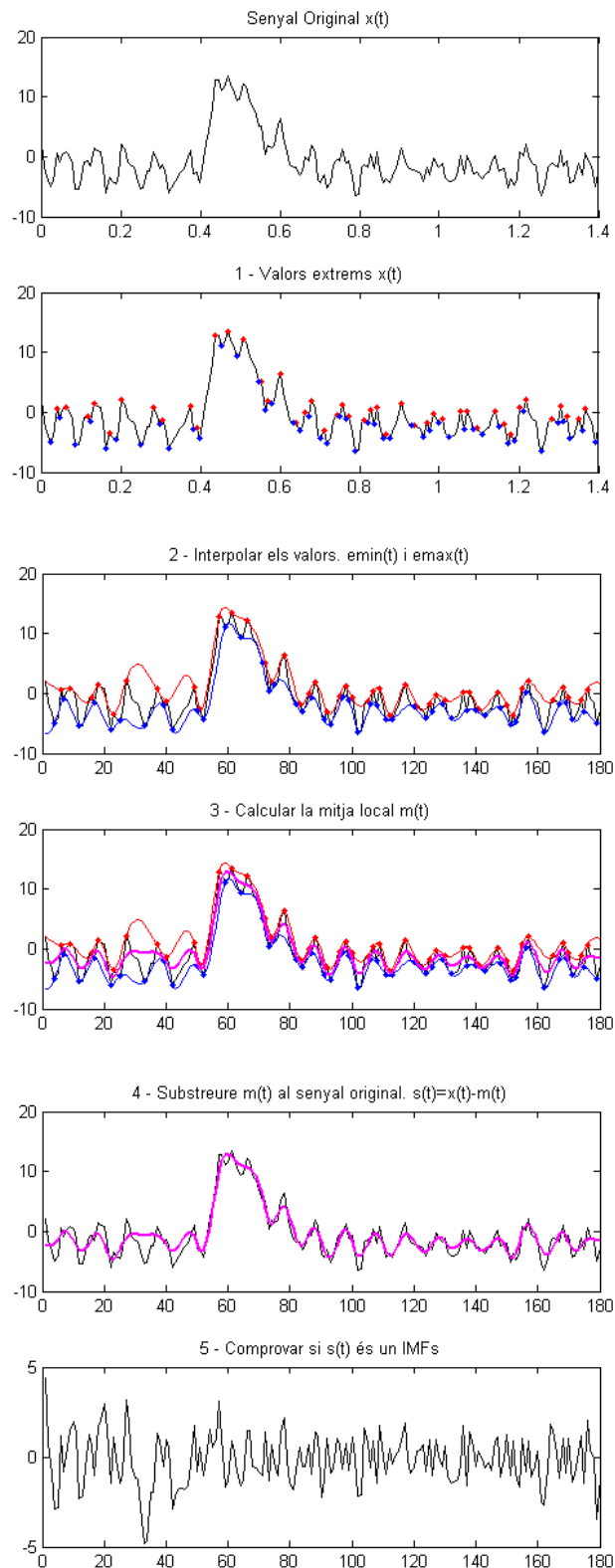


Figura 3.1: Exemple de l'aplicació de l'algorisme per fer una descomposició EMD.

3.2.3 Problemàtica transformada EMD

Tal com ja s'ha descrit, la descomposició EMD ens permet fer la descomposició d'un senyal original en diferents modes oscil·latoris. Aquesta tècnica ja ha estat utilitzada per eliminar artefactes dels senyals EEG (Rutkowski et al., 2009a. Rutkowski et al., 2009b). Tot i això, aquesta tècnica presenta diferents problemàtiques a l'hora de treballar amb senyals multisensorials.

El primer problema que es presenta quan es treballa amb múltiples sensors es representa a la Figura 3.2, on hi ha la descomposició EMD de les dades de dos sensors EEG, (FP1 i O2).

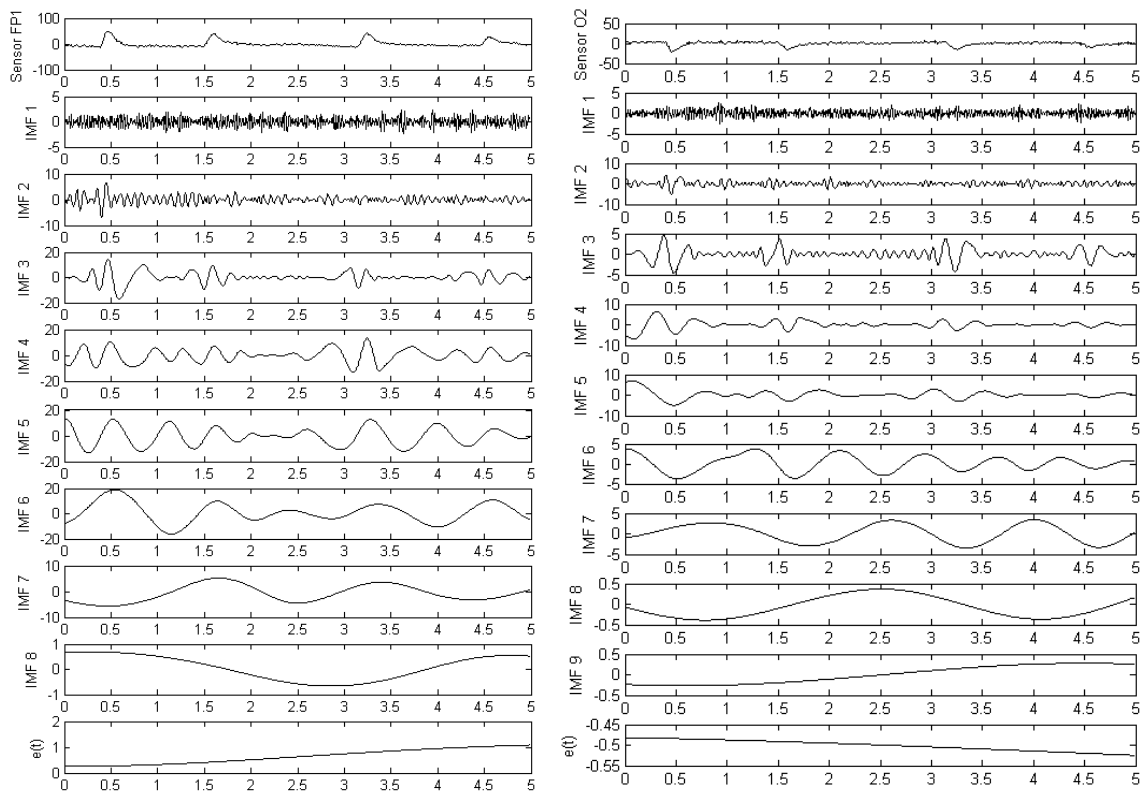


Figura 3.2: Descomposició EMD de les dades de dos sensors EEG, FP1 (esquerra) i O2 (dreta). Sota cada un dels sensors es presenta els IMFs obtinguts en la descomposició EMD.

Tal com es pot veure a la Figura 3.2, el primer problema que es presenta és que per diferents sèries temporals podem obtenir un nombre diferent de IMFs, (8 en el cas del sensor FP1 i 9 en el cas del sensor O2). El segon

problema que hi ha és que encara que tinguéssim el mateix nombre de IMFs, no necessàriament correspondrien a la mateixa freqüència, per tant seria difícil realitzar la comparativa de dos modes, tot i que tinguessin el mateix ordre.

En qualsevol dels dos casos presentats anteriorment, la comparativa dels diferents modes obtinguts resultaria costós i no sempre seria fàcil. És per això que es fa necessària un altre tipus de descomposició que ens sigui útil quan treballem amb múltiples senyals, com per exemple els senyals EEG. Diferents alternatives s'han presentat a la descomposició EMD per a múltiples senyals, com per exemple la *Bivariate Empirical Mode Decomposition* (BEMD) per realitzar la descomposició de dos senyals a la vegada (Molla et al. 2010), o la *Trivariate Empirical Mode Decomposition* (TEMD) per realitzar la descomposició de tres (Rehman i Mandic, 2010a). Tot i que aquestes hagin resolt els problemes que presentaven les seves antecessores, ens trobem amb la necessitat de treballar amb una tècnica que ens permeti descompondre més de tres senyals a la vegada, ja que els enregistraments EEG treballen amb molts més sensors.

En aquest punt és on apareix la tècnica *Multivariate Empirical Mode Decomposition* (mEMD) (Rehman i Mandic, 2010b), la qual es presenta com una solució a la descomposició de senyals multicanal i és una extensió de les tècniques BEMD i TEMD. La descomposició mEMD es presenta a la secció 3.3

3.3 Multivariate Empirical Mode Decomposition

Les tècniques de descomposició de senyals BEMD i TEMD han presentat les bases teòriques sobre les quals es fonamenta la tècnica del *mEMD*. En aquestes extensions les condicions bàsiques són:

- Les diferents variables han de tenir el mateix nombre de IMFs.
- Cada IMF d'una variable ha de representar la mateixa freqüència d'oscil·lació que el mateix IMF d'una altra variable.

El fonament teòric a l'hora de fer les descomposicions BEMD i TEMD és el mateix que en el cas de l'EMD, ja que es calcula l'envoltant dels senyals i es resta de la mitjana del senyals. El que canvia, però, és la manera de calcular aquestes envoltants i calcular la seva mitjana.

En el cas del BEMD, on dues variables són descompostes al mateix temps, la descomposició es basa en la projecció sobre dues dimensions. El que es fa és projectar els senyals sobre diferents direccions en el pla complex, després es busca el màxim i el mínim d'aquestes projeccions i és el que es fa servir per fer el càlcul de les envoltants (envoltant superior i envoltant inferior). Un cop tenim les dues envoltants aconseguides a través de la projecció de totes les variables, ja es pot realitzar el càlcul de la mitjana i sostreure-la de totes les variables (Molla et al. 2010).

En el cas de treballar amb TEMD, tindrem el mateix que en el cas anterior del BEMD, però ara les estimacions de les envoltants i de la mitjana no s'obtidran de fer projeccions sobre el pla complex (2 dimensions), sinó que les aconseguirem a partir de les projeccions en un espai tridimensional (Rehman and Mandic, 2010a).

Veient els antecedents que hi ha de les descomposicions BEMD i TEMD, és lògic pensar que l'extensió a *mEMD* serà realitzar projeccions sobre un espai n -dimensional.

L'algoritme del mEMD el que fa és generar k envoltants n -dimensionals, a partir de les projeccions dels diferents senyals d'entrada en diferents direccions en un espai n -dimensional. Un cop s'han fet les projeccions en les k direccions, es busca els valors màxims i mínims de la projecció, i els instants de temps $t_i^{\theta_k}$ on aquests es troben són utilitzats per avaluar el senyal original. Els valors resultants són interpolats per obtenir k envoltants. La mitjana de les k envoltants és calculada per obtenir la mitjana de cada variable.

Si considerem una seqüència de vectors n -dimensionals $\{v(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$, que representa un senyal amb n variables (com per exemple senyals obtingudes a través d'un enregistrament d'EEG amb n sensors), i tenim $x^{\theta_k} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$ que són un grup de vectors de direccions, en les direccions donades pels angles $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{n-1}^k\}$ en una $(n-1)$ esfera. L'algoritme per fer la descomposició mEMD és (Rehman and Mandic, 2010b):

Algoritme mEMD

1. Escollir un conjunt de punts per calcular les projeccions.
2. Calcular la projecció $p^{\theta_k}(t)_{t=1}^T$, de la senyal d'entrada $v(t)_{t=1}^T$ en el vector director x^{θ_k} per totes les k , obtenint $p^{\theta_k}(t)_{t=1}^K$
3. Trobar els instants $t_i^{\theta_k}$ on hi ha els màxims i els mínims dels senyals projectats $p^{\theta_k}(t)_{t=1}^T$
4. Interpolar $\left[t_i^{\theta_k}, v(t_i^{\theta_k}) \right]$ per obtenir un conjunt de k envoltants $e^{\theta_k}(t)_{t=1}^K$
5. Calcular la mitjana de les envoltants $m(t)$ com:

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t)$$

6. Extreure la mitjana calculant $d(t) = v(t) - m(t)$. Si $d(t)$ satisfà el criteri de parada, s'aplica un altre cop l'algoritme a $v(t) - d(t)$, sinó s'aplica a $d(t)$.
-

Un cop s'han trobat els IMFs amb l'anterior algoritme, la descomposició *mEMD* de cada senyal s'obté amb l' Eq. 2.

La Figura 3.3 presenta la descomposició *mEMD* per a un sensor EEG. Aquesta s'ha obtingut al descompondre les dades EEG de 15 sensors, obtenint un total de 10 IMF. En aquesta figura es pot veure que els modes centrals són els que presenten les baixes freqüències d'oscil·lació i els últims modes són els que presenten les freqüències més lentes, fins a arribar al residu ($\varepsilon_n(t)$), el qual és un terme constant.

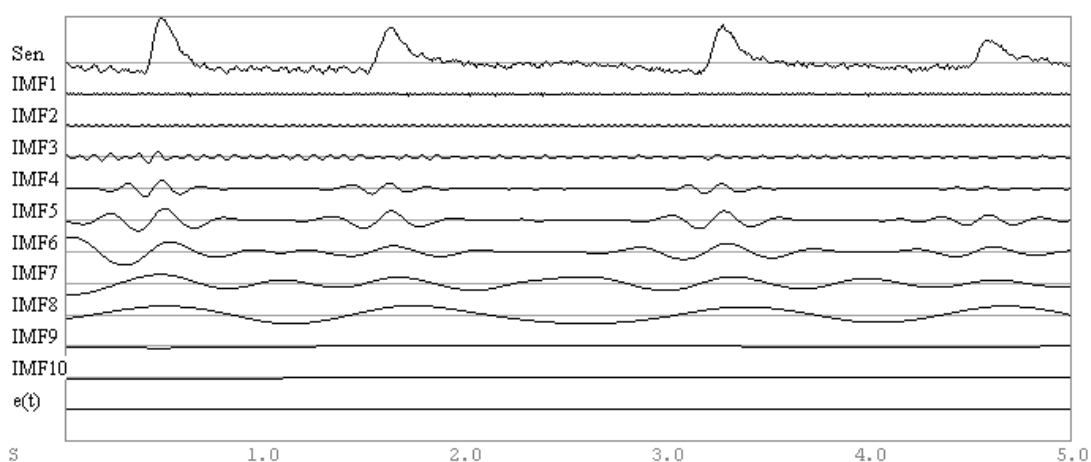


Figura 3.3: 5 segons de la descomposició *mEMD* per un sensor EEG. La descomposició *mEMD* es va fer amb les dades de 15 elèctrodes EEG. La primera fila (Sen) presenta les dades originals del sensor, la resta presenta els modes obtinguts (IMF) en la descomposició *mEMD* i el seu residu.

La Figura 3.3 presenta que hi ha una certa similitud entre l'aparició de pestanyeigs en les dades del sensor original (sen) i l'aparició de modulacions de baixa freqüència en els modes IMF4 i IMF 5. Tenint en compte aquesta observació, en la següent secció es presentaran diferents mètodes de neteja que utilitzen la tècnica del *mEMD* per realitzar la descomposició de les dades originals i eliminen l'IMF que presenta una relació amb els pestanyeigs.

3.4 Neteja dels senyals EEG a partir de la mEMD

Com s'ha descrit a la secció 3.3, la descomposició mEMD d'un senyal $x(t)$ es pot escriure com la suma de diferents modes oscil·latoris. Amb l'objectiu d'eliminar els pestanyeigs existents en els enregistraments EEG, es volen eliminar els modes que siguin deguts a aquests artefactes. La dificultat, però, recau en saber escollir quins modes cal eliminar. Aquesta secció presenta els tres nous mètodes que es presenten a l'hora de realitzar la neteja dels senyals EEG per eliminar els modes que són deguts als pestanyeigs.

3.4.1 Mètode de neteja teòric

El primer mètode de neteja es basa en la comparació de dades EEG amb pestanyeigs i dades EEG sense aquests. Aquest mètode és anomenat teòric, ja que a la realitat no disposarem de les dades amb pestanyeigs i de les dades sense. L'objectiu d'aquest mètode és eliminar els modes que no són comuns entre la descomposició de les dades amb pestanyeig i les dades sense. Tot i que no es pugui portar a terme a la realitat, aquest mètode és presentat per facilitar la comparació amb la resta de mètodes.

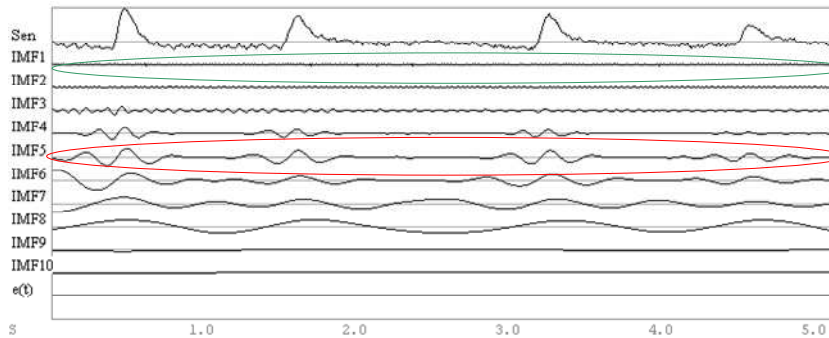
El procediment per aplicar aquest mètode de neteja es presenta a continuació:

Mètode de neteja teòric

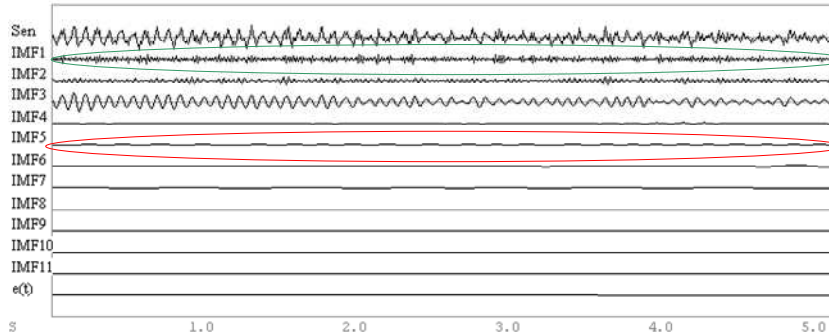
1. Aplicar la descomposició mEMD a les dades amb pestanyeig i a les dades sense pestanyeig.
 2. Calcular la correlació entre els IMF del mateix ordre o un ordre superior per a cada canal entre les dades amb pestanyeig i sense.
 3. Si la correlació és alta ($|r| \geq 0.8$), els modes són considerats senyal i es conserven, sinó són eliminats.
 4. Reconstruir el senyal de sortida a partir dels modes considerats senyal.
 5. Repetir el procediment per cada un dels N elèctrodes.
-

Un exemple d'aplicació del mètode teòric es presenta a la Figura 3.4.

Descomposició mEMD dades amb pestanyeig



Descomposició mEMD dades sense pestanyeig



Reconstrucció senyal sense artefactes

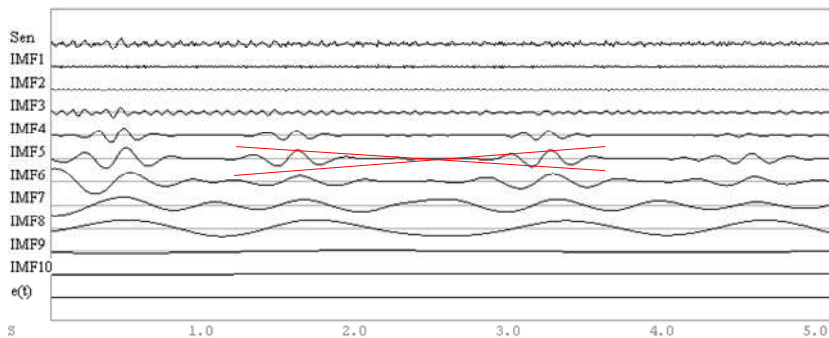


Figura 3.4: Exemple de reconstrucció d'un senyal amb el mètode teòric. En verd, dos modes que presenten una correlació alta ($|r| > 0.8$), el mode de les dades amb pestanyeig és considerat senyal i es conserva en el procés de reconstrucció. En vermell, dos modes que presenten un correlació inferior al llindar establert ($|r| < 0.8$), el mode de les dades amb pestanyeig no es conserva en el procés de reconstrucció, ja que es considera que és degut als artefactes.

3.4.2 Mètode de neteja per mode comú

El segon mètode de neteja que es presenta està basat en les correlacions entre modes. Aquest mètode pot ser portat a terme a la realitat, ja que només utilitza les dades EEG amb pestanyeigs, és a dir, les dades que nosaltres tindrem en un enregistrament EEG real.

L'objectiu d'aquest mètode és buscar IMF que siguin comuns al llarg de tots els elèctrodes, ja que sabem que els pestanyeigs són presents en els elèctrodes frontals amb un valor molt alt, però que en la resta d'elèctrodes també apareixen amb un valor d'amplitud més baix (secció 2.4).

El procediment per aplicar aquest mètode de neteja sobre N elèctrodes es presenta a continuació.

Mètode de neteja per mode comú

1. Aplicar la descomposició mEMD a les dades EEG amb pestanyeig extraient M modes oscil·latoris.
2. Construir una matriu que tingui el mateix mode per a cada sensor.
3. Calcular la matriu de correlacions de cada mode. Obtenim la matriu $MC \in \mathbb{R}^{N \cdot N \cdot M}$
4. Obtenir l'índex de comunalitat ($IC \in \mathbb{R}^M$) de cada mode, calculant la correlació mitjana de cada canal per cada mode amb l'expressió:

$$IC = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N MC$$

5. Normalitzar entre 0 i 1 el vector IC
 6. Marcar un valor llindar per eliminar els valors que el sobrepassin. El llindar escollit és $|r| \geq 0.8$
 7. Reconstruir el senyal netejat sense els modes eliminats
-

A la Figura 3.5 es presenta un exemple de reconstrucció d'un senyal amb el mètode de neteja per mode comú.

