

Interfícies cervell-ordinador basades en EEG per a la neurorehabilitació

Josep Dinarès i Ferran

Director:

Dr. Jordi Solé i Casals

Agraïments

En primer lloc voldria agrair al Dr. Jordi Solé i Casals per donar-me l'oportunitat i motivar-me per fer aquest doctorat. Durant tota la meva vida d'estudiant, les millors oportunitats sempre han vingut de la seva mà. També li vull agrair la guia i ajuda perquè aquesta oportunitat esdevingués una realitat.

Agrair a l'empresa g.tec, en especial al Dr. Christoph Guger, per facilitar el desenvolupament del doctorat i per tenir sempre l'interès en que el doctorat tirés endavant, aportant els equips i les dades necessàries. Agrair a totes les persones de g.tec, tant de Catalunya com d'Àustria, que han compartit part del seu temps amb mi durant aquests tres anys i que sempre han estat disposades a ajudar aportant el seu coneixement i treball.

Finalment, vull donar les gràcies a la família i amics per estar, sempre que ha fet falta, al darrere empenyent i, sense qüestionar res, confiar que tot valia la pena. I és clar, no s'equivocaven.

Resum

Una interfície cervell-ordinador, o *Brain-Computer Interface* (BCI), és un sistema que permet el control de dispositius externs només amb la intenció humana. La capacitat que tenen aquests sistemes de llegir i processar l'activitat del cervell els ha fet uns bons candidats per aplicar-los en el camp de la neurorehabilitació de pacients amb ictus o trastorns de la consciència (*Disorders of Consciousness*).

La base de funcionament del BCI és la detecció de patrons en l'EEG. El paradigma és el seguit d'instruccions que ha de seguir l'usuari per generar aquests patrons. Les aplicacions que s'estan desenvolupant en el camp de la neurorehabilitació es basen principalment en fer servir dos paradigmes relacionats amb dos patrons: la imatge motora pel patró ERD/ERS i el paradigma *oddball* pel patró P300.

Una de les conseqüències de l'ictus és la pèrdua de mobilitat d'alguna extremitat. Els BCI basats en la imatge motora poden capturar la intenció de moviment del pacient i activar un dispositiu d'estimulació elèctrica funcional. Aquest dispositiu està connectat a la superfície del braç del pacient a través d'uns elèctrodes, i quan s'activi l'estimulació, provocarà el moviment de l'extremitat afectada.

En els pacients de DoC, moltes vegades és difícil determinar el nivell de consciència que tenen, i per avaluar-lo, es fa servir els BCI basats en el paradigma *oddball*, que consisteix en la presentació d'un estímul repetitiu al pacient, que fa que es generi un tipus de resposta en el seu EEG, i de cop i volta es presenta un estímul totalment diferent, que en cas que hi hagi consciència, la resposta de l'EEG del pacient serà diferent, apareixent el patró P300.

El control del BCI per part del pacient és bàsic perquè les teràpies siguin profitoses, i per aconseguir-ho és necessari que el BCI s'adapti a les característiques particulars dels pacients i de l'entorn en un procés de calibratge previ a la sessió efectiva. Aquest calibratge consisteix en recollir mostres del patró, i com més mostres millor és l'adaptació però més llarg és el temps de calibratge, comportant cansament al pacient i fent que la sessió efectiva acabi sent més curta.

En aquest treball s'han aportat millores en el control dels BCIs descrits, i també s'ha desenvolupat un nou mètode que permet superar el compromís del calibratge creant senyals EEG artificials. Els bons resultats d'aquest nou mètode permeten definir línies futures de recerca per millorar el control del BCI per part del pacient, perquè així puguin aprofitar millor les sessions de neurorehabilitació i guanyar qualitat de vida.

Abstract

A Brain-Computer Interface (BCI) is a system that allows controlling an external device using only the human intentions. Its ability to read and process the brain activity has made them good candidates for its application in the neurorehabilitation of stroke and Disorders of Consciousness (DoC) patients.

The BCI's basis is the detection of patterns in the EEG. The paradigm is the list of instructions that the user must follow to generate these patterns. The applications that are being developed in the field of neurorehabilitation are mainly based on using two paradigms related to two patterns: the motor imagery for the ERD / ERS pattern, and the oddball paradigm for the P300 pattern.

One of the consequences of stroke is the loss of mobility of some limb. The motor imagery based BCIs can capture the patient's intention of movement and activate a functional electrical stimulation (FES) device. This device is connected to the patient's arm through two electrodes, and when the stimulation is activated it will cause the movement of the affected limb.

In DoC patients, it is often difficult to assess their level of consciousness. The oddball paradigm BCIs can be used to evaluate the patient consciousness, which involves the presentation of a repetitive stimulus to the patient that provokes a response in the EEG. Suddenly, the BCI presents a totally different stimulus and if the patient is aware, his EEG will be different and a P300 pattern will appear.

Patient's BCI control is essential in order to get effective therapy. To achieve this control, it is necessary that the BCI adapts to the patient's brain features and to the environment before the session using a calibration process. This process consists of collecting samples from the pattern, then the more samples collected, the longer the calibration time, and the better the adaptation. This longer calibration time can produce tiredness to the patient and a reduction of the rehabilitation session time.

In this work, improvements have been introduced in the control of the BCI described, and a new method has been developed to overcome the trade-off in the calibration process by creating artificial EEG signals. The good results of this method lead to the definition of future research to improve the control of BCI by the patients, hence they can take better advantage of neurorehabilitation sessions and enhance their quality of life.

Activitats i aportacions de la tesi

Aquesta tesi doctoral ha estat desenvolupada en el marc del programa de Doctorats Industrials (Agència de Gestió d'Ajuts d'Universitats i Recerca de la Generalitat de Catalunya), i la recerca desenvolupada s'ha efectuat a l'empresa g.tec Medical Engineering Spain, SL. L'objectiu de la recerca ha estat la millora dels Brain-Computer Interfaces (BCIs) amb els quals actualment l'empresa ja treballa, i que estan destinats al suport de pacients de neurorehabilitació.

Articles de revista

Dinarès-Ferran, J., Ortner, R., Guger, C., and Solé-Casals, J. (2018). A New Method to Generate Artificial Frames Using the Empirical Mode Decomposition for an EEG-Based Motor Imagery BCI. *Front. Neurosci.* 12. doi:10.3389/fnins.2018.00308.

Zhang, Z., Duan, F., Solé-Casals, J., **Dinarès-Ferran, J.**, Cichocki, A., Yang, Z., et al. (2019). A Novel Deep Learning Approach with Data Augmentation to Classify Motor Imagery Signals. *IEEE Access* 3536, 1–1. doi:10.1109/ACCESS.2019.2895133.

Articles de conferència

Dinarès-Ferran, J., Sebastián-Romagosa, M., Ortner, R., Guger, C., and Solé-Casals, J. (2019). Exploring Bands Suppression in Artificial Frames for Motor-Imagery Brain Computer Interfaces. in *Biosystems & Biorobotics.*, eds. J. L. Pons, D. Torricelli, and M. Pajaro (Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg), 739–743. doi:10.1007/978-3-030-01845-0_147.

Agoiz Badia, D., **Dinarès-Ferran, J.**, Swift, J., Xu, R., Ortner, R., Rodriguez, J., et al. (2018). Improving Auditory Paradigms for Consciousness Detection by Brain-Computer Interfaces Technique. in *2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* (IEEE), 63–66. doi:10.1109/SMC.2018.00020.

Assistència a conferències

- 3rd International Conference on Neurorehabilitation. Segòvia. Octubre 2016.
- 30th Neural Information Processing Systems. Barcelona. Desembre 2016.
- 9th CEA Simposio Bioingenieria. Institut Guttmann (Barcelona). Juliol 2017.
- 7th Graz BCI Conference. Graz (Àustria). Setembre 2017.
- 10th CEA Simposio Bioingenieria. Madrid. Juliol 2018
- 4th International Conference on Neurorehabilitation. Pisa (Itàlia). Octubre 2018.

Llistat d'acrònims

BCI	Brain-Computer Interface
CIMT	Constraint-Induced Movement Therapy
CLIS	Complete Locked-In Syndrome
CNN	Convolutional Neural Network
CSP	Common Spatial Pattern
DoC	Disorders of Consciousness
ECoG	ElectroCorticoGraphy
EEG	ElectroEncephloGraphy
EMD	Empirical Mode Decomposition
EP	Evoked Potential
ER	Error Rate
ERD	Event-Related Desynchronization
ERP	Event-Related Potential
ERS	Event-Related Synchronization
FES	Functional Electrical Stimulation
FFT	Fast Fourier Transform
fMRI	functional Magnetic Resonance Imaging
fNIRS	functional Near-Infrared Spectroscopy
IMF	Intrinsic Mode Function
ITR	Information Transfer Rate
kNN	k-Nearest Neighbors
LDA	Linear Discriminant Analysis
LIS	Locked-In Syndrome
MAD	Median Absolute Deviation
MCS	Minimally Conscious State
MEG	MagnetoEncephaloGraphy
PCA	Principal Component Analysis
PET	Positron Emission Tomography
SCP	Slow Cortical Potentials
SNR	Signal to Noise Ratio
SSVEP	Steady State Visually Evoked Potential
SVM	Support Vector Machines
TDAH	Transtorn per Dèficit d'Atenció i Hiperactivitat
UWS	Unresponsive Wakefulness Syndrome
WNN	Wavelet Neural Network

TAULA DE CONTINGUTS

1	INTRODUCCIÓ	1
1.1	QUÈ ÉS UN BRAIN-COMPUTER INTERFACE?.....	1
1.2	BCI BASAT EN EEG.....	2
1.2.1	<i>Captura de l'activitat neuronal</i>	2
1.2.2	<i>Tècniques per la captura de l'activitat neuronal</i>	3
1.2.3	<i>Per què EEG?</i>	4
1.2.4	<i>Característiques dels sistemes basats en EEG</i>	5
1.2.5	<i>Classificació dels BCIs</i>	7
1.2.6	<i>Etapas de processament</i>	7
1.2.7	<i>Mesures de rendiment d'un BCI</i>	8
1.3	PATRONS EN ELS BCIS BASATS EN EEG.....	9
1.3.1	<i>El paradigma. Com es genera un patró d'EEG</i>	9
1.3.2	<i>Patró P300 de potencial relacionat a l'esdeveniment</i>	9
1.3.3	<i>Patró ERD/ERS de ritmes sensoriomotors</i>	11
1.3.4	<i>Altres patrons</i>	13
1.3.5	<i>Calibratge</i>	14
1.4	RETROACCIÓ DEL BCI. TANCANT EL BUCLE.....	14
1.5	ESTAT DE L'ART I REPTES DELS BCIS.....	15
2	BCIS APLICATS A LA NEUROREHABILITACIÓ	17
2.1	MALALTIES NEUROLÒGIQUES ON ELS BCIS PODEN SER ÚTILS.....	17
2.2	BCIS PER PACIENTS D'ICTUS.....	18
2.2.1	<i>BCI basats en la imatge motora per la recuperació de l'ictus</i>	18
2.2.2	<i>Paradigma de la imatge motora</i>	20
2.2.3	<i>Mesures del BCI</i>	21
2.3	BCIS PER PACIENTS DE DOC.....	22
2.3.1	<i>Classificació en funció dels diferents estats de consciència</i>	22
2.3.2	<i>Dificultat en el diagnòstic</i>	23
2.3.3	<i>Ús del BCI per l'avaluació de l'estat de consciència</i>	24
2.3.4	<i>Ús del BCI per la comunicació</i>	25
3	APORTACIONS AL BCI BASAT EN IMATGE MOTORA I EEG	27

3.1	UN BCI PER LA REHABILITACIÓ DE L'ICTUS.....	27
3.1.1	<i>Definició de les parts del BCI.....</i>	27
3.1.2	<i>Definició del paradigma.....</i>	28
3.1.3	<i>Preparació de la sessió.....</i>	29
3.1.4	<i>Processament de l'EEG.....</i>	29
3.1.5	<i>Mesures extretes del BCI.....</i>	40
3.2	DESEQUILIBRI EN ELS RESULTATS DEL CLASSIFICADOR.....	42
3.2.1	<i>Conseqüències i possibles causes del desequilibri.....</i>	44
3.2.2	<i>Parametrització del desequilibri.....</i>	45
3.2.3	<i>Descripció de les dades de treball.....</i>	45
3.2.4	<i>Correcció en línia del desequilibri.....</i>	46
3.2.5	<i>Aplicació d'un classificador adaptatiu.....</i>	47
3.2.6	<i>Grup de classificadors.....</i>	48
3.2.7	<i>Resultats i discussió.....</i>	49
3.3	FEEDBACK AUDITIU.....	50
3.3.1	<i>Hipòtesi de treball.....</i>	50
3.3.2	<i>Definició de l'experiment.....</i>	51
3.3.3	<i>Resultats i discussió.....</i>	52
3.4	TREBALL FUTUR I CONCLUSIONS.....	53
4	APORTACIONS AL BCI BASAT EN P300 I EEG.....	55
4.1	UN BCI PER L' AVALUACIÓ DE PACIENTS DE DOC.....	55
4.1.1	<i>Definició de les parts del BCI.....</i>	55
4.1.2	<i>Definició dels paradigmes.....</i>	57
4.1.3	<i>Preparació de la sessió.....</i>	60
4.1.4	<i>Processament de l'EEG.....</i>	61
4.1.5	<i>Mesures extretes del BCI.....</i>	67
4.2	APORTACIONS AL PARADIGMA DE COMUNICACIÓ.....	69
4.2.1	<i>Avaluació del paradigma de comunicació.....</i>	70
4.2.2	<i>Causes del baix rendiment en la comunicació.....</i>	70
4.2.3	<i>Paradigma amb més vibrotàctils.....</i>	72
4.2.4	<i>Classificador multiclasse.....</i>	73
4.2.5	<i>Subjectes i mètode.....</i>	75
4.2.6	<i>Resultats.....</i>	76
4.2.7	<i>Conclusions.....</i>	78

4.3	TREBALL FUTUR I CONCLUSIONS	79
5	TRAMES ARTIFICIALS APLICADES ALS BCIS	81
5.1	LES TRAMES ARTIFICIALS	81
5.1.1	<i>La descomposició EMD.....</i>	82
5.1.2	<i>Ús de la EMD per crear trames artificials.....</i>	83
5.2	TRAMES ARTIFICIALS APLICADES AL BCI DE IMATGE MOTORA	85
5.2.1	<i>Subjectes.....</i>	86
5.2.2	<i>Col·leccions de trames artificials.....</i>	86
5.2.3	<i>Paràmetres per l'avaluació de l'eficàcia de les trames artificials.....</i>	86
5.2.4	<i>Resultats</i>	88
5.2.5	<i>Conclusions</i>	91
5.3	NIVELLS DE SUPRESSIÓ DE LES TRAMES ARTIFICIALS.....	92
5.3.1	<i>Hipòtesi de partida i validació</i>	93
5.3.2	<i>Dades i estratègies d'agrupació de les IMFs.....</i>	93
5.3.3	<i>Mesura del nivell de supressió</i>	93
5.3.4	<i>Resultats</i>	95
5.3.5	<i>Conclusions</i>	96
5.4	APLICACIÓ DE TRAMES ARTIFICIALS EN BCIS DE P300.....	96
5.4.1	<i>Trames artificials per EEG basat en P300. Hipòtesi</i>	97
5.4.2	<i>Mètodes utilitzats per crear les trames artificials</i>	98
5.4.3	<i>Dades utilitzades.....</i>	100
5.4.4	<i>Augment del número de trames</i>	101
5.4.5	<i>Equilibri del Classificador</i>	101
5.4.6	<i>Paràmetre d'avaluació.....</i>	103
5.4.7	<i>Resultats</i>	103
5.4.8	<i>Conclusions</i>	105
5.5	APLICACIÓ A L'AUGMENT DE DADES	106
5.6	TREBALL FUTUR I CONCLUSIONS	107
6	TREBALL FUTUR	109
7	CONCLUSIONS.....	111
8	REFERÈNCIES.....	115
9	ANNEX. ARTICLES PUBLICATS.....	127

1 INTRODUCCIÓ

1.1 QUÈ ÉS UN BRAIN-COMPUTER INTERFACE?

Una Interfície Cervell-Ordinador, o *Brain-Computer Interface* en anglès, és un sistema que permet controlar un dispositiu extern només amb les intencions humanes, sense utilitzar les vies habituals com són els nervis i la musculatura (Wolpaw and Wolpaw, 2012). En tot el treball es farà referència a la seva denominació en anglès o, en la gran majoria de vegades, al seu acrònim: BCI.

A partir de la definició anterior, on la font d'acció d'un BCI és la intenció humana, queda clar que qualsevol sistema BCI haurà de llegir l'activitat del cervell per poder determinar aquesta intenció. Malgrat que la definició anterior té una gran acceptació en la comunitat dels BCI, hi manca el concepte de temps real. Al ser l'objecte d'estudi d'aquest treball els BCI aplicats al camp de la neurorehabilitació, i degut a aquesta aplicació pràctica, és imprescindible que la resposta d'un BCI a la intenció humana sigui en temps real. A partir d'aquí, Guger dona una altra definició que s'ajusta molt més a aquesta visió pràctica dels BCIs: anàlisi en temps real dels senyals del cervell per controlar un dispositiu extern (FutureBNCI, 2011).

En general, els blocs que formen un BCI es poden dividir en quatre: adquisició dels senyals del cervell, processament del senyal, actuació sobre dispositius externs i retroacció o feedback a l'usuari (Figura 1). El primer s'encarrega de llegir l'activitat cerebral del subjecte; en l'apartat 1.2 es detallen els diferents dispositius que permeten capturar aquesta activitat i quines són les característiques de cada un d'ells.

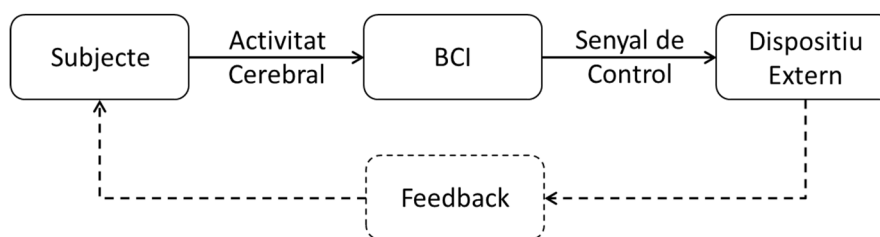


Figura 1. Diagrama de blocs d'un BCI genèric.

El segon bloc s'encarrega de netejar el senyal procedent de l'activitat cerebral (preprocessament), extreure'n les característiques i classificar-les. Aquesta etapa de classificació té com a objectiu la

cerca de patrons en l'activitat cerebral del subjecte. Aquí la descripció d'aquest segon bloc és molt general, perquè tant les tècniques de preprocessament, com d'extracció de característiques, com del classificador utilitzat, depenen molt del tipus de senyal i del dispositiu que el captura, i també del tipus de patró a detectar-hi.

Aquest bloc de processament tindrà com a sortida els senyals de control dels dispositius externs, que s'adaptaran al tipus de dispositiu i només els activaran en cas que es detecti el patró esperat. El tipus de dispositiu pot anar des d'un cursor en una pantalla, un interruptor o equips d'estimulació elèctrica, fins a dispositius més complexos com un avatar, una cadira de rodes o un braç robòtic.

1.2 BCI BASAT EN EEG

1.2.1 Captura de l'activitat neuronal

Un dels blocs més importants per determinar l'aplicació d'un BCI és la captura dels senyals del cervell. Aquests senyals són el resultat del treball de les neurones que es pot manifestar a través de dues activitats: la metabòlica i l'elèctrica. Per descomptat, quan es parla d'activitat neuronal, no es fa referència a una sola neurona, sinó a grups de neurones que actuen en el mateix moment en una zona determinada.

Com qualsevol cèl·lula, les neurones consumeixen energia per sobreviure i realitzar les seves tasques. Aquesta energia l'extreuen de l'oxigen que arribar pel reg sanguini. En el moment que un conjunt de neurones s'activen alhora hi ha un augment de l'activitat metabòlica que provoca l'augment del seu consum d'energia, i degut a que les neurones no tenen capacitat per emmagatzemar energia, l'han d'obtenir en el mateix moment a través de la sang. Tot això provoca un augment de la concentració d'oxigen i del volum sanguini en la zona on hi ha hagut l'activació neuronal. Per tant, la detecció del volum sanguini o del consum d'oxigen és una mesura de l'activitat cerebral.

L'altra característica que delata l'activitat neuronal és la seva activitat elèctrica: qualsevol neurona, en el moment de disparar-se genera un potencial elèctric al seu voltant, i la contribució d'un grup de neurones en una regió determinada permet que aquest potencial elèctric pugui ser capturat i interpretat com una mesura de l'activitat cerebral.

1.2.2 Tècniques per la captura de l'activitat neuronal

Lògicament, el tipus d'equip destinat a la captació dels senyals del cervell, vindrà determinat principalment pel tipus de magnitud a detectar: consum d'oxigen o potencial elèctric. Degut a la feblesa en la detecció d'aquestes magnituds, no hi ha un equip ideal, i per tant, se l'haurà d'escollir en funció del tipus d'aplicació. La primera gran diferència és en el temps que tarda a traspassar-se l'estímul a la magnitud: mentre que amb el potencial elèctric la resposta és molt ràpida, pràcticament instantània, en el volum sanguini la resposta és de l'ordre de segons. Aquesta diferència, també condiona el paradigma (apartat 1.3.1) a seguir per generar el patró per part del subjecte. Així, en qualsevol BCI, l'elecció del tipus de magnitud amb què es treballa és determinant en totes les fases: equips, generació de patrons i processament del senyal.

1.2.2.1 Tècniques per la detecció de l'activitat metabòlica

A continuació es detallen diferents equips que permeten detectar l'activitat metabòlica:

- ***functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)***: basat en la detecció de la variació de la concentració d'oxigen en la sang gràcies a les diferents característiques entre l'oxihemoglobina (hemoglobina amb oxigen) i la desoxihemoglobina (hemoglobina sense oxigen). És un equip no portàtil i no invasiu que té un cost elevat i una baixa disponibilitat. Malgrat que té una resolució espacial molt bona, la seva resolució temporal és molt baixa.
- ***Positron Emission Tomography (PET)***: Igual que el fMRI, es basa en la detecció del consum d'oxigen, però el procediment que es fa servir és a partir d'un additiu radioactiu injectat prèviament en el reg sanguini del subjecte. Igual que en el cas del fMRI, l'equip no és portàtil i no és invasiu, i té una bona resolució espacial, però el fet de necessitar un additiu, fa que el seu temps efectiu d'utilització sigui molt curt.
- ***functional Near-InfraRed Spectroscopy (fNIRS)***: Aquest sistema també es basa en la detecció del consum d'oxigen a partir de la diferència de concentració de l'oxihemoglobina i de la demoxihemoglobina, però en aquest cas s'aprofita de les diferències en l'absorció de la llum infraroja. A diferència dels altres dos sistemes, aquest és portàtil i relativament econòmic, i amb una resolució temporal de l'ordre del segon. Consisteix en un grup de receptors i emissor de llum infraroja distribuïts en el cap del subjecte a partir d'una gorra on hi estan adherits. Aquest sistema també és no invasiu, però a diferència dels dos sistemes anteriors, la seva resolució espacial és molt més baixa.

1.2.2.2 Tècniques per la detecció de l'activitat elèctrica

A continuació es detallen diferents equips que permeten capturar l'activitat elèctrica:

- **Magnetoencefalografia (MEG - *Magnetoencephalography*):** l'activitat elèctrica es detecta a partir dels camps magnètics induïts. Aquests camps són molt febles, essent el seu nivell menor del dels camps magnètics ambientals, i per tant, les mesures s'han de dur a terme en càmeres que aïllin aquest soroll magnètic ambiental. El sistema és no invasiu i permet capturar els canvis en l'activitat elèctrica en un temps de l'ordre de mil·lisegons.
- **Electroencefalograma (EEG - *Electroencephlography*):** en aquest sistema, l'activitat elèctrica es captura a través de la mesura del potencial elèctric entre una referència i un elèctrode ubicat a la superfície del cap. És un sistema portàtil i no invasiu que consisteix en una gorra amb diferents elèctrodes incrustats. Té un temps de preparació molt curt i presenta una resolució temporal de l'ordre de mil·lisegons. Degut a la interferència de cuir cabellut i del crani els senyals elèctric arriben molt distorsionats a la superfícies, perdent-se molta resolució espacial; tot i que aquesta resolució espacial pot millorar-se augmentant el número d'elèctrodes, també s'augmenta considerablement el temps de preparació del sistema. Un altre dels seus desavantatges és la seva sensibilitat als artefactes provocats pels moviments dels músculs del cap, oculars i facials.
- **Electrocorticografia (ECoG - *Electrocorticograprahy*):** aquest sistema té el mateix principi de funcionament que l'EEG, però en aquest cas els elèctrodes van incrustats en una matriu i s'instal·len directament a la superfície del cervell, per tant, és un sistema invasiu que requereix una intervenció quirúrgica per la seva col·locació. D'aquesta manera s'evita la interferència del crani i el cuir cabellut, i es millora considerablement la qualitat dels senyal elèctric i la seva resolució espacial. Malgrat ser un sistema invasiu, un cop col·locat, no limita els moviments del subjecte.

1.2.3 Per què EEG?

En el punt anterior s'ha vist que el tipus d'equip a utilitzar per la captura de l'activitat cerebral depèn molt del d'aplicació que se li vol donar al BCI. Si, a més a més, aquesta aplicació s'ha de poder desenvolupar en unes condicions normals fora d'un laboratori, i ha de ser apte i accessible a una gran quantitat de persones, i amb un cost per unitat reduït, només hi ha dos sistemes que compleixin totes aquestes condicions: EEG i fNIRS.

La captura de l'activitat elèctrica (EEG) permet una resolució temporal molt més gran que en el cas de la captura de l'activitat metabòlica (fNIRS). Aquest fet fa que els sistemes EEG siguin extensament més utilitzats en els BCIs, perquè permet acostar-se a la idea d'anàlisi en temps real de les intencions del subjecte. Un altre inconvenient afegit als sistemes fNIRS és que la lectura de l'activitat cerebral es veu deteriorada pels cabells del subjecte, essent difícil de tenir una resolució espacial coherent a totes les regions del cervell.

1.2.4 Característiques dels sistemes basats en EEG

La detecció del potencial elèctric a través dels equips d'EEG requereix una malla o gorra amb uns elèctrodes incrustats, que quedarà ben fixada al cap del subjecte (Figura 2). El número d'elèctrodes serà variable i la posició de cada un d'ells seguirà els sistemes internacionals 10/20, 10/10 i 10/5 (Jurcak et al., 2007). Aquests sistemes estandarditzen i nomenen la posició de cada elèctrode (Figura 3), diferenciant-se entre ells només per la densitat d'elèctrodes, essent el sistema 10/5 el més dens i que permet tenir més de 300 elèctrodes col·locats a diferents parts del cap del subjecte (Oostenveld and Praamstra, 2001). Aquesta estandardització inclou també unes regles senzilles per una col·locació de la gorra al cap del subjecte, aconseguint una alta precisió de la posició dels elèctrodes en les regions del cervell on es vol mesurar una determinada activitat, no només entre diferents sessions d'un mateix pacient, on s'ha extret i s'ha tornat a col·locar la gorra, sinó entre diferents subjectes.



Figura 2. Gorra d'EEG col·locada al cap d'una persona (imatge de g.tec medical engineering GmbH)

Un dels desavantatges que té l'EEG és que al no ser invasiu, el potencial elèctric generat per l'activació de les neurones, ja de per si molt dèbil, es veu atenuat encara més i distorsionat per les capes que ha de superar, principalment el crani i el cuir cabellut. Així, quan aquest potencial arriba a l'elèctrode, té una relació senyal-soroll (SNR – *Signal to Noise Ratio*) molt pobre. Per obtenir una millora de la SNR és indispensable amplificar el senyal tant a prop com sigui possible de la seva font, i és per això que en la gran majoria de vegades s'utilitzen elèctrodes actius. A més a

més, per millorar encara més la SNR s'utilitza un gel conductor per augmentar la conductivitat entre l'elèctrode i el cuir cabellut.

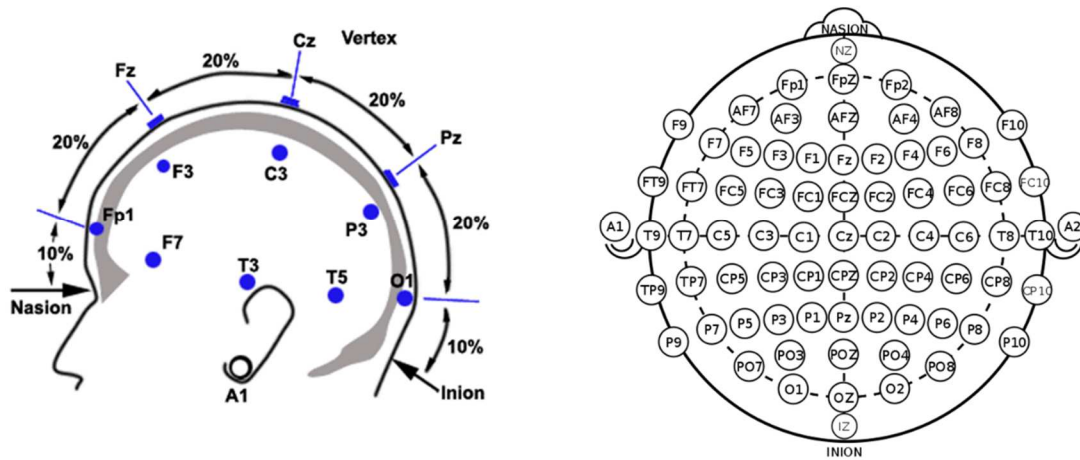


Figura 3. Representació del sistema internacional 10/10 per la col·locació de la gorra EEG (Oxley, 2017).

Aquest gel és una solució salina innòcua pel subjecte i que no té cap contraindicació, però la seva aplicació a cada un dels elèctrodes fa augmentar el temps de preparació per fer una lectura d'EEG. També presenta una petita incomoditat pels subjectes al final de la sessió, al haver d'extreure's les restes que haguessin pogut quedar al cabell. Malgrat les poques molèsties de l'aplicació d'aquest gel, hi ha dispositius a base d'elèctrodes secs que no tenen la necessitat de la seva aplicació, i que tot i tenir una qualitat inferior del senyal EEG, en algunes aplicacions poden donar un rendiment suficient (Radüntz, 2018).

Qualsevol potencial elèctric necessita una referència per poder-ne determinar el seu valor. En el cas de l'EEG hi ha principalment dos sistemes: monopolar i bipolar. En el primer s'utilitza una referència comuna a tots els elèctrodes (normalment és un elèctrode addicional en forma de pinça ubicat al lòbul de l'orella dreta), i en el segon cas el potencial s'extreu de la diferència entre dos elèctrodes.

L'última etapa per obtenir un senyal EEG de qualitat és la digitalització i amplificació. Normalment aquesta etapa l'efectua un amplificador connectat amb l'ordinador, el qual processa els senyals i actua sobre els dispositius exteriors en cas que fos necessari. El rang de freqüències de treball amb els senyals EEG normalment és molt baix (inferior als 100 Hz), i això fa que la freqüència de mostreig en la digitalització també sigui baixa (normalment al voltant dels 250 Hz). L'augment de la freqüència de mostreig i del número de canals permet tenir més informació sobre l'activitat cerebral, però significa un augment considerable del número de dades a processar i a

emmagatzemar. Si l'enfocament del BCI ha de ser pràctic i en temps real, s'ha de tenir en compte aquest compromís.

En aquesta visió dels BCIs en temps real i fora del laboratori, últimament s'estan desenvolupant equips d'EEG sense fil (Mihajlovic et al., 2015). Aquests dispositius tenen l'amplificador acoblat a la gorra (Figura 4), i envia les dades EEG ja digitalitzades a l'ordinador a través de d'una connexió sense fil (normalment a 2.4 GHz) de curta distància (fins a uns 10 metres). Per poder reduir la dimensió de l'amplificador i fer viables aquests sistemes amb unes prestacions similars als convencionals, es limiten el número de canals i la freqüència màxima de mostreig, sense que això impliqui una limitació en les aplicacions en un entorn real dels BCI.



Figura 4. Equips amplificadors. A la dreta l'amplificador sense cable integrat a la mateixa gorra EEG.

1.2.5 Classificació dels BCIs

Els BCIs es poden dividir entre exògens i endògens (Nicolas-Alonso and Gomez-Gil, 2012). Els BCI endògens són aquells on la generació del patró depèn del mateix subjecte; en canvi en els exògens la generació del patró ve com a resposta d'un estímul extern. També es poden classificar els BCIs entre síncrons i asíncrons. En els síncrons, és el BCI el que indica al subjecte el moment de generar el patró, definint una finestra de temps on es processa el senyal i es porten a terme les possibles accions per activar els dispositius externs; en canvi en els de tipus asíncron, el BCI està contínuament processant l'activitat cerebral i és el subjecte qui decideix quan genera el patró; lògicament, en aquest últim cas el sistema requereix més recursos i té un augment de la complexitat, i és per això que en la majoria d'aplicacions d'avui en dia s'utilitzen els BCIs de tipus síncron, ja siguin endògens o exògens.

1.2.6 Etapes de processament

En el processament de l'EEG es defineixen tres etapes bàsiques: preprocessament, extracció de característiques i classificació. El preprocessament inclou el filtratge del senyal i l'extracció de les trames d'EEG. Cada una de les trames representa l'EEG corresponent a una de les repeticions del patró. En els BCI síncrons, a més del senyal EEG apareix un *trigger* que representa el moment

que el subjecte ha rebut la indicació per començar a generar el patró; aquest senyal de *trigger* s'utilitza per tallar l'EEG i formar les trames. Al final de l'etapa de preprocessament s'obtingran tantes trames d'EEG com senyals de *trigger* hi hagi hagut.

El següent pas és l'extracció de característiques i la classificació de cada una de les trames EEG, d'on s'obté una classe estimada que representa la detecció o no del patró, i que determina si s'ha de portar a terme alguna acció sobre els dispositius externs.

1.2.7 Mesures de rendiment d'un BCI

El rendiment d'un BCI es basa principalment en dos conceptes: l'exactitud o *accuracy*, i la Taxa de Transferència d'Informació (ITR – *Information Transfer Rate*). Com es veurà en el punt 1.3, la presa de decisions en el BCI està basada en la detecció de determinats patrons dins de l'EEG utilitzant algorismes de classificació. La quantitat de patrons que pot diferenciar el BCI representa la quantitat d'informació que pot transmetre en una sola decisió, i juntament amb el temps necessari per generar el patró, s'obté una mesura de la ITR.

L'exactitud d'un classificador és una mesura estàndard del seu rendiment, i representa el percentatge de trames que el classificador es capaç de predir-ne la classe real a la qual pertany. Per tant, una exactitud alta significa que el classificador té una alta capacitat de detecció del patró. Tot i que és altament acceptada en la comunitat de BCI, pot arribar a ser una mesura no del tot representativa del rendiment d'un BCI (Lotte and Jeunet, 2017), perquè no té en compte els falsos positius (el BCI indica que s'ha detectat el patró quan en realitat no hi és). Moltes vegades, també es parla de la taxa d'error del classificador (ER – *Error Rate*) que no és res més que el número de trames mal classificades respecte del total de trames a classificar.

Per la seva banda, la ITR es basa en la capacitat que dona el BCI de comunicar-se i es mesura en bits per minut (McFarland et al., 2003). En el cas on s'utilitzen classificadors de dues classes, cada cop que el BCI pot determinar una classe com a resultat del seu processament, representa un bit. Com més classes pugui discriminar alhora el classificador, més bits d'informació es transmetran en una sola decisió del BCI, però com més temps sigui necessari per determinar una classe, la ITR es veurà afectada negativament.

En general, els classificadors de dues classes tenen exactituds més elevades que els de múltiples classes, però poden tenir un ITR menor. Així, a vegades pot ser interessant utilitzar classificadors amb menys exactitud però amb més classes per obtenir una ITR més gran.

1.3 PATRONS EN ELS BCIS BASATS EN EEG

1.3.1 El paradigma. Com es genera un patró d'EEG

Per detectar les intencions humanes, els BCIs utilitzen patrons que apareixen en els senyals com a resposta d'una determinada intenció. Per tal de fer aparèixer aquests patrons, en la majoria de casos s'utilitza un paradigma, que defineix unes normes i accions a seguir per part del subjecte i de les quals en resultarà el patró esperat. En la majoria de vegades aquestes indicacions es fan a través de senyals auditiu o d'una pantalla d'ordinador. En el paradigma també es defineix el número de repeticions que s'executarà una acció.

Així, el paradigma estandarditza les accions durant un experiment de BCI i permet tenir un control precís sobre l'activació cerebral del subjecte per poder capturar-ne el patró esperat. És evident que cada patró necessitarà paradigmes específics per poder ser generat, per això esdevé una part molt important d'un sistema BCI.

1.3.2 Patró P300 de potencial relacionat a l'esdeveniment

El potencial relacionat a l'esdeveniment (ERP – *Event-Related Potential*) apareixen en l'EEG com a reacció després d'haver rebut un estímul, ja sigui visual, tàctil o auditiu (Luck, 2012)(Chiappa, 1997)(Alvarez and Rossetti, 2015). La seva forma segueix un senyal sinusoidal que decau i que va definint diferents pics positius i negatius (Figura 5). Cada pic representa un potencial evocat (EP – *Evoked Potential*) que s'anomena amb una lletra segons si la seva amplitud és positiva o negativa, i s'acompanya amb els mil·lisegons de latència des de l'estímul: P50, P200, P300, N100, N170, N400, ...

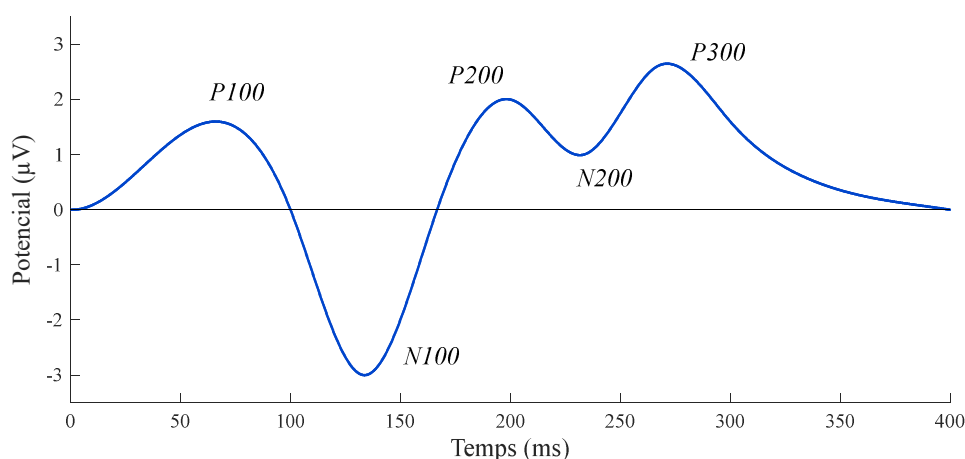


Figura 5. Exemple d'un ERP amb diferents potencial evocats.

Els EPs tenen una resposta específica per cada subjecte i la latència és només una referència orientativa. Així, quan es parla de P300, el pic positiu es troba al voltant dels 300 ms després de l'estímul, però en realitat, en alguns subjectes es pot trobar entorn els 250 ms, i en d'altres més enllà dels 350 ms. A més a més, la seva forma depèn del tipus d'estímul aplicat, de l'edat i salut del subjecte, i del seu estat de consciència en el moment de l'estimulació (Alvarez and Rossetti, 2015), així com de la freqüència de l'estímul i de la seva raresa.

L'ERP es distribueix topogràficament a pràcticament tota l'escorça cerebral, però en subjectes sans, l'amplitud més gran apareix en la zona central entre els dos hemisferis (elèctrodes FCz, Cz i Pz) i en les zones sensibles a l'estímul (Johnson, 2007)(Leštarević et al., 2015), com pot ser al còrtex visual en els estímuls visuals. La latència de cada un dels diferents EPs indica com és la resposta a l'estímul, així, els EPs amb latència llargues com és el P300, apareixen en moments d'atenció i amb més càrrega cognitiva, i altres estímuls amb menor latència com el N100, apareixen quan hi ha un treball cognitiu menor (Guger et al., 2013). Precisament, el P300 és un dels potencials evocats que ha centrat més atenció en els BCIs perquè apareix en els paradigmes d'*oddball*.

Aquest paradigma consisteix en presentar al subjecte una sèrie consecutiva d'estímuls idèntics separats per un interval de temps relativament petit: entre els 300 ms i un segon. Aquest estímul se l'anomena estàndard. De tant en tant, i amb una freqüència d'aparició molt menor que l'estímul estàndard, apareix un estímul totalment diferent: l'estímul estrany o *deviant*. El subjecte ha de prestar atenció a l'estímul poc freqüent, i en fer-ho, el ERP generat de la reacció a aquest estímul és diferent que els ERPs generats pels estímuls estàndards (Figura 6).

La detecció del patró no es pot fer amb una sola resposta a un estímul, perquè el soroll en l'EEG és molt gran i el senyal queda emmascarat. Per aconseguir capturar un P300 són necessàries diverses repeticions de la seqüència d'estímuls que permeti fer una mitjana entre els diferents senyals i així augmentar la SNR. L'amplitud del P300 també és un factor determinant per tal de poder-lo detectar, essent més fàcil com més amplitud tingui, i essent aquesta amplitud més gran com més improbable sigui l'estímul estrany respecte de l'estàndard. I aquí és on apareix el compromís entre la velocitat de transmissió del BCI i la seva exactitud, perquè tenint en compte que només es podrà detectar el P300 en l'EEG de la resposta a l'estímul estrany, i que la seva amplitud és inversament proporcional a la freqüència d'aparició d'aquest estímul estrany, per obtenir una bona qualitat de detecció són necessàries moltes repeticions de la seqüència d'estímuls i per tant, la velocitat de transferència del BCI es veu reduïda.

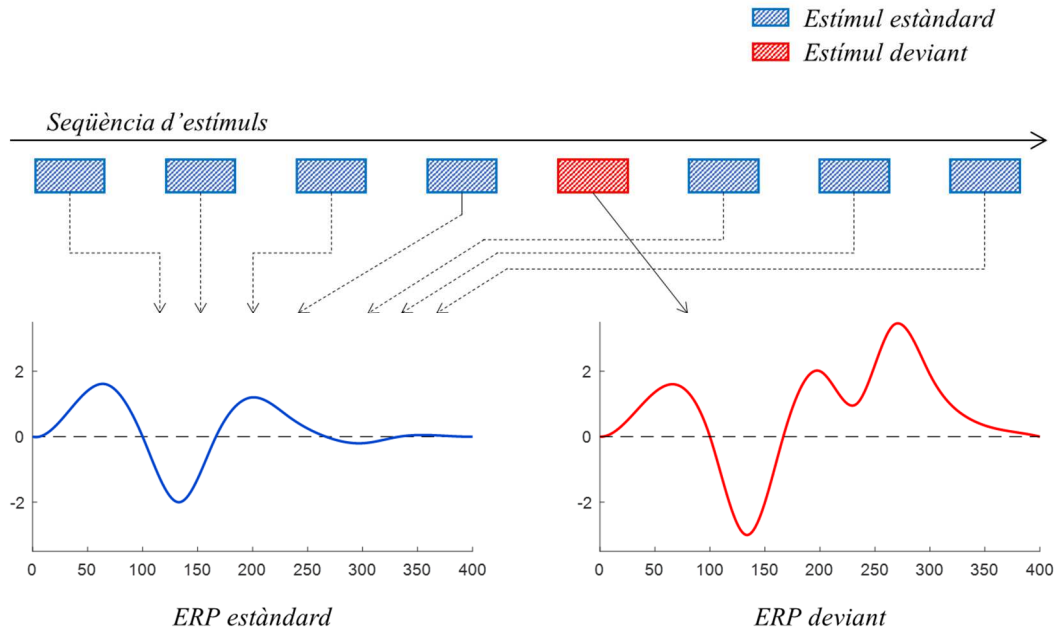


Figura 6. Representació d'un paradigma oddball amb els ERPs generats segons el tipus d'estímul.

L'amplitud del P300 a més de dependre de la freqüència de l'estímul estrany, també depèn del tipus d'estímuls aplicat (visual, auditiu o tàctil). Per altra banda, i en línia amb el que ja s'ha comentat sobre la càrrega de treball cognitiu, la latència del P300 varia segons la dificultat de diferenciar entre l'estímul estàndard i l'estrany (Picton, 1992).

1.3.3 Patró ERD/ERS de ritmes sensoriomotors

Un altre patró molt utilitzat en els BCIs té relació amb els ritmes sensoriomotors. Aquests és un patró endogen que no requereix d'un estímul exterior per generar-se i depèn exclusivament de la voluntat de l'usuari. Consisteix en l'atenuació de l'EEG en la banda de freqüències entre 8 i 30 Hz a la regió motora del cervell (Figura 7). Aquestes bandes s'anomenen mu (8-13 Hz) i beta (13-30 Hz).

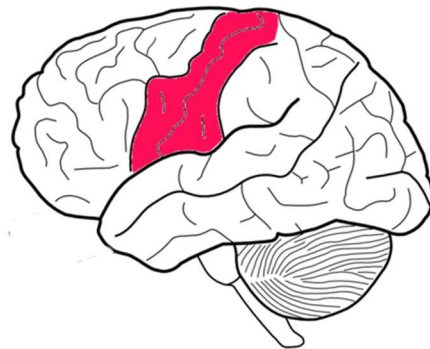


Figura 7. Regió motora del cervell. Imatge adaptada (Clicer-Free-Vector-Images, 2019).

Aquesta regió motora controla, entre d'altres, les extremitats superior i inferiors (Figura 8). Quan hi ha l'acció de moure alguna d'aquestes extremitats, l'EEG de la zona específica encarregada d'activar les cèl·lules motores s'hi pot detectar una reducció de l'activitat freqüencial, degut a la pèrdua de sincronia entre elles. Al mateix moment, en les altres zones d'aquesta regió motora, s'hi pot veure un senyal amb un alt contingut freqüencial. El cas més representatiu és el del moviment de les extremitats superiors, on la zona motora de l'hemisferi esquerre controla el moviment de l'extremitat dreta, i viceversa.

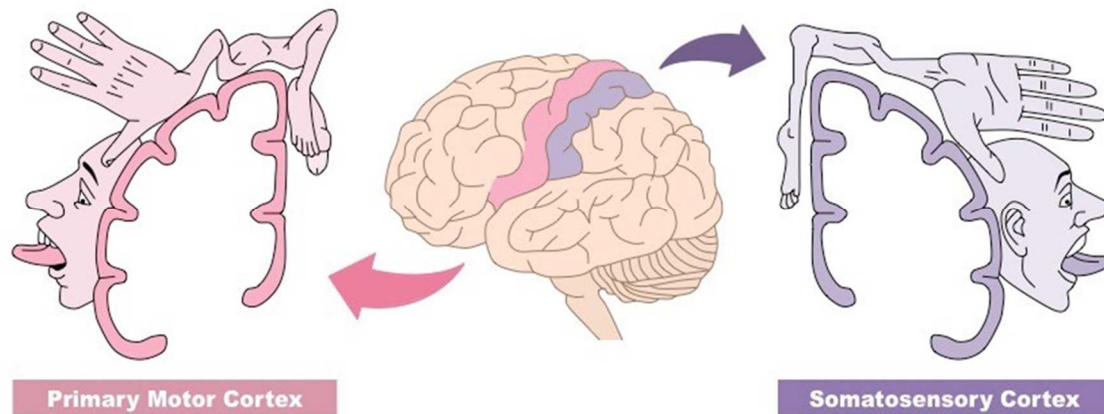


Figura 8. Al centre, ubicació de les àrees motores (color rosa) i somatosensorial (color morat). Representació d'una secció del cervell amb la ubicació on hi ha control motor de cada part del cos. (Cornell, 2016).

Quan un subjecte executa un moviment d'una extremitat superior, es pot apreciar una reducció de l'energia en les components freqüencials de les bandes mu (8-13 Hz) i beta (13-30 Hz) dels elèctrodes de l'hemisferi contralateral, alhora que també es pot observar un augment de l'energia en aquestes mateixes bandes però en els elèctrodes de l'hemisferi ipsilateral (Pfurtscheller, 1992). Aquests dos fenòmens s'anomenen desincronització relacionada a l'esdeveniment, o *Event-Related Desynchronization* (ERD), i sincronització relacionada a l'esdeveniment, o *Event-Related Synchronization* (ERS).