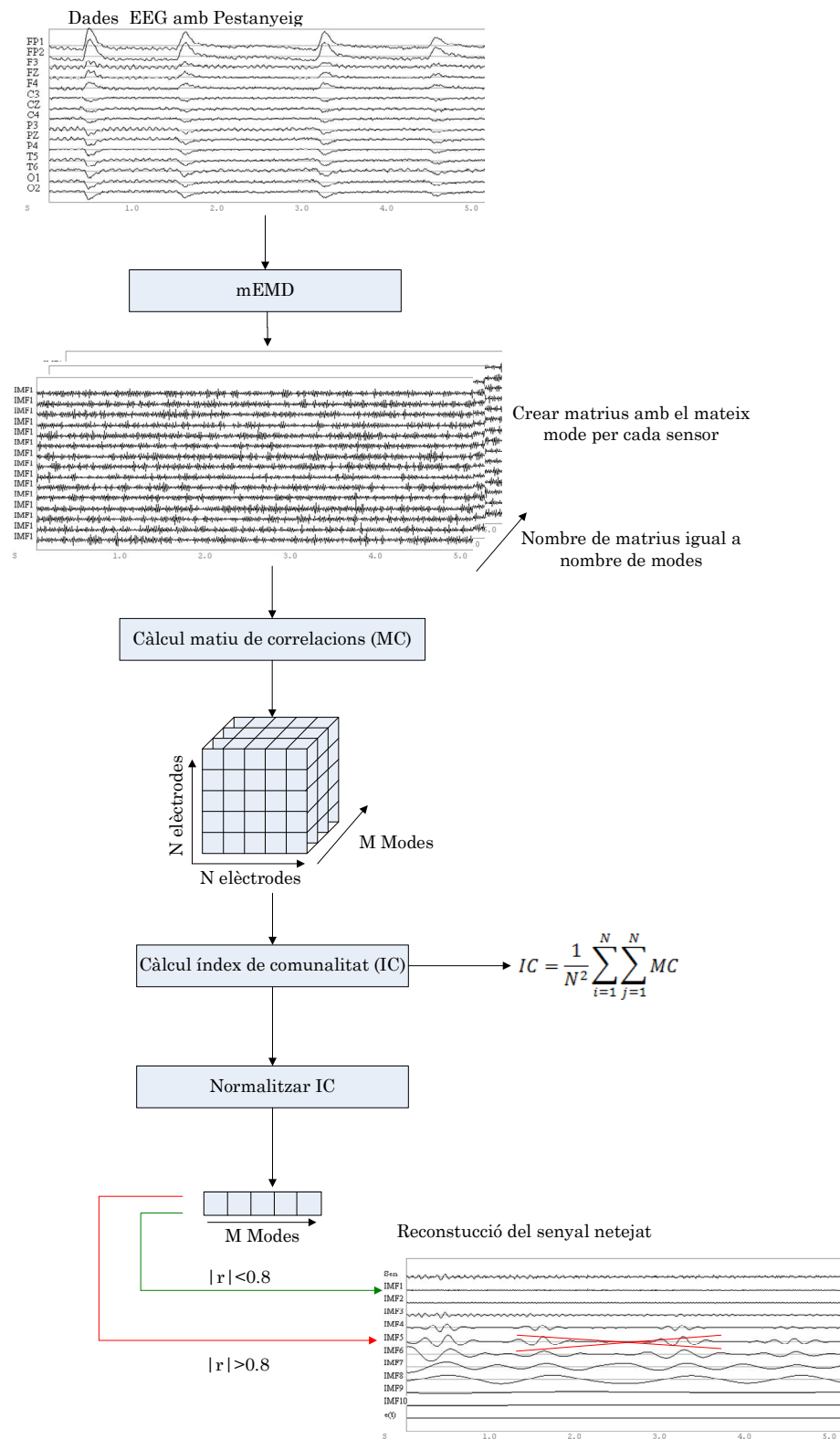


Figura 3.5: Exemple de reconstrucció de senyal amb el mètode de neteja per mode comú. Després de calcular la descomposició *mEMD* es calcula la correlació mitjana que té cada mode amb els altres modes del mateix ordre i es normalitza entre 0 i 1 obtenint l'índex de comunalitat *IC*. Els modes que presenten una valor de correlació alt ($|r| \geq 0.8$) no es conserven a la reconstrucció del senyal.

3.4.3 Mètode de neteja per coherència

L'últim mètode de neteja que es presenta és el mètode de neteja per coherència. Igual que en mètode de neteja per mode comú, aquest pot ser portat a terme a la realitat, ja que només necessita les dades que trobem en els enregistraments reals.

En aquest mode de neteja el que fa és fer una comparació de cada IMF amb el seu senyal original, per saber quina aportació freqüencial ens afegeix. Sabem que la descomposició mEMD descompon un senyal original en diferents modes oscil·latoris, i que els pestanyegs apareixen com artefactes de baixa freqüència, per sota dels 5 Hz (secció 2.4). Aquest mètode es basa en fer una comparació freqüencial per saber quin mode ens aporta informació per sota dels 5 Hz. La mesura que ens ho permetrà és la coherència.

Definició teòrica de la coherència

Abans d'explicar el mètode de neteja, cal fer una definició teòrica de la coherència. La coherència és una mesura de comodulació i d'estabilitat de fase entre dues sèries temporals, és a dir ens diu si hi ha una relació entre dos senyals en el temps i si aquests estan en fase o no. En aquest estudi s'utilitza la coherència de Fourier (Pasqual-Marqui, 2007).

La coherència es calcula amb els elements de la *cross-spectra matrix*. Pels senyals $x(t)$ i $y(t)$, la *cross-spectra matrix* es defineix com:

$$S_{(f)} = \begin{bmatrix} S_{XXf} & S_{YXf} \\ S_{XYf} & S_{YYf} \end{bmatrix} = C_{(f)} + jQ_{(f)} \quad \text{Eq. 3}$$

On $C_{(f)}$ i $Q_{(f)}$ són les respectives estimacions de senyal en fase i senyal en quadratura a la freqüència f . Aquestes estimacions s'aconsegueixen a partir de la transformada de Fourier discreta.

La transformada de Fourier discreta per a la sèrie de dades $x(t)$ de longitud L ve determinada per:

$$d_x(f) = \frac{1}{L} \sum_{t=0}^{L-1} x(t) e^{-2\pi f t} \quad \text{Eq. 4}$$

Els coeficients $d_x^{\Re}(f)$ i $d_x^{\Im}(f)$ representen la respectiva part real i la part imaginària dels coeficients $d_x(f)$ obtinguts amb l'Eq. 4. Amb aquests coeficients es defineix la matriu de senyal en fase entre els senyals $x(t)$ i $y(t)$ com:

$$C(f) = \begin{pmatrix} d_x^{\Re}(f)d_x^{\Re}(f) + d_x^{\Im}(f)d_x^{\Im}(f) & d_x^{\Re}(f)d_y^{\Re}(f) + d_x^{\Im}(f)d_y^{\Im}(f) \\ d_y^{\Re}(f)d_x^{\Re}(f) + d_y^{\Im}(f)d_x^{\Im}(f) & d_y^{\Re}(f)d_y^{\Re}(f) + d_y^{\Im}(f)d_y^{\Im}(f) \end{pmatrix} \quad \text{Eq. 5}$$

La matriu de quadratura pels senyals $x(t)$ i $y(t)$ es defineix com:

$$Q(f) = \begin{pmatrix} d_x^{\Im}(f)d_x^{\Re}(f) - d_x^{\Re}(f)d_x^{\Im}(f) & d_y^{\Im}(f)d_y^{\Re}(f) - d_x^{\Im}(f)d_y^{\Re}(f) \\ d_y^{\Im}(f)d_x^{\Re}(f) - d_y^{\Re}(f)d_x^{\Im}(f) & d_y^{\Im}(f)d_y^{\Re}(f) - d_y^{\Re}(f)d_y^{\Im}(f) \end{pmatrix} \quad \text{Eq. 6}$$

En l'article original (Pasqual-Marqui, 2007) es defineixen tres tipus de coherència: la coherència ordinària, la instantània i la *lagged*. Les seves expressions són:

Coherència Ordinària:

$$\rho_{(f)}^2 = \frac{([Re(S_{yxf})]^2 + [Im(S_{yxf})]^2)}{S_{yyf}S_{xxf}} \quad \text{Eq. 7}$$

Coherència Instantània:

$$\rho_{X \cdot Y(f)}^2 = \frac{[Re(S_{yxf})]^2}{S_{yyf}S_{xxf}} \quad \text{Eq. 8}$$

Coherència *Lagged*:

$$\rho_{X \rightleftharpoons Y(f)}^2 = \frac{[Im(S_{yxf})]^2}{S_{yyf}S_{xxf}} \quad \text{Eq. 9}$$

La relació que hi ha entre aquestes tres coherències és:

$$\rho^2 = \rho_{X \cdot Y(f)}^2 + \rho_{X \rightleftharpoons Y(f)}^2 \quad \text{Eq. 10}$$

En l'Eq. 10 s'observa que hi ha una relació de suma entre les tres coherències presentades. La coherència Instantània ($\rho_{X \cdot Y(f)}^2$) ens representa si hi ha dos senyals sinusoidals que estan en fase, en canvi la coherència *Lagged* ($\rho_{X \rightleftharpoons Y(f)}^2$) ens indica si hi ha dos senyals sinusoidals que estan desfasats. La coherència Ordinària (ρ^2) ens representa que hi ha relació entre dos senyals sinusoidals, però no ens indica si estan en fase o desfasats.

Per presentar millor la diferència entre aquestes tres mesures, es presenta la Figura 3.6. En la imatge A es presenta la coherència que hi ha entre dos senyals de la mateixa freqüència (5Hz) i 0° de desfasament entre ells. Hi ha una coherència Instantània de valor 1 a 5 Hz i la resta està a 0, mentre que no hi ha coherència *Lagged*, per tant la coherència Ordinària és igual a la Instantània. En la imatge B hi ha les dues sinusoides de 5 Hz, però aquest cop amb un desfasament de 45° entre elles. Veiem que la coherència Ordinària continua tenint valor 1, en canvi la Instantània i la *Lagged*, tenen un valor de 0.5 cada una. Finalment, a la imatge C hi ha els dos senyals de 5 Hz amb un desfasament de 90°. Veiem que en aquest cas no hi ha coherència Instantània i només n'hi ha de *Lagged*. Tot i això, la coherència Ordinària continua tenint valor 1 per indicar que hi ha una relació entre les dues sinusoides.

La mesura de coherència la farem servir per saber si hi ha algun tipus de relació freqüencial entre els IMF obtinguts i els senyals originals. La coherència Instantània i *Lagged* les farem servir per saber si hi ha algun

tipus de relació de desfasament entre els modes oscil·latoris i el senyal original.

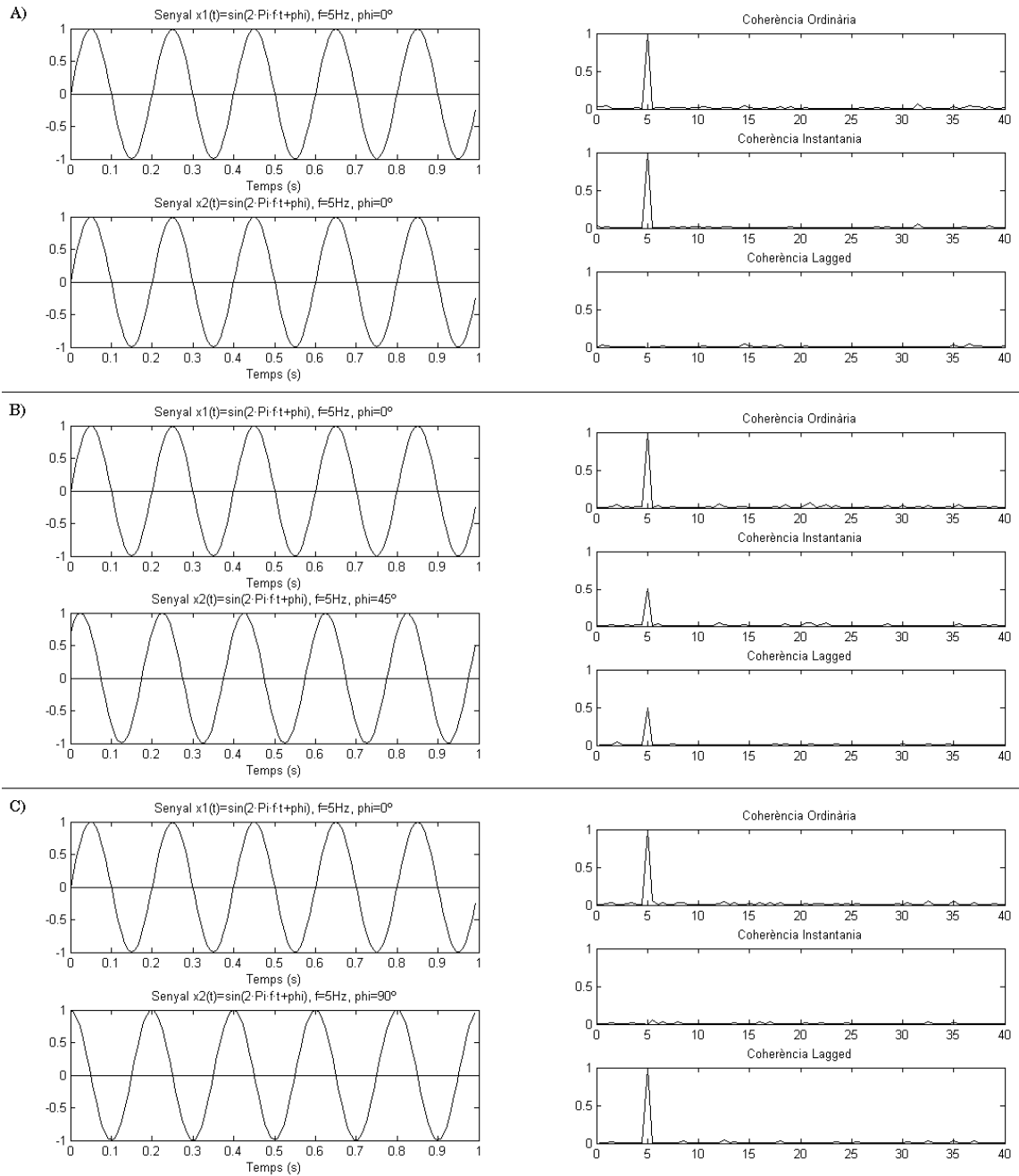


Figura 3.6: Diferències entre les coherències Ordinària, Instantània i Lagged, entre dos senyals sinusoidals de 5Hz amb diferents desfasaments entre ells. A) Fase 0° entre senyals. B) Fase 45° entre senyals. C) Fase 90° entre senyals.

Mètode de neteja per coherència

Com ja s'ha presentat, la coherència ens permet quantificar la relació freqüencial que hi ha entre dos senyals. Aquest mètode de neteja es basa en buscar la coherència que hi ha entre el senyal original i els seus IMF, per saber quins són deguts als pestanyeigs. El mètode de neteja per coherència el podem resumir com:

Mètode de neteja per coherència

1. Aplicar la descomposició mEMD a les dades EEG amb pestanyeig per extreure'n els modes oscil·latoris.
2. Calcular la coherència entre cada IMF i el seu senyal original.
3. Eliminar els IMF que presentin $\rho^2 > 0.4$, en el rang de freqüència de 0-5 Hz.
4. Reconstruir el senyal netejat sense els modes eliminats. Repetir per cada elèctrode.

Un exemple d'aplicació d'aquest mètode es presenta a la Figura 3.7.

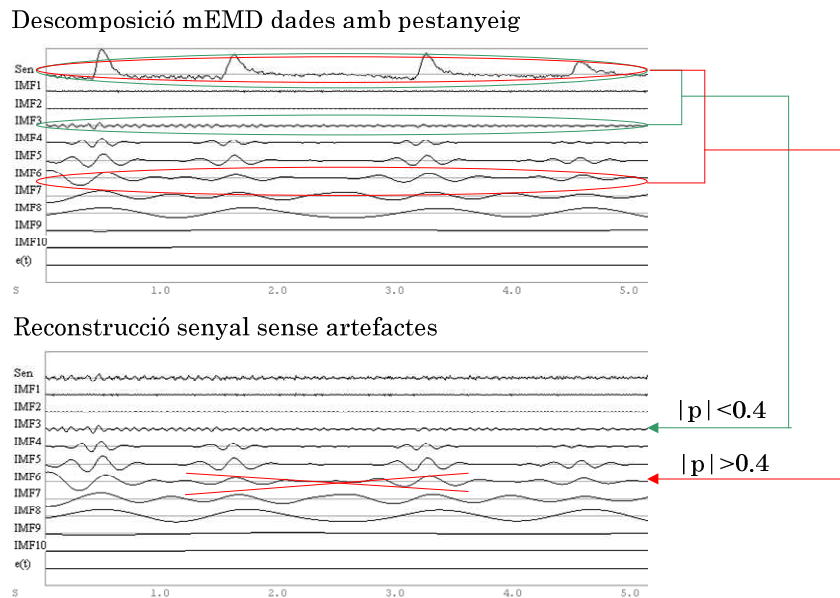


Figura 3.7: Exemple de reconstrucció de senyal amb el mètode de la coherència. En verd, un IMF que presenta una coherència baixa ($|p| < 0.4$) en el rang de 0 a 5 Hz, el mode es conserva en el procés de reconstrucció. En vermell, un IMF que presenta una coherència superior al llindar establert ($|p| > 0.4$) en el rang de 0 a 5 Hz, el mode no es conserva en el procés de reconstrucció, ja que es considera que aquest IMF és degut als artefactes.

4 Resultats amb dades simulades

En aquest capítol es presenten els resultats obtinguts a l'aplicar els mètodes de neteja presentats al capítol 3 sobre dades EEG simulades. A la secció 4.1 es mostra com les dades EEG es van simular. En la secció 4.2 es presenten els mètodes utilitzats per netejar les dades. La secció 4.3 està dedicada a presentar els resultats obtinguts i a la secció 4.4 es realitza una comparativa entre els resultats obtinguts amb cada mètode.

4.1 Simulació de dades EEG

Aquesta secció presenta com es van simular les dades EEG que es va fer servir per a l'estudi. Com que es volia quantificar quina millora presentaven els senyals un cop netejats, es necessitava disposar de dades amb pestanyes i les mateixes dades però sense aquests. Per això les dades van ser simulades.

Es van simular 10 segons de dades EEG, mostrejades a una freqüència de 128Hz amb un total de 15 elèctrodes. La posició dels elèctrodes es presenta a la Figura 4.1.

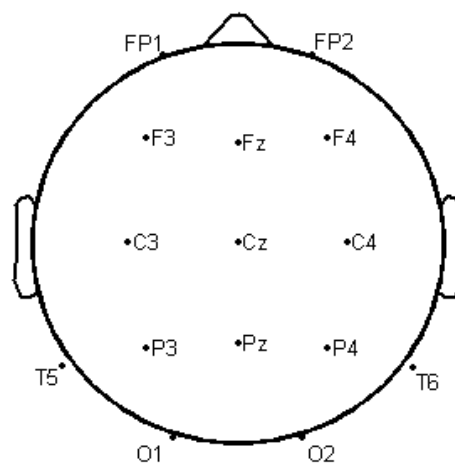


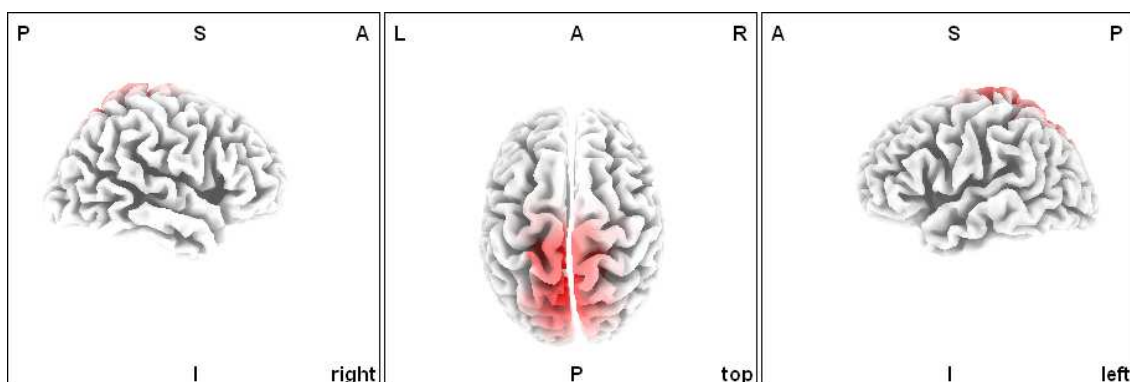
Figura 4.1: Posició dels 15 elèctrodes escollits per fer la simulació de les dades EEG.