La importància del patró ERD/ERS pels BCIs és que si en comptes d'executar el moviment real, el subjecte simplement s'imagina que executa el moviment, el patró ERD/ERS també es pot apreciar en l'EEG d'una manera similar i en les mateixes regions que quan s'executa el moviment real (Pfurtscheller et al., 1997). Això permet que el BCI pugui detectar quan el subjecte està imaginant que mou la mà dreta i quan està imaginant que mou la mà esquerra, i establir un canal de comunicació directe entre el cervell i el BCI. El paradigma utilitzat per generar el patró ERD/ERS s'anomena imatge motora.

Un exemple visual del patró ERD/ERS es pot veure en la Figura 9, on a l'esquerra hi ha representat EEG de l'elèctrode C3 (hemisferi esquerre), i a la dreta el EEG de l'elèctrode C4

(hemisferi dret). Els senyals EEG mostrats ja han estat filtrats entre 8 i 30 Hz. Les gràfiques de dalt s'han extret durant la imaginació del moviment de la mà esquerra, i s'hi pot veure l'ERS en l'hemisferi esquerre (elèctrode C3), i l'ERD en l'hemisferi dret (elèctrode C4). En les gràfiques de baix, s'han extret durant la imaginació del moviment de la mà dreta, i també s'hi pot veure l'ERS i l'ERD, però en aquest cas en l'hemisferi oposat.

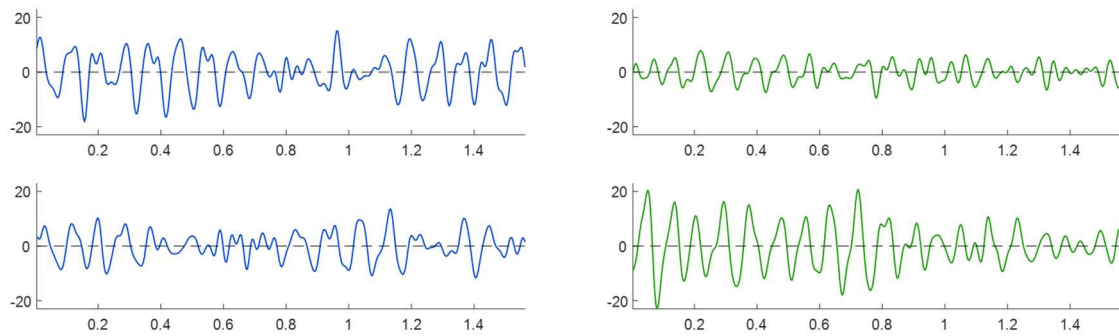


Figura 9. Gràfiques amb representació de 4 senyals EEG amb ERD i ERS. L'eix d'ordenades són μV i el d'abscisses segons. A l'esquerra hi ha la captura del canal C3 (hemisferi esquerre) i a la dreta, les captures del canal C4 (hemisferi dret). La fila de dalt és l'EEG durant la imaginació del moviment de la mà esquerra, i la de baix, és l'EEG durant la imaginació de la mà dreta.

Les localitzacions del control de les extremitats superiors en la regió motora del cervell són privilegiades perquè estan molt separades entre elles (Figura 8), i això ajuda a tenir un patró ERD/ERS més clar. També hi ha estudis que utilitzen el moviment de les extremitats inferiors i de la llengua (Morash et al., 2008) per aconseguir tenir fins a quatre possibilitats de decisió i augmentar la taxa de transferència d'informació del BCI.

Per últim, s'ha de destacar que aquest patró pot ser utilitzat en BCIs del tipus asíncrons, i que no es veu afectar per estímuls exteriors, podent-se compaginar el control del BCI amb altres tasques.

1.3.4 Altres patrons

En aquest treball només s'estudien solucions sobre BCIs basats en els patrons del P300 i de la imatge motora, però hi ha altres patrons interessants que es poden utilitzar en els sistemes BCI com són el potencial evocat visual d'estat estable (SSVEP – *Steady State Visual Evoked Potentials*) o els potencials corticals lents (SCP – *Slow Cortical Potentials*).

El SSVEP apareixen quan hi ha un estímulo visual com pot ser l'encesa i apagada intermitent d'un LED. Quan aquest parpelleig s'efectua a una freqüència superior als 6 Hz, aquest potencial passa a un estat estable i apareixen pics en la freqüència de parpelleig de la font visual, i en els seus harmònics (Oehler et al., 2008)(Prueckl and Guger, 2009), que poden ser detectats a partir de l'estimació freqüencial de l'EEG.

Els potencials corticals lents són canvis en la component contínua de l'EEG que poden ser controlats pel subjecte i que estan relacionats amb la seva activació cerebral. Els temps d'aquests canvis poden anar des de 300 mil·lisegons fins a diversos segons (Blankertz et al., 2004).

1.3.5 Calibratge

Els senyals EEG són específics per cada persona. Però a més a més, la mateixa persona pot presentar diferències en el seu propi EEG d'una sessió a una altra, perquè la posició de la gorra pot ser lleugerament diferent, la quantitat de gel aplicada pot ser diferent, així com també les condicions ambientals. Totes aquestes coses fan que la conductivitat entre els elèctrodes i la pell del cap del subjecte gairebé mai sigui la mateixa. A més a més, l'estat d'ànim i el cansament de l'usuari poden fer variar lleugerament l'EEG d'una sessió a l'altra, i fins i tot, en la mateixa sessió.

El patrons que es busquen en l'EEG són totalment dependents de cada persona. Cada cervell té les seves especificitats a l'hora de generar els patrons i en la gran majoria de BCIs el sistema s'hi ha d'adaptar al màxim possible. Per fer-ho, es dediquen uns minuts durant l'inici de la sessió de BCI on es fa un calibratge, consistent en l'entrenament d'un classificador que llavors serà utilitzat per detectar els patrons durant la sessió del BCI.

Pel procés de calibratge s'utilitza el mateix paradigma que el que s'utilitzarà durant la sessió, però en aquest cas cadascuna de les trames generades porten marcada la classe a la qual pertanyen: patró o no patró. A partir d'aquesta informació s'entrena el classificador i se'n determina els seus paràmetres.

Degut a la dificultat de la detecció dels patrons d'EEG, l'ús dels algorismes de classificació es fa pràcticament imprescindible en qualsevol BCI (Lotte et al., 2007), i per tant, s'ha de tenir en compte aquest temps de calibratge previ a la sessió de BCI, perquè redueix el temps útil d'utilització del BCI. Per tenir un bon classificador, són necessàries com més trames del patró millor, generant-se un compromís entre la qualitat del classificador i la durada efectiva de la sessió.

1.4 RETROACCIÓ DEL BCI. TANCANT EL BUCLE

La generació dels patrons necessaris per controlar un BCI és una habilitat humana, que com qualsevol altra habilitat es pot adquirir a través de l'entrenament i l'aprenentatge, i on cada persona té el seu propi punt de partida. Està demostrat que l'ús de la retroacció o feedback durant l'aprenentatge permet millorar-ne el rendiment (Shute, 2008), i el BCI no n'és una excepció (Pineda et al., 2002), perquè el feedback que es dona a l'usuari li permet tenir una interpretació

directe de com està generant el patró esperat, i així adaptar-se per millorar-lo. A més a més, si aquest feedback és interpretat d'una forma senzilla per part de l'usuari, li pot facilitar molt més la tasca de generar el patró (Mousavi and Sa, 2017).

El bon feedback ajuda a tancar el bucle entre el BCI i l'usuari (Figura 10), el que significa que la interacció entre l'usuari i el BCI és més gran i per tant, es pot arribar a millorar el control que l'usuari té sobre el BCI (Perdikis et al., 2018; Pineda et al., 2002). Per aconseguir-ho, el feedback i un ús continuat del BCI hi juguen un paper clau; però malgrat això, encara hi ha molt pocs estudis que es focalitzin en el feedback del BCI (Neuper and Pfurtscheller, 2009).

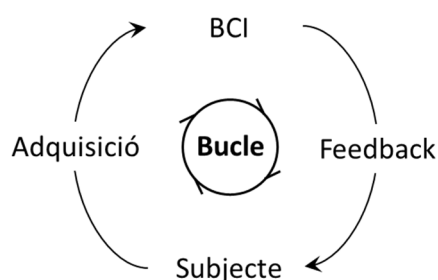


Figura 10. Una bona interpretació del feedback per part de l'usuari beneficia el tancament del bucle amb el BCI.

Tot i els algorismes aplicats per augmentar la qualitat del senyal i l'exactitud en la detecció dels patrons, sense la capacitat per generar un bon patró per part de l'usuari, aquestes millores no són de gaire ajuda (Lotte et al., 2013). Així, la definició d'un paradigma que faciliti la generació del patró i que aportï un bon feedback a l'usuari és de vital importància.

1.5 ESTAT DE L'ART I REPTES DELS BCIS

Actualment, s'està treballant en molts fronts en el desenvolupament dels BCIs. La majoria d'estudis aporten recerca per aconseguir un objectiu comú com és l'efectivitat dels BCIs en temps real i fora del laboratori, per tal que puguin arribar a gran part de la població necessitada.

Per millorar el control dels BCIs s'està fent recerca en nous mètodes de classificació de l'EEG per la detecció de patrons (Lotte et al., 2018; Yger et al., 2017) i en els paradigmes per una millor generació del patró (Jeunet et al., 2016). També en el camp del processament de senyal, és important tenir en compte els artefactes (Urigüen and Garcia-Zapirain, 2015), perquè dins del laboratori es pot aconseguir un senyal pràcticament net, però moltes aplicacions quan en surten, es troben amb la dificultat de gestionar-los, sobretot perquè la gran majoria de tècniques de processament del senyal tenen una alta sensibilitat als artefactes, i un de sol pot provocar que el procés de calibratge esdevingui inútil, i es perdi el control del BCI.

Ja hi ha alguns estudis que mostren les aplicacions pràctiques que poden tenir els BCIs, com són el control de cadires de rodes (Fernández-Rodríguez et al., 2016), el control de braços robotitzats (Zhang et al., 2018a), o l'assistència a pacients de neurorehabilitació a casa seva (Holz et al., 2015). A més, per ajudar a aquesta implantació pràctica, ja hi ha al mercat dispositius EEG sense cables i amb elèctrodes secs, que faciliten molt la posada en marxa d'una sessió de BCI (Grummett et al., 2015; Rihana et al., 2016), i s'està fent recerca en mètodes de classificació genèrics (Pinegger and Müller-putz, 2017) i classificadors no supervisats (Huebner et al., 2018), que puguin reduir, o fins i tot prescindir, del procés de calibratge inicial.

Per últim, un dels reptes dels BCI és afrontar l'anomenat analfabetisme del BCI, que representa a la part de la població, entre un 15% i 30%, que no té un control inicial sobre un BCI (Allison and Neuper, 2010; Guger et al., 2009). Alguns estudis classifiquen els usuaris en diferents categories i apliquen millores en la classificació per intentar detectar els patrons en aquelles grups de persones que no tenen un control inicial del BCI (Vidaurre et al., 2011), per així augmentar-ne la seva exactitud i reduir l'analfabetisme.

2 BCIs APLICATS A LA NEUROREHABILITACIÓ

2.1 MALALTIES NEUROLÒGIQUES ON ELS BCIS PODEN SER ÚTILS

Els BCI proporcionen als seus usuaris la capacitat de saltar-se les vies habituals d'interacció amb l'entorn, anant a llegir directament els senyals del cervell per interpretar-ne les accions i reaccions de l'usuari. Aquesta capacitat i el seu desenvolupament dels BCIs en aquests últims anys, ha fet que es vegin com una eina molt atractiva per l'assistència en pacients de neurorehabilitació (Guger et al., 2013; Kübler and Neumann, 2005), ja sigui per l'avaluació del dany cerebral, com per la comunicació quan les vies convencional estan inhabilitades.

Allà on els BCI poden arribar a més gent és com a tractament en la rehabilitació de pacients que han patit un ictus, que es calcula que arriba a afectar a 15 milions de persones a nivell mundial (Benjamin et al., 2017). Com a conseqüència de l'ictus, molts pacients han perdut la mobilitat d'una de les extremitats, i el BCI permet assistir el pacient per seguir un tractament de manera autònoma (Ang and Guan, 2013; Cho et al., 2016; Ramos-Murguialday et al., 2013).

On també poden ser de molta ajuda, tot i que la prevalença és molt baixa, és en els trastorns de la consciència (DoC – *Disorder of Consciousness*) (Guger et al., 2013). En la majoria d'aquests trastorns s'utilitzen els BCIs per identificar el grau de consciència que presenta un pacient (Gosseries et al., 2014), i en alguns casos, quan s'ha detectat un nivell cognitiu alt, però sense possibilitats de comunicació per les vies habituals, es pot utilitzar el BCI per establir-hi comunicació (Guger et al., 2017).

Altres malalties on els BCI tenen possibilitats d'actuar són l'epilèpsia i el Trastorn per Dèficit d'Atenció amb Hiperactivitat (TDAH). L'epilèpsia té una prevalença de l'1% de la població mundial, i s'han fet estudis relacionats amb la viabilitat de l'ús de BCI en el seu tractament, amb la intenció de detectar el atac epilèptic i poder estimular adequadament el cervell per reduir-ne les conseqüències (Huang and Van, 2013; Liang et al., 2010). En el TDAH, s'han vist millores en les escales d'avaluació en nens que s'han sotmès a sessions de BCI de forma periòdica (Krishnan et al., 2012).

2.2 BCIS PER PACIENTS D'ICTUS

L'ictus és un accident cerebrovascular que provoca la mort de neurones en el pacient que el pateix. En funció de la zona afectada les conseqüències poden ser més o menys greus. En la majoria de pacients, les seqüeles de l'ictus són l'hemiplegia, o sigui, la pèrdua total o parcial de la mobilitat de la meitat contralateral del cos. En alguns casos la recuperació total o parcial d'aquesta funció motora no es pot aconseguir amb les teràpies convencionals, afectant la vida quotidiana del pacient.

En tots els casos d'ictus la pèrdua de la mobilitat és deguda a un problema neuronal i no muscular: el múscul està preparat per rebre la informació neuronal, però aquesta no es pot generar perquè l'escorça motora del cervell ha estat afectada per l'accident vascular.

La plasticitat és la capacitat que té el cervell d'adaptar-se als canvis, i en els primers dies de recuperació de l'ictus, és capaç de reubicar les funcions afectades a altres zones sanes (Cramer and Riley, 2008). Aquest és un procés lent que requereix la participació activa del pacient seguint un procés de rehabilitació guiat per un terapeuta.

2.2.1 BCI basats en la imatge motora per la recuperació de l'ictus

Els pacients que han patit un ictus i han perdut total o parcialment la mobilitat d'una de les extremitats (superior o inferior), poden aconseguir la recuperació motora a partir d'exercicis basats en la imatge motora. Aquests exercicis consisteixen en imaginar-se el moviment de l'extremitat en el moment que un terapeuta li dona l'ordre, i en el mateix moment, el terapeuta ajuda al pacient a realitzar el moviment imaginat.

Diferents estudis ja han demostrat l'eficàcia de l'ús dels BCI en al rehabilitació de l'ictus (Ramos-Murguialday et al., 2013; Remsik et al., 2016). Els BCI basats en la imatge motora permeten donar una altra perspectiva a aquesta teràpia. Aprofitant que el pacient pot imaginar el moviment de l'extremitat afectada, i que aquesta acció activa els patrons ERD/ERS en l'EEG del pacient, es pot arribar a detectar el moment en que el pacient està fent la imaginació per activar un equip d'estimulació elèctrica funcional (FES – *Functional Electrical Stimulation*), i sincronitzar la intenció del moviment amb el moviment de la mà afectada.

Els equips d'estimulació elèctrica funcional estan formats per dos elèctrodes que es col·loquen en la zona concreta on es vol efectuar l'estimulació (Figura 11). En el moment de la seva activació, s'emet un corrent elèctric que va d'un elèctrode a l'altre passant pel pacient, i activant el múscul. En el cas de pacients d'ictus que han perdut la mobilitat en l'extremitat superior, els elèctrodes es

col·loquen en el múscul extensor dels dits, aconseguint la dorsiflexió de la mà en el moment de l'activació del FES (Figura 11).



Figura 11. Dispositiu FES amb un exemple d'aplicació al braç d'un pacient (imatges de g.tec medical engineering GmbH).

El FES per si sol ja consisteix en una teràpia àmpliament utilitzada en els tractaments post-ictus (Alon et al., 2008), millorant temporalment la capacitat motora de l'extremitat afectada i reduint-ne també l'espasticitat. Però el que s'aconsegueix amb del BCI és l'aplicació de l'estimulació elèctrica en el moment que el pacient està activament imaginant-se el moviment de la mà, tenint una sensació de que és ell el que ha aconseguit moure la mà. Aquesta sincronització entre la imaginació del moviment i l'activació del FES es realitza quan el BCI detecta el patró ERD/ERS corresponent a la imaginació del moviment.

Les anomenades teràpies de moviment induït per constricció (CIMT – *Constraint-Induced Movement Therapy*), han demostrat que els pacients d'ictus poden recuperar part de la mobilitat de l'extremitat forçant-ne el seu ús (Wolf et al., 2006). Aquesta recuperació és produïda gràcies a la plasticitat del cervell que reestructura la xarxa neuronal encarregada de l'acció motora sobre l'extremitat afectada cap a una altra zona del cervell. Malauradament, aquestes teràpies descrites només són vàlides si hi ha un mínim de moviment residual.

L'objectiu de les teràpies basades en un sistema de BCI és similar al de les teràpies de moviment induït per constricció. L'activació de la plasticitat s'aconsegueix a partir del tancament del bucle del BCI (Grosse-Wentrup et al., 2011; Millán, 2018): el pacient s'imagina el moviment de l'extremitat, i a partir del feedback s'activa el FES i veu com l'extremitat es mou. Si el pacient està imaginant bé el moviment, el feedback estarà més sincronitzat i reforçarà el tancament del bucle entre la intenció del moviment i la realització d'aquest, augmentant la sensació en el pacient de que és ell el que ha mogut l'extremitat.

Una altra de les teràpies utilitzades en pacients d'ictus és la teràpia mirall, que consisteix en posar un mirall entre les dues extremitats (superior o inferior), que oculta la mà afectada, i fent moviments de l'extremitat no afectada i gràcies al mirall, el pacient té la sensació que l'extremitat afectada s'està movent. S'ha demostrat que aquesta teràpia millora la capacitat motora perduda després de l'ictus (Thieme H and Dohle, 2018). La mateixa idea d'aquesta teràpia pot ser incorporada en un sistema BCI afegint una pantalla amb un avatar, que mostri l'extremitat afectada i que quan es detecti que el pacient està fent una bona imatge motora, l'avatar realitzi el mateix moviment de l'extremitat.

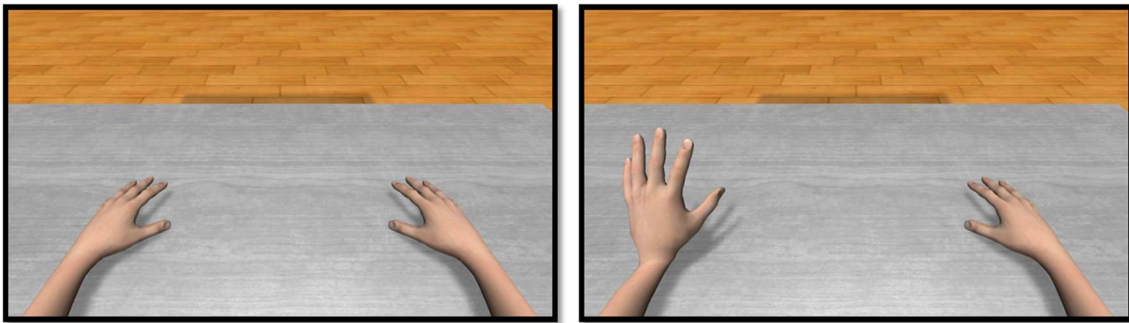


Figura 12. Dues imatge d'exemple de l'avatar. A l'esquerra en posició relaxada, i a la dreta fent una dorsiflexió.

En resum, el BCI és una bona eina per la rehabilitació de l'ictus per aquests motius:

1. La imatge motora ja és una tècnica provada amb èxit en la rehabilitació de l'ictus.
2. Incorpora diferents teràpies alhora: imatge motora, FES i teràpia mirall.
3. És útil fins i tot en aquells pacients que no tenen moviment residual en l'extremitat.
4. Promou l'aprenentatge motor per induir canvis plàstics al cervell.
5. Té un control objectiu sobre la implicació del pacient (apartat 2.2.3).

A més a més, aporta unes implicacions emocionals al pacient que veu que és capaç de moure la mà afectada sense l'ajuda de cap terapeuta, incrementant la seva motivació en la teràpia i augmentant les possibilitats de recuperació (Maclean et al., 2000).

2.2.2 Paradigma de la imatge motora

El paradigma de la imatge motora són les instruccions que el pacient ha de seguir per tal de generar el patró ERD/ERS (Figura 13). El paradigma necessita definir dues extremitats que seran les que el pacient haurà de fer-ne la imatge motora. La configuració pot ser: mà dreta contra mà esquerra, mà dreta contra peu o mà esquerra contra peu. Per la següent descripció del paradigma es considera que la configuració és la de mà dreta contra mà esquerra.

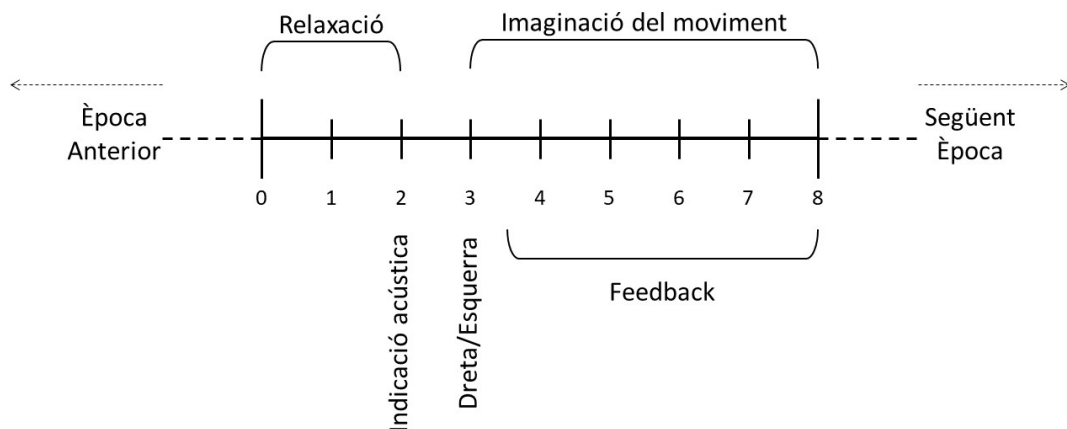


Figura 13. Exemple d'un esquema amb les accions dutes a terme a cada època d'un paradigma d'imatge motora.

La base del paradigma és una època de 8 segons, que consisteix en els següents intervals:

- 2 segons de relaxament.
- Senyal acústic i indicació de la mà que s'ha d'imaginar el moviment.
- 5 segons durant els quals el pacient imagina el moviment.
- Avís acústic de relaxament i inici de la següent època.

A cada nova època, el BCI decideix pseudo-aleatòriament quina de les mans se li demana al pacient que n'imagini el moviment. Es realitzen un número igual d'èpoques per cada una de les mans. Si durant la imaginació del moviment el BCI detecta el patró ERD/ERS corresponent a la mà sol·licitada, activarà el feedback cap al pacient.

2.2.3 Mesures del BCI

El BCI ofereix alguns avantatges sobre la teràpia convencional com són la incorporació simultània de diferents teràpies i el fet de prescindir del terapeuta durant l'exercici. Però hi ha encara una altre factor que fa molt atractiu el BCI: la possibilitat que li dona al terapeuta de saber si el pacient està implicat en l'execució de la tasca. A partir del processament de l'EEG durant i al final de l'exercici, es poden treure valors mètrics sobre com ha generat el patró ERD/ERS el pacient, d'on es pot inferir la implicació que ha tingut durant la sessió. Amb les teràpies convencionals, el terapeuta no té cap valoració objectiva sobre aquest paràmetre.

A més de saber com s'ha desenvolupat una sessió es poden tenir els registres d'altres sessions i es pot seguir una evolució de la capacitat del pacient de generar la imatge motora. A més, aquests registres derivats de l'EEG, poden servir per buscar correlacions amb les escales d'avaluació convencionals (Sanford et al., 1993), per tenir una estimació de l'evolució en la recuperació

motora del pacient. Aquesta objectivitat en la mesura de la implicació és una característica que no es pot trobar en altres sistema de neurorehabilitació, com són els sistemes d'assistència robotitzats (Takahashi et al., 2007).

2.3 BCIS PER PACIENTS DE DOC

El trastorns de la consciència, o *Disorders of Consciousness (DoC)*, engloba diferents síndromes i malalties que per diferents causes alteren l'estat de consciència del pacient. En la majoria de casos són situacions dramàtiques on els pacients presenten diferents graus cognitius, i on també presenten períodes alternats de son i vetlla.

En aquesta categoria també s'hi sol incloure l'anomenat síndrome del captiveri, o *Locked-In Syndrome (LIS)*, on el pacient té un estat de consciència alt, però presenta una paràlisi en tot el cos, impedit-li la comunicació per les vies habituals. Normalment els pacients de LIS en estat avançat necessiten de respiració artificial i presenten un moviment residual als ulls. En fases encara més avançades del síndrome, els pacients poden patir la paràlisi total del cos anomenada síndrome del captiveri complet, o *Complete Locked-In Syndrome (CLIS)*.

2.3.1 Classificació en funció dels diferents estats de consciència

Els trastorns de la consciència es poden classificar en quatre categories principals segons el nivell de consciència que mostra el pacient (Figura 14):

- **Síndrome del captiveri (LIS – *Locked-In Syndrome*)**: el seu estat és de vetlla i totalment conscient però amb la impossibilitat de moure cap múscul, impedit-li la comunicació per les vies convencionals. En alguns casos els pacients de LIS mantenen la mobilitat dels ulls, però en alguns casos més severes arriben a perdre aquesta mobilitat i la paràlisi és total, en aquests casos se'ls classifica com a síndrome del captiveri complet (CLIS – *Complete Locked-In Syndrome*). Les causes principals del LIS són els ictus massius en el tronc encefàlic i malalties neurodegeneratives com l'esclerosi lateral amiotròfica, que si el pacient sobreviu a fases avançades acaba derivant en un CLIS.
- **Estat de mínima consciència (MCS – *Minimally Conscious State*)**: els pacients presenten períodes intermitents d'atenció i vigília, mostrant algun comportament significatiu. En l'estat MCS el pacient té una percepció limitada de consciència d'ell mateix i de l'entorn, però no és capaç de comunicar-se per les vies convencionals (Giacino et al., 2002). Degut al gran ventall de possibles comportaments en aquests

pacients, es van introduir dues subcategories noves, MSC+ i MSC-, per poder tenir un diagnòstic més precís (Bruno et al., 2011).

- **Síndrome de la vigília sense resposta (UWS – *Unresponsive Wakefulness Syndrome*):** en aquest síndrome els pacients estan desperts però no tenen cap consciència d'ells mateixos ni del seu entorn, i no tenen capacitat d'interactuar amb altres persones (Jennett, 2002). La denominació UWS és la que s'utilitza actualment pel que abans s'anomenava estat vegetatiu (Laureys et al., 2010). La dificultat en el diagnòstic, pot portar a classificar pacients en aquesta categoria quan en realitat s'haurien de classificar com a MSC o LIS.
- **Estat de coma crònic:** en aquest estat el pacient no presenta consciència, ni atenció, ni cicles de vigília-son; només presenta resposta a actes reflex, i no respon a cap tipus d'estímul visual, tàctil o sonor (Plum and Posner, 1982).

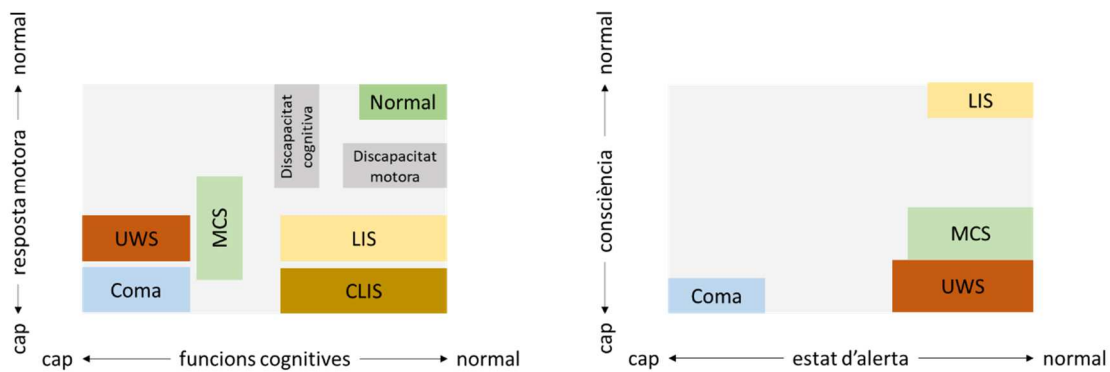


Figura 14. Classificació dels trastorns de la consciència. A l'esquerra, classificació segons el nivell de resposta motora i de les funcions cognitives. A la dreta, segons l'estat d'alerta i el nivell de consciència.

2.3.2 Dificultat en el diagnòstic

La classificació del tipus concret de desordre per part dels facultatius no és un tasca fàcil, i la falta de resposta dels pacients porta moltes vegades a una confusió en la classificació de l'estat real del pacients. S'ha vist que en un 43% dels casos els pacients UWS són classificats com a MCS un cop són avaluats per equips experts (Cruse et al., 2011; Schnakers et al., 2009). Així, un diagnòstic precís pot canviar la classificació del pacient i fer que el tractament pugui ser adequat al seu estat real, i es puguin ajustar millor les previsions de la seva evolució futura. En un estudi fet amb fMRI, es va comprovar que pacients de UWS podien estar conscients, i fins i tot ser capaços de respondre a preguntes binàries de sí o no (Monti et al., 2010).

En alguns casos de LIS com a causa d'un ictus sever, per error, el pacient pot ser diagnosticat com a UWS, malgrat preservar la seva capacitat cognitiva intacta. Adonar-se d'aquesta

circumstància és de vital importància pel pacient i els seus familiar, perquè malgrat no ser possible per les vies habituals, sí que es podria utilitzar el BCI per poder-s'hi comunicar.

2.3.3 Ús del BCI per l'avaluació de l'estat de consciència

En estudis realitzats a partir de fMRI, s'ha detectat que hi ha pacients de DoC que presenten estats intermitents de consciència. Degut a la dificultat que representa traslladar un pacient d'aquestes característiques a un aparell de fMRI, s'han estudiat mecanismes per avaluar l'estat de consciència del pacient a partir de la detecció de certs patrons EEG (Cruse et al., 2011). L'ús de l'EEG per aquestes anàlisis, no només en reduiria el cost i en facilitaria la preparació, sinó que també es podria fer l'avaluació sense la necessitat de personal especialista.

Quan el pacient perd la capacitat de comunicar-se per les vies convencionals, el BCI pot llegir la seva activitat cerebral i utilitzant paradigmes senzills per determinar el seu estat de consciència a partir del seu EEG. Els BCI utilitzats en aquests casos són de tipus exògens amb un paradigma *oddball* (paradigma de la raresa o l'estrany), on es presenta un seguit d'estímuls exactament iguals, anomenats estàndards, i de cop i volta es presenta un estímul diferent, anomenat estrany (apartat 1.3.2). Una resposta diferenciada a aquest estímul estrany, indica la presència de certa capacitat cognitiva en el pacient.

En l'EEG, la resposta a l'estímul estrany es detecta en forma de ERP. El més habitual d'analitzar és el P300 (1.3.2), que requereix un alt grau de cognició per la seva aparició. En els paradigmes *oddball* utilitzats per l'avaluació de la consciència, normalment s'utilitzen estímuls auditius o vibrotàctils (Ortner et al., 2017).

Habitualment, quan s'utilitzen estímuls auditius, aquests són dos tons purs diferenciats clarament per tal que un sigui més agut que l'altre (per exemple: 500 Hz pel to estàndard i 1000 Hz per l'estrany). Abans d'executar el paradigma s'indica al pacient que a continuació escoltarà un to repetitiu i periòdic, i que en alguns moments hi haurà un to diferent; el que ha de fer ell és comptar aquests tons estranys menys freqüents. La tasca de comptar té com a finalitat aconseguir el màxim d'atenció i de treball cognitiu del pacient cap a l'estímul estrany. La presència d'un P300 en l'EEG dels tons estranys indicarà que en el moment en què s'ha fet l'experiment, el pacient ha entès i seguit les instruccions donades, i per tant, que n'era conscient.

En els casos en què s'utilitzen estímuls vibrotàctils, aquests s'aconsegueixen a partir de petits vibradors col·locats a la zona del canell del pacients (Figura 15). En aquest cas el pacient rep la vibració en un dels canells, l'anomenat estímul estàndard; i en una menor freqüència, rep la vibració en l'altre canell, l'anomenat estímul estrany o *deviant*. Les instruccions al pacient són

similars que en el cas dels estímuls auditius i consisteixen en demanar-li que presti atenció a les estimulacions menys freqüents, i que les compti. Igual que en el paradigma amb estímuls auditius, es buscarà la presència d'un P300 en l'EEG per determinar si hi ha hagut consciència durant l'avaluació.



Figura 15. Dispositiu d'estimulació tàtil, vibrotàtil i exemple de col·locació de vibrotàctils en els canell d'un pacient (imatges de g.tec medical engineering GmbH).

2.3.4 Ús del BCI per la comunicació

Alguns pacients de DoC perden la capacitat de comunicació amb l'exterior, però malgrat això, mantenen un nivell de consciència suficient que permet l'ús d'altres vies per establir-hi comunicació. El fet que els BCIs puguin detectar les intencions dels pacients només llegint-ne el seu EEG, els converteix en un nou canal de comunicació.

Un dels BCIs amb una taxa de transferència d'informació més alta és l'*speller* (Farwell and Donchin, 1988), que consisteix en una matriu amb totes les lletres que van il·luminant-se aleatòriament, i on el pacient ha de fixar la mirada a la lletra que vol seleccionar, i en el moment que s'il·lumina la lletra seleccionada es genera un P300. Tot i aquesta alta taxa de transferència, l'*speller* requereix que el pacient tingui un mínim de coordinació en el moviment dels ulls i pugui mantenir la mirada fixada en un punt determinat d'una pantalla d'ordinador. Pels pacients de DoC amb una mobilitat reduïda, i especialment, en estats avançat de LIS on els moviments oculars són inconsistents (Spataro et al., 2014), aquests BCIs no els hi són útils. De la mateixa manera, els BCI basats en el SSVEP, poden no ser convenients per aquests pacients.

Una alternativa per aquestes situacions és prescindir totalment de paradigmes basats en informació visual. El paradigma de la imatge motora i una evolució del paradigma P300 amb estimulació amb tres vibrotàctils han demostrat ser útils en aquests casos (Guger et al., 2017).

En el cas que s'utilitzi un BCI basat en la imatge motora, el paradigma utilitzat és el mateix que el descrit en l'apartat 2.2.2, i el pacient haurà de fer la imaginació del moviment de la mà indicada

pel BCI. Al final del paradigma es tindrà un número igual d'èpoques per la mà dreta i per la mà esquerra. Habitualment el número d'èpoques per cada mà hauria de ser al voltant de 45 (Ortner, 2017). Un cop recollides totes les èpoques, el BCI crearà un classificador que s'utilitzarà per avaluar la resposta binària del pacient. Per fer-ho, el BCI executarà una sola època del paradigma (8 segons), i després, a partir del processament i classificació de l'EEG, s'estimarà quina de les dues mans s'estava imaginant el pacient en base al patró ERD/ERS detectat. Assignant un "sí" a una mà, i un "no" a l'altra, es pot aconseguir resposta a preguntes binàries.

En el cas de la comunicació amb el BCI basat en P300, el paradigma utilitzat és una extensió del descrit en l'apartat 2.3.3, on en comptes d'utilitzar dos vibrotàctils (un a cada mà o canell), se n'utilitzen tres. El tercer vibrotàctil es col·loca, generalment, al turmell o a l'espatlla del pacient. Aquest nou vibrotàctil serà el que efectuarà les estimulacions estàndards o freqüents, i llavors els estímuls menys freqüents seran els col·locats al canell. El pacient ha de comptar només els estímuls estranys d'un dels canells. En un primer moment, s'haurà de calibrar el sistema i serà el BCI qui indicarà quin és el canell al qual el pacient ha de prestar atenció. Un cop creat el classificador, es passarà a realitzar una sèrie d'èpoques, mantenint la relació d'aparició entre els tres vibrotàctils igual que durant el calibratge, però serà l'usuari qui esculli de quin canell en comptarà els estímuls. Per la seva banda el BCI estimarà a partir del processament de l'EEG i el classificador creat, quina és el canell en la qual el pacient s'ha focalitzat. Com en el cas de la comunicació utilitzant la imatge motora, s'assignarà un "sí" a un canell, i un "no" a l'altre. En l'apartat 4.1.2.3 s'explica amb més detall el funcionament d'aquests paradigmes.

La comunicació amb els BCIs basats en la imatge motora i en l'estimulació tàctil, no són ara per ara una solució universal pels pacients de DoC, però sí que en alguns casos específics poden arribar a ser una via suficient de comunicació (Guger et al., 2017). En general, malgrat no tenir un ITR molt elevat, aquests BCIs poden ser una bona opció quan el pacient no té control sobre el moviment del seu cos, i també perquè es poden utilitzar de forma senzilla i en entorns sorollosos. De totes maneres, en qualsevol intent de comunicació amb BCI, s'ha de fer una valoració prèvia de l'estat de consciència del pacient, per assegurar que és capaç de seguir les instruccions del BCI en el moment d'establir la comunicació.

3 APORTACIONS AL BCI BASAT EN IMATGE MOTORA I EEG

3.1 UN BCI PER LA REHABILITACIÓ DE L'ICTUS

Per la rehabilitació de l'ictus s'han definit diferents BCIs basats en la imatge motora (Remsik et al., 2016; Silvoni et al., 2011; van Dokkum et al., 2015). En aquests apartat es descriu un sistema complet BCI preparat per assistir pacients d'ictus. Se'n detallen els components, el paradigma, el procediment a seguir a cada sessió, i finalment, el processament del senyal utilitzat per la interpretació dels patrons ERD/ERS.

Malgrat que el BCI que es descriu es podria utilitzar per la rehabilitació d'extremitats superior o inferiors, el detall de la definició serà exclusivament per les extremitats superiors. L'ús en les extremitats inferiors requereix, lògicament, d'un avatar on es vegi una representació de les cames del pacient, i també és necessari adaptar la intensitat d'estimulació del FES.

3.1.1 Definició de les parts del BCI

A la Figura 16 es poden veure les parts que actuen en el sistema. L'adquisició de les dades es realitza amb una gorra d'EEG de 16 elèctrodes actius col·locats, segons el sistema internacional 10/10, en les posicions: FC5, FC1, FCz, FC2, FC6, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP5, CP1, CP2 i CP6. La gorra també té un elèctrode de terra a FPz, i un de referència que es col·loca al lòbul de l'orella del pacient.

La gorra EEG es connecta a un amplificador de senyals biomèdics que fa la conversió analògica/digital a una freqüència de mostreig de 256 Hz i una quantificació de 24 bits. Els 16 senyals digitals s'envien a l'ordinador a través d'una connexió USB.

L'ordinador és el nucli de tot el sistema, i s'encarrega de la implementació del paradigma, del processament dels senyals i del control dels dispositius externs. Aquests dispositius externs són un monitor pel feedback visual, i dos equips de FES pel feedback propioreceptiu, els quals estan connectats a l'ordinador a través d'un cable USB.

De cadascun dels equips de FES en surten dos elèctrodes, ànode i càtode, que es col·loquen a sobre el múscul extensor dels dits del braç dret i del braç esquerre (Figura 11). El BCI incorpora

una interfície gràfica per poder configurar la intensitat, freqüència i amplitud del pols d'estimulació. I també té una interfície gràfica per comprovar la qualitat del senyal EEG.

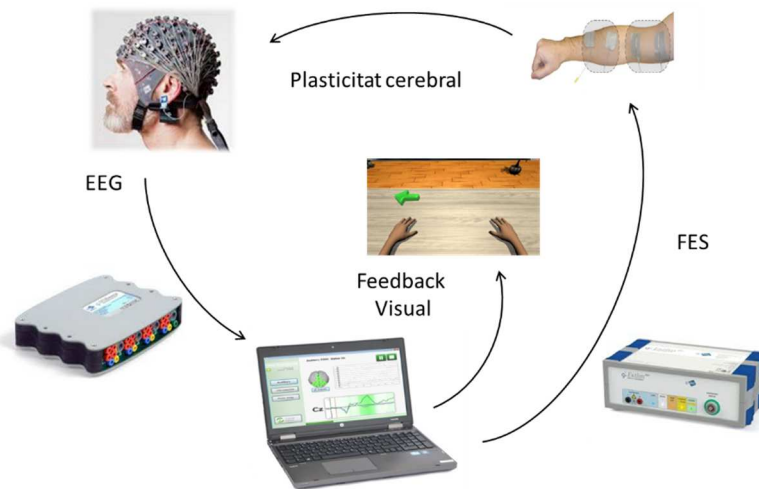


Figura 16. Parts del sistema BCI per la neurorehabilitació de l'ictus. L'ordinador processa els senyals EEG i actua sobre els dispositius externs: FES (feedback propioreceptiu) i monitor (feedback visual).

3.1.2 Definició del paradigma

El paradigma de la imatge motora definit per aquest BCI consisteix en la repetició de 80 èpoques, de les quals 40 corresponen a la imaginació moviment de la mà dreta i les altres 40 al de la mà esquerra. El número d'èpoques definides és un compromís entre el mínim necessari de dades per tal d'obtenir un bon classificador i la durada de la fase de calibratge. En aquests cas s'ha considerat que 40 per cada classe eren suficients, perquè un augment del número no aportaria millores suficients en el classificador (Ortner, 2017), i augmentaria innecessàriament la fase de calibratge, disminuint la fase d'ús efectiu del BCI.

Les accions que es porten a terme a cada època del paradigma es basen en la definició que se n'ha fet en l'apartat 1.3.3. Així, la durada de cada una de les èpoques és de 8 segons i presenta les següents accions (Figura 13, apartat 2.2.2):

- 2 segons de relaxament (del segon 0 al 2).
- Senyal acústic d'avís de nova indicació (segon 2).
- Indicació de la mà que el pacient ha d'imaginar-se'n el moviment (segon 3)
- 5 segons durant els quals el pacient imagina el moviment (del segon 3 al 8).
- 4.5 segons de període de feedback actiu (del segon 3.5 al 8).
- Avís acústic de relaxament i inici de la següent època (segon 8).

El tipus d'indicació del moviment a realitzar es presenta pel BCI de forma pseudoaleatòria, tenint en compte d'arribar al final del paradigma amb el mateix número d'èpoques per cada classe. Considerant els 8 segons que dura cada època, i que l'execució del paradigma conté 40 repeticions, el temps total del paradigma és d'uns 11 minuts.

3.1.3 Preparació de la sessió

La sessió per cada pacient té una durada total d'aproximadament una hora. El pacient s'asseu en una cadira còmode davant una pantalla que mostra l'avatar. A continuació se li posa la gorra d'EEG i es comprova que la posició de tots els elèctrodes és correcta seguint l'esquema definit en el sistema 10/10. Amb l'ajuda d'una xeringa es va posant gel a cada un dels elèctrodes fins que s'aconsegueix un senyal EEG estable. Es fan les comprovacions necessàries per veure que realment s'està adquirint senyal EEG i no soroll; normalment consisteix en demanar al pacient que serri les dent per provocar petits artefactes, que s'han de veure en tots els canals.

Es col·loquen els elèctrodes del FES a sobre el múscul extensor dels dits, i després es procedeix a la configuració dels paràmetres del FES. Es defineix una freqüència del pols de 50 Hz amb una duració de 300 μ s, i es va augmentant la intensitat des de 0 fins que es vegi que hi ha la dorsiflexió de la mà. Un cop configurat és important assegurar que el pacient no té molèsties degudes al corrent elèctric del FES. El paràmetre d'intensitat és diferent per cada pacient; però també pot ser diferent per cada sessió del mateix pacient, degut a que les condicions de l'entorn poden no ser les mateixes i la conductivitat de la pell del pacient pot haver variat respecte de la sessió anterior. També és important tenir en compte que les condicions de to muscular d'un braç a l'altre del mateix pacient, poden tenir intensitats molt diferents.

Un cop col·locats tots els elèctrodes i configurat el sistema, es procedeix a executar el paradigma. El paradigma té 80 èpoques en total i un cop acabat, el BCI realitza un processament de totes les dades d'aquest exercici i n'extreu els resultats i un classificador. Normalment, en una sessió s'executen fins a tres exercicis, el primer dels quals s'utilitza com a calibratge, i els dos següents es fan servir com a rehabilitació.

Un cop finalitzats tots els exercicis, es procedeix a treure els elèctrodes del FES i la gorra del cap del pacient.

3.1.4 Processament de l'EEG

Bàsicament, el processament del senyal es divideix en dues etapes: *offline* o calibratge, i l'etapa *online* o de feedback. Durant l'etapa d'*offline* només es capturen les dades EEG durant l'exercici,

i al final, és quan es processa tot el senyal de cop. El processament *offline* és el que s'utilitza en el calibratge i el resultat és un classificador LDA i un filtre espacial, que servirà per l'extracció de les característiques del senyal.

En l'etapa de feedback, s'utilitzarà el filtre espacial per l'extracció de característiques i el classificador creat per determinar si es detecta el patró ERD/ERS. A diferència del processament *offline*, en aquest cas es processa el senyal a mesura que es va capturant l'EEG del pacient.

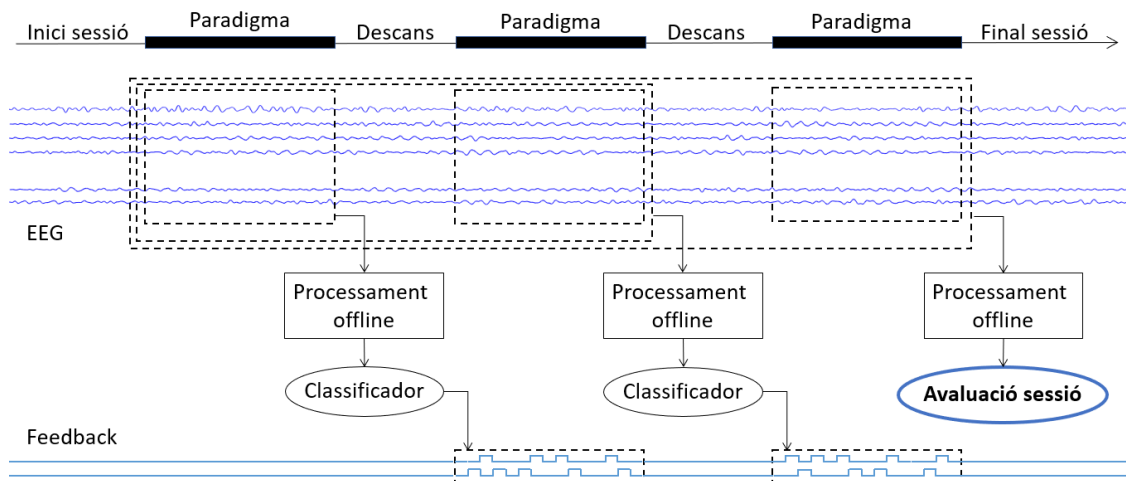


Figura 17. Esquema amb les parts d'una sessió de rehabilitació. La primera execució del paradigma és la fase de calibratge, i el classificador creat serà utilitzat pel feedback de la següent execució. En el cas de la última execució, el classificador pel feedback es crea amb l'EEG de les dues primeres execucions. Al final de la sessió, se'n fa una avaluació a partir de totes les dades recollides en les tres execucions del paradigma.

3.1.4.1 Preprocessament Offline

El preprocessament inclou en primer lloc un filtratge passabanda de 0.5 Hz a 30 Hz. L'objectiu és reduir al màxim el soroll fora de la banda d'interès i augmentar la relació senyal-soroll (SNR). En el cas dels patrons ERD/ERS, les freqüències superiors als 30 Hz no són necessàries, i eliminant les freqüències inferior a 0.5 Hz se suprimeix la component contínua del senyal. Aquest filtre també inclou un filtre Notch a la freqüència de 50 Hz per eliminar la interferència de la xarxa elèctrica.