Es va realitzar la simulació de dos grups de dades:

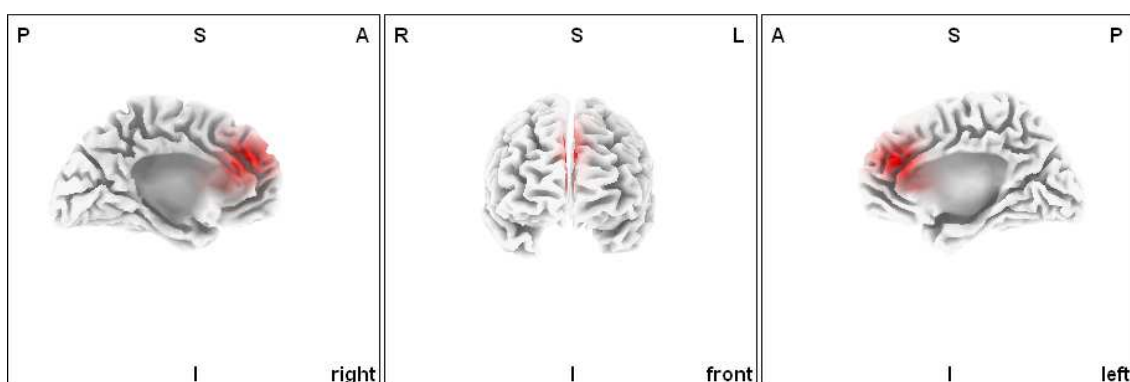
- Dades EEG amb artefactes visuals (Dades EEG naturals)
- Dades EEG amb sense artefactes visuals (Dades EEG netes)

L' Eq. 1 va ser utilitzada en els dos conjunts de dades per fer la simulació. En ambdós casos es va simular l'activitat elèctrica de 4 dipols, cada un en una de les diferents bandes de freqüència (α , β , γ i μ) i amb una ubicació al còrtex consistent amb el que s'ha presentat a la secció 2.3. La ubicació dels dipols es presenta a la Figura 4.2 i a la Figura 4.3. La sèrie temporal de l'activitat d'aquests dipols es presenta a la Figura 4.4.

Dipol activitat α



Dipol activitat β

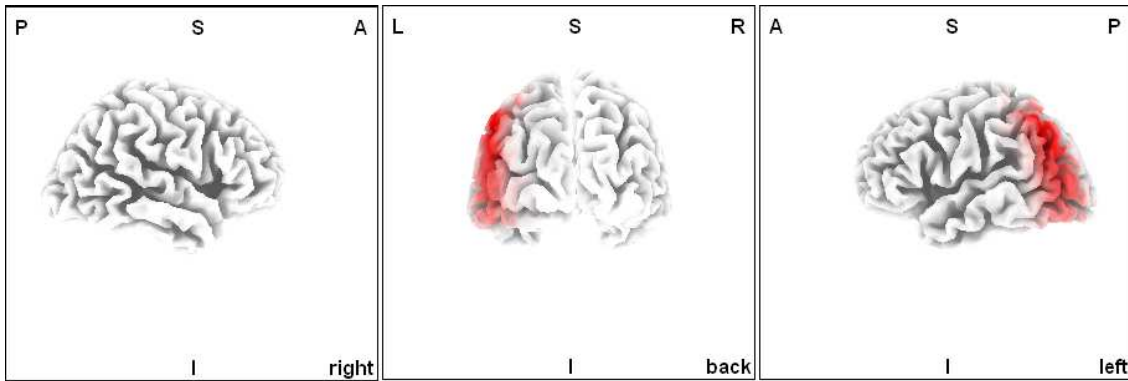


LORETA-KEY

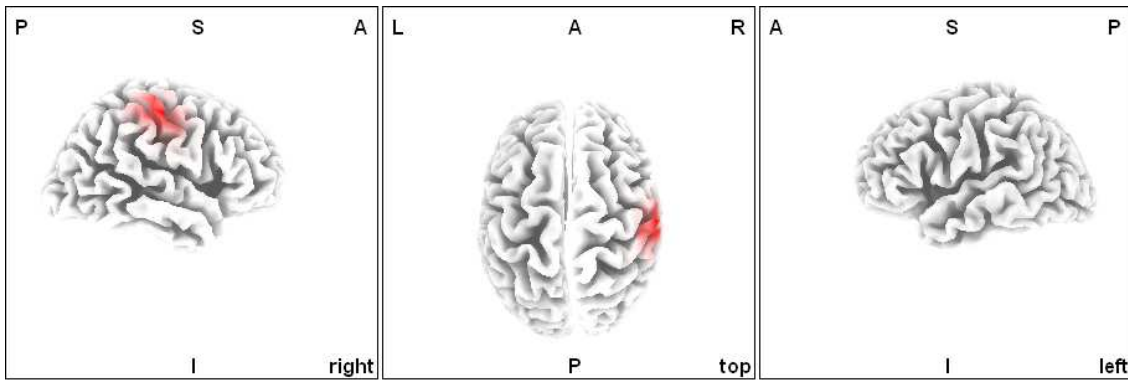
L:left, R:right, A:anterior, P:posterior, S:superior, I:inferior

Figura 4.2: Ubicació al còrtex dels dipols amb activitat α i β .

Dipol activitat γ



Dipol activitat μ



LORETA-KEY

L:left, R:right, A:anterior, P:posterior, S:superior, I:inferior

Figura 4.3: Ubicació al còrtex dels dipols amb activitat γ i μ

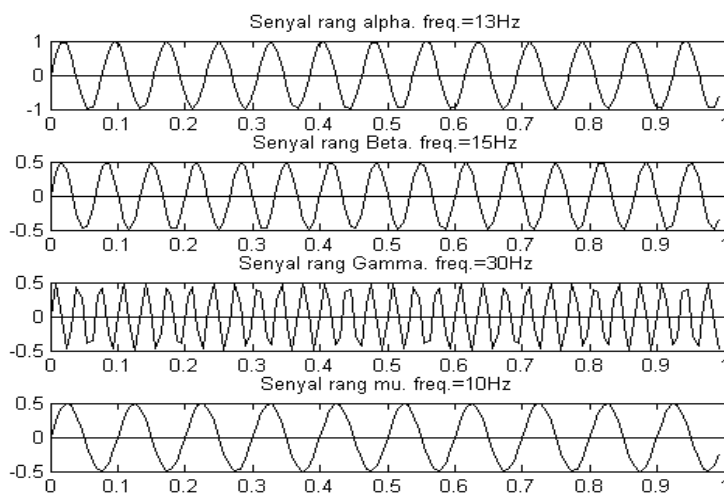


Figura 4.4: Activitat elèctrica de les fonts simulades.

A l'hora de crear les dades EEG naturals hi havia la necessitat de simular la sèrie temporal del pestanyeig. Per aconseguir una sèrie temporal realista, el que es va fer va ser extreure-la d'un enregistrament real. Això es va portar a terme aplicant *Independent Component Analysis (ICA)* sobre dades EEG reals i identificant la sèrie temporal dels pestanyeigs. Es va saber que la sèrie obtinguda era la corresponent als ulls pel seu aspecte temporal, presentat a la Figura 4.5 i la seva ubicació al còrtex.

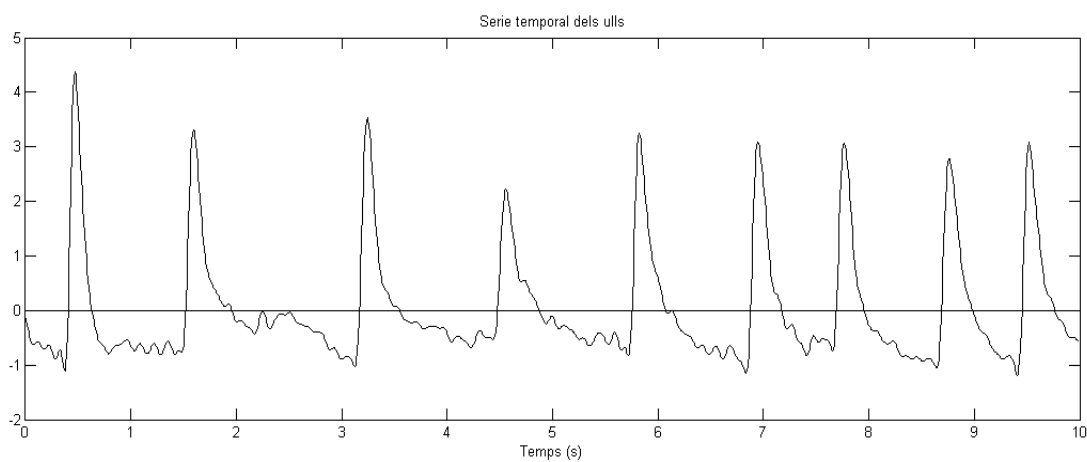
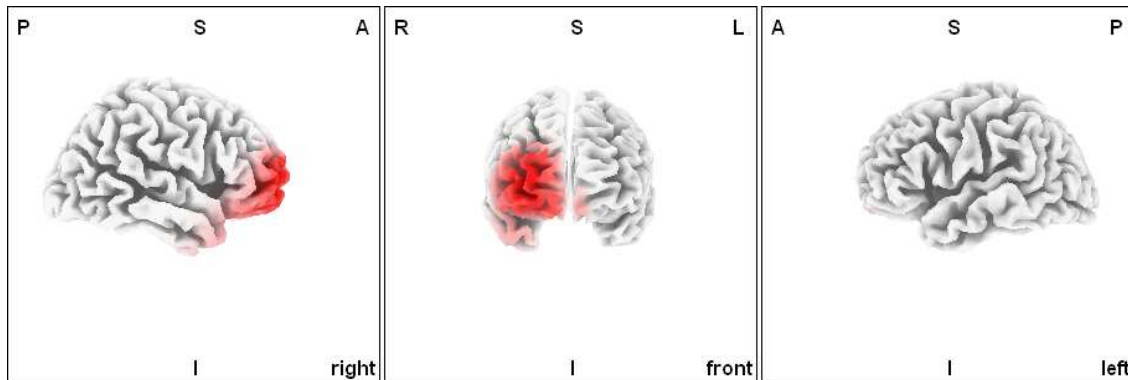


Figura 4.5: Sèrie temporal representant els pestanyeigs dels ulls, extreta amb ICA d'un enregistrament real.

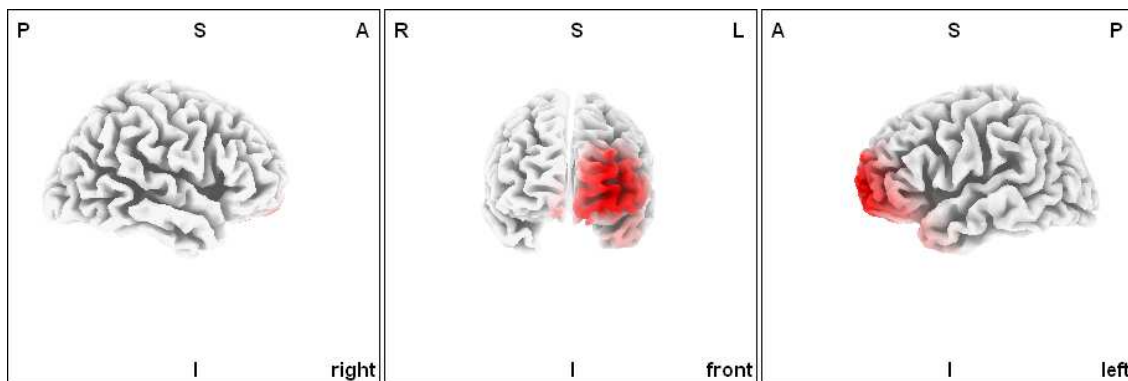
Per realitzar la simulació de les dades, es va utilitzar la sèrie temporal presentada a la Figura 4.5, i es van escollir dos dipols per ubicar l'activitat de cada ull, la ubicació dels quals es presenta a la Figura 4.6.

Un aspecte per comentar és que a la realitat no tindriem aquestes activitats ubicades al còrtex, sinó que provindrien dels músculs, però amb el model del cap que fem servir, on només hi ha la relació entre els elèctrodes i el còrtex, s'ha de fer l'aproximació d'ubicar aquests dipols al còrtex. Un altre aspecte a remarcar, és que tot i escollir diferents ubicacions espacials, es va simular que els ulls tinguessin la mateixa sèrie temporal, ja que a priori el moviment de pestanyeig és el mateix per als dos ulls, no hi ha retard entre ells.

Dipol activitat ull dret



Dipol activitat ull esquerre



LORETA-KEY

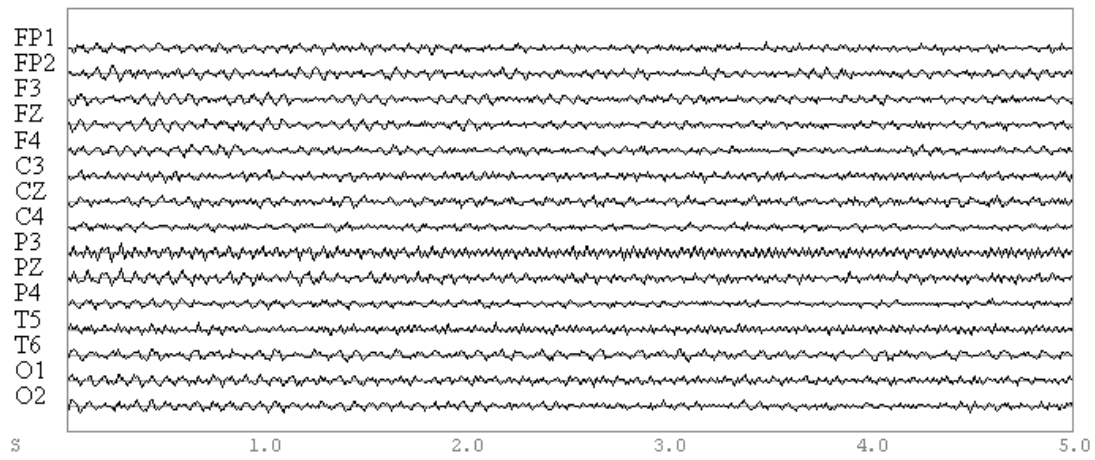
L:left, R:right, A:anterior, P:posterior, S:superior, I:inferior

Figura 4.6: Ubicació al còrtex dels dipols amb l'activitat de l'ull dret i l'ull esquerre

La simulació de les dades EEG netes es va fer amb les activitats presentades a la Figura 4.4, amb la ubicació espacial que indiquen la Figura 4.2 i la Figura 4.3. Un total de 4 dipols van ser simulats. Les dades simulades sense artefactes, dades EEG netes, es presenten a la Figura 4.7.

La simulació de les dades EEG naturals, es va fer amb les activitats presentades a la Figura 4.4 amb la ubicació espacial que indiquen la Figura 4.2 i la Figura 4.3, i l'activitat presentada a la Figura 4.5, amb la ubicació espacial que indica la Figura 4.6. Les dades simulades amb pestanyeigs, dades EEG naturals, es presenten a Figura 4.7.

Dades EEG netes



Dades EEG naturals

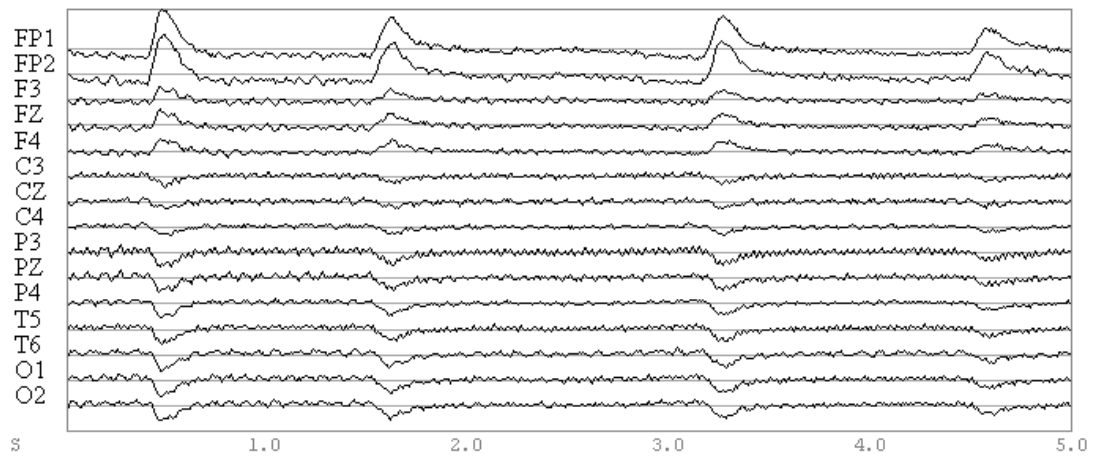


Figura 4.7: Fragment de 5 segons de les dades EEG simulades.

4.2 Mètodes utilitzats

Les dades simulades van ser netejades amb els procediments de neteja presentats a la secció 3.4, el mètode de neteja teòric (secció 3.4.1), el mètode de neteja per mode comú (secció 3.4.2) i el mètode de neteja per coherència (secció 3.4.3).

Per comprovar la millora de cada una de les tècniques es va realitzar una comparació entre les dades netejades amb cada mètode. Els mètodes utilitzats per comparar van ser: una inspecció visual per observar la presència d'artefactes, calcular la correlació entre les dades netejades amb cada mètode de neteja i les dades sense artefactes (dades EEG netes), i fer una comparativa freqüencial dels resultats obtinguts per a cada mètode, per veure si hi havia una pèrdua d'informació en les dades netejades. La Figura 4.8 resumeix els mètodes utilitzats.

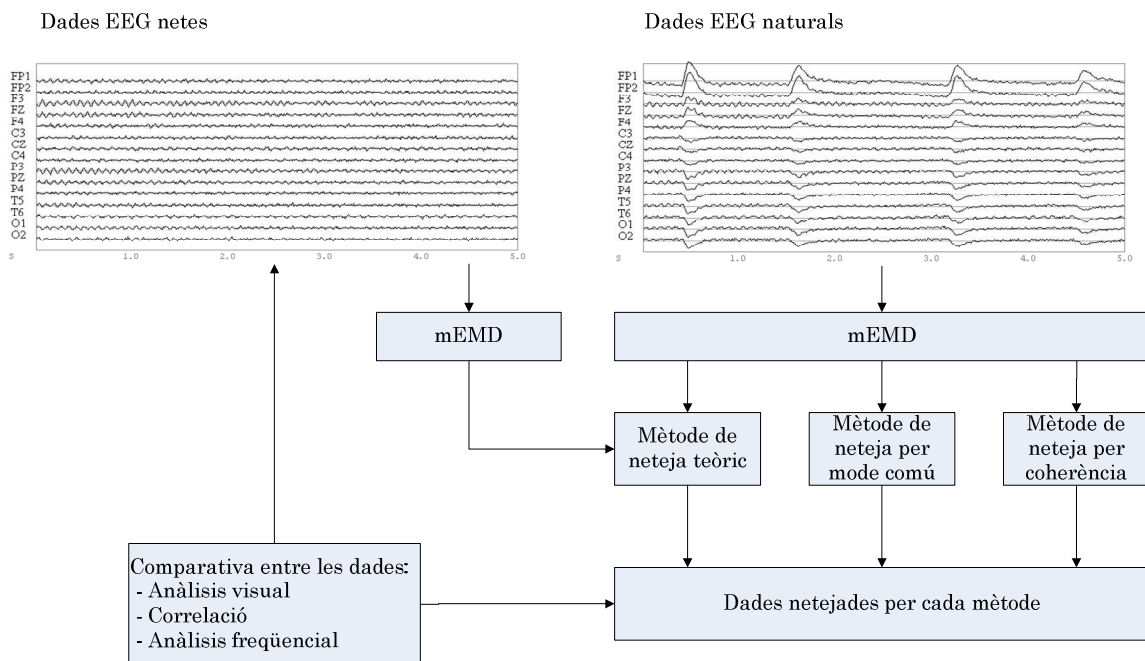
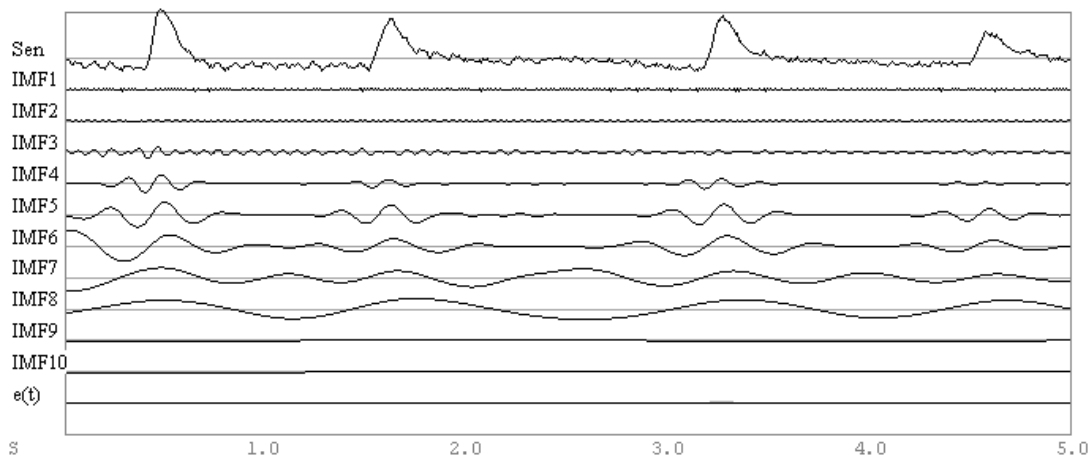


Figura 4.8: Resum dels mètodes utilitzats per netejar les dades amb els mètodes de neteja proposats, i per comparar els resultats obtinguts amb senyals EEG sense artefactes.

4.3 Resultats obtinguts

La descomposició *mEMD* va ser aplicada sobre les dades EEG naturals i les dades EEG netes abans d'aplicar qualsevol dels mètodes de neteja. Un exemple de les dues descomposicions pel sensor FP1 es presenta a la Figura 4.9. En la descomposició es van obtenir 10 IMF i el residu $\varepsilon_n(t)$ per les dades EEG naturals i 11 IMF i el residu $\varepsilon_n(t)$ per les dades EEG netes.