El següent pas és el tall de l'EEG per cadascuna de les èpoques definies en el paradigma. Per fer-ho, es fa servir una marca temporal guardada pel BCI en el moment de donar la instrucció concreta de cada època. Així, cada època genera una trama de 16 canals de 8 segons d'EEG. El BCI també guarda la informació de si la trama pertany a la imaginació de la mà dreta o de la mà esquerra (Figura 18), i amb la qual es poden agrupar les trames segons la seva classe. Durant la fase de calibratge, la classe a la qual pertany cada trama és coneguda, però durant la fase de feedback, la classe és inferida pel BCI a partir de l'EEG.

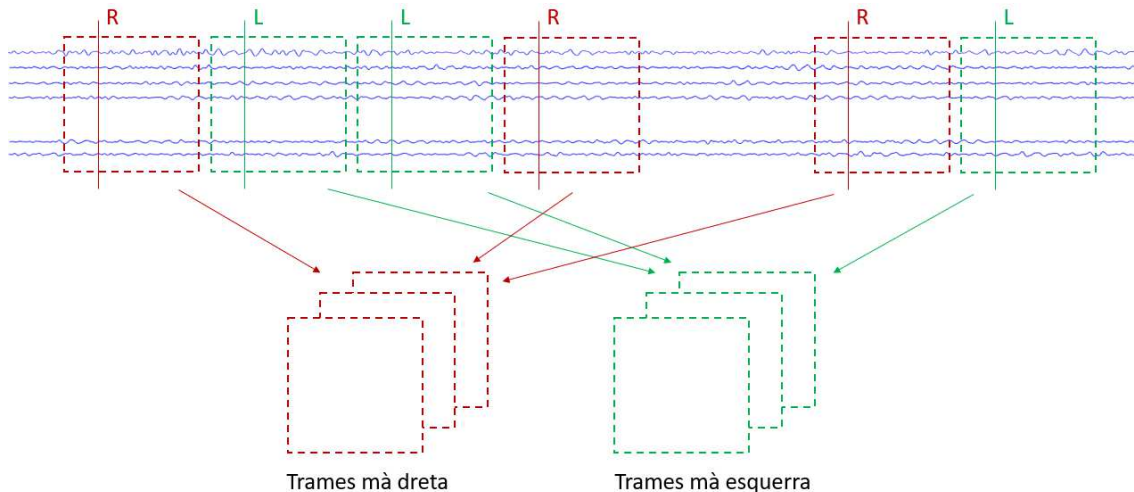


Figura 18. Esquema mostrant com es tallen els senyals dels canals de EEG (en blau) a partir de la indicació del BCI (línia vertical). Les trames es classifiquen segons el tipus de moviment.

En el cas de la detecció de la imatge motora, les bandes de freqüència que interessin són la mu (8-13 Hz) i la beta (13-30 Hz), i per tant, s'aplica un filtre addicional passabanda de 8 a 30 Hz.

L'últim pas del preprocessament *offline* és la detecció d'artefactes, que consisteix en detectar si alguna mostra de l'EEG d'una trama presenta un valor superior a un llindar, que ve determinat per les desviacions típiques del senyal. En cas positiu, la trama es marca com a artefacte i és eliminada del processament posterior.

3.1.4.2 Preprocessament Online

En el cas del preprocessament *online*, no hi ha ni detecció d'artefactes ni es tallen les trames; simplement s'apliquen els mateixos filtres que els descrits en l'apartat anterior (3.1.4.1).

3.1.4.3 Els patrons espacials

El patró ERD/ERS mostra lleugeres diferències en la potència del senyal en els elèctrodes situats en els dos hemisferis del cervell. Normalment, aquestes diferències no es poden veure a simple vista en l'EEG i és imprescindible aplicar tècniques de processament de senyal per aconseguir capturar el patró.

El senyal EEG té dos problemes principals: una baixa SNR i la distorsió. En els BCI endògens, com són els basats en la imatge motora, per augmentar la SNR no es pot fer la mitjana de les diferents trames de senyals com es fa amb els exògens, perquè al no ser una reacció a un estímul, la superposició dels diferents EEG provocaria una cancel·lació dels senyals i es perdria la informació freqüencial. Per la seva banda, la distorsió que apareix en l'EEG és deguda

principalment a que el potencial elèctric ha de travessar diferents zones com són el crani i el cuir cabellut, provocant que no es pugui relacionar directament el senyal capturat amb la font real que ha provocat el potencial elèctric en la superfície del cervell.

El senyal capturat en els elèctrodes en una època es pot modelar segons (1), on $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{C \times M}$ representa una trama d'EEG, essent C el número de canals i M el número de mostres. Les fonts originals es defineixen com una matriu $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{F \times M}$, essent F el número de fonts i M el número de mostres. La matriu \mathbf{A} representen la contribució de cada una de les fonts als senyals EEG adquirits; els vectors columna de \mathbf{A} s'anomenen patrons espacials, i permeten tenir una distribució topogràfica de l'activació cerebral.

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{A}\mathbf{Z}_i \quad i \in \{1, 2, \dots, T\} \quad (1)$$

3.1.4.4 El filtre espacial CSP

La resolució espacial que té l'EEG es pot millorar a partir de l'aplicació de filtres espacials (Blankertz et al., 2008; Ramoser et al., 2000). En general, i tenint en compte el model amb els patrons espacials (1), es pot definir un filtre espacial \mathbf{W} com la inversa de \mathbf{A} , d'on s'obté una estimació de les fonts d'activació (2).

$$\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1} \quad \hat{\mathbf{Z}}_i = \mathbf{W}\mathbf{X}_i \quad i \in \{1, 2, \dots, T\} \quad (2)$$

Així, l'objectiu del filtre espacial és la millora de la resolució espacial dels senyals EEG, i són molt adequats quan en la detecció del patró hi juga un paper fonamental la diferència topogràfica de les característiques de l'EEG, sent aquest el cas del patró ERD/ERS.

El filtre espacial que s'adapta millor al paradigma de la imatge motora és el *Common Spatial Pattern* (CSP) (Blankertz et al., 2008), que consisteix en la diagonalització simultània de les matrius de covariància de cada una de les dues classes (Ramoser et al., 2000). Aquesta diagonalització simultània es fa subjecte a mantenir en tot moment una variància constant en el conjunt de les dues classes (3), fent que quan la variància és màxima per una classe sigui mínima per l'altra, i viceversa.

$$\mathbf{W}^T \mathbf{C}_L \mathbf{W} = \mathbf{\Lambda}_L \quad \mathbf{W}^T \mathbf{C}_R \mathbf{W} = \mathbf{\Lambda}_R \quad \mathbf{\Lambda}_L + \mathbf{\Lambda}_R = \mathbf{I} \quad (3)$$

En les equacions anteriors, \mathbf{W} representa el filtre espacials, \mathbf{C} les matrius de covariància de la distribució de les dades EEG per cada una de les classes (esquerra i dreta), i $\mathbf{\Lambda}$ és una matriu diagonal on els elements no nuls representen la variància del canal corresponent.

Per aconseguir obtenir el vector \mathbf{W} , el càlcul s'inicia amb l'estimació de les matrius de covariància normalitzades de cada una de les classes, a partir de les trames de EEG recollides durant el paradigma (4), essent tr la traça de la matriu i N_k el número de trames de la classe k . Les classes de les trames són: esquerra (L) i dreta (R). Aquesta estimació es pot utilitzar perquè la mitjana de la distribució de les mostres és zero.

$$\mathbf{C}_k = \frac{1}{N_k - 1} \sum_{i=1}^{N_k} \frac{\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T}{tr(\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T)} \quad k \in \{L, R\} \quad (4)$$

El següent pas és obtenir la matriu de correlació conjunta de les dues distribucions a partir de les seves matrius de correlació (5), per després fer la descomposició en autovectors i autovalors (6).

$$\mathbf{C}_C = \mathbf{C}_L + \mathbf{C}_R \quad (5)$$

$$\mathbf{C}_C = \mathbf{U}_C \mathbf{\Lambda}_C \mathbf{U}_C^T \quad (6)$$

Amb aquesta descomposició s'obtenen els components principals de la distribució (*Principal Component Analysis* – PCA), essent \mathbf{U} els autovectors i $\mathbf{\Lambda}$ la matriu diagonal amb els autovalors. Els autovectors són una base ortonormal on cada vector està alineat amb els eixos principals de la distribució conjunta, i els autovectors determinen la longitud d'aquests eixos principals. Amb aquest resultat es crea una transformació de blanqueig (*whitening*) de la distribució conjunta (7), que aconseguix que la matriu resultant de la transformació sigui igual a la matriu identitat (8).

$$\mathbf{P} = \sqrt{\frac{1}{\mathbf{\Lambda}_C}} \mathbf{U}_C^T \quad (7)$$

$$\mathbf{P}(\mathbf{C}_L + \mathbf{C}_R)\mathbf{P}^T = \mathbf{I} \quad (8)$$

Aplicant \mathbf{P} a cada una de les matrius de covariància, s'aconsegueix transformar-les de manera que \mathbf{S}_L i \mathbf{S}_R comparteixen els mateixos autovectors (9), però amb autovalors associats de manera que sumats són sempre 1 (10), fent que la direcció de més variància d'una distribució, sigui alhora la de menys variància en l'altra.

$$\mathbf{S}_L = \mathbf{P}\mathbf{C}_L\mathbf{P}^T \quad \mathbf{S}_R = \mathbf{P}\mathbf{C}_R\mathbf{P}^T \quad (9)$$

$$\mathbf{S}_L = \mathbf{B}\mathbf{\Lambda}_L\mathbf{P}^T \quad \mathbf{S}_R = \mathbf{B}\mathbf{\Lambda}_R\mathbf{P}^T \quad \mathbf{\Lambda}_L + \mathbf{\Lambda}_R = \mathbf{I} \quad (10)$$

L'aplicació d'aquests autovectors juntament amb la transformació P , és la solució que el CSP dona com a filtre espacial (11). Amb l'aplicació d'aquest filtre als senyals EEG, s'obtenen unes característiques que permeten discriminar de forma òptima les dues classes (12).

$$W = B^T P \quad (11)$$

$$Z = WX \quad (12)$$

Per l'aplicació del filtre espacial en el senyal d'entrada EEG, normalment no s'utilitzen tots els autovectors, sinó que s'ordenen els autovectors en ordre decreixent segons els seus autovalors, per després seleccionar-ne els dos primers i els dos últims (13) per formar el filtre espacial (14), perquè aquests són els que presentaran unes característiques més diferenciades. En el cas dels autovectors centrals, poden no tenir cap capacitat de diferenciació entre les classes i és millor no incloure'ls en el filtre espacial.

$$B = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ \dots \ b_{C-2} \ b_{C-1} \ b_C] \quad B_{CSP} = [b_1 \ b_2 \ b_{C-1} \ b_C] \quad (13)$$

$$W_{CSP} = B_{CSP}^T P \quad Z = W_{CSP} X \quad W_{CSP}, Z \in \mathbb{R}^{4 \times C} \quad (14)$$

3.1.4.5 Extracció de característiques del senyal

Les característiques del senyal són els paràmetres que se n'extreuen per després poder alimentar un classificador que determinarà si el patró esperat està present. Per la detecció del patró ERD/ERS es necessari tenir una estimació de la concentració d'energia en els senyals filtrats pel filtre espacial. Per fer-ho s'utilitza el càlcul de la variància del senyal tenint en compte les mostres dels últims 1.5 segons. Com que aquest senyal ja ha estat filtrat per la banda d'interès (8-30 Hz), i la seva mitjana és zero, el càlcul d'aquesta variància ja esdevé una bona estimació de la concentració d'energia en aquesta banda, i a més, a diferència d'altres mètodes d'estimació espectral, permet tenir un valor mostra a mostra.

En realitat, l'extracció de les característiques de l'EEG és el resultat de l'aplicació del filtre espacial CSP. Així, el número de característiques per cada mostra és igual al número de canals resultant del filtre espacial, que en aquest cas és quatre (14). Per últim, s'obté el valor final de les característiques a partir de la normalització del seu valor, i la posterior aplicació del logaritme en base 10. Amb aquesta última transformació s'aconsegueix una distribució més gaussiana de les característiques, que afavoreix el rendiment del classificador.

3.1.4.6 Classificador LDA

Els algorismes de classificació són imprescindibles pel funcionament d'aquest BCI. En el processament *offline* es crea el classificador que després s'utilitzarà per la detecció del patró en el processament *online*. Així, l'objectiu del classificador és estimar a quina classe pertany cada mostra d'EEG: dreta o esquerra.

Els algorisme de classificació utilitzats en els BCIs són molt extensos, i en general es podrien classificar segons si es basen en mètodes lineals o no-lineals, i segons si es basen en mètodes supervisats o no supervisats (Duda et al., 2001). Malgrat que els senyals EEG presenten components no-lineals, s'ha demostrat que els algorismes basats en mètodes lineals tenen un bon rendiment en la detecció del patró ERD/ERS, i classificadors basat en el *Linial Discriminant Analysis* (LDA) o en el *Support Vector Machine* (SVM) s'han popularitzat molt (Lotte et al., 2007). Tant el LDA com el SVM són mètodes supervisats, perquè durant la seva creació requereixen conèixer la classe a la qual pertany cada una de les mostres, i es basen en la idea de crear un hiperplà que separi les mostres de cada classe en l'hiperespai (Figura 19). La diferència entre un i altre és que el LDA parteix del coneixement de les distribucions de probabilitat de les dades (Duda et al., 2001), mentre que el SVM utilitza directament les dades per crear l'hiperplà òptim (Burges, 1998; Fletcher, 2009).

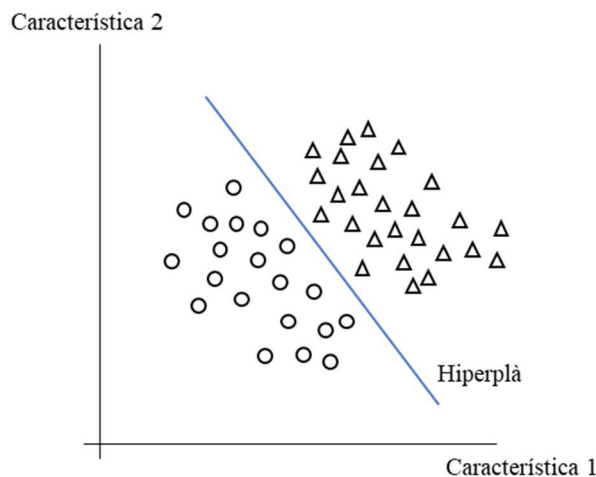


Figura 19. Representació d'un espai de dues dimensions amb punts de dues característiques. Els punts en forma de rodones representen una classe, i els punts en forma de triangle l'altra classe. L'hiperplà és una recta que separa els punts d'ambdues classes.

Aquests classificadors, tot i que estant pensats per treballar amb dades linealment separables, es poden aplicar també en el cas que no siguin linealment separables. Per fer-ho, s'utilitzen els *kernels*, que el que fan és projectar les dades a una dimensió superior, on sí que es pot generar un hiperplà que separa linealment les dades. L'aplicació d'aquests *kernels* augmenta la complexitat

de l'obtenció d'un hiperplà òptim i pot arribar a provocar un sobreentrenament en el classificador obtingut, però poden donar un rendiment superior (Lotte et al., 2007).

L'algorisme de classificació que s'utilitza en el BCI objecte d'aquest estudi és un LDA. Tal i com ja s'ha dit, per calcular l'hiperplà és necessari conèixer o fer una suposició de la funció de distribució de probabilitat de les dades de cada classe, que en el cas de les característiques extrems del senyals, es considera que serà una distribució normal (15).

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right] \quad (15)$$

En general, per la determinació de la classes a la qual pertany una dada, es defineix una funció de discriminació. En el cas del LDA, aquesta funció retorna un valor que representa la distància que separa el vector de característiques \mathbf{x} respecte l'hiperplà (16), el signe de la qual indicarà en quin costat de l'hiperplà es troba el vector i per tant, a quina classe pertany (17) (Figura 20).

$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 \quad (16)$$

$$classe = \begin{cases} L & \text{si } g(\mathbf{x}) \geq 0 \\ R & \text{si } g(\mathbf{x}) < 0 \end{cases} \quad (17)$$

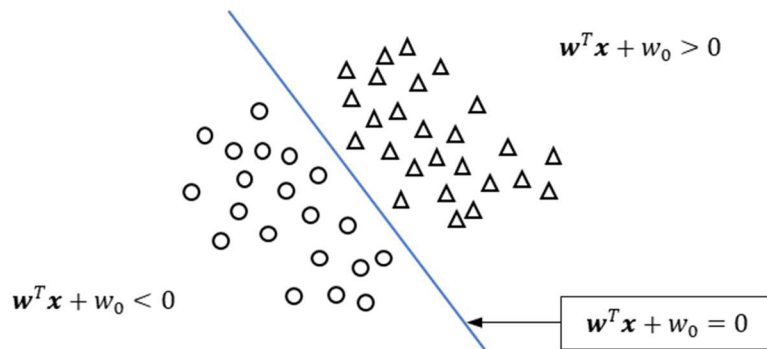


Figura 20. Diferents valors de la funció de discriminació que representen l'hiperplà de separació i les regions de decisió de les dues classes.

Pel càlcul del vector \mathbf{w} , es fan un seguit de consideracions que permeten simplificar-ne el càlcul (Duda et al., 2001). La primera és que les matrius de covariància de cada classes són iguals, i la segona és que la funció de probabilitats de cada classes tindrà la mateixa variància. Amb aquestes simplificacions es pot obtenir el vector \mathbf{w} a partir de (18), i el terme w_0 a partir de (19).

$$\mathbf{w} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\boldsymbol{\mu}_L - \boldsymbol{\mu}_R) \quad (18)$$

$$w_0 = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T (\boldsymbol{\mu}_L + \boldsymbol{\mu}_R) \quad (19)$$

Lògicament, tant les mitjanes de cada una de les classes com la matriu de covariància conjunta s'han d'estimar a partir de les dades, utilitzant la mitjana aritmètica (20) i l'estimador no esbiaixat de la covariància (21).

$$\boldsymbol{\mu}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{x}_{ji} \quad i \in \{L, R\} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_i = \frac{1}{N_i - 1} \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{x}_{ji} - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{x}_{ji} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \quad i \in \{L, R\} \quad \boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Sigma}_L + \boldsymbol{\Sigma}_R \quad (21)$$

3.1.4.7 Avaluació del classificador LDA

Per mesurar el rendiment d'un classificador es pot utilitzar la seva exactitud, que representa la capacitat que té de classificar correctament cada una de les mostres a la seva classe corresponent. En el cas del classificador LDA utilitzat en aquest BCI, només hi ha dos tipus de classes: esquerra i dreta. Per tant, a cada dada (o vector de característiques) que entra al classificador, se n'estimarà la classe, i després s'avaluarà si aquesta classe estimada correspon a la classe real a la qual pertany la dada.

L'exactitud del classificador és el percentatge de les dades que és capaç d'estimar-ne correctament la classe; obtenint un valor per cada classe. Així, un percentatge més alt de l'exactitud significa que el classificador té més capacitat d'estimar la classe en concret.

Una bona pràctica per obtenir un valor d'exactitud representatiu de la capacitat real del classificador és utilitzant dos grups de dades. El primer grup serveix per crear el classificador: grup d'entrenament; i el segon grup serveix per avaluar el classificador: grup de test. De fer-ho tot amb un mateix grup de dades, s'estaria calculant una exactitud del classificador que no seria representativa de la seva capacitat real de classificació amb dades que no li siguin conegudes, perquè es veuria afectat pel sobreentrenament o *overfitting*. A la pràctica, quan es té tot el grup de dades possibles, que en el cas del BCI seria la col·lecció de trames al final del paradigma, es divideix aquest grup en dos subgrups: entrenament i test.

Degut a la limitació dels BCI per obtenir grans quantitats de dades i a que la mesura de l'exactitud en els classificadors de BCI normalment és un valor amb una alta variabilitat, per obtenir un càlcul més precís de l'exactitud d'un classificador s'utilitza la tècnica de validació creuada de les dades anomenada *k-fold cross-validation* (Duda et al., 2001). Aquest mètode consisteix en dividir tota la col·lecció de dades en *k* grups, utilitzant-ne una part com a subgrup d'entrenament i l'altra com a subgrup de test; un cop calculada l'exactitud per aquest classificador es passa a fer una altra selecció de subgrups per obtenir un altre valor d'exactitud (Figura 21). Al final, s'obtenen *k* mesures d'exactitud de *k* classificadors diferents, i s'agafa com a exactitud final el valor de la mitjana de totes elles. En aquest BCI el valor de *k* escollit ha estat de 10.

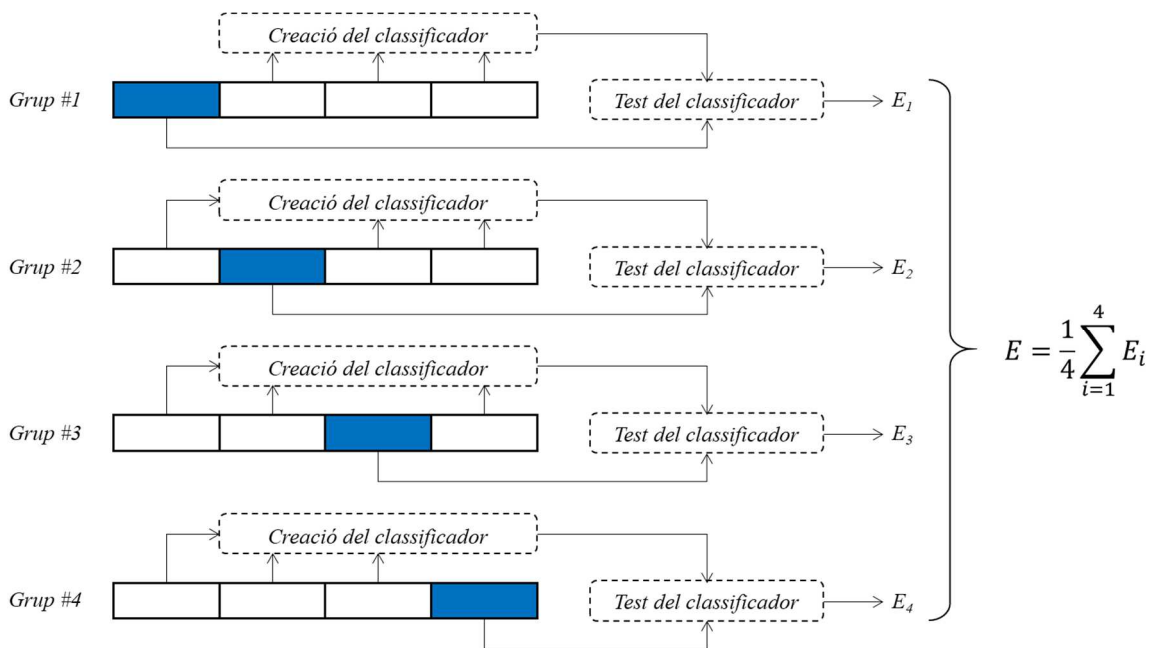


Figura 21. Exemple d'una avaluació creuada de l'exactitud amb 4 grups.

En els paradigmes de la imatge motora, cada una de les trames representa 8 segons de EEG, en els quals el pacient ha estat els dos primers relaxat i a partir del tercer ha estat executant la imaginació del moviment fins al final de l'època. Per tant, la finestra de temps per generar el patró és d'uns cinc segons i normalment, el pacient no té la capacitat de generar-lo exactament igual durant aquesta finestra. Això vol dir que el patró no és estable al llarg de la finestra i que és interessant tenir mesures específiques de l'exactitud del classificador per diferents punts temporals d'aquesta finestra.

En aquest BCI, es divideixen els 8 segons de cada trama en 14 punts temporals, des del segon 1.5 fins al segon 8, separats 0.5 segons cada un (Figura 22). Per cada un d'ells es calcula l'exactitud del classificador a partir de la validació creuada, fent servir únicament les característiques extretes

en aquest punt. Així, al final de l'avaluació del classificador, s'obté una gràfica amb les 14 mesures d'exactitud per cada una de les classes (dreta i esquerra) (Figura 23).

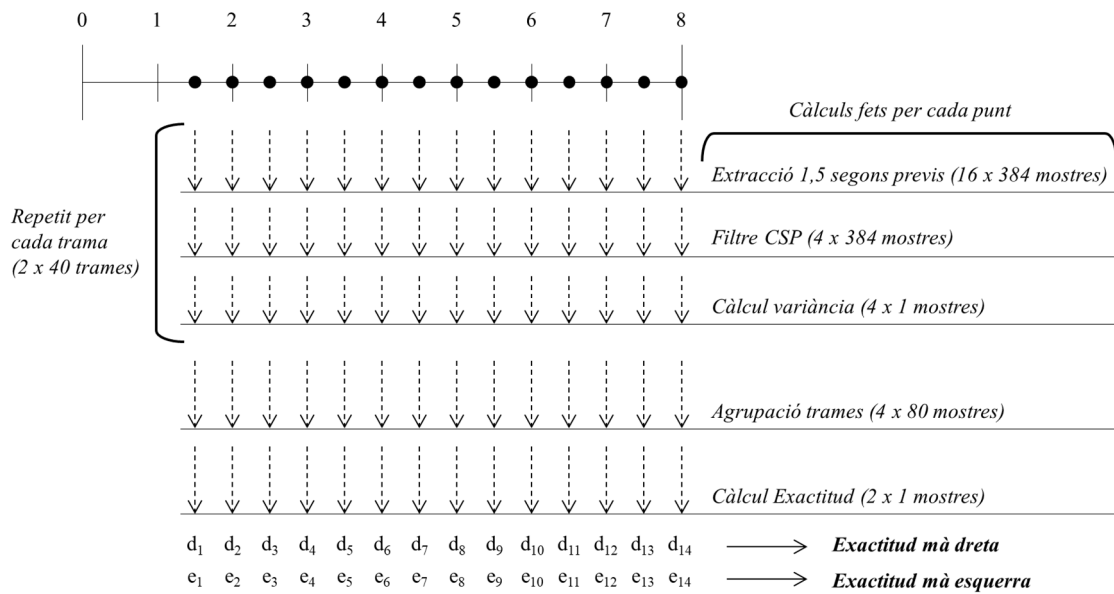


Figura 22. Representació del càlcul de l'exactitud del classificador LDA. A partir dels 14 punts definits a cada trama de 8 segons, se n'extreuen les característiques i se'n calculen les exactituds per cada classe (dreta i esquerra).

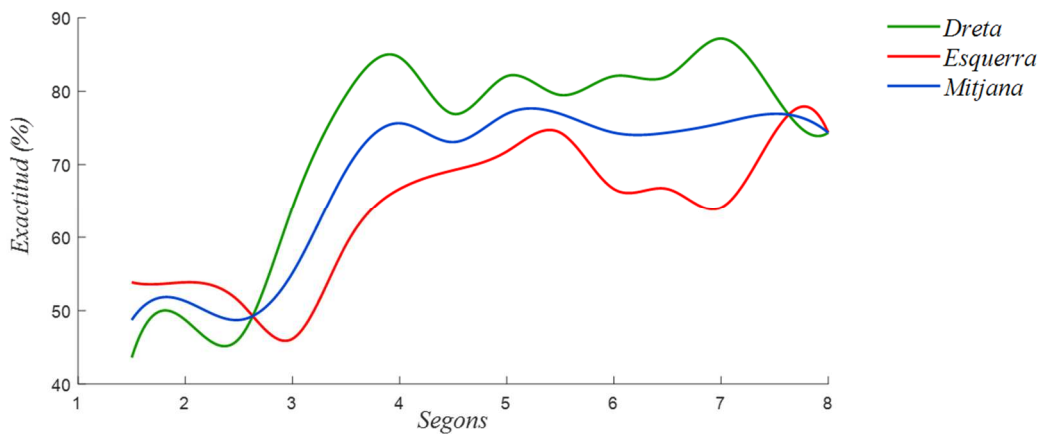


Figura 23. Representació de les exactituds del classificador. Es representen els 14 punts calculats per cada mà, i també l'exactitud mitjana entre les dues mans.

3.1.4.8 Selecció de la finestra temporal del CSP

Les èpoques dels paradigmes de la imatge motora, en general tenen un temps llarg que sol anar entre els 4 i 8 segons. En el cas del paradigma en estudi, el temps de cada època és de 8 segons, dels quals només els dos primers són de relaxació entre repetició i repetició, i un altre segon serveix per atendre la indicació que fa el BCI sobre quina mà s'ha d'imaginar el pacient en aquesta època. Així, el pacient pot estar imaginant el moviment des del segon 3 fins al 8. Aquest és un

temps molt llarg que fa que el pacient no pugui mantenir un patró ERD/ERS constant. Es podria donar el cas de pacients que només generessin el patró durant un temps molt més curt dels 5 segons, i que només fossin capaços de generar-lo durant un segon.

Tant el filtre espacial CSP com el classificador LDA necessiten d'una certa homogeneïtat en les dades, i considerar en el càlcul totes les dades de cada una de les trames de EEG, pot portar a tenir un CSP i un LDA que no aconseguixin detectar el patró ERD/ERS. Per solucionar el problema, es divideix la trama en quatre finestres de 1.5 segons cada una, i es crea un CSP per cada una tenint en compte només l'EEG de cada finestra (Figura 24). A partir de les característiques extreteres es determina la millor finestra, i serà aquest CSP el que s'utilitzarà com a filtre espacial. Aquesta estratègia permet millorar la detecció del patró, encara que sigui en una finestra més petita, perquè de l'altra manera, amb un CSP únic per tota la trama, el patró quedaria diluït i els CSP perdria la seva efectivitat.

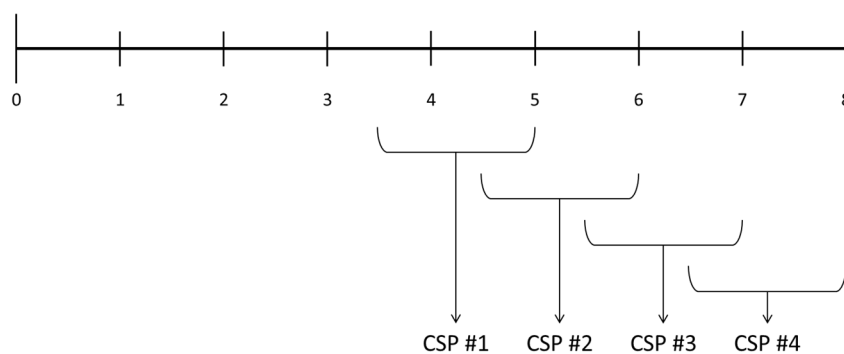


Figura 24. Finestres de temps on es calculen els filtres CSP.

Per avaluar quin és la millor finestra de totes quatre es fa una avaluació dels quatre classificadors LDA creats amb les característiques extreteres de cada un dels quatre filtres CSP. El classificador amb una millor exactitud és el guanyador i per tant, la finestra del CSP utilitzat es considera la que pot aconseguir capturar millor el patró ERD/ERS del pacient.

L'elecció de la finestra, del filtre CSP i dels pesos del LDA és un procés necessari per cada pacient i per cada sessió, perquè la variació de les condicions ambientals, la posició de la gorra d'EEG i l'estat d'ànim del pacient, poden donar lloc a variacions a tots aquests paràmetres.

3.1.5 Mesures extreteres del BCI

En l'apartat 2.2.1 s'ha vist que el BCI permet tenir una valoració objectiva de la implicació del pacient en la teràpia. Aquesta implicació es mesura a cada sessió a partir de l'exactitud del classificador calculada al final de l'exercici. En l'apartat 3.1.4.7, s'ha vist que en l'avaluació del classificador s'obtenen dues sèries de 14 valors que representen l'exactitud al llarg de l'època per

cada mà. Per determinar quina ha estat la qualitat de la imatge motora generada pel pacient, s'agafa el valor màxim de la mitjana de les dues sèries (Figura 29). S'agafa el valor màxim perquè el pacient pot tenir una capacitat de generar el patró molt limitada en el temps, i és una mesura més versemblant que no si s'agafés la mitjana de tots els punts de l'època.

El BCI que està pensat com una aplicació pràctica fora del laboratori està exposat a un entorn més contaminat i no tindrà el control sobre els moviments i l'actitud de l'usuari. Una de les conseqüències d'aquests entorn, és l'augment del número d'artefactes, i per tant, la seva quantificació és important per tenir una idea de si els resultats són fiables o no. Per fer-ho, es determina un interval de confiança que variarà en funció del número d'artefactes.

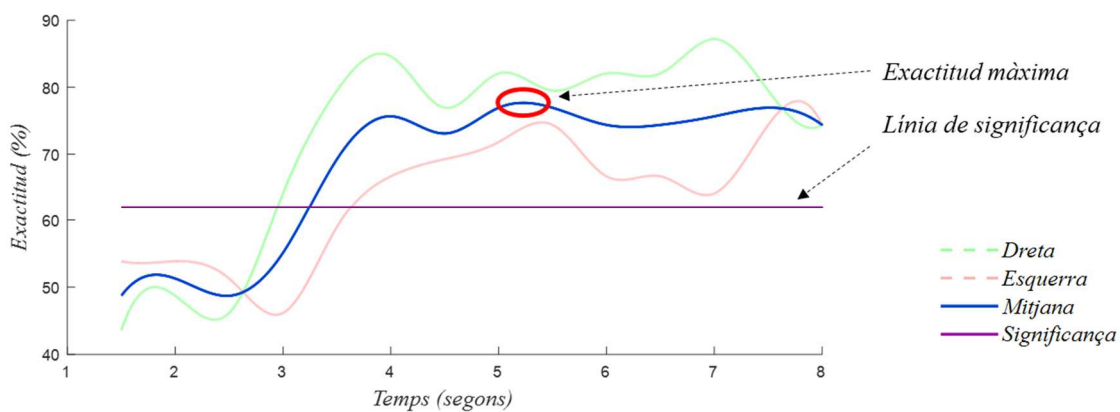


Figura 25. Selecció del valor d'exactitud màxima.

En el cas d'aquest BCI, al haver-hi dues classes a diferenciar, el nivell d'atzar (*chance level*) és del 50%. Si els valors d'exactitud del classificador estan per sobre d'aquest valor, es pot parlar que en realitat té alguna capacitat de classificació. Quan hi ha artefactes, es descarten les trames afectades, reduint-ne el número que s'utilitzaran per crear el classificador. Aquests número d'artefactes serveix per ponderar a l'alça el nivell d'atzar: com menys trames útils, més alt ha de ser el nivell d'atzar. Així, s'augmenta la confiança en la capacitat de diferenciar del classificador segon el seu valor d'exactitud obtingut. Tant el número d'artefactes com el nivell d'atzar són paràmetres que el BCI subministra (Figura 25).

El nivell d'atzar considerat queda definit com el valor superior de l'interval de confiança que s'obté d'una distribució binomial amb un total de N mostres, on N és igual al número de trames sense artefactes d'una classe, i considerant un nivell de significança del 5% (Brown et al., 2001).

3.2 DESEQUILIBRI EN ELS RESULTATS DEL CLASSIFICADOR

Per valorar la capacitat de discriminar entre diferents classes d'un classificador, s'ha vist que l'exactitud és una de les mètriques més utilitzats en els BCIs. En la majoria de casos de BCIs basats en la imatge motora, només s'utilitzen dues classes, i per tant, s'utilitza un classificació que en tot moment determina si hi ha la presència d'un patró ERD/ERS que representa la imaginació del moviment de la mà dreta, o el patró del moviment de la mà esquerra. Així, la sortida del classificador sempre és una de les dues classes: dreta o esquerra.

Com ja s'ha vist en l'apartat 3.1.4.7, l'exactitud representa el percentatge de mostres classificades correctament respecte del total. Hi ha un altre paràmetre que també s'utilitza en l'avaluació dels classificadors: la taxa d'error del classificador (*Error Rate* – ER). La taxa d'error representa el percentatge de mostres mal classificades respecte del total, i que en el cas d'un classificador que ha de discriminar només dues classes, és complementari amb l'exactitud. Igual que per l'exactitud, la taxa d'error es calcula per cada una de les classes.

En el cas de classificadors amb més de dues classes a classificar, aqueta relació entre ER i exactitud ja no es compleix, i es requereix la utilització d'una matriu de confusió per poder avaluar en detall el rendiment del classificador.

L'anàlisi de les dades de totes les sessions d'un mateix pacient d'ictus va permetre identificar durant el processament *online* un desequilibri entre els ERs de cada una de les classes. Aquest desequilibri es veu com una percentatge significativament més elevat en la imaginació d'una mà que de l'altra. Gràficament es pot representar el comportament del classificador a partir de la distància que retorna per cada mostra el LDA (Figura 26). Aquesta distància és el valor de la funció de discriminació del LDA (16) i representa la distància a la que la mostra està respecte de l'hiperplà (Figura 20). El signe d'aquesta distància determina la classe estimada (17).

A partir de la gràfica de la distància del LDA, sobretot amb les línies mitjanes, es pot comprovar si hi ha un desequilibri en el feedback (Figura 26). Quan hi ha un desequilibri extrem (Figura 27), es pot veure que malgrat que el pacient té capacitat per separar les línies a partir del segon 3.5, els valors de distància del LDA cauen pràcticament tots a la mateixa banda, provocant la classificació correcta per totes les mostres d'una classe, i la classificació incorrecte de pràcticament totes les mostres de l'altra classe.

Tot i aquesta situació de desequilibri extrem, en la Figura 27, es pot veure que el pacient és capaç de separar les línies que representen les mitjanes de les distàncies del LDA. Això significa que el

pacient és capaç de diferenciar el patró, però el classificador té un offset que fa que sempre determini valors amb el mateix signe, sigui quina sigui la classe.

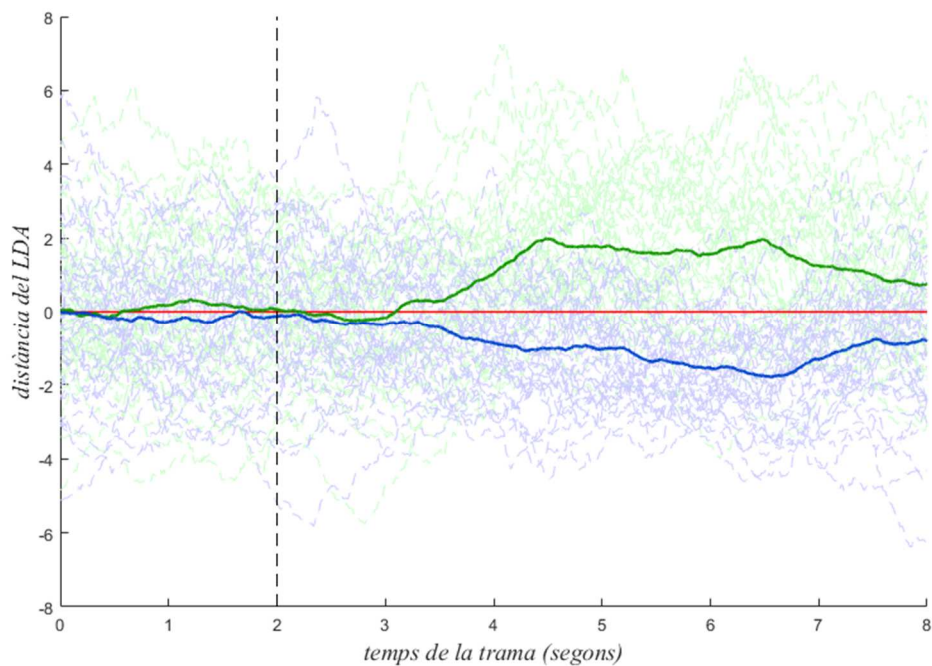


Figura 26. Valors de la distància del LDA per una col·lecció de trames de 8 segons. En verd clar tots els valors LDA de cada mostra de les trames de la dreta, i en blau clar les de la mà esquerra. En verd fosc, la mitjana de totes les trames de la mà dreta, i en blau, la mitjana dels valors de la mà esquerra.

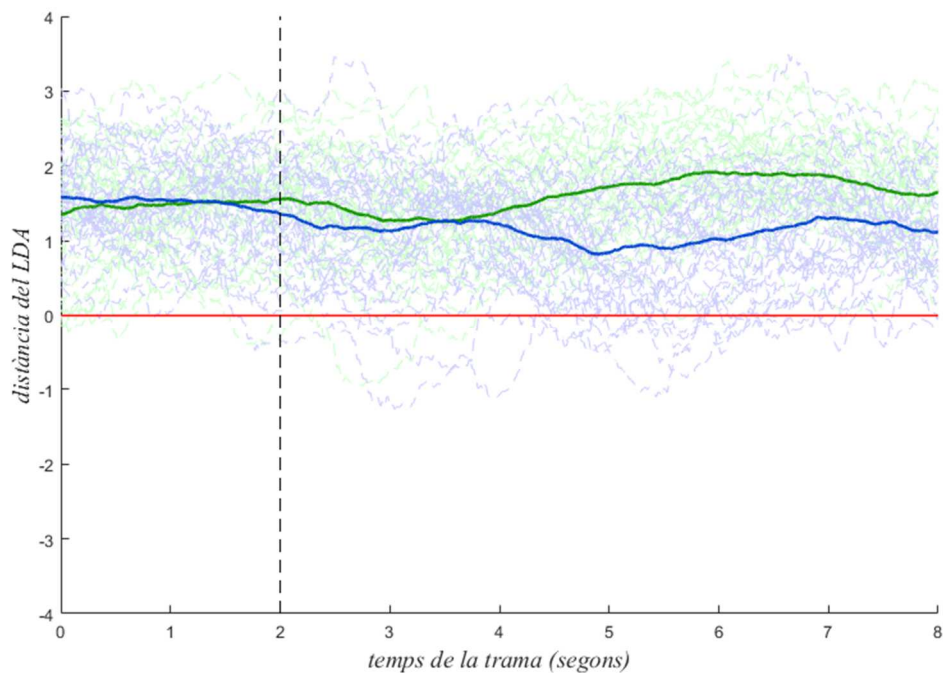


Figura 27. Valors de la distància del LDA en un cas amb un desequilibri extrem. Pràcticament tots els valors estan en positiu, i només es classifiquen correctament les dades de la classe de la dreta (línies de color verd).

En els següents apartats es descriuran les conseqüències d'aquest desequilibri, així com les possibles causes que el provoquen. Es presentaran algunes estratègies que es van provar en dades de pacients d'ictus per tal d'aconseguir un major equilibri entre les taxes d'error de les dues classes.

3.2.1 Conseqüències i possibles causes del desequilibri

Les conseqüències del desequilibri del classificador durant el processament *online* poden arribar a ser molt importants de cara a la capacitat que el pacient pot tenir de controlar el BCI. Posant com a exemple el cas extrem que el pacient presentés un 0% de ER en la mà dreta i un 100% de ER a la mà esquerra, això significaria que quan el pacient està imaginant el moviment de la mà esquerra, el classificador no és capaç de detectar el patró ERD/ERS que representa l'acció, i per tant, el BCI no generarà mai feedback cap a l'usuari (Figura 28). En canvi, el BCI serà capaç en tots els casos de detectar el patró de la imaginació de la mà dreta, i molt probablement ho farà independent de la implicació que tingui el pacient en la tasca, generant sempre feedback cap a l'usuari. Així, es podria parlar de que aquest desequilibri impedeix que es tingui un feedback coherent amb la generació del patró per part del pacient, trencant el bucle, i impossibilitant la millora del control del BCI i fent que la teràpia no sigui efectiva.

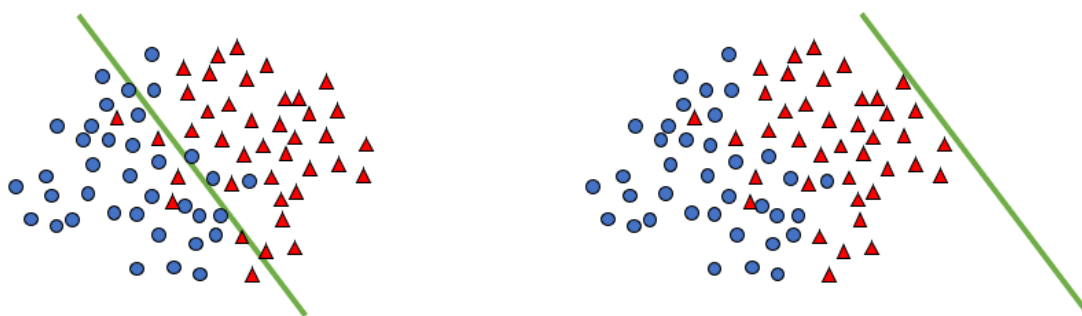


Figura 28. Exemple d'un hiperplà de dues dimensions, on en la primera imatge separa les mostres, i en canvi, en la segona, tot i que les mostres visualment estan separades, totes queden classificades a la mateixa banda.

Una de les causes d'aquest desequilibri podria ser la falta d'homogeneïtat entre les diferents èpoques del paradigma. Per l'obtenció d'un bon patró ERD/ERS fa falta un número suficient de repeticions i que a més, aquestes siguin el màxim d'homogènies possibles, això vol dir que el pacient, cada cop que rep l'ordre de quina mà imaginar, segueixi una estratègia similar de generació del patró. Degut a la llargada de cada època (8 segons), aquesta homogeneïtzació pot ser complicada d'aconseguir tenint en compte les dificultats que els pacients poden presentar a l'hora de prestar atenció a l'exercici, i també al cansament acumulat durant la sessió.

La falta d'homogeneïtzació durant el calibratge pot portar a la creació d'un classificador que no aconsegueixi classificar adequadament totes les mostres i que a més, s'acabi adaptant a la correcta classificació d'una sola classe, afavorint el desequilibri. I igualment, encara que s'hagi aconseguit un classificador equilibrat, en el moment de la seva aplicació en l'etapa de generació del feedback (*online*), si el pacient no aconsegueix mantenir una estratègia de generació del patró similar a la que s'ha utilitzat durant el calibratge, la taxa d'error en aquesta fase també es pot veure desequilibrada.

3.2.2 Parametrització del desequilibri

Per valorar el desequilibri del classificador s'utilitzen dos paràmetres. El primer és la diferència absoluta entre les taxes d'error de la dreta i l'esquerra (22). El segon paràmetre és la mitjana de la taxa d'error entre la dreta i l'esquerra (23). D'aquesta manera, es poden fer consideracions sobre si l'aplicació d'una nova estratègia de classificació aporta més equilibri als resultats.

$$DER = |ER_L - ER_R| \quad (22)$$

$$MER = \frac{ER_L + ER_R}{2} \quad (23)$$

Es considera que hi ha una millora en l'equilibri del classificador si hi ha una reducció de la diferència entre les taxes d'error de les dues classes, i a més, va acompanyat d'un no augment de la mitjana de les taxes d'error.

En els estudis que es presentaran a continuació, els valors de diferència absoluta (DER) i el de mitjana (MER) es van calcular a partir dels valors mitjos de les dades de diferents sessions (24)(25).

$$DER = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |ER_{Li} - ER_{Ri}| \quad N: \text{número de sessions} \quad (24)$$

$$MER = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{ER_{Li} + ER_{Ri}}{2} \quad N: \text{número de sessions} \quad (25)$$

3.2.3 Descripció de les dades de treball

Per avaluar la reducció del desequilibri es van utilitzar dades de 10 pacients d'ictus amb un mitjana d'edat de 47.7 anys (Taula 1), amb una desviació típica de 14.7 anys. Per cada pacient, es van analitzar un número variable de sessions, amb un mínim de 17 i un màxim de 26. Per cada

sessió es va repetir dos cop el paradigma; la primera execució servia per fer el calibratge del sistema, i en la segona execució, s'aplicava aquest classificador per generar el feedback cap al pacient.

Taula 1. Descripció de les dades dels pacients. El paràmetre **DER** representa la diferència de les taxes d'error entre les classes, i el paràmetre **MER** la seva mitjana.

Pacient	Sexe	Edat	Mà afectada	Sessions	ER _L (%)	ER _R (%)	DER	MER
S01	Dona	35	Dreta	17	36.2	34.9	22.9	35.6
S02	Dona	45	Esquerra	21	38.2	21.2	18.9	29.7
S03	Dona	19	Esquerra	23	42.2	36.7	32.5	39.4
S04	Home	70	Esquerra	25	51.4	42.2	24.7	46.8
S05	Dona	37	Dreta	24	37.0	36.3	21.3	36.6
S06	Dona	45	Esquerra	24	40.9	31.0	26.5	35.9
S07	Dona	55	Esquerra	25	23.4	4.8	18.6	14.1
S08	Dona	59	Esquerra	24	37.1	22.6	24.0	29.8
S09	Dona	53	Dreta	26	39.4	31.1	23.1	35.2
S10	Home	59	Dreta	24	46.0	27.9	36.8	36.9

A la Taula 1 hi ha la mitjana de les taxes d'error que s'han obtingut en el feedback de la segona execució del paradigma, així com també els valors de la seva diferència absoluta i de la seva mitjana. Aquests valors són els que es van utilitzar de referència per comprovar si les estratègies proposades aportaven millores en l'equilibri del classificador.