Descomposició sensor FP1 dades EEG naturals



Descomposició sensor FP1 dades EEG netes

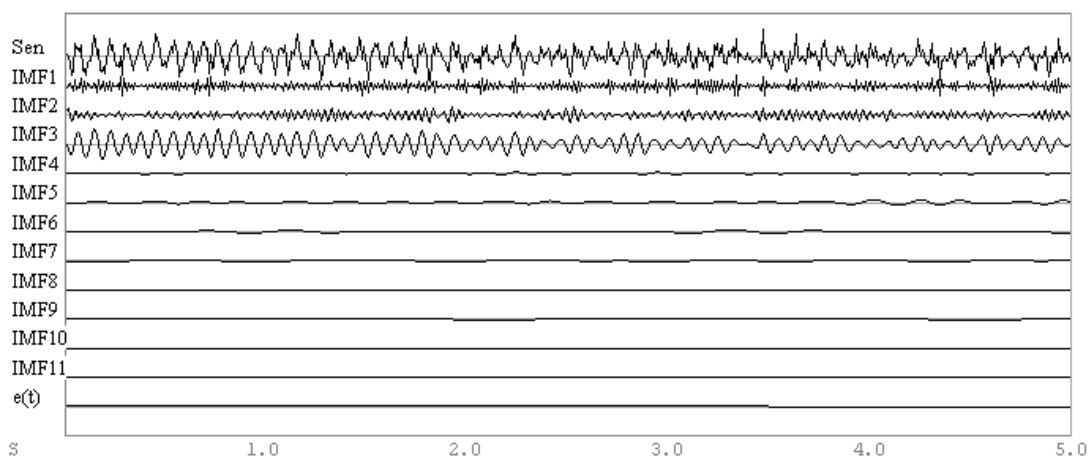


Figura 4.9: Exemple de descomposició *mEMD* sobre l'elèctrode FP1, de les dades simulades EEG natural i les dades EEG netes.

Resultats Mètode de neteja teòric

Com s'ha presentat a la secció 3.4.1, aquest mètode es basa en la comparació entre els IMF que s'obtenen al realitzar la descomposició mEMD de les dades EEG naturals i EEG netes. Si observem la Figura 4.9, veiem que en aquest cas el nombre d'IMF no és el mateix per als dos conjunts de dades. Per tant, el que es va fer a l'hora de fer la comparació, va ser comparar els 10 primers IMF i el senyal $\varepsilon_n(t)$ dels dos tipus de dades, i després fer la mateixa comparació, però amb un desfasament d'1 IMF per a les dades EEG netes.

Els IMF que presentaven $|r| < 0.8$ van ser eliminats del procés de reconstrucció. Els IMF eliminats per a cada sensor es presenten a la Taula 4.1.

Sensor	IMF Eliminats
Fz i O1	4, 5, 6, 7, 8 i 9
F4, C3, P4, P3, T5, T6 i O2	4, 5, 6, 7, 8, 9 i 10
F3 i C4	4, 5, 6, 7, 8, 9 i $\varepsilon_n(t)$
FP1, FP2, Cz i Pz	4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 i $\varepsilon_n(t)$

Taula 4.1: Modes eliminats amb el mètode de neteja teòric

Resultats mètode de neteja per mode comú:

Aquest mètode, a diferència de l'anterior, només necessita les dades EEG naturals per treballar, tal com s'ha presentat a la secció 3.4.2.

Un cop aplicada la descomposició mEMD sobre les dades EEG naturals, es va calcular l'índex de comunalitat (IC), que es presenta a la Figura 4.10. Els IMF que presenten un valor $|r| \geq 0.8$ van ser eliminats en el procés de reconstrucció.

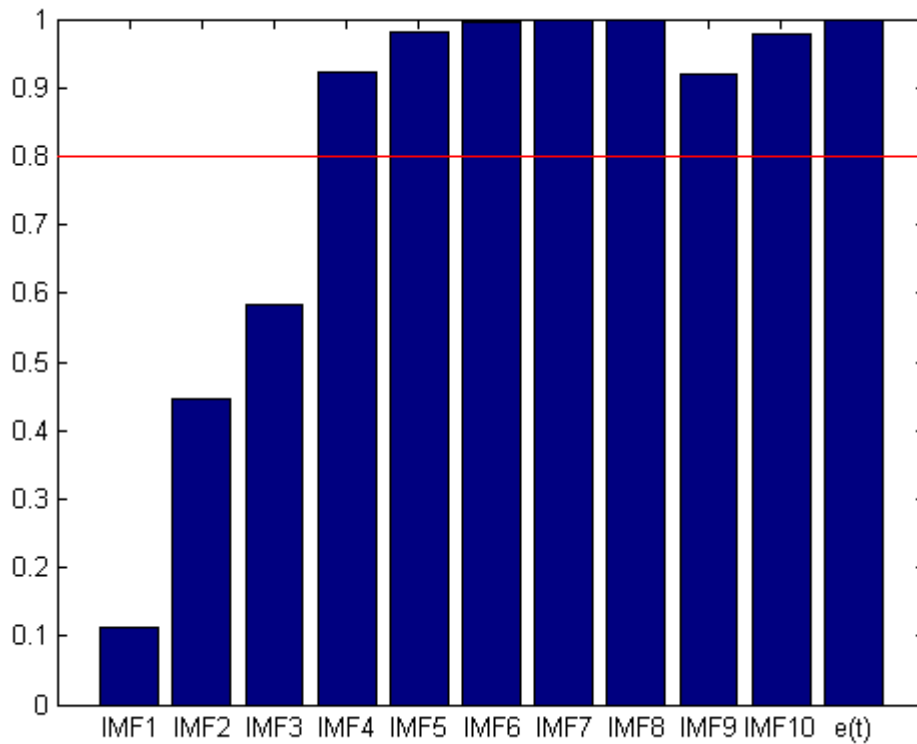


Figura 4.10: Índex de comunalitat del mètode de neteja per mode comú. La línia vermella indica el llindar de decisió. Els modes que presenten $|r| \geq 0.8$ van ser eliminats en el procés de reconstrucció del senyal

Els IMF eliminats en el procés de reconstrucció per a tots els sensors són els que es mostren a la Taula 4.2.

Sensors	IMF Eliminats
Tots els sensors	4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 i $\varepsilon_n(t)$

Taula 4.2: Modes eliminats amb el mètode de neteja per mode comú.

Resultats mètode de neteja per coherència:

Amb les fòrmules presentades a la secció 3.4.3, la coherència va ser calculada entre cada IMF o $\varepsilon_n(t)$ i el seu senyal original. L'estimació de la transformada discreta de Fourier per calcular la *cross-spectra matix*, va ser feta en finestrant els senyals amb un finestra del tipus 'hamming' de llargada 1 segon, i un solapament del 50% entre finestres. Una mitjana de

totes les *cross-spectra matix* va ser feta abans de calcular la coherència. La coherència va ser calculada per totes les freqüències entre 1 i 40 Hz, amb un 1Hz de resolució.

La Figura 4.11 presenta la coherència obtinguda entre cada IMF obtingut en la descomposició mEMD i el senyal original del sensor FP1. Les coherències obtingudes per a la resta de sensors es presenten al capítol 8 a l'Annex A.

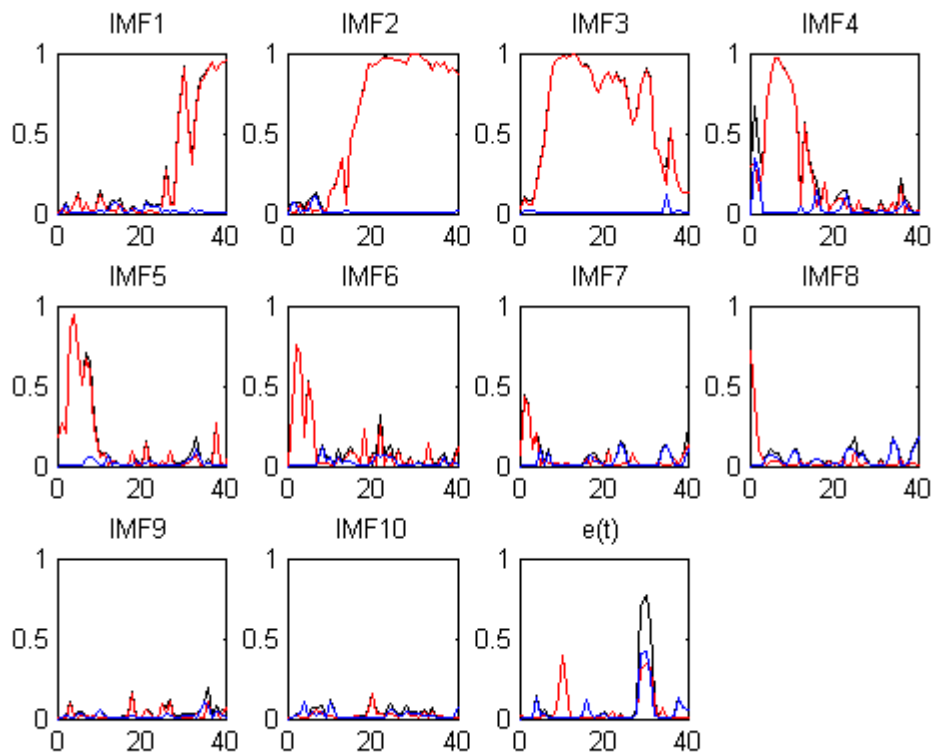


Figura 4.11: Coherència entre cada IMF obtingut i el senyal original del sensor FP1. En negre, la coherència ordinària; en vermell, la coherència instantània i en blau la coherència *lagged*.

Com es pot veure a la Figura 4.11 i en la resta de figures presentades en l'Annex A, generalment no hi ha diferència entre les coherències ordinària i instantània, el que vol dir que els modes obtinguts estan en fase respecte del senyal original. Per tant, podem establir una relació directa entre l'activitat

d'aquests modes i determinades activitats del senyal original, com per exemple els artefactes.

D'altra banda, els resultats obtinguts són consistents amb el que sabem de la teoria, ja que els primers IMF presenten coherències pròximes a 1 a les altes freqüència, i a mesura que va augmentat el nombre d'IMF la coherència apareix en les freqüències més baixes. Això vol dir que els primers IMF capturen les altes freqüències mentre que els últims capturen les freqüències més baixes. Veiem que els tres primers modes presenten una coherència a altes freqüències, del mode 4 fins al mode 8, presenten coherències en el nostre rang d'interès (de 0 a 5 Hz) i els últims modes (IMF 9 i IMF10) no presenten una coherència significativa en cap rang de freqüència.

Amb aquest procediment de neteja es van eliminar els modes que presentaven $\rho^2 > 0.4$ en el rang de freqüències de 0 fins a 5 Hz. La Taula 4.3 presenta els modes que van ser eliminats amb aquest mètode de neteja.

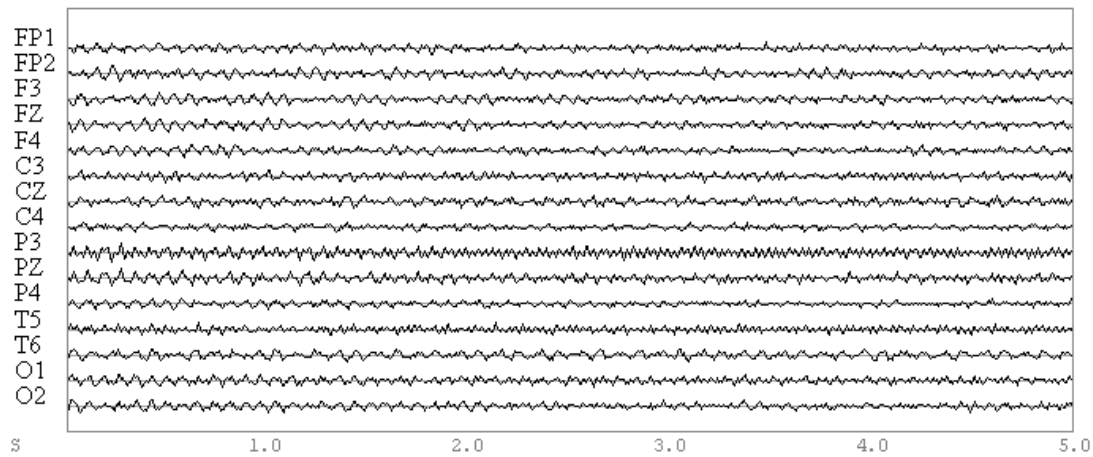
Sensors	IMF Eliminats
Tots els sensors	4,5,6,7 i 8

Taula 4.3: Modes eliminats amb el mètode de neteja per coherència

4.4 Comparativa dels resultats

Tal com es presenta a la Figura 4.8, inicialment una comparació visual va ser feta entre les dades reconstruïdes i les dades EEG netes. Aquestes dades es presenten a la Figura 4.12 i a la Figura 4.13. En totes les dades reconstruïdes veiem que han desaparegut els pestanyeigs, i que totes presenten una gran similitud amb les dades netes simulades.

Dades EEG netes simulades



Dades EEG netejades amb el mètode teòric

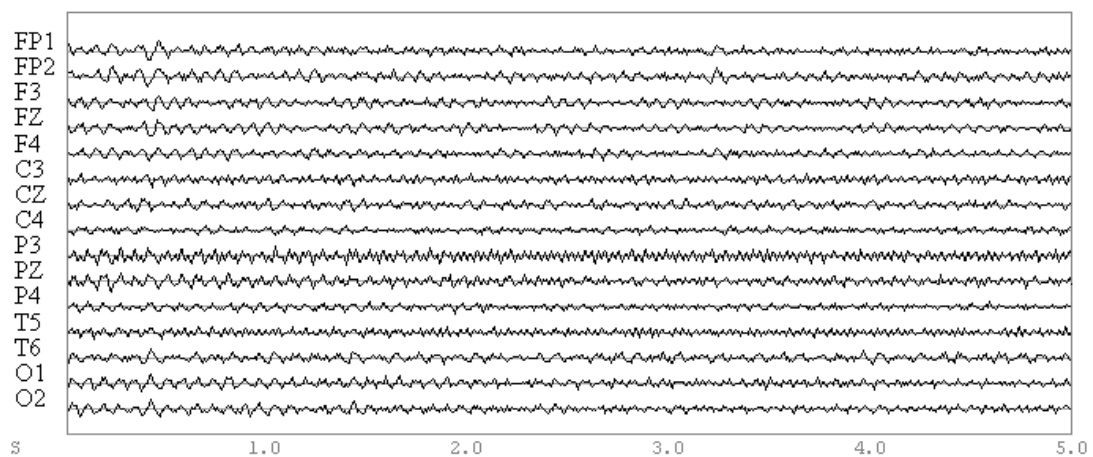
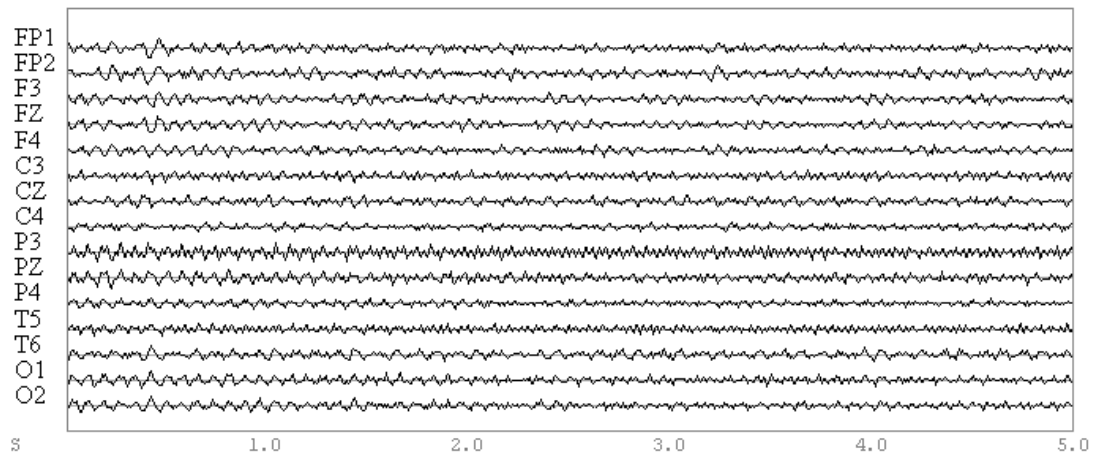


Figura 4.12: Fragment de 5 segons de les dades EEG netes i les dades netejades amb el mètode teòric.

Dades EEG netejades amb el mètode per mode comú



Dades EEG netejades amb el mètode de la coherència

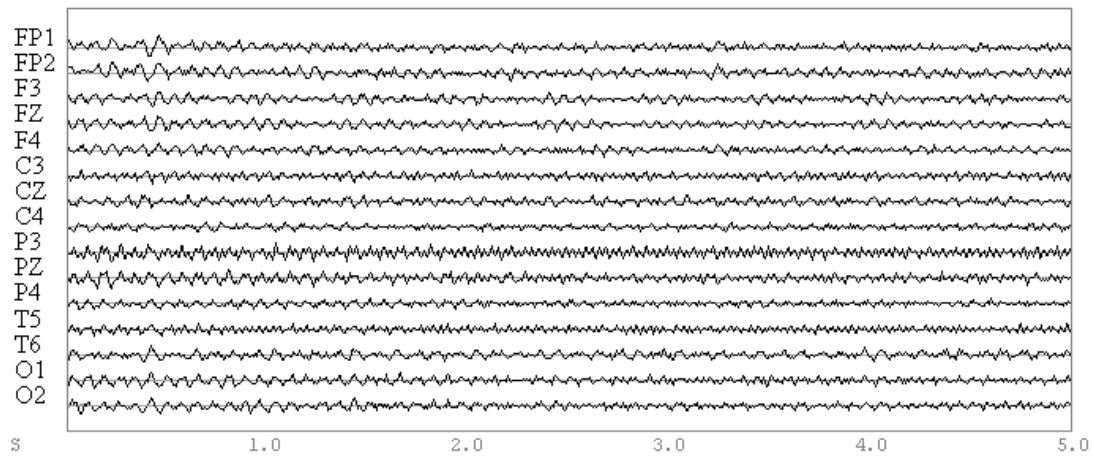


Figura 4.13: Fragment de 5 segons de les dades netejades amb el mètode per mode comú i les dades netejades amb el mètode de la coherència.

El següent pas a l'hora de realitzar la comparació dels resultats va ser calcular la correlació entre les dades reconstruïdes amb cada mètode i les dades EEG netes. La Figura 4.14 presenta la correlació obtinguda per a cada sensor.

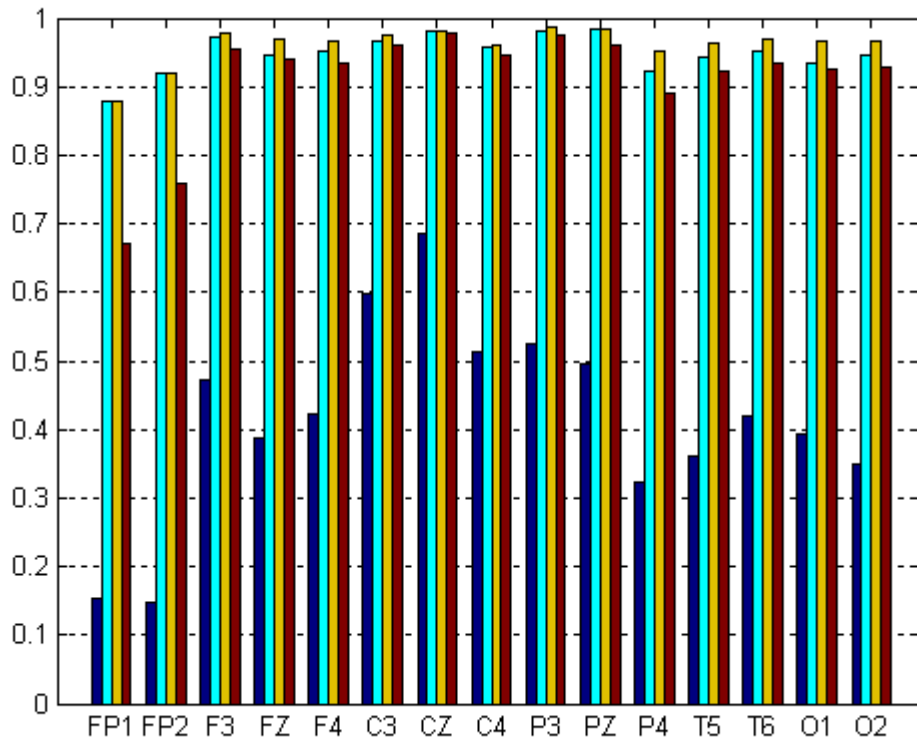


Figura 4.14: Comparativa dels resultats obtinguts. Es va calcular la correlació entre les dades EEG netes i els diferents senyals, EEG natural (blau fosc), dades reconstruïdes amb el mètode de neteja teòric (cian), dades reconstruïdes amb el mètode de neteja per mode comú (groc) i les dades netejades amb el mètode de neteja per coherència (vermell).

La Figura 4.14 mostra que les dades EEG natural (blau fosc), presenten una correlació molt baixa amb les dades EEG netes, per tant, veiem que els pestanyeigs introdueixen una forta distorsió als senyals EEG, sobretot als elèctrodes frontals on hi ha un correlació inferior a 0.2. Els resultats presenten que qualsevol dels mètodes utilitzats per eliminar els pestanyeigs augmenta significativament la correlació. Les dades netejades amb el mètode teòric (cian) i les dades netejades amb el mètode comú (groc) són les que presenten els millors resultats per a tots els sensors, amb una correlació sempre superior a 0.85, en tots els elèctrodes. Les dades netejades amb el mètode de la coherència (vermell) presenten una correlació molt baixa en els sensors frontals FP1 i FP2. En canvi, per a la resta de sensors, els resultats aconseguits són molt similars als que s'han obtingut amb els altres mètodes.

Els resultats presenten que el millor mètode per eliminar els pestanyeigs de les dades és el mètode de neteja per mode comú, ja que les dades netejades amb aquest mètode sempre presenten la correlació més alta amb les dades EEG netes.

Finalment, es va fer una comparativa freqüencial dels senyals reconstruïts amb cada mètode. L'estimació dels espectres es va fer en finestrant els senyals amb un finestra del tipus 'hamming' de llargada 1 segon, obtenint una resolució de 1 Hz. Es va realitzar un solapament del 50% entre finestres. La mitjana de tots els espectres va ser calculada. Els espectres resultants es presenten a la Figura 4.15. En aquesta figura es presenten els resultats pels sensors FP1 i FP2, al capítol 8 a l'Annex B es presenten els resultats per a la resta de sensors.