3.2.4 Correcció en línia del desequilibri

A la Figura 27 s'ha mostrat un exemple d'un cas extrem de desequilibri, que malgrat no ser un cas habitual, sí que pot servir per mostrar la idea de la correcció en línia del desequilibri. En la figura es pot veure que, malgrat haver-hi un gran desequilibri, a partir de cert moment les línies de cada una de les classes estan ben separades, i es fàcil intuir gràficament que un desplaçament cap avall de tots els valors de distàncies del LDA permetria obtenir una classificació millor i més coherent amb la capacitat del pacient de generar el patró ERD/ERS (Figura 29). Aquest desplaçament es podria aconseguir simplement modificant el terme w_0 de la funció de discriminació del LDA (16) afegint-hi un *offset*.

Tot i la senzillesa gràfica de la solució, s'ha de tenir en compte que aquest desplaçament no és conegut fins al final de l'execució del paradigma, així que el càlcul de l'*offset* és un valor que es va calculant trama a trama a mesura que avança l'execució del paradigma. A cada trama processada s'actualitza aquest valor i s'aplica a la trama següent (26).

$$offset_{(m+1)} = \frac{1}{m \cdot 512} \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^{512} dist_k(i) \quad (26)$$

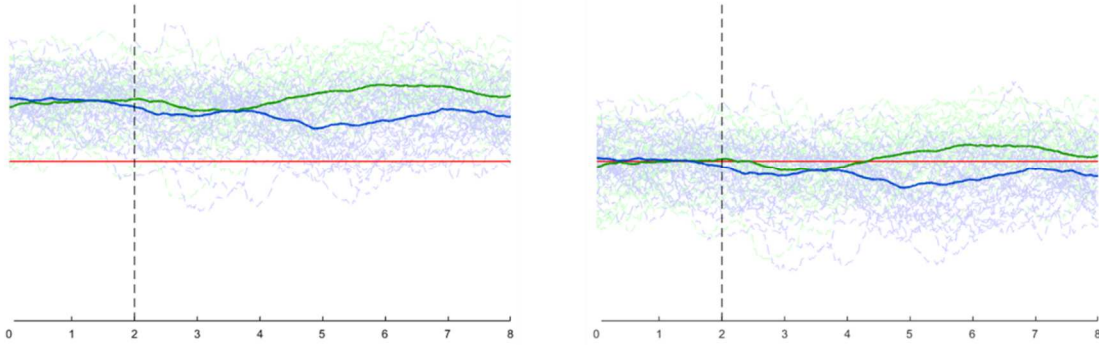


Figura 29. Exemple d'aplicació d'una correcció del desequilibri. En el gràfic de l'esquerra es pot veure que pràcticament tots els valors són positius. En el gràfic de la dreta se li ha aplicat una correcció per treure l'offset.

En el càlcul de l'offset no es tenen en compte totes les mostres de la trama, sinó que només es consideren les dels primers dos segons (512 mostres), on el pacient ha d'estar relaxat i sense generar el patró ERD/ERS. Una altra condició que es té en compte per fer l'actualització de l'offset, és que només es faci cada cop que s'hagin processat el mateix número de trames de cada classe, perquè degut a l'ordre pseudoaleatori en què el paradigma presenta les trames, es podria donar el cas d'estar actualitzant l'offset amb més trames d'una classe que de l'altra. D'aquesta manera s'aconsegueix que l'offset estigui sempre el màxim d'equilibrat possible.

3.2.5 Aplicació d'un classificador adaptatiu

Una millora en el rendiment dels classificadors pels BCIs basats en la imatge motora és donar-los-hi la capacitat d'adaptació (Lotte et al., 2007). En aquest apartat és descriu una proposta de classificador adaptatiu que canvia els seus pesos en funció del temps de la trama.

En l'apartat 3.1.4.8 s'ha explicat que durant la creació del classificador LDA es fa una selecció de la millor finestra d'on s'extreuen els paràmetres pel filtre espacial CSP. Aquesta finestra de 1.5 segons que es considera vàlida per tenir uns paràmetres CSP representatius és la que es farà servi per calcular el classificador adaptatiu. La proposta que es fa és la de dividir el temps de feedback de la trama (3.5 a 8 segons) en tres finestra de 1.5 segons cada una: de 3.5 a 5, de 5 a 6.5 i de 6.5 a 8. Utilitzant les dades de la primera execució, per cada finestra es calcula un CSP i un LDA (Figura 30). El resultat són tres classificadors CSP/LDA que s'aplicaran a les dades de la segona execució del paradigma, tenint en compte que a cada finestra s'aplica el CSP/LDA

corresponent. Amb aquesta estratègia es busca adaptar una mica més el classificador a la capacitat de generació del patró del pacient per intervals més petits.

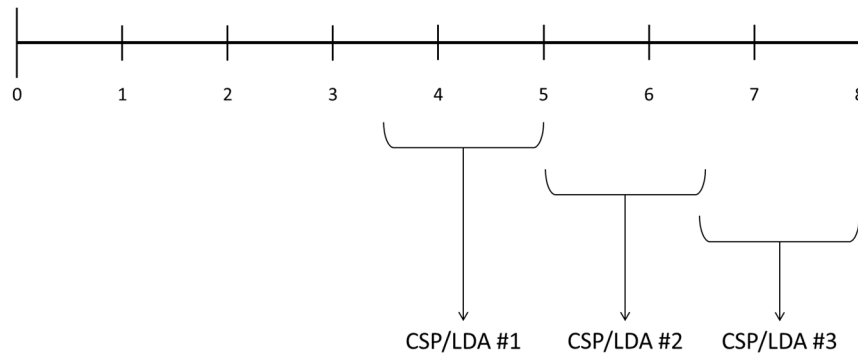


Figura 30. Finestres de 1.5 segons d'on es calculen els paràmetres del CSP i del LDA.

3.2.6 Grup de classificadors

El classificador que es fa servir per generar el feedback s'extreu de totes les trames recollides durant el calibratge, i tenint en compte només els paràmetres del filtre CSP de la millor finestra. Tot i que l'avaluació del classificador sí que s'utilitza una validació creuada per tal d'evitar al màxim possible un sobreentrenament en l'exactitud resultant (3.1.4.7), no és el cas pel classificador utilitzat per generar el feedback. Aquesta divergència en el disseny pot portar a tenir resultats diferents entre l'avaluació del classificador i la capacitat que pot tenir d'estimar correctament la classe durant el feedback; o sigui, hi poden haver diferències entre el comportament *offline* i el comportament *online*.

Per tal d'aproximar els dos comportaments, es proposa utilitzar un grup de classificadors, on cada un determini el seu propi valor de LDA, i el valor que s'agafarà per l'estimació de la classe serà la mitjana de totes les distàncies del LDA. Es podria parlar d'un classificador on la seva funció de discriminació és la mitjana de les funcions de discriminació de tots els classificadors del grup (27).

$$g(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_i(x) \quad N: \text{número de classificadors} \quad (27)$$

Aquests classificadors seran els mateixos que s'utilitzen per la validació creuada de l'exactitud del classificador (3.1.4.7). Per tant, tenint en compte que en la validació creuada es divideix la col·lecció de trames en 10 grups, sortiran 10 classificadors, on les funcions de discriminació dels quals formaran part de la funció de discriminació del classificador utilitzat per generar el feedback del BCI (27).

3.2.7 Resultats i discussió

Els resultats que es mostren a Taula 2 representen la mitjana dels valors dels paràmetres DER i MER (3.2.2) calculats utilitzant totes les sessions de cada un dels pacients. Al final de la taula es mostren la mitjana dels valors de tots els pacients i la diferència respecta dels valors de referència.

Taula 2. Resultats comparats de les diferents estratègies. La primera i segona columna representen els valors originals de referència. Les altres columnes representen els valors obtinguts per cada estratègia.

Pacient	Original		Correcció		Adaptatiu		Grup	
	DER	MER	DER	MER	DER	MER	DER	MER
S01	22.9	35.6	17.7	34.6	24.6	36.4	23.5	35.5
S02	18.9	29.7	22.4	30.8	20.9	30.3	20.9	30.3
S03	32.5	39.4	23.6	38.4	28.9	37.0	33.1	39.1
S04	24.7	46.8	37.7	48.2	14.9	45.7	25.2	47.2
S05	21.3	36.6	25.4	38.2	19.6	36.0	23.6	36.9
S06	26.5	35.9	29.5	38.0	21.6	37.9	26.4	35.9
S07	18.6	14.1	31.3	20.5	11.7	12.2	18.2	14.0
S08	24.0	29.8	42.2	33.0	19.5	30.0	23.2	29.9
S09	23.1	35.2	22.4	35.9	17.4	36.2	23.4	35.4
S10	36.8	36.9	33.0	36.7	29.8	35.3	38.0	37.6
Mitjana	24.9	34.0	28.5	35.4	20.9	33.7	25.5	34.2
Diferència	0.0	0.0	+3.6	+1.4	-4.0	-0.3	+0.6	+0.2

La mitjana dels resultats entre tots els pacients, mostra que l'estratègia del classificador adaptatiu va ser l'únic que va aportar millores respecte de l'estratègia original; aconseguint reduir fins a 4 punts el desequilibri en la taxa d'error de les dues classes, i reduint molt lleugerament la mitjana de les taxes d'error. Els pacients S01 i S02 van ser els dos únics que no van mostrar una millora en aquesta estratègia, tot i que l'empitjorament no va ser molt important. Tots els altres pacients van mostrar una millora en el paràmetre de DER, i només en dos pacients es veu un empitjorament en el paràmetre MER (pacients S06 i S09). Considerant que en 8 de 10 pacients hi va haver una reducció de la diferència entre les taxes d'error de les dues classes, i que en 6 pacients, a més a més, es va veure una reducció en la mitjana de la taxa d'error, es pot considerar que l'aplicació del classificador adaptatiu millora l'equilibri del feedback.

Referent a l'estratègia de correcció en línia del desequilibri, en general i observant la mitjana per tots els pacients, es pot dir que no aporta cap millora. Tot i que, en alguns usuaris es va veure una millora (pacients S01 i S10), no son suficients com per considerar que aquesta estratègia sigui vàlida per la reducció del desequilibri. S'ha de destacar el resultat en el pacient S01, que

aconseguia una millora molt significativa utilitzant aquesta estratègia, i en canvi, empitjorava en les altres. Això indica que segurament en alguns pacients una solució pot comportar-se millor que les altres.

Per últim, l'estratègia que fa servir el grup de classificadors no aporta cap millora respecte l'original. Els resultats no van mostrar cap millora significativa ni a nivell global ni per cada pacient individualment.

Malgrat la millora en l'equilibri dels resultats aportada per l'estratègia adaptativa, els nivells de les taxes d'error en totes les estratègies són altes, fins i tot per l'estratègia original. Això indica que el següent pas per millorar la generació del feedback ha de ser el de reduir aquesta taxa d'error. Una de les propostes seria l'aplicació de classificador amb *kernels*, que tot i requerir d'un procés de selecció i afinació d'alguns paràmetres, poden aportar una millora significativa en el rendiment *online* del BCI (Lotte et al., 2007; Zhang et al., 2018b). L'aplicació dels *kernels* consisteix en la projecció de les característiques a un hiperespai de dimensió superior on sí que es puguin separar linealment les classes.

També seria interessant provar classificadors basats en xarxes neuronals (Tang et al., 2017), així com altres mètodes d'extracció de característiques que poguessin ser fàcilment adaptables per un BCI que funcioni en temps real (Herman et al., 2008). I finalment, una altra estratègia seria l'aplicació de variacions del CSP que apliquen mètodes de regularització amb la finalitat d'extreure unes millors característiques de l'EEG (Blankertz et al., 2008; Mishuhina and Jiang, 2018).

3.3 FEEDBACK AUDITIU

3.3.1 Hipòtesi de treball

El feedback en un BCI és una part molt important per regular-ne el control (1.4). En el BCI destinat a la rehabilitació motora d'un ictus descrit a l'apartat 3.1.1 s'han aplicat tres tipus de feedback diferents: tàctil, propioreceptiu i visual. Addicionalment a aquests, n'existeixen dos de més: el vestibular i l'auditiu (De Vries and Mulder, 2007). Pel que fa a l'auditiu, s'ha demostrat que per alguns subjectes és factible la substitució del feedback visual per un d'auditiu en un BCI basat en la imatge motora (McCreadie et al., 2012).

En un estudi recent (Berger and Ehrsson, 2016), s'ha comprovat que l'efecte òptic post-moviment (*Visual Motion Aftereffect*) es podia provocar escoltant un so en comptes de visualitzant un patró. Aquest efecte apareix com a una il·lusió òptica després de la visualització d'un patró simple

repetitiu en moviment (Hiris and Blake, 1992). L'efecte apareix un cop tret el patró real, i consisteix en la percepció del patró, tot i que més dèbil, durant uns breus segons. En l'estudi es demostra que es pot provocar aquest efecte visual utilitzant com a estímul repetitiu un so estèreo que presenti una component espacial. La sensació auditiva dels subjectes quan escoltaven el so era que aquest es desplaçava de dreta a esquerra, o viceversa.

L'estudi demostra que es pot generar una sensació òptica que conté una component espacial, a partir únicament d'un estímul auditiu. Així, la seva conclusió és que la percepció de moviment auditiu i visual comparteixen zones del cervell i, per tant, aquestes funcions poden estar connectades.

A partir d'aquests estudis, i entenent que en l'ús del BCI per la rehabilitació de l'ictus el cervell del pacient està fent un treball espacial (durant la imaginació del moviment), es planteja la hipòtesi que un feedback auditiu en moviment, addicional al BCI, hauria d'ajudar al pacient a tenir una millor imatge motora, i per tant, un millor control sobre el BCI.

3.3.2 Definició de l'experiment

L'experiment va consistir en sotmetre 5 pacients d'ictus a sessions de BCI, utilitzant el paradigma i procediments descrits en l'apartat 3.1. Els pacients van fer un número variable de sessions, aplicant-los-hi alternativament el feedback auditiu, i es va comparar les mitjanes de l'exactitud màxima del classificador en funció de si hi havia feedback o no. Per validar la hipòtesi, s'esperava que l'exactitud fos major en les sessions amb feedback auditiu que en les que no n'hi havia.

Per poder escoltar el so adequadament, tant en les sessions amb feedback auditiu com sense, els pacients tenien posats uns auriculars per poder percebre bé un so estèreo. En les sessions amb feedback auditiu, quan el BCI indicava al pacient de moure la mà dreta, en el moment d'inici del feedback (segon 3.5) començava a sonar repetidament el so amb moviment d'esquerra a dreta, fins al final de l'època (segon 8). De la mateixa manera, quan el BCI indicava la mà esquerra, el so tenia un moviment de dreta a esquerra.

També es va voler comprovar quin efecte tenia l'àudio sobre l'estat de la persona quan estava executant la tasca. Per això es va fer una pregunta al final de cada sessió amb feedback auditiu sobre quin era el grau de molèstia que li havia causat el so. Per cada pacient es va guardar un valor que representava el grau de molèstia, essent 5 el nivell màxim i 1 el nivell mínim.

Per la inclusió dels pacients en l'estudi, se'ls hi va demanar si tenien cap problema auditiu per assegurar que el pacient seria capaç de percebre la sensació del moviment del so. A la Taula 3, es mostra la informació dels pacients.

Taula 3. Descripció dels pacients analitzats en l'estudi de feedback auditiu.

Pacient	Sexe	Edat	Mà afectada	Execucions sense àudio	Execucions amb àudio
S01	Dona	35	Dreta	34	5
S02	Dona	45	Esquerra	20	3
S03	Dona	19	Esquerra	34	3
S04	Home	70	Esquerra	19	7
S05	Dona	37	Dreta	24	4

Per valorar si l'addició auditiva aporta alguna millora en el BCI s'utilitza l'exactitud màxima del classificador creat durant el processament *offline* (descriu en l'apartat 3.1.5); així, un augment de l'exactitud de les sessions amb feedback auditiu validaria la hipòtesi plantejada.

3.3.3 Resultats i discussió

Els resultats de l'experiment no permeten validar la hipòtesi en termes generals (Taula 4), perquè tenint en compte tots els pacients, l'augment és de 0.8 punts. Tot i que aquest resultat mostra un lleuger augment, degut a la alta variabilitat de l'exactitud, no es pot considerar com a significatiu.

A nivell d'usuari, els resultats mostren millores en el pacient S05 i en el pacient S01; en aquest últim, l'increment de l'exactitud va ser de 7.5 punts quan se li va aplicar el feedback auditiu. En relació als altres pacients, el S03 mostra un deteriorament important, i el S02 i S04 no mostren cap diferència significativa.

Taula 4. Resultats de l'addició d'un feedback auditiu.

Pacient	Execucions sense àudio	Exactitud (%)	Execucions amb àudio	Exactitud (%)	Millora	Molèstia
S01	34	76.4	5	83.9	+7.5	1
S02	20	81.6	3	82.5	+0.9	1
S03	34	73.5	3	67.7	-5.8	1
S04	19	65.3	7	64.6	-0.7	2
S05	24	72.6	4	74.7	+2.1	1
Total	26.2	73.9	4.4	74.7	+0.8	1.2

Pel que fa al grau de molèstia, no es va registrar cap pacient que el so li causes cap molèstia. Només el pacient S04 va indicar que un nivell de molèstia de 2 sobre una escala de 5. Per tant, l'addició d'un feedback auditiu aporta millores en només alguns pacients, sense causar-los-hi cap molèstia afegida.

Aquests resultats van molt en la línia de l'estudi destacat prèviament sobre la substitució del feedback visual per un d'auditiu (McCreadie et al., 2012), on només es va poder demostrar que el canvi era efectiu en un percentatge petit dels subjectes. I en el cas estudiat, on el feedback és additiu i no substitutiu, els resultats mostren una millora clara en només 1 dels 5 pacients analitzats.

Els resultats apunten a que no val la pena afegir el feedback auditiu al sistema, perquè l'increment és específic només per alguns pacients, i la millora no és prou important com per justificar canvis en el protocol a seguir durant la sessió de rehabilitació.

3.4 TREBALL FUTUR I CONCLUSIONS

En aquest capítol s'ha presentat un BCI basat en la imatge motora utilitzat per la rehabilitació de pacients amb ictus que han perdut la mobilitat d'una extremitat superior. S'ha descrit en detall quines són les seves parts i s'han proposat estratègies per millorar-ne el rendiment, les quals han consistit en la modificació del processament del senyal del BCI (apartat 3.2) i en l'addició d'un feedback auditiu (apartat 3.3).

L'aplicació d'una estratègia adaptativa en la generació del feedback, s'ha demostrat vàlida i interessant per millorar el control del BCI per part dels pacients. Tot i que s'ha pogut disminuir el desequilibri entre les taxes d'error de les dues classes, no s'ha aconseguit una reducció important en la taxa d'error mitjana. A partir d'aquí, es plantegen diferents camins a seguir per tal de buscar una reducció d'aquesta taxa d'error i en conseqüència un augment del control del BCI per part dels pacients. Les estratègies a investigar són bàsicament enfocades en l'aplicació de classificadors no lineals, ja sigui aplicant *kernels* en els classificadors lineals com el LDA o el SVM, o utilitzant classificadors basats en xarxes neuronals. Un altre camí complementari és la recerca en altres mètodes d'extracció de característiques de l'EEG, especialment aquells enfocats en la regularització dels paràmetres del CSP (Blankertz et al., 2008).

Pel que fa a l'addició del feedback auditiu, els resultats no han sigut suficientment bons com per considerar-lo de cara a incorpora-ho al sistema BCI, i les millores en només un dels 5 pacients, ara per ara, no justifica el canvi en el protocol de les sessions de rehabilitació.

Els treballs futurs en el BCI basats en la imatge motora, s'han de centrar en reduir la taxa d'error durant la generació del feedback aplicant classificadors que, amb més facilitat que el LDA, puguin adaptar-se a les característiques específiques de cada pacient i cada sessió.

Finalment, també és important treballar en la detecció i tractament dels artefactes, perquè poden tenir un paper important en el baix rendiment d'alguns pacients, sobretot en aquells casos on els pacients mostren dificultats en el control dels seus moviments corporals, causant un augment considerable d'artefactes, que han de ser degudament detectats i tractats.

4 APORTACIONS AL BCI BASAT EN P300 I EEG

4.1 UN BCI PER L'AVALUACIÓ DE PACIENTS DE DOC

Els BCIs basats en la detecció de patrons P300 s'estan utilitzant per la detecció de l'estat de consciència en pacients que pateixen algun dels anomenats trastorns de la consciència. Com ja s'ha comentat en l'apartat 1.3.2, en aquests BCIs s'utilitza el patró *oddball*, on es presenta una seqüència d'un estímul repetitiu, i de cop i volta, aquest és substituït per un estímul diferent (apartat 1.3.2).

En el BCI que es presenta en aquest apartat, s'hi defineixen tres paradigmes diferents: un d'auditiu i dos de vibrotàctils (VT2 i VT3). El paradigma auditiu i un dels vibrotàctils (VT2) infereixen l'estat de consciència a partir de la capacitat del pacient de respondre a l'estímul estrany. Pel que fa a l'altre paradigma vibrotàctil, permet establir una comunicació binària amb el pacient. És interessant que l'avaluació de l'estat de consciència del pacients es pugui fer a partir de dues regions sensibles diferents (auditiva i sensoriomotora), perquè el dany cerebral podria fer que el pacient no fos conscient d'alguns dels estímuls.

En el disseny d'aquest BCI s'ha de tenir en compte que l'usuari és un terapeuta que instal·la l'equipament al pacient, el qual en la majoria de casos no té capacitat de moure's i que pot cansar-se amb més facilitat que una persona sana. Per això és important que tant el temps de preparació de la sessió com el temps dels paradigmes siguin el més curt possible.

4.1.1 Definició de les parts del BCI

El BCI basat en el patró P300 està format per un ordinador, una gorra d'EEG, un sistema d'adquisició de dades, una sortida d'àudio amb control del *trigger*, i un dispositiu per controlar els vibrotàctils (Figura 31).

La gorra d'EEG està formada per 8 elèctrodes actius, més un elèctrode de terra (FPz) i un de referència col·locat al lòbul de l'orella del pacient. Els elèctrodes utilitzats, segons el sistema internacional 10/10, són: FCz, C3, Cz, C4, CP1, CPz, CP2 i Pz. A diferència del BCI per imatge motora on s'utilitzen fins a 16 elèctrodes actius, en el cas del P300, el patró té una distribució topogràfica més àmplia i permet reduir el número d'elèctrodes fins a la meitat. Aquest número

d'elèctrodes també ajuda a escurçar molt el temps de preparació de la sessió, alleugerint l'estrès i les molèsties al pacient.

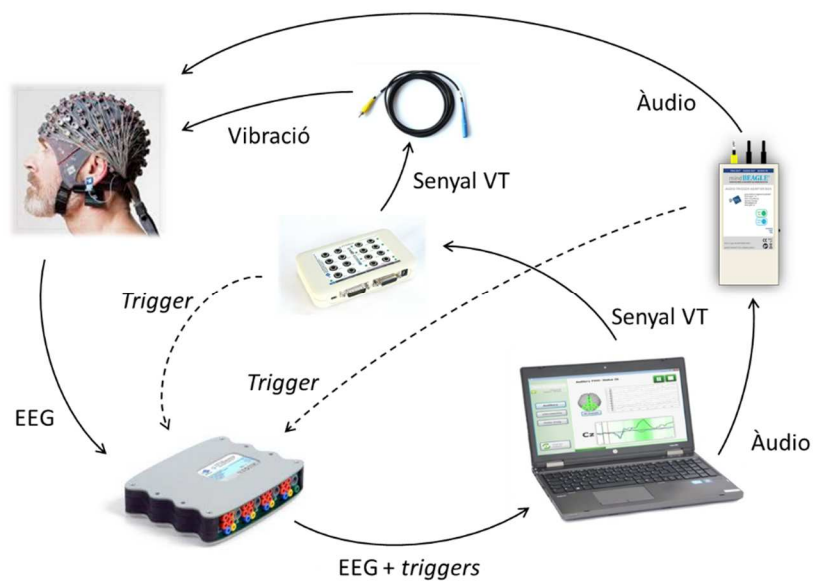


Figura 31. Esquema bàsic d'un BCI que pot executar paradigmes auditius i vibrotàctils.