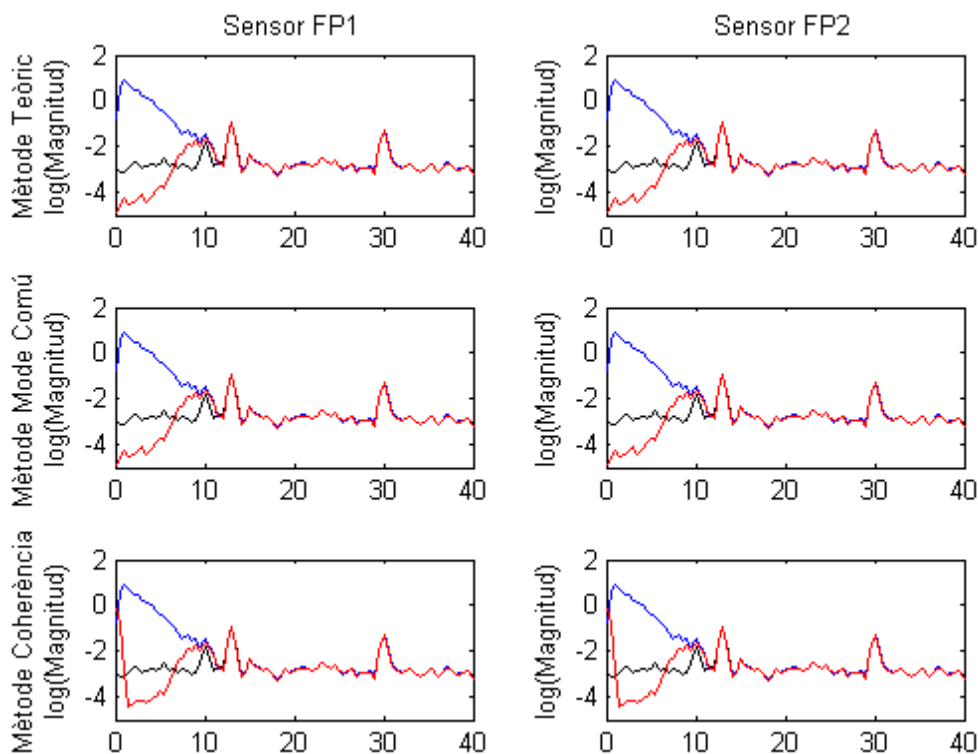


Figura 4.15: Comparativa de l'espectre de les dades reconstruïdes amb cada mode (files) per als sensors FP1 (columna esquerra) i FP2 (columna dreta). En blau, les dades EEG natural; en negre, les dades EEG netes i, en vermell, les dades reconstruïdes amb cada mètode.

Si fem una comparativa entre els mètodes, veiem que les dades netejades amb el mode comú i amb el mètode teòric, no presenten un augment de potència a les baixes freqüències, en canvi, l'espectre de les dades reconstruïdes amb mètode de la coherència augmenten la potència per acabar tenint una component contínua (0 Hz) igual que la que presenta el senyal amb pestanyeigs. Això és degut al fet que el mètode de neteja per mode comú i el mètode teòric han eliminat tots els IMF de baixa freqüència i el residu $\varepsilon_n(t)$ en els sensors FP1 i FP2 (Taula 4.1 i Taula 4.2), en canvi el mode de neteja per coherència ha deixat els IMF de més baixa freqüència i el residu $\varepsilon_n(t)$, tal com s'ha presentat a la Taula 4.3.

Per veure l'aportació freqüencial de cada mode, a continuació es presenten la Figura 4.16 i la Figura 4.17. La Figura 4.16 presenta l'aportació freqüencial dels tres primers IMF obtinguts en la descomposició del senyal FP1. Veiem que amb només aquests tres IMF podem aproximar l'espectre del senyal EEG natural a partir dels 10 Hz. La Figura 4.17 presenta la resta de IMF, (de l'IMF 4 fins a l'IMF 10). Veiem que aquests ens aporten informació de baixa freqüència, i que els necessitem tots per aconseguir el mateix espectre que el senyal EEG natural a les baixes freqüències. Cadascun d'ells ens aporta cada cop informació de més baixa freqüència, fins arribar al residu, que només presenta component contínua.

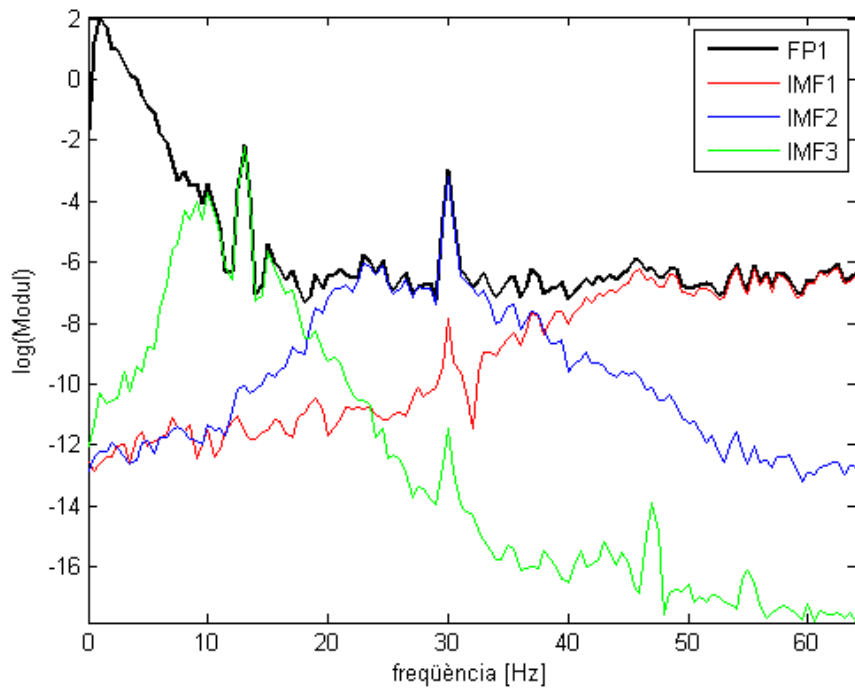


Figura 4.16: Representació freqüencial dels tres primers IMF obtinguts (vermell, blau i verd), i del senyal original del sensor FP1.

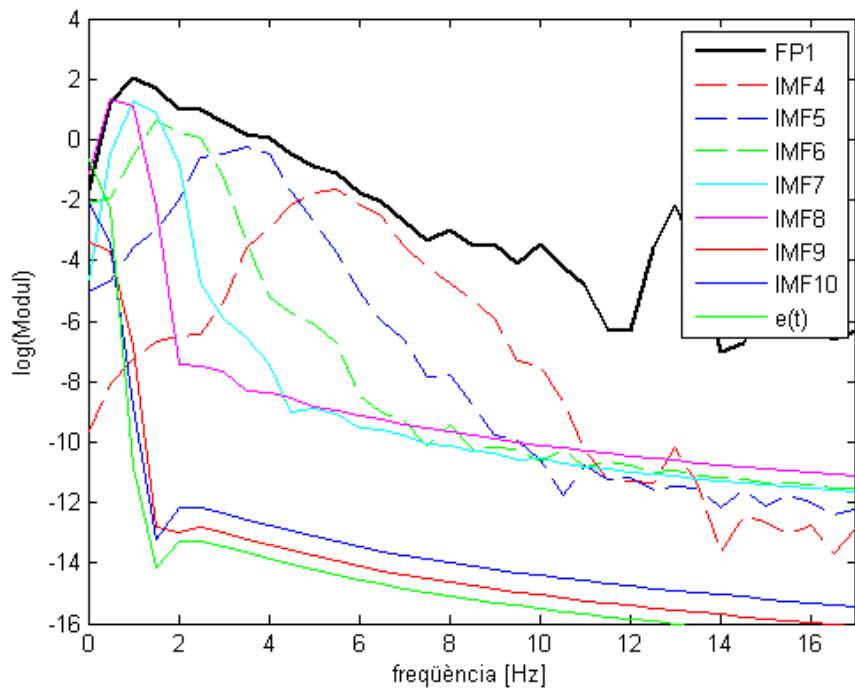


Figura 4.17: Representació freqüencial dels vuit últims IMF obtinguts i del senyal original del sensor FP1.

Aquestes figures demostren que els resultats presentats a la Figura 4.15 tenen sentit, ja que, per exemple, el mètode de neteja per coherència, que no ha eliminat els últims IMF, presenta un increment de molt baixa freqüència, que és deguda a les components no eliminades.

D'altra banda, aquestes figures també ens presenten que l'espectre del senyal reconstruït és el millor que es podia aconseguir, ja que no hi ha cap IMF que ens aportï energia que no sigui dels pestanyeigs a les baixes freqüències. Per tant, els senyals reconstruïts aconseguixen un espectre el més pròxim possible a les dades EEG netes.

Finalment, mirant els resultats obtinguts podem dir que el mètode de neteja per mode comú és el que presenta millors resultats, ja que els resultats que obtenim amb aquest mètode sempre presenten la correlació més alta amb les dades EEG netes, i el seu espectre de potència és el millor que es pot reconstruir.

5 Resultats amb dades reals

En aquest capítol es presenten els resultats obtinguts d'aplicar els mètodes de neteja d'artefactes presentats al capítol 3 sobre dades reals. A la secció 5.1 es presenten les dades EEG que van ser utilitzades per a l'estudi. A la secció 5.2 es presenten els mètodes utilitzats. La secció 5.3 presenta els resultats obtinguts després d'aplicar cada un dels mètodes de neteja i, finalment, la secció 5.4 presenta una comparativa dels resultats obtinguts per cada un dels mètodes.

5.1 Dades EEG

Les dades EEG utilitzades en aquesta secció són dades que provenen d'un enregistrament real (Tognolli et al. 2006). Inicialment, aquestes dades van ser enregistrades amb 60 elèctrodes, una freqüència de mostreig de 1000 Hz, durant 1 minut.

Per poder fer una comparació significativa amb les dades que es presenten al capítol 4, només es van utilitzar en aquest estudi les dades de 15 elèctrodes, que són els que presenta la Figura 5.1. Els elèctrodes seleccionats són els mateixos que s'han utilitzat en el capítol 4.

Es va aplicar un preprocessament a les dades abans d'aplicar els mètodes de neteja:

- Es va aplicar un filtre passa banda entre 0.5 Hz i 50 Hz
- Les dades van ser remostrejades de 1 kHz a 128 Hz amb el mètode de la *cubic spline interpolation*. (Congedo et al, 2002)
- Es van seleccionar 10 segons de dades per a l'estudi

Un fragment de 5 segons d'aquestes dades es presenta a la Figura 5.2.

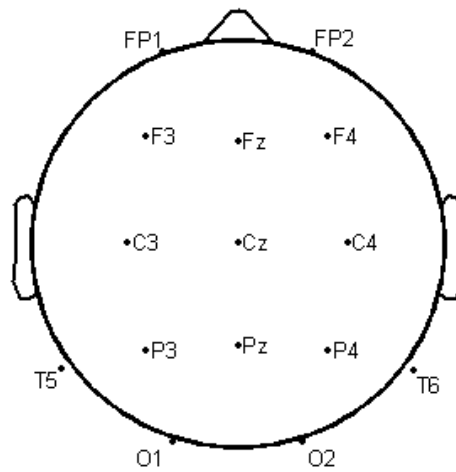


Figura 5.1: Ubicació dels 15 elèctrodes seleccionats de l'enregistrament real EEG.

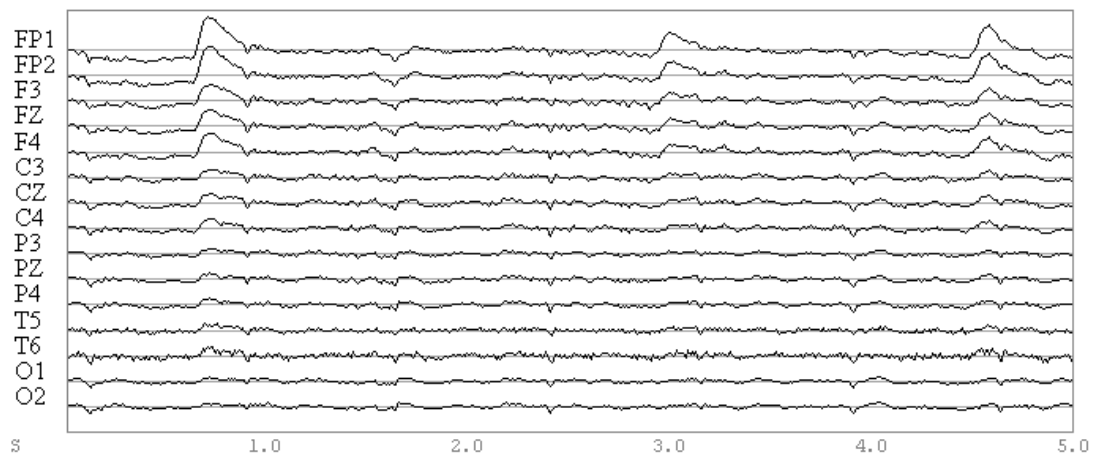


Figura 5.2: Fragment de 5 segons de l'enregistrament EEG.

5.2 Mètodes utilitzats

Les dades EEG reals van ser netejades amb els procediments de neteja presentats a la secció 3.4. En aquest cas, però, al tractar-se de dades reals, només es van utilitzar el mètode de neteja per mode comú (secció 3.4.2) i el mètode de neteja per coherència (secció 3.4.3).

Per comprovar la millora de les dades netejades, es va realitzar una inspecció visual de les dades i una comparació freqüencial. La Figura 5.3 resumeix els procediments utilitzats.

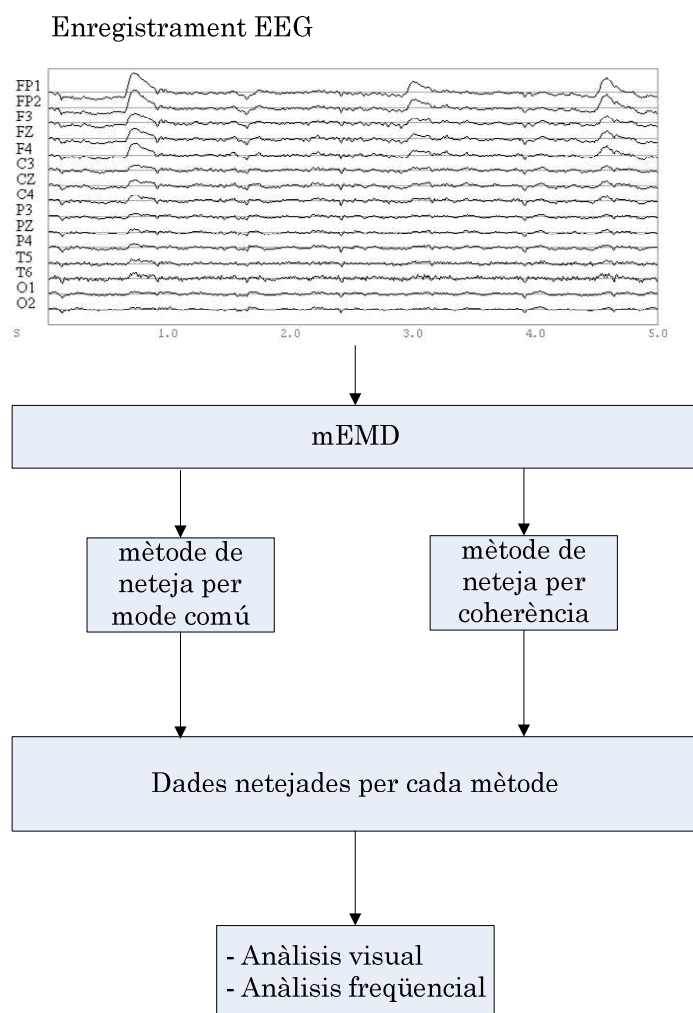


Figura 5.3: Resum dels mètodes utilitzats per realitzar la neteja de l'enregistrament EEG.

5.3 Resultats

Abans d'aplicar qualsevol dels mètodes de neteja, es va aplicar la descomposició *mEMD* sobre les dades EEG reals. Un exemple de la descomposició per al sensor FP1 es presenta a la Figura 5.4. En la descomposició es van obtenir 11 IMF i el residu $\varepsilon_n(t)$.

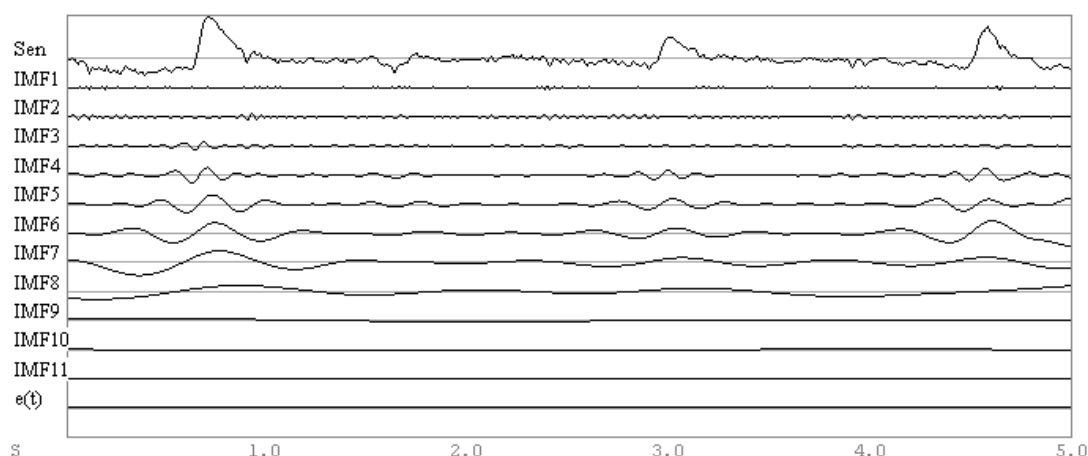


Figura 5.4: Exemple de la descomposició *mEMD* sobre el sensor FP1.

Els resultats obtinguts a la Figura 5.4 són consistents amb els que s'han obtingut al capítol 4, a la Figura 4.9. Els modes centrals presenten un mode oscil·latori relacionat amb els artefactes.

Resultats mètode de neteja per mode comú

Aquest mètode de neteja va ser aplicat a la descomposició *mEMD* de les dades reals, tal com es descriu a la secció 3.4.2.

Un cop aplicada la descomposició *mEMD* sobre les dades EEG, es va calcular l'índex de comunalitat (*IC*), que es presenta a la Figura 5.5.

Els IMF que presenten un valor $|r| \geq 0.8$ van ser eliminats en el procés de reconstrucció.

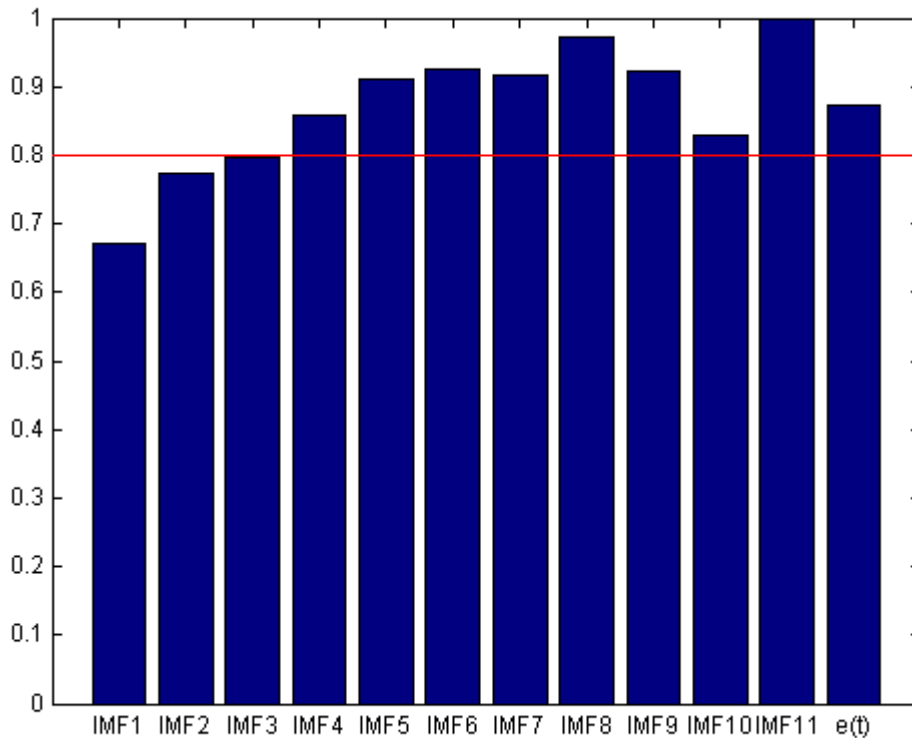


Figura 5.5: Índex de comunalitat del mètode de neteja per mode comú. La línia vermella indica el llindar de decisió, els modes que presenten $|r| \geq 0.8$ són eliminats en el procés de reconstrucció del senyal.

Com presenta la Figura 5.5 els IMF eliminats en el procés de reconstrucció per a tots els sensors són:

Sensors	IMF Eliminats
Tots els sensors	4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11 i $\varepsilon_n(t)$

Taula 5.1: Modes eliminats amb el mètode de neteja per mode comú.

Resultats mètode de neteja per coherència:

La coherència va ser calculada entre cada IMF o $\varepsilon_n(t)$ i el seu senyal original. L'estimació de la transformada discreta de Fourier per calcular la *cross-spectra matix* es va fer en finestrant els senyals amb un finestra del tipus 'hamming' de llargada 1 segon, i un solapament del 50% entre

finestres. Una mitjana de totes les *cross-spectra matix* va ser feta abans de calcular la coherència. La coherència va ser calculada per totes les freqüències entre 1 i 40 Hz, amb un 1Hz de resolució.