Els senyals capturats amb la gorra EEG, després de la primera etapa d'amplificació en els elèctrodes actius, són recollits i digitalitzats per l'amplificador de senyals biomèdics. Aquest amplificador està connectat a través d'un port USB a l'ordinador que els rep i processa per determinar si hi ha el patró esperat.

A un altre dels ports USB de l'ordinador s'hi connecta la caixa d'estimulacions o *stimbox* (Figura 15). Aquest dispositiu és l'encarregat de generar les estimulacions que faran vibrar el vibrotàctils. D'ell en surten els vibrotàctils i també un senyal en forma de pols rectangular que anirà connectat a una de les entrades digitals de l'amplificador biomèdic. Aquest senyal servirà perquè el BCI, juntament amb els canals d'EEG, tingui la informació del moment precís en què s'ha enviat l'estimulació al pacient, actuant com a *trigger*.

Aquest senyal de *trigger* és especialment important en els BCIs exògens, on el patró és generat com a resposta a un estímul extern. El processament de l'EEG consisteix en fer la mitjana de les trames recollides per poder tenir una detecció més bona del patró; sense aquesta sincronització s'estaria afegint soroll, anomenat *jitter*, obtenint una relació senyal-soroll molt pobre i dificultant la detecció del patró.

Tot i que l'ordinador és qui controla els temps de les estimulacions a cada època, hi ha processos externs que estan fora del seu control, que afegeixen uns retards indeterminats entre el moment

que l'ordinador dona l'ordre i el moment en què el pacient rep l'estímul. Per exemple, el processament intern de la *stimbox*, pot afegir un retard aleatori a cada trama. Així, l'ús del *trigger* redueix aquesta incertesa i alhora redueix el *jitter*.

De la mateixa manera que en el cas dels vibrotàctils, pel paradigma auditiu també és necessari un senyal de *trigger* per tenir controlat el *jitter*. En aquest paradigma només serien necessaris uns simples auriculars connectats a la sortida convencional d'àudio de l'ordinador, però la falta de control sobre el procés intern de la targeta de so del mateix ordinador fa necessari sincronitzar l'EEG de cada trama amb el moment que el pacient escolta el so, i no en el moment que l'ordinador indica que es reproduceixi. Per generar aquest *trigger*, s'utilitza un dispositiu anomenat *audio trigger box*, que té una entrada d'àudio que va connectada a la sortida d'àudio de l'ordinador, i té dues sortides més; una és la sortida d'àudio, on s'envia el mateix so que s'ha rebut a l'entrada, i l'altre és el senyal de *trigger* generat quan el so de l'entrada ha superat un llindar determinat. De la mateixa manera que el *trigger* dels vibrotàctils, el del so també anirà connectat a una de les entrades digitals de l'amplificador biomèdic.

Normalment els paradigmes auditius i vibrotàctils s'utilitzen en una mateixa sessió, i per tant, el senyal de *trigger* dels dos paradigmes es pot connectar a la mateixa entrada digital. Per fer-ho, es fa servir un petit dispositiu connectat a l'amplificador que concentra els dos *triggers*. Això permet tenir un muntatge únic per tots els paradigmes i evita la necessitat de modificar connexions durant la sessió, reduint el temps de preparació entre l'execució dels diferents paradigmes.

4.1.2 Definició dels paradigmes

4.1.2.1 *Paradigma auditiu*

El paradigma auditiu consisteix en la presentació repetitiva de dos sons de durada molt curta d'una forma pseudoaleatòria, on un dels sons apareix amb una freqüència més elevada que l'altre. El so que apareix amb més freqüència és un to pur de 500 Hz d'una durada de 100 mil·lisegons, mentre que l'altre so també és un to pur de 100 mil·lisegons, però en aquest cas de 1000 Hz. La relació d'aparició entre els sons és de 7 a 1, o sigui que de cada 8 sons que emet el BCI, 7 son de 500 Hz, i un de 1000 Hz. Cada estímul auditiu està separat per un interval de 600 mil·lisegons, i en funció de la seva freqüència d'aparició s'anomena: estàndard o *deviant*.

Per aquests paradigmes, a més de la gorra EEG, el pacient haurà de portar els auriculars que surten de la *audio trigger box*, i les instruccions que ha de rebre són molt simples: ha de prestar atenció a l'estímul *deviant*, i comptar-los internament. L'acció de comptar és simplement per augmentar

el nivell d'atenció a l'estímul *deviant* i ignorar l'estímul estàndard, provocant així un P300 en l'EEG dels estímuls *deviant*.

El paradigma està estructurat de tal manera que faciliti les tasques de processament de l'EEG posteriors. Així, la presentació dels estímuls es fa de forma pseudoaleatòria i s'estructuren els estímuls en cicles de vuit, on sempre hi haurà un estímul *deviant* i set estímuls estàndards. Per cada 15 cicles es forma un caràcter. El paradigma té un total de 4 caràcters (Figura 32), on entremig de cada un hi ha un petit descans. Aquesta estructura del paradigma facilita el processament del senyal. En total, al final del paradigma s'hauran recollit 480 estímuls auditius, dels quals 420 seran estàndards i 60 seran *deviant*, i s'haurà necessitat un temps aproximat de 7 minuts per completar-lo tot.

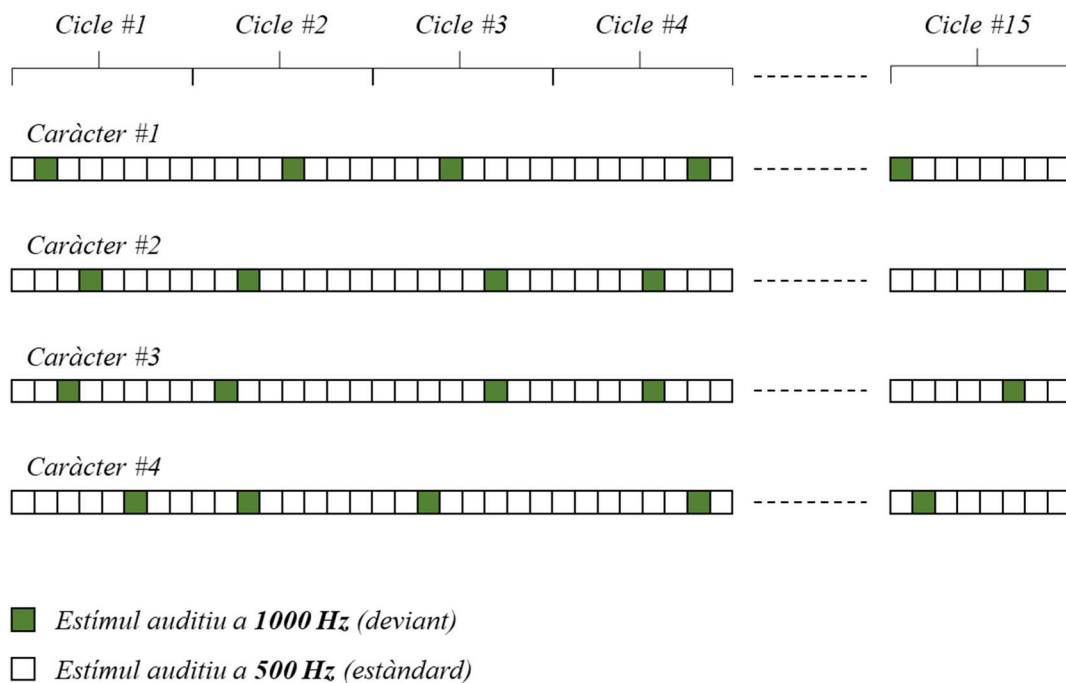


Figura 32. Estructura del paradigma auditiu.

4.1.2.2 Paradigma amb 2 vibrotàctils

El paradigma amb 2 vibrotàctils, o VT2 (*VibroTactile 2*), té una estructura d'estímuls idèntica a la del paradigma auditiu (4.1.2.1), però en aquest cas, dels dos vibrotàctils un actuarà d'estímul estàndard i l'altre actuarà de *deviant*. D'aquesta manera, durant l'execució del paradigma, el pacient tindrà col·locat els vibrotàctils en els seus canells (Figura 15), i podrà notar una estimulació repetitiva en un d'ells (estàndard), i de tant en tant, notarà una estimulació en l'altre (*deviant*). L'objectiu del pacient és comptar internament els estímuls *deviant* que es produeixen, i que provocaran l'aparició d'un P300 en el seu EEG (apartat 1.3.1).

De la mateixa manera que en el paradigma auditiu, aquest també està estructurat en cicles de 8 estimulacions, amb 7 d'estàndards i un de *deviant*, i cada 15 cicles formen un caràcter. El paradigma consta de 4 caràcters en total. La diferència més important respecte el paradigma auditiu és que el temps entre estímuls és de 300 mil·lisegons en comptes de 600 mil·lisegons. Això permet que l'execució d'aquest paradigma sigui de només uns dos minuts i mig.

Aquest paradigma té dues configuracions que s'han de tenir en compte en l'inici de l'execució. En la primera, es farà que l'estimulació estàndard vagi a parar al canell esquerre i l'estimulació *deviant* al canell dret, i en la segona, serà a l'inrevés. En un protocol d'avaluació del nivell de consciència d'un pacient de DoC és interessant tenir la valoració d'aquest paradigma per cada un dels canells perquè les zones afectades pel dany cerebral poden condicionar la recepció dels estímuls i la resposta a aquests.

4.1.2.3 Paradigma amb 3 vibrotàctils

El paradigma amb 3 vibrotàctils, o VT3 (*VibroTactile 3*), és una ampliació del paradigma de dos vibrotàctils on s'afegirà un vibrotàctil extra que es col·locarà en un dels turmell del pacient. En aquest paradigma el número total d'estímuls en una execució és exactament igual que en el VT2: 4 caràcters de 15 cicles, on cada cicle presenta 8 estímuls (en total 480 estímuls).

Cada cicle tindrà un estímulo en el canell dret, un altre estímulo en el canell esquerre, i sis estímuls en el turmell, que es presenten de forma pseudoaleatòria. Per cada un dels quatre caràcters els BCI indica a quin dels dos canells ha de prestar atenció i comptar-ne els estímuls (Figura 33). Al final de l'execució del paradigma el BCI haurà recollit les dades de dos caràcters (15 cicles) on el pacient haurà comptat les estimulacions del canell dret, i dos caràcters més on el pacient haurà comptat les estimulacions del canell esquerre.

En aquest paradigma el vibrotàctil del turmell és el que actua d'estàndard, mentre que els del canell actuen de *deviant*. Però en aquest cas s'ha de fer una diferenciació entre els dos estímuls del canell en funció de si el pacient n'està comptant un o l'altre, perquè en un caràcter només haurà de comptar les estimulacions d'un dels dos canells; aquests seran els estímuls objectiu, o estímuls *target*, mentre que les estimulacions de l'altre canell s'anomenaran no objectiu, o *non-target*.

Aquest paradigma té un grau de dificultat més que el VT2, degut a l'aparició del *non-target*, que és un estímulo que s'ha d'ignorar però que presenta una freqüència d'aparició igual que la del *target*. Però aquest estímulo addicional és el que permet que amb un bon control del BCI es pugui establir comunicació amb el pacient. Aquesta comunicació està limitada a respostes binàries

(sí/no), i la idea és molt simple: quan el pacient vol contestar que “sí” es focalitzarà a comptar els estímuls d’un dels canells, i quan vol contestar que “no”, es focalitzarà en els de l’altre. La missió del BCI és estimar la resposta del pacient a partir del seu EEG, inferint quin és el canell al qual està focalitzant l’atenció.

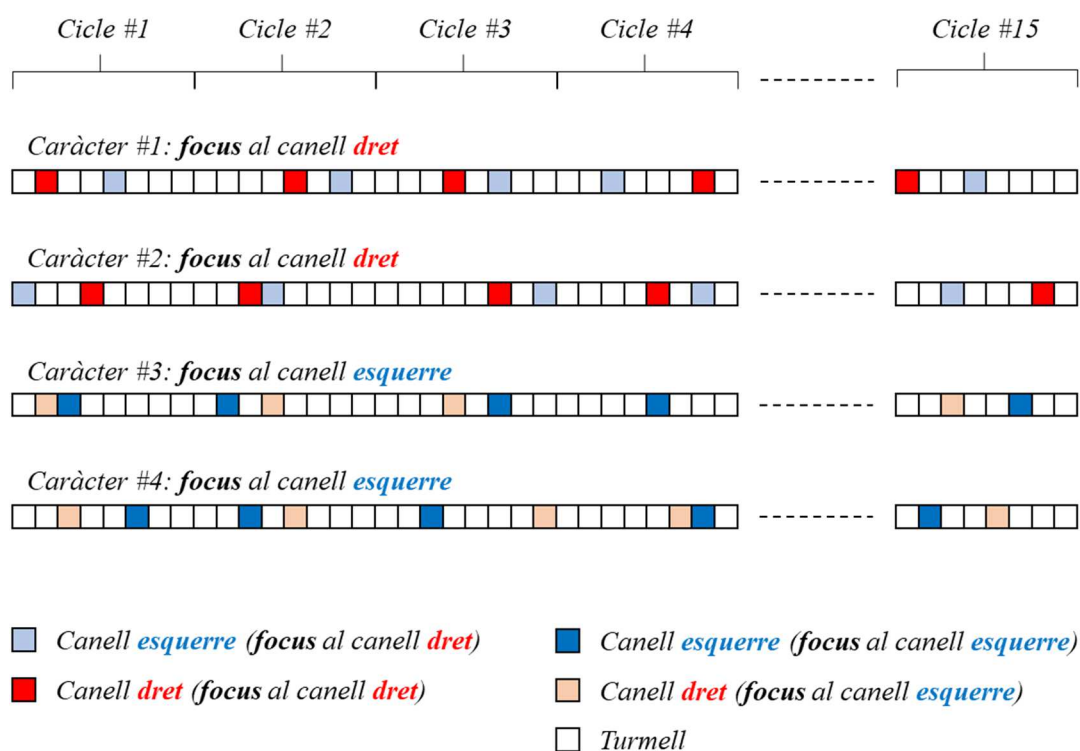


Figura 33. Estructura del paradigma VT3.

L’augment de dificultat que comporta aquest paradigma, fa que en molts dels pacients de DoC no es pugui utilitzar per establir-hi comunicació. Abans de qualsevol prova de comunicació es fa una sessió de calibratge, que com en la majoria de BCIs és imprescindible, i es determina a partir de l’avaluació del classificador generat si el pacient té possibilitats d’establir comunicació, i per tant, si val la pena intentar-ho. Només si s’obté un bon classificador es procedirà a la fase de comunicació, perquè un mal classificador significa que el pacient no ha estat conscient durant el calibratge i que probablement no ho estarà durant la fase de comunicació; i en cas d’estar-ho, la baixa qualitat del classificador implicaria un baix rendiment en l’estimació de les resposta del pacient. Amb aquest procediment, s’evita allargar la sessió d’avaluació innecessàriament.

4.1.3 Preparació de la sessió

Les sessions d’avaluació de la consciència a pacients DoC requereixen d’un temps important en la preparació degut a la situació del mateix pacient, el qual pot estar estirat en un llit sense capacitat motora que faciliti la col·locació de la gorra d’EEG i dels vibrotàctils. Un cop el pacient

ja té els elèctrodes col·locats, de la mateixa manera que en el BCI de la imatge motora, es posarà gel conductor a cada un dels elèctrodes. També se li col·locaran els auriculars per poder seguir els estímuls auditius pel paradigma auditiu i les instruccions sobre el canell que s'ha de focalitzar durant el calibratge del VT3.

Una de les parts més importants a l'hora d'utilitzar el BCI en pacients de DoC és assegurar-se just abans de l'execució de qualsevol dels paradigmes que el pacient n'entén les instruccions, i en alguns casos s'ha d'assegurar que el pacient està despert durant la sessió. Si el pacient no ha escoltat les instruccions de la persona que l'atent, difícilment podrà prestar atenció als estímuls del BCI.

En el cas que durant la sessió el pacient mostri un bon control del BCI amb el paradigma VT3 i es vulgui provar la comunicació, el terapeuta s'ha d'assegurar que el pacient està despert i atent a les instruccions, i li ha d'explicar que en la seqüència d'estímuls que notarà a continuació, s'ha de focalitzar en els estímuls del canell dret per respondre "no", i en els del canell esquerre per respondre "sí". A continuació, el terapeuta li pot formular una pregunta amb resposta binària i després iniciar la seqüència d'estímuls. Aquesta seqüència, representa un sol caràcter del paradigma VT3, que un cop acabada, el BCI determinarà gràficament en el monitor quin és la resposta estimada.

4.1.4 Processament de l'EEG

El processament de l'EEG es pot dividir en dos tipus: *offline* i *online*. El primer cas és el processament que es porta a terme al final de cada paradigma un cop recollides totes les trames. El processament *online*, només s'utilitza en el paradigma VT3 en el mode de comunicació, on s'aplica el classificador creat durant el calibratge per inferir la resposta del pacient.

4.1.4.1 Processament *offline*

L'objectiu del processament *offline* és l'obtenció d'un classificador LDA, l'exactitud del qual serveix com a mesura de la capacitat del pacient per generar el patró P300. La Figura 34 mostra els passos que se segueixen per obtenir el classificador.

La primera etapa és la del preprocessament, on el senyal és filtrat de 0.5 a 30 Hz, reduint-ne el soroll i traient la component contínua. El segon bloc s'encarrega de tallar l'EEG a partir del senyal de *trigger* per obtenir les trames de cada estímuls; cada una de les trames conté els 100 ms previs al *trigger* i els 600 ms posteriors a ell.

A continuació es fa la gestió d'artefactes, que consisteix en eliminar les trames que continguin alguna mostra per sobre d'un llindar. Aquest llindar està definit en els $\pm 100\mu\text{V}$, i així, s'eliminen les trames amb alguna mostra superior als $100\mu\text{V}$ o inferior als $-100\mu\text{V}$. Per poder mantenir constant la relació entre els diferents estímuls, en cas que s'elimini alguna trama també s'eliminaran les trames que pertanyin al mateix cicle.

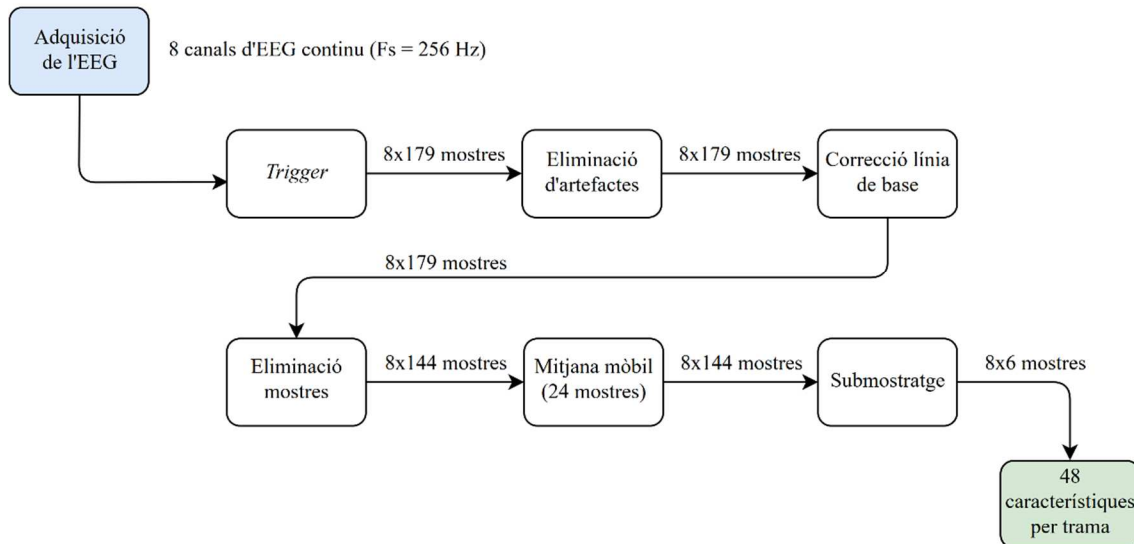


Figura 34. Esquema del processament offline dels paradigmes basats en el patró P300. En cada etapa es mostra el número de canals i mostres resultants. El resultat final de l'esquema són 48 característiques per cada trama.

El següent pas consisteix en la correcció de la línia de base, on s'extreu de tota la trama la mitjana de les mostres dels 100 ms previs a l'estímul (Figura 35), aconseguint anular la possible deriva que poden tenir els senyals EEG gravats. A continuació es descarten aquestes mostres del període previ a l'estímul, perquè només és interessant l'EEG posterior a l'estímul.

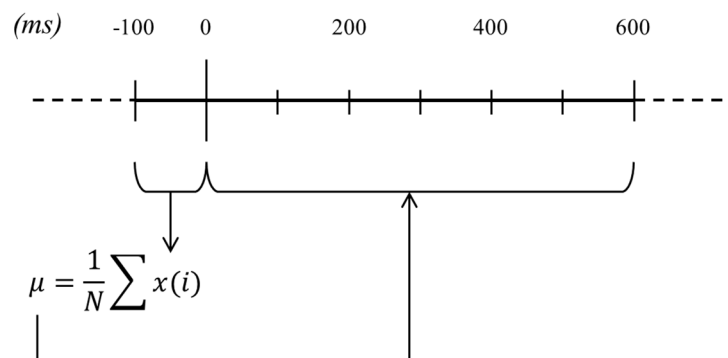


Figura 35. Correcció de la línia de base. Càlcul de la mitjana μ amb els 100 ms previs. A totes les mostres de l'interval de 0 a 600 ms s'hi resta μ .

En aquest punt és on s'acaba la neteja i adequació del senyal, pas previ per poder fer una extracció de les seves característiques, que en aquest cas no és res més que reduir el número de mostres

utilitzant un submostratge de les trames de 24 a 1. Com a pas previ a aquest submostratge és imprescindible l'aplicació d'un filtre que eviti l'efecte d'*aliasing*, i que en aquest cas està basat en una mitjana mòbil de 24 mostres. El resultat d'aquest procés és l'obtenció de 6 característiques per cada canal, que amb els 8 canals d'EEG definits per aquests paradigmes, resulta en un hiperespai de característiques de \mathbb{R}^{48} .

Un cop finalitzada la cadena de preprocessament i d'extracció de característiques, s'obtidran 48 característiques per cada trama, que seran les mostres que alimentaran el procés de creació del classificador, que és el mateix que ja s'ha descrit en l'apartat 3.1.4.6. En els paradigmes auditiu i en el VT2 cada una de les trames estaran etiquetades o bé com a *deviant* o com a estàndard, però en el cas del paradigma VT3, les trames definides com a *non-target* s'inclouran en el grup de trames estàndards. En el cas del VT3 també s'ha de tenir en compte que les trames estan etiquetades com a *target*, independentment de si el caràcter és amb focalització a la mà dreta o l'esquerra. Així, per exemple, en el cas d'un caràcter on la focalització és en el canell dret, totes les trames obtingudes de l'estimulació del canell dret formaran el grup de mostres d'una classe, mentre que totes les altres trames, estàndard (turmell) i *non-target* (canell esquerre), formaran el grup de mostres de l'altra classe.

4.1.4.2 Avaluació del classificador

L'avaluació del classificador es fa a partir d'una gràfica on es mostra l'exactitud del classificador al llarg del paradigma. La idea principal d'aquesta mesura és poder utilitzar un número elevat de cicles per poder fer-ne la mitjana, aconseguint una millora en la relació senyal-soroll, i obtenir un valor més afinat del comportament del classificador. Com és d'esperar el número final de cicles ve determinat per la definició del paradigma i per la quantitat de cicles que s'hagin rebutjat per culpa dels artefactes.

Un cop finalitzat el paradigma, les trames són etiquetades segons la seva classe: estàndard o *deviant*. Per fer una avaluació de qualsevol classificador s'ha de separar el grup de dades en dos subgrups: entrenament i test. El subgrup d'entrenament s'utilitza per crear el classificador i el de test s'utilitza per avaluar-lo. La configuració d'aquests grups és aleatòria i cada un tindrà la meitat de les mostres de cada classe (Figura 36), assegurant que l'avaluació del classificador sempre es faci sobre mostres que no han intervingut en el procés de creació. Tant el grup de test com el d'entrenament, mantindran la proporció entre de trames de diferent classe: 1 *deviant* per cada 7 estàndards.