La Figura 5.6 presenta la coherència obtinguda entre cada IMF i el senyal original del sensor FP1. Al capítol 8 a l'Annex C es presenten els resultats obtinguts pels altres sensors.

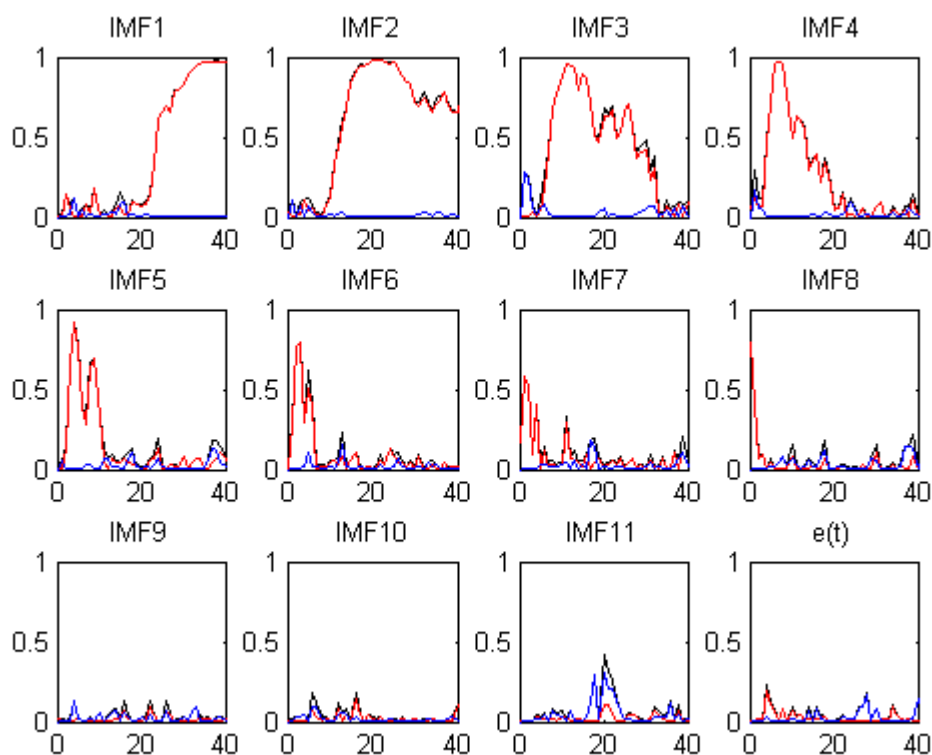


Figura 5.6: Coherència entre cada IMF obtingut i el senyal original del sensor FP1. En negre, la coherència ordinària; en vermell, la coherència instantània i en blau la coherència *lagged*.

Com es pot veure a la Figura 5.6 i a l'Annex C, un altre cop no hi ha diferència entre les coherències ordinària i instantània. Els primers IMF mostren una coherència alta a les altes freqüències mentre que els últims la mostren a les freqüències més baixes. Veiem que els tres primers modes presenten una coherència alta a altes freqüències, del mode 4 fins al mode 8 presenten coherències en el nostre rang d'interès (de 0 a 5 Hz) i els últims

modes (IMF 9, IMF 10 i IMF 11) no presenten una coherència significativa en cap rang de freqüència.

Amb aquest procediment de neteja es van eliminar els modes que presentaven $\rho^2 > 0.4$ en el rang de freqüències de 0 fins a 5 Hz. La Taula 5.2 presenta els modes que van ser eliminats amb aquest mètode de neteja.

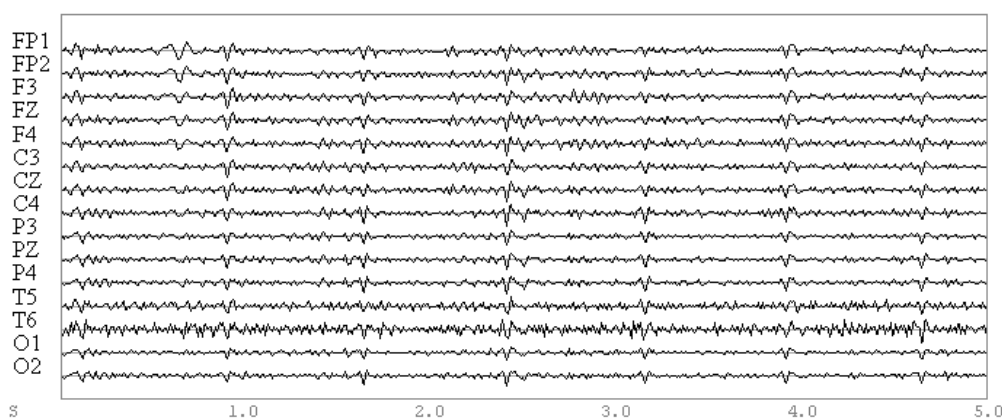
Sensors	IMF eliminats
Tots els sensors	4,5,6,7 i 8

Taula 5.2: Modes eliminats amb el mètode de neteja per coherència.

5.4 Comparativa dels resultats

Tal com presenta la Figura 5.3, una comparació visual va ser feta entre les dades reconstruïdes amb els dos mètodes de neteja, que es presenten a la Figura 5.7. En les dades reconstruïdes veiem que han desaparegut els pestanyes. Veiem que les dades netejades amb el mètode de la coherència, presenten, però, una oscil·lació de molt baixa freqüència a causa dels IMF que no ha eliminat.

Dades EEG netejades amb el mètode comú



Dades EEG netejades amb el mètode de la coherència

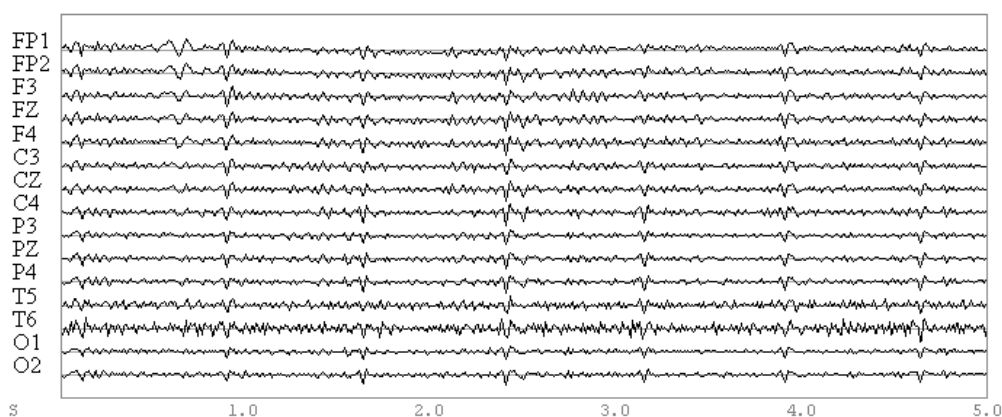


Figura 5.7: Fragment de 5 segons de les dades netejades amb el mètode mode comú i les dades netejades amb el mètode de la coherència.

Es va fer una comparativa freqüencial dels senyals reconstruïts amb cada mètode. L'estimació dels espectres es va fer en finestrant els senyals amb una finestra del tipus *'hamming'* de llargada 1 segon, obtenint una resolució d'1 Hz. Es va realitzar un solapament del 50% entre finestres. La mitjana de tots els espectres va ser calculada. Els espectres resultants es presenten a la Figura 5.8 per als elèctrodes FP1 i FP2. Al capítol 8 a l'Annex D es presenten els resultats obtinguts per als altres 13 elèctrodes.

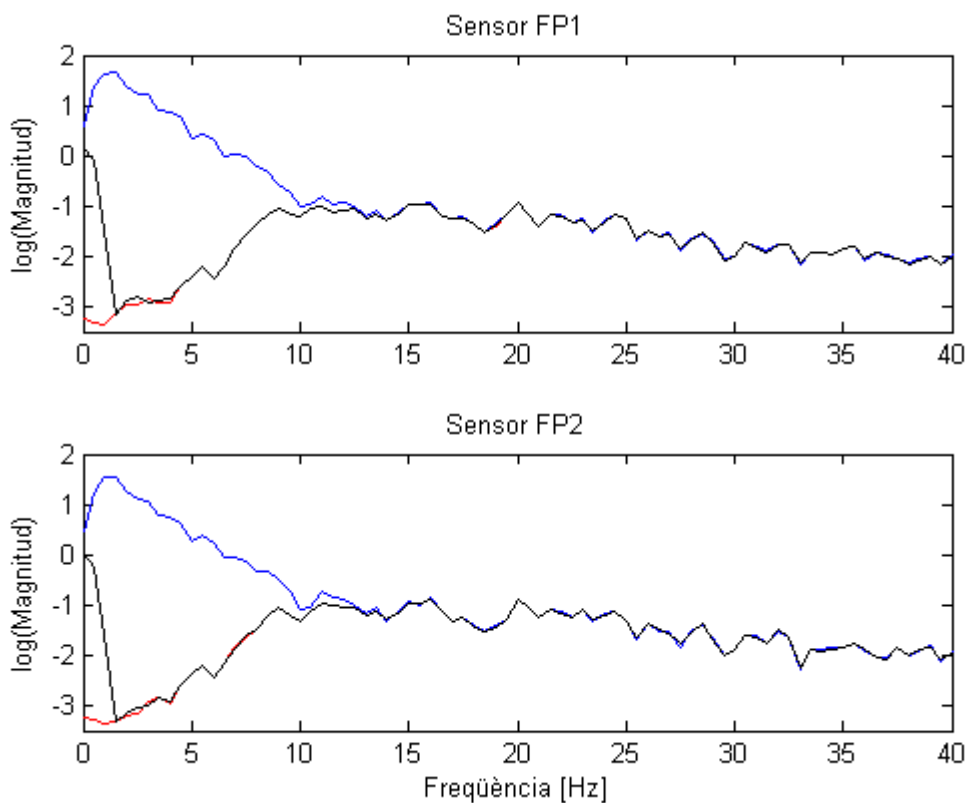


Figura 5.8: Comparativa dels espectres de potència dels senyals reconstruïts i les dades EEG reals per als sensors FP1 i FP2. En blau, les dades EEG reals; en vermell, les dades EEG reconstruïdes amb el mètode de neteja per mode comú i en negre les dades EEG reconstruïdes amb el mètode de neteja per coherència.

Els espectres de potència dels senyals reconstruïts mostren que en les altes freqüències no hi ha diferències entre els senyals originals i els senyals reconstruïts. En canvi, en les baixes freqüències la potència dels senyals reconstruïts és molt inferior a la potència dels senyals EEG reals.

Els resultats presentats són consistents amb els que s'han presentat en el capítol 4, ja que el mètode de neteja per mode comú no presenta un increment de potència a les molt baixes freqüències, per tant, el senyal reconstruït per aquest mètode s'acostaria més als senyals sense artefactes que no pas als senyals reconstruïts per al mètode de la coherència.

6 Conclusió

En aquest treball s'han presentat tres nous mètodes per realitzar la neteja d'artefactes dels senyals EEG. Aquestes mètodes estan basats en l'aplicació d'una nova tècnica que descompon un senyal multisensorial $x(t)$ en diferents modes oscil·latoris. En els capítols 4 i 5 s'han presentat els resultats d'aplicar aquests mètodes de neteja sobre dades EEG simulades i sobre dades EEG reals.

6.1 Conclusions per a cada mètode

Les conclusions extretes per a cada mètode es presenten a continuació:

Mètode de neteja teòric

Aquest mètode s'ha presentat només com a mètode il·lustratiu, per poder realitzar una comparació respecte als altres dos procediments de neteja presentats. Com s'ha vist, la comparació de modes de les dades EEG netes i EEG naturals ens permet discriminar clarament quins són els modes que presenten o no presenten artefactes.

A banda del problema que cal disposar de les dades EEG netes, i precisament això és el que no tenim en realitat, una altra de les limitacions que presenta aquest mètode és que en realitzar la descomposició mEMD dels dos conjunts de dades podem no obtenir el mateix nombre de modes (IMF), per tant quan fem la comparació entre IMF podem estar comparant dos modes que no presentin les mateixes freqüències.

Mètode de neteja per mode comú

Per aplicar aquest mètode de neteja només es necessiten les dades EEG naturals, per tant aquest mètode pot ser utilitzat en un cas real. El mètode

de neteja per mode comú és el que aconsegueix netejar de forma més eficient els artefactes visuals dels senyals l'EEG.

Veiem, doncs, que és una bona estratègia buscar modes comuns, ja que els pestanyegs estan presents en tots els elèctrodes.

Mètode de neteja per coherència

El mètode de neteja per coherència també ha presentat una millora de les dades, però aquesta millora ha estat sempre inferior a les presentades pels altres dos mètodes.

Les dades netejades amb aquest mètode sempre presenten components de molt baixa freqüència o bé una component contínua que no s'ha eliminat. Aquestes components no eliminades són les que ens fan obtenir pitjors resultats.

Com a conclusió d'aquest mètode podem dir que l'ús de la coherència com a procediment de neteja no és el més adequat, però que tot i això presenta una millora de les dades.

6.2 Conclusions generals

Els mètodes de neteja exposats en aquest treball han obtingut millores respecte a les dades EEG originals que presentaven interferències causades pels pestanyegs. Els resultats obtinguts sobre dades simulades han representat una millora molt significativa respecte a les dades amb artefactes, aconseguint resultats que sempre tenien una correlació superior a 0.85 amb les dades sense artefactes.

Per altra banda, l'ús de la *mEMD* ha servit per presentar una nova tècnica de processament de senyal que fins al moment no havia estat utilitzada en aquest tipus d'aplicacions. Aquests resultats ens mostren, doncs, que l'ús de

la mEMD pot ser un bon procediment per realitzar el pretractament de les dades EEG per eliminar senyals indesitjats.

6.3 Treball futur

Veient els resultats obtinguts, per a un futur treball algunes de les noves línies de recerca que es podrien provar són:

- Buscar un nou mètode per classificar els IMF obtinguts en la descomposició mEMD, per exemple classificar-los a través de paràmetres estadístics com la *Kurtosis*, la *Skewness* o l'*Entropia*.
- Realitzar una comparativa per veure si netegem millor els pestanyeigs amb mEMD que els principals algoritmes ICA, per exemple *JADE*, *SOBI* o *InfoMax*.
- Utilitzar la tècnica de descomposició mEMD per netejar altres tipus d'artefactes com per exemple el moviment lateral dels ulls, o bé moviments musculars.

7 Bibliografía

- CONGEDO, Marco; OZEN, Cem; SHERLIN, Leslie. "Notes on EEG resampling by natural cubic spline interpolation". *Journal of Neurotherapy* 6 (4) (2002).
- CROFT, R.J; BARRY, R.J. "Removal of ocular artefact form the EEG: a review". *Neurophysiol Clin* 30 (2000): 5-19.
- DIEZ, Pablo F.; MUT, Vicente; LAICAR, Eric; TORRES, Abel; AVILLA, Enrique. "Application of the Empirical Mode Decomposition to the Extraction of Features form EEG signals for Mental Task Classification". *31st Annual International Conference of the IEEE EMBS* (2009): 2579-2582.
- HUANG, Norden E.; SHEN, Zheng; LONG ,Steven R.; WU, Manli C.; SHIH, Hsing H.; ZHENG, Quanan; YEN, Nai-Chyuan; TUNG, Chi Chao; LIU, Henry H.; "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis". *Proc. R. Soc. Lond.* 495 (1998): 2317-2345.
- JUNG, Tzyy-Ping; MAKEIG, Scott; WESTERFIELD, Marissa; TOWNSEND, Jeanne; COURCHESNE, Eric; SEJNOWSKI, Terrence J.; "Removal of eye artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects". *Clinical Neurophysiology* 111 (2000): 1745-1758.
- KROPOTOV, Juri. (2009). *Quantitative EEG Event-Related Potentials and Neurotherapy*. San Diego: Academic Press.
- MOLLA, K.I.; TANAKA, T.; RUTKOWSKI, T.M.; CICHOKI, A. "Separation of EOG artifacts from EEG singals using bivariate EMD". *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE Interational Conference On* (2010): 562-565.
- MUTLU, Ali-Yener; AVIYENTE, Selin. "Mutivariate Empirical Mode Decomposition for Quantifying Multivariate Phase Synchronization". *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. (2011): Article ID 615717.
- PASCUAL-MARQUI, R.D. "Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA): technical details. Methods Find. Exp". *Clin. Pharmacol* 24D (2002): 5-12.
- PASCUAL-MARQUI, R.D. "Instantaneous and lagged measurements of linear and nonlinear dependence between groups of multivariate time series: frequency decomposition". arXiv: 0711.1455 (2007).
-

- REHMAN, Naveed; MANDIC, Danilo P. "Empirical Mode Decomposition for Trivariate Signals". *IEEE Transactions on signal processing* 58.3 (2010a).
- REHMAN, Naveed; MANDIC, Danilo P. "Multivariate empirical mode decomposition". *Proc. R. Soc. A* 466 (2010b): 1291-1302.
- RUTKOWSKI, Tomasz M.; CICHOKI, Andrzej; TANAKA, Toshihisa; MANDIC, Danilo P.; CAO, Jianting; RALESCU, Anca L. "Multichannel spectral pattern separation – An EEG processing application". *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (2009a).
- RUTKOWSKI, Tomasz M.; CICHOKI, Andrzej; TANAKA, Toshihisa; RALESCU, Anca L.; MANDIC, Danilo P. "Clustering of Spectral Patterns Based on EMD Components of EEG Channels with Applications to Neurophysiological Signals Separation". *ICONIP'08 Proceedings of the 15th international conference of Advances in neuro-information processing* 5506 (2009b): 453-460.
- TOGNOLI, Emmanuelle; LAGARDE, Julien; DEGUZMAN Gonzalo C.; SCOTT KELSO J.A. "The phi complex as a neuromarker of human social coordination" *PNAS* 104(19) (2007): 8190-8195.

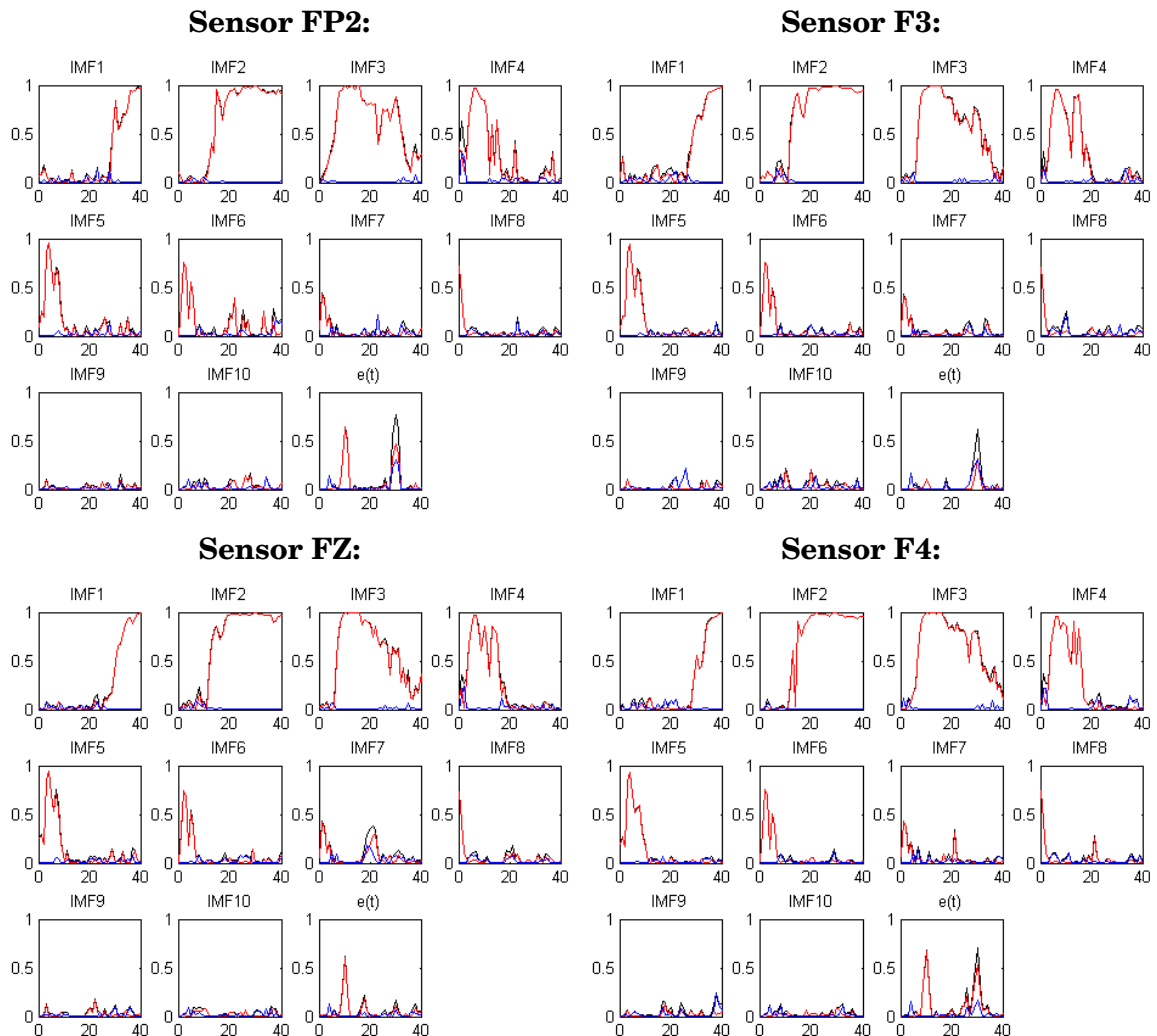
Adreces d'Internet:

- | | |
|---|------------|
| http:// www.nia.nih.gov/Alzheimers/Publications / | 05/08/2011 |
| http://northernrockiesneurosurgeons.com/brain.htm# | 05/08/2011 |
| http://www.bci2000.org/wiki/index.php/Main_Page | 06/08/2011 |
| http://www.phys.unsw.edu.au/~jw/Como.html | 16/08/2011 |

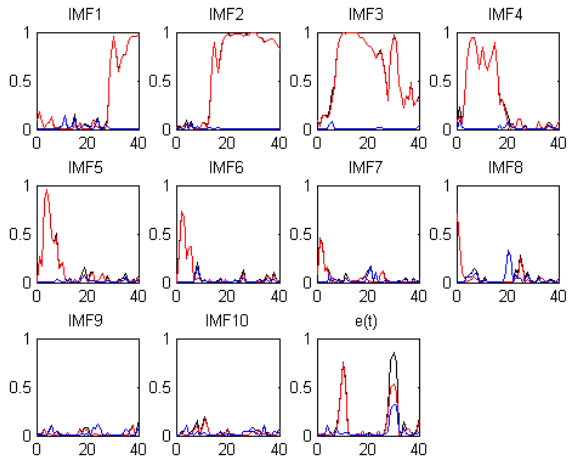
8 Annexos

Annex A:

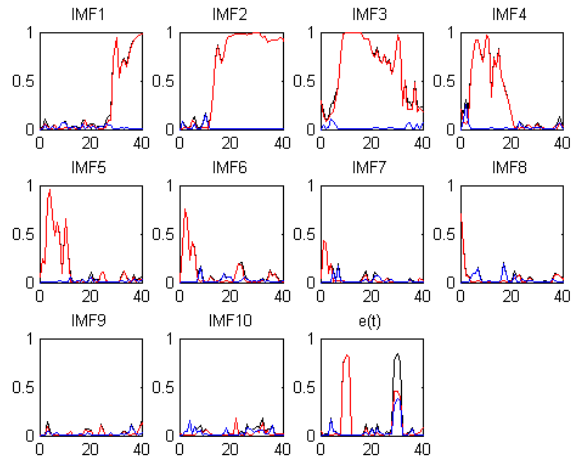
En aquest annex es presenten les coherències obtingudes per tots els elèctrodes entre cada IMF i les dades EEG simulades. En negre, es presenta la coherència ordinària; en vermell, la coherència instantània i en blau la coherència *lagged*.



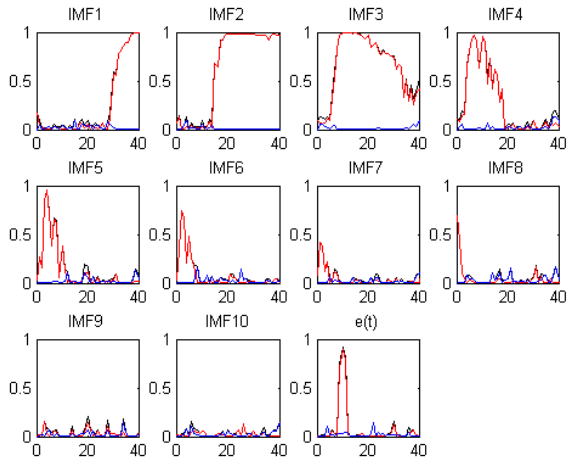
Sensor C3:



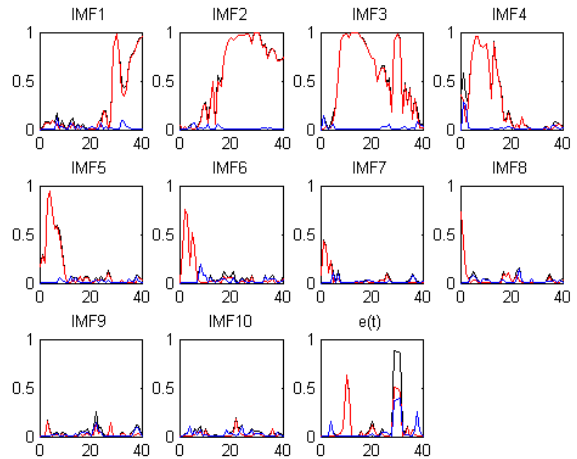
Sensor CZ:



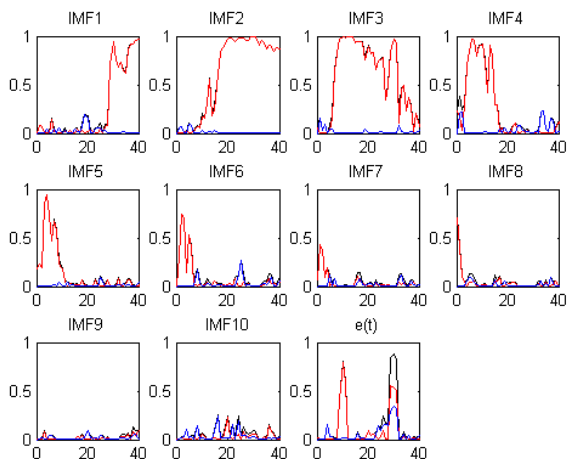
Sensor C4:



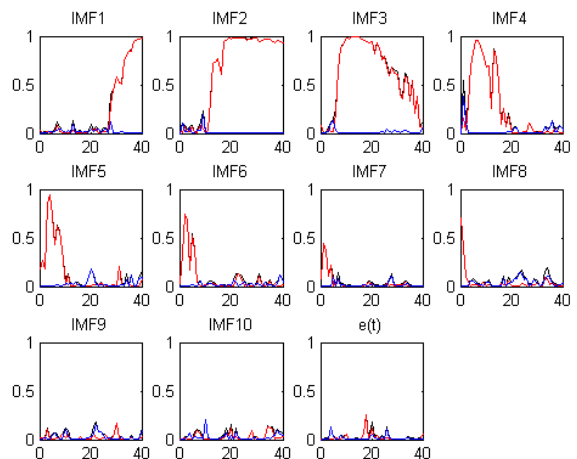
Sensor P3:

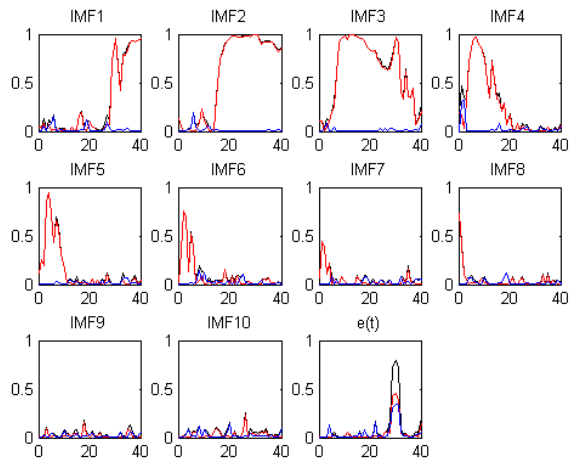
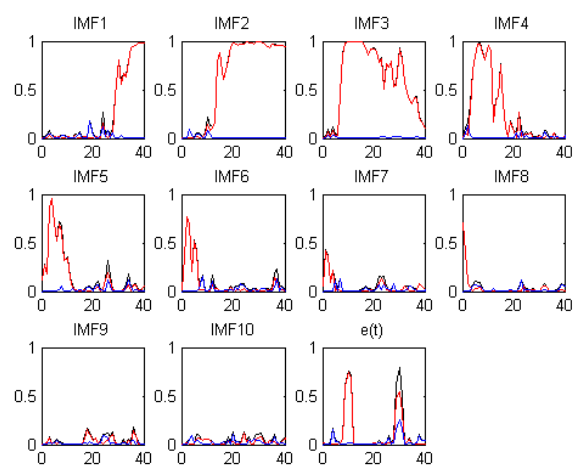
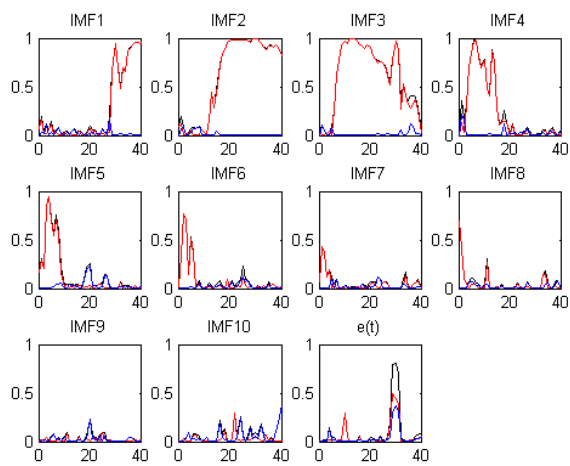
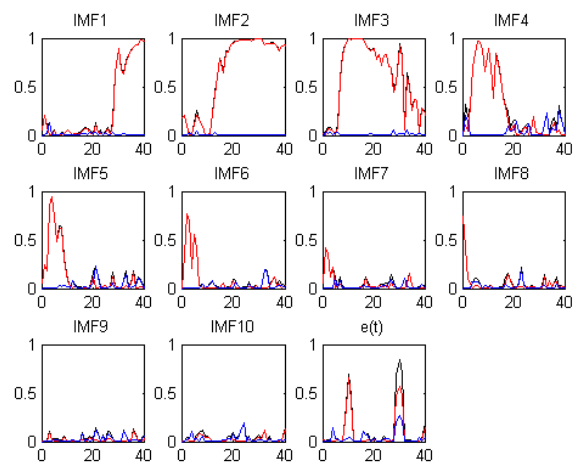


Sensor PZ:



Sensor P4:

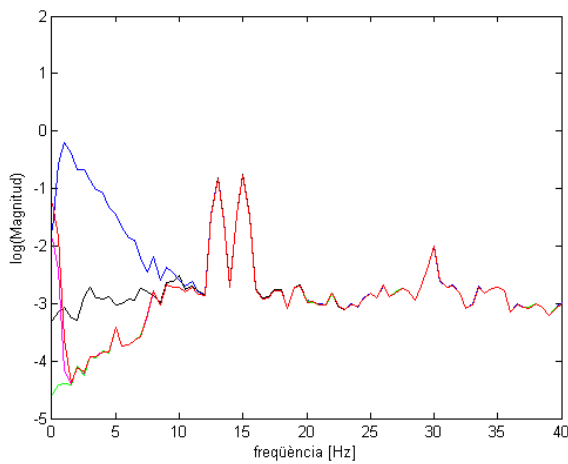


Sensor T5:**Sensor T6:****Sensor O1:****Sensor O2:**

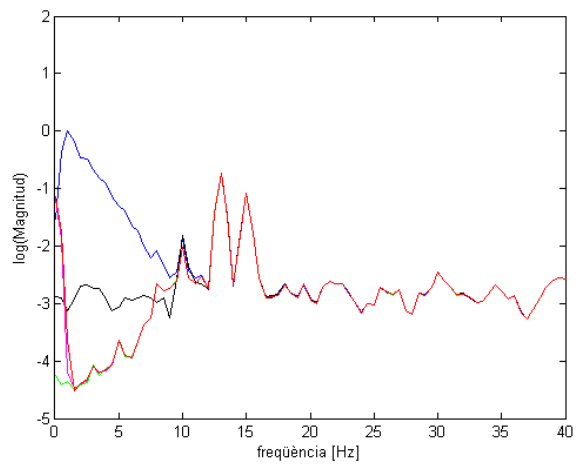
Annex B:

En aquest annex es presenten els espectres de potència dels senyals reconstruïts amb els mètodes de neteja aplicats a les dades EEG simulades. En blau es presenta l'espectre de les dades EEG naturals, en negre l'espectre de les dades EEG netes, en magenta l'espectre de les dades netejades amb el mètode teòric, en verd l'espectre de les dades netejades amb el mètode de neteja per mode comú i en vermell l'espectre de les dades netejades amb el mètode de neteja per coherència.

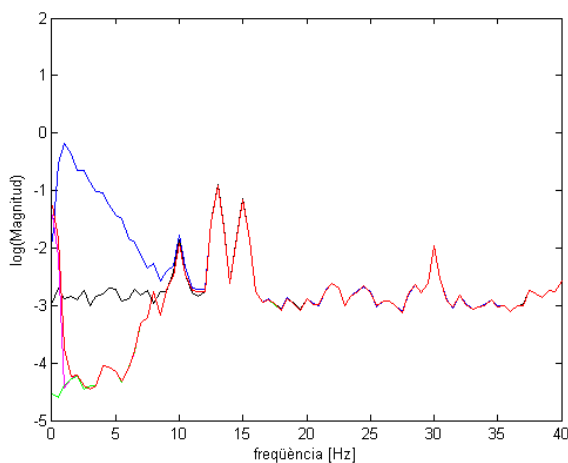
Sensor F3:



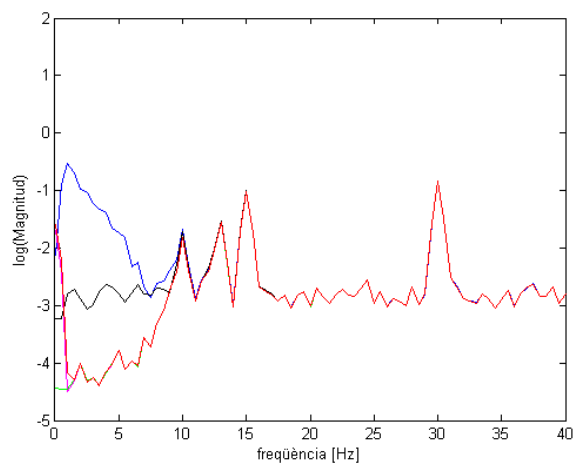
Sensor FZ:

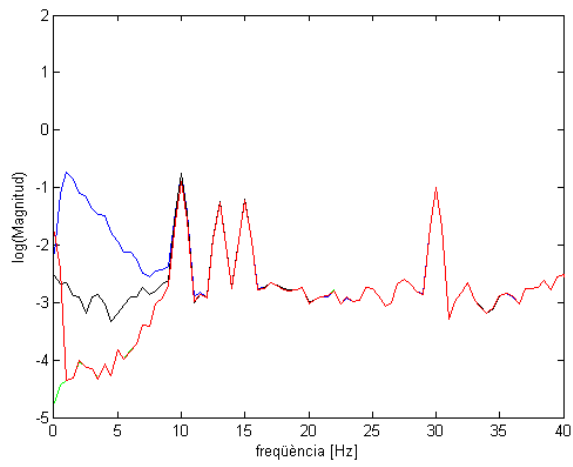
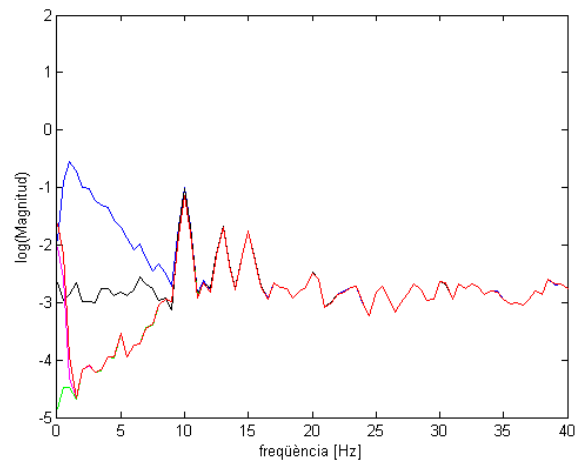
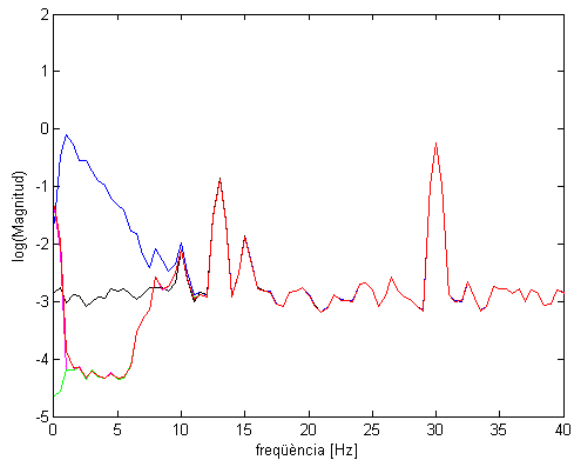
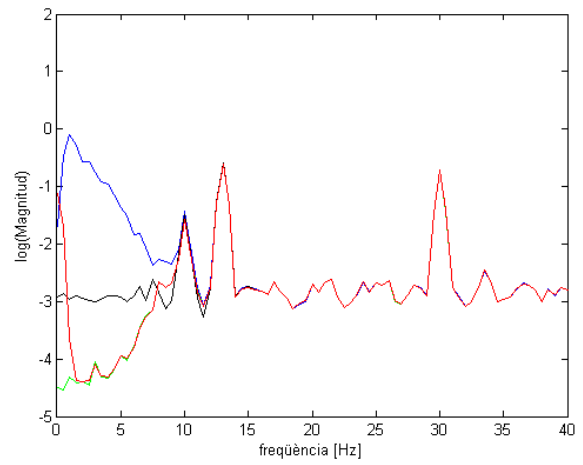
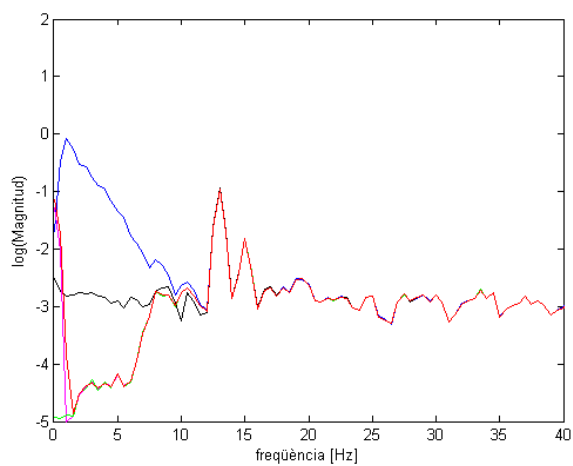
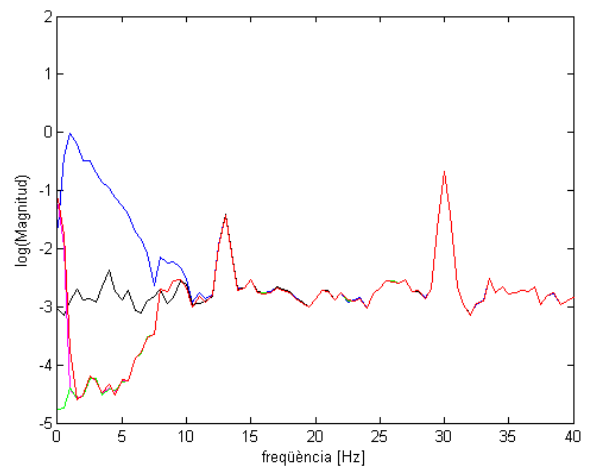


Sensor F4:

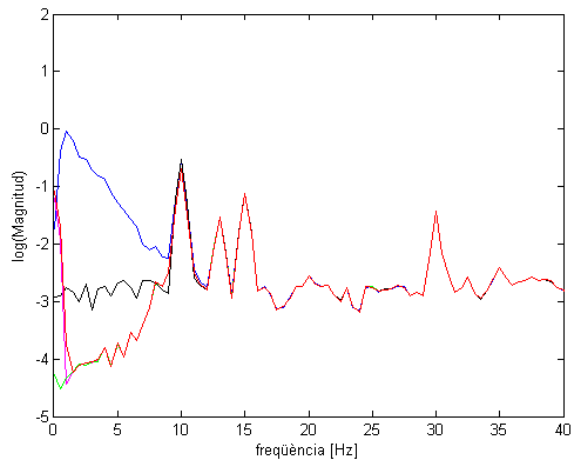


Sensor C3:

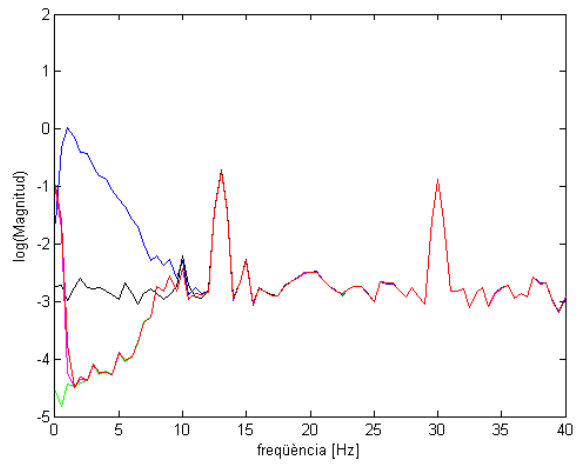


Sensor CZ:**Sensor C4:****Sensor P3:****Sensor PZ:****Sensor P4:****Sensor T5:**

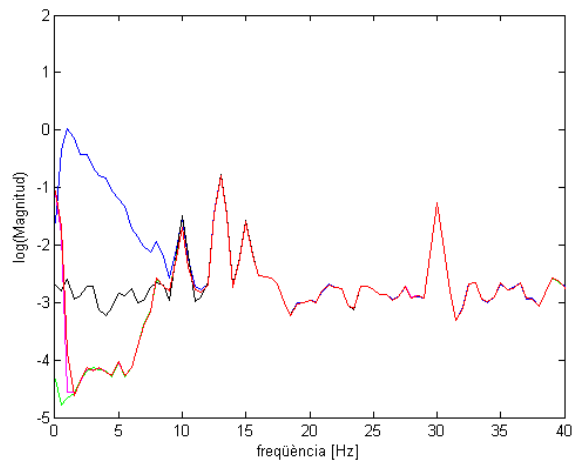
Sensor T6:



Sensor O1:

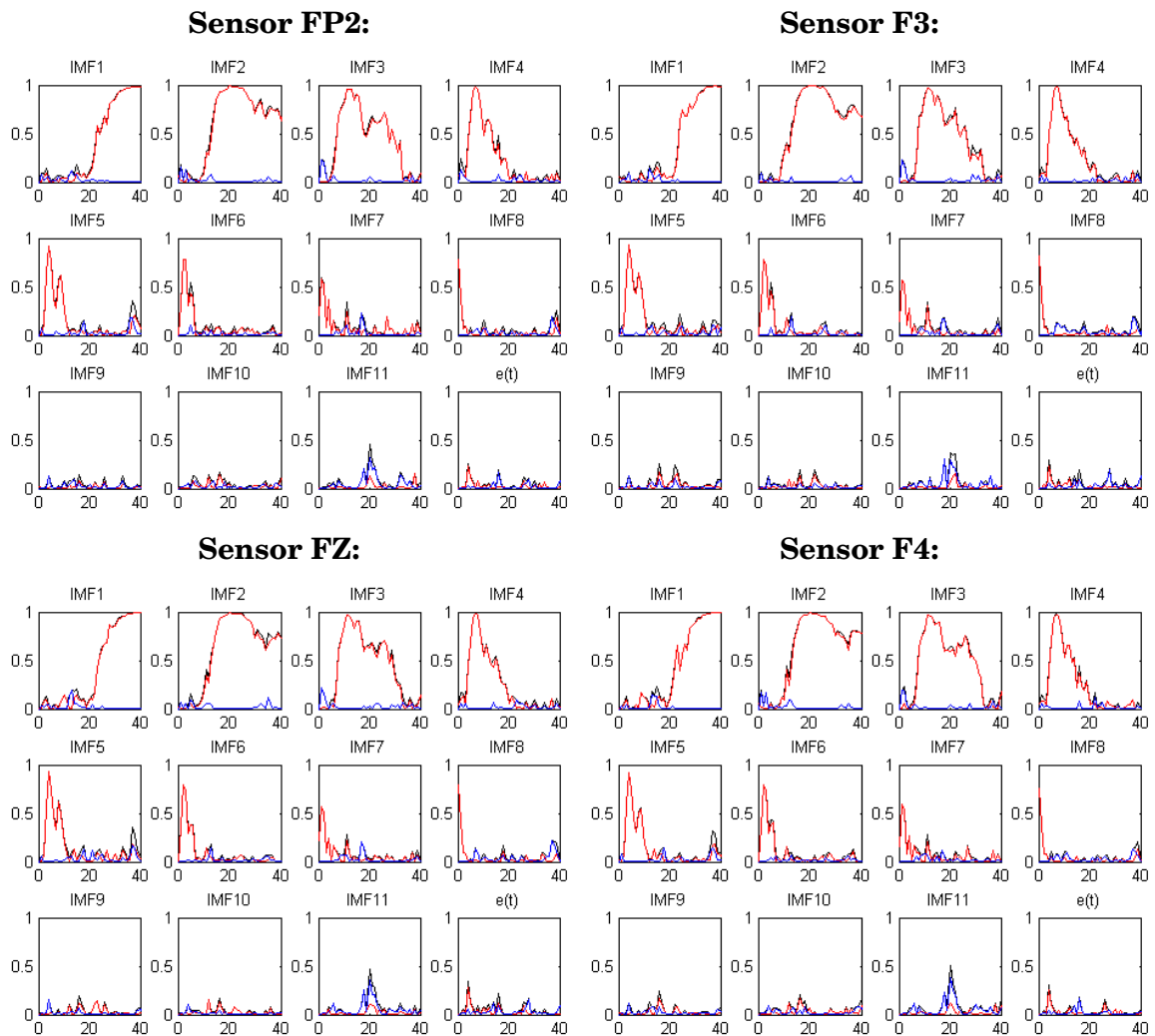


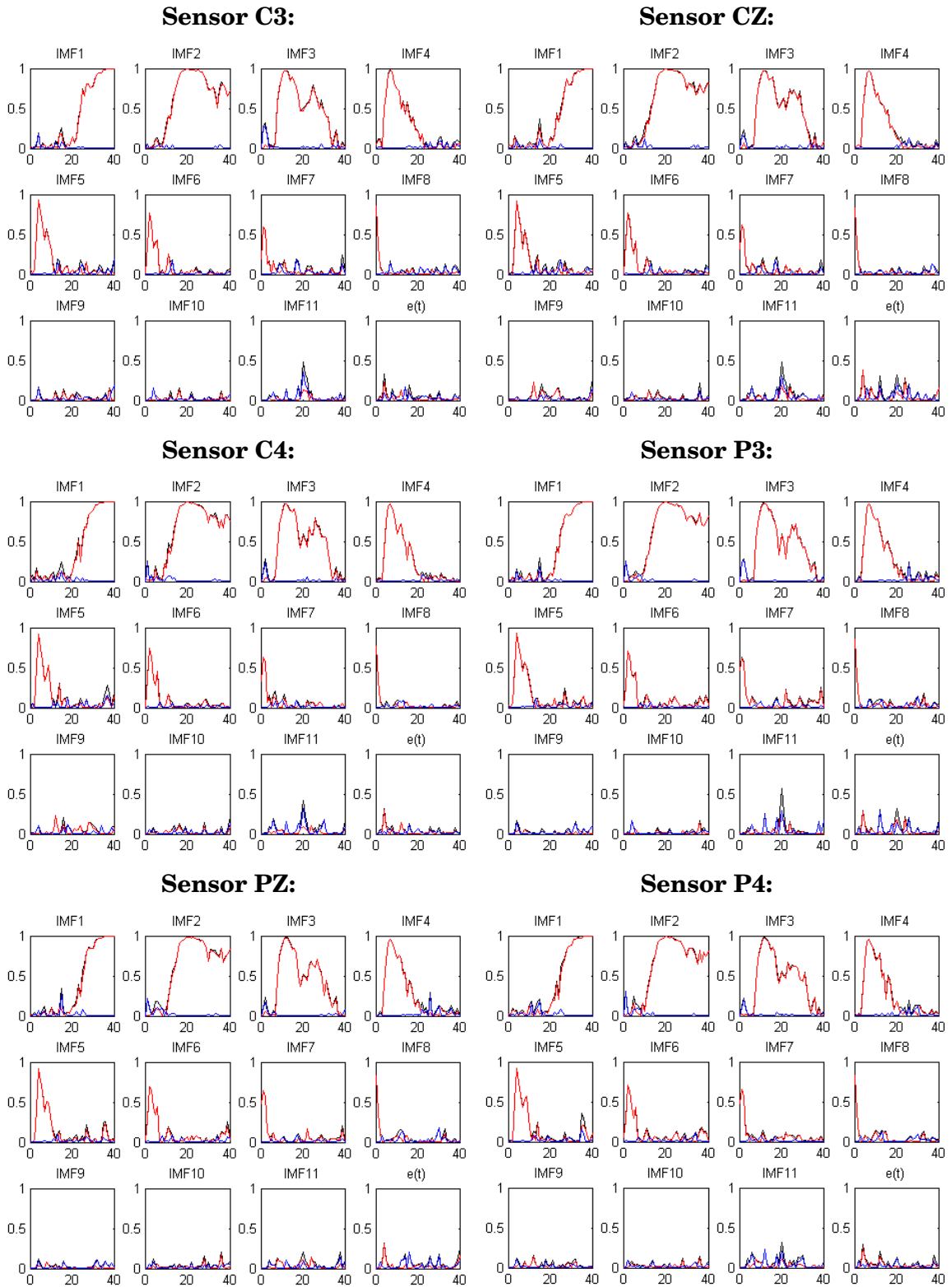
Sensor O2:

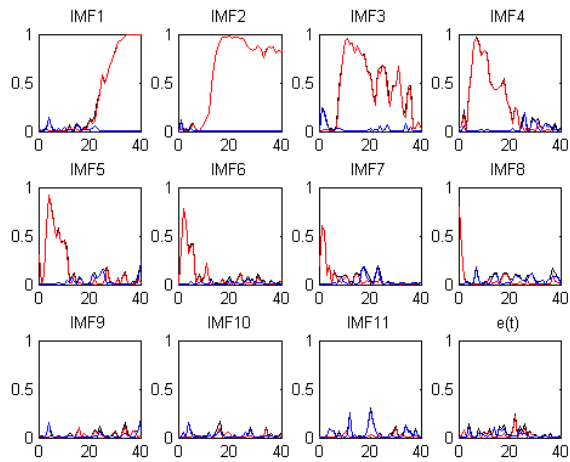
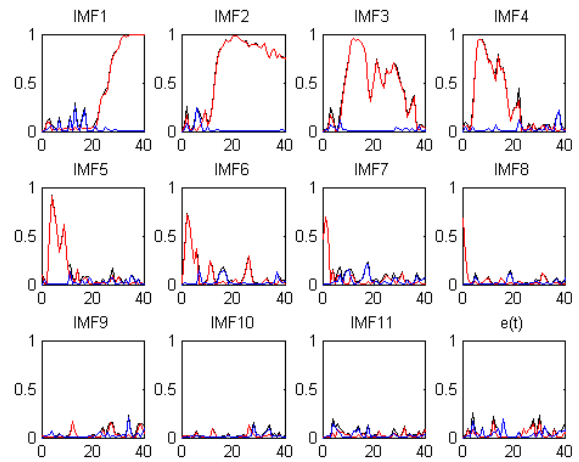
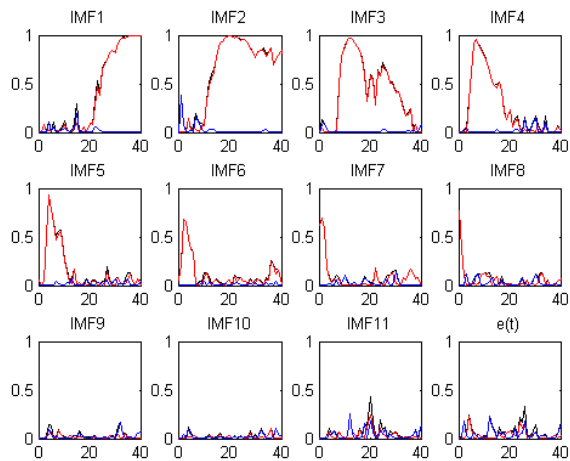
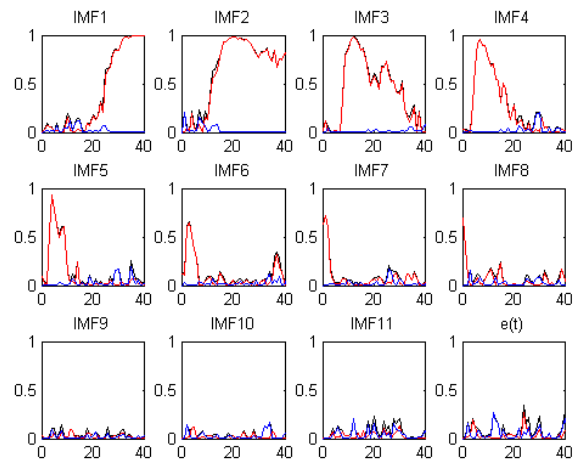


Annex C:

En aquest annex es presenten les coherències obtingudes per tots els elèctrodes entre cada IMF i les dades EEG reals. En negre, es presenta la coherència ordinària; en vermell, la coherència instantània i en blau la coherència *lagged*.



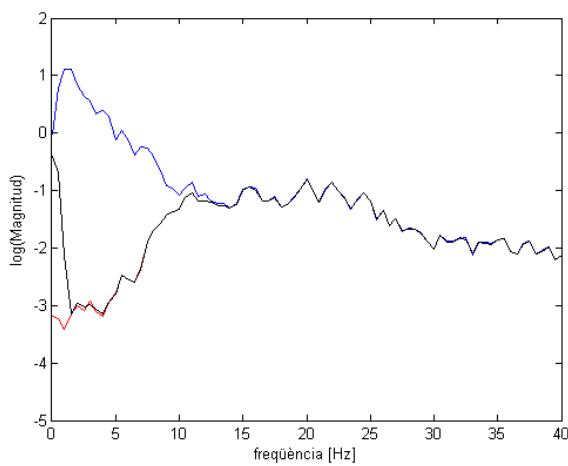


Sensor T5:**Sensor T6:****Sensor O1:****Sensor O2:**

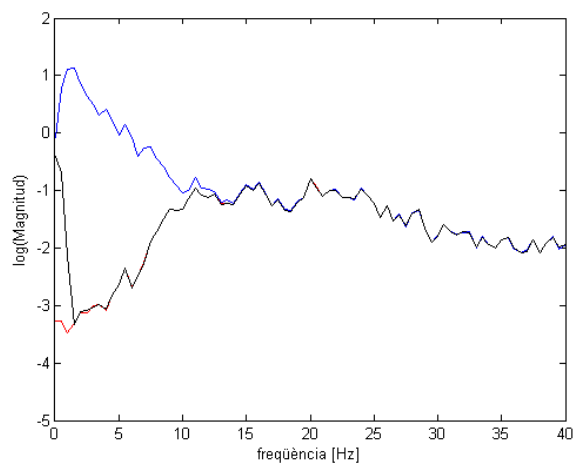
Annex D:

En aquest annex es presenten els espectres de potència dels senyals reconstruïts amb els mètodes de neteja aplicats a les dades EEG reals. En blau es presenta l'espectre de les dades EEG reals, en vermell l'espectre de les dades netejades amb el mètode de neteja per mode comú i en negre l'espectre de les dades netejades amb el mètode de neteja per coherència.

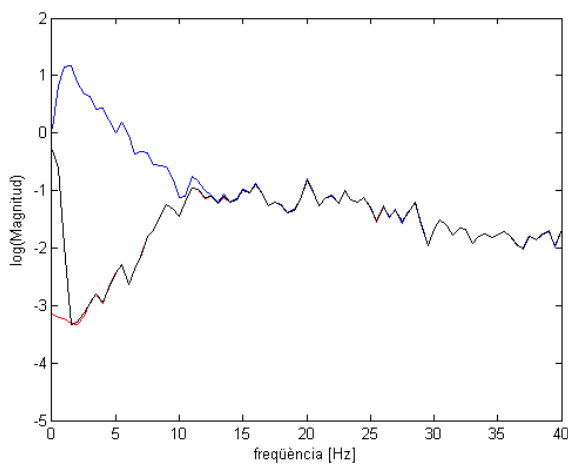
Sensor F3:



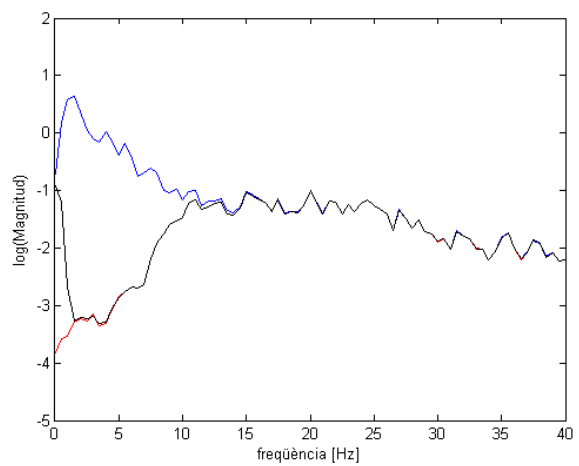
Sensor FZ:

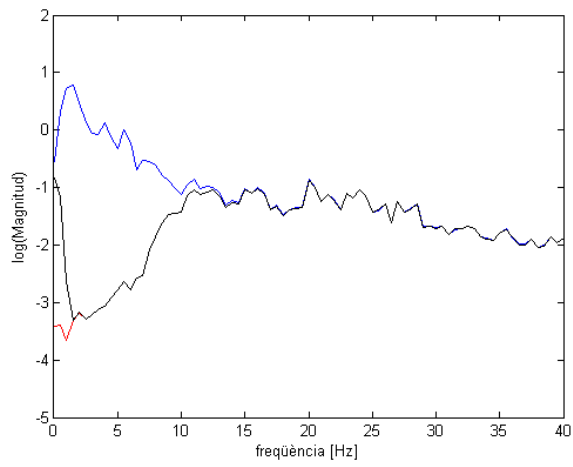
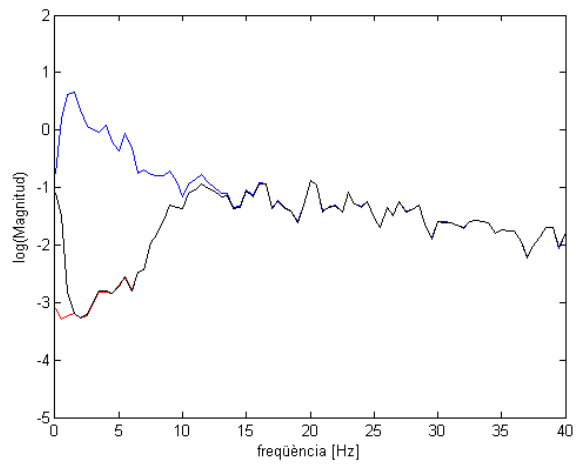
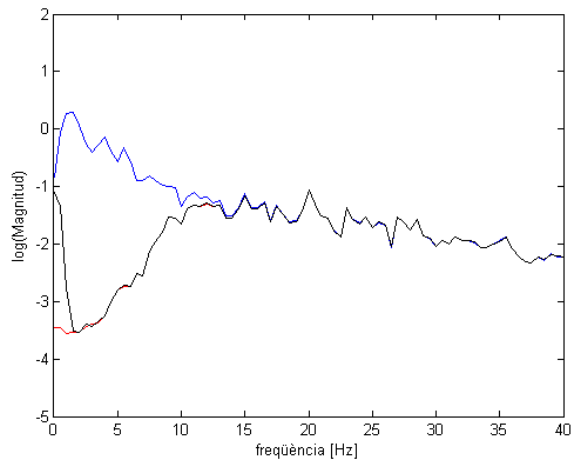
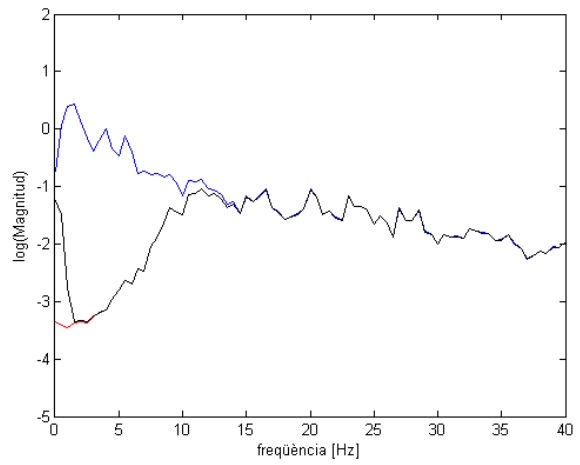
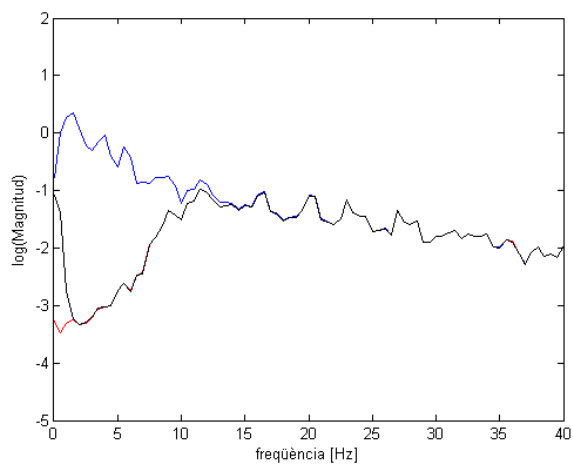
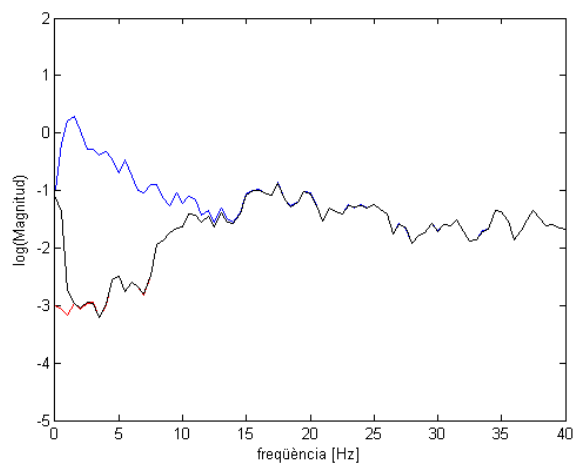


Sensor F4:

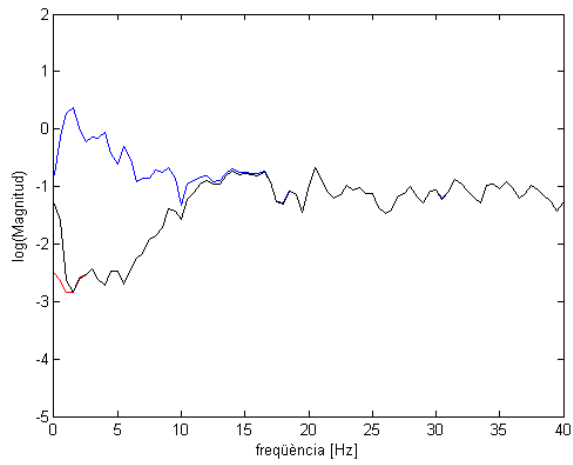


Sensor C3:

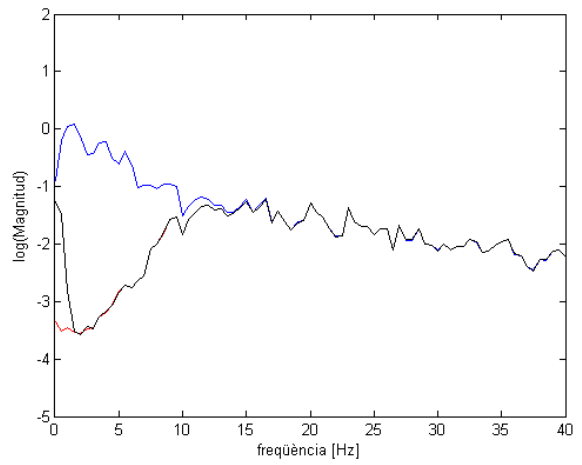


Sensor CZ:**Sensor C4:****Sensor P3:****Sensor PZ:****Sensor P4:****Sensor T5:**

Sensor T6:



Sensor O1:



Sensor O2:

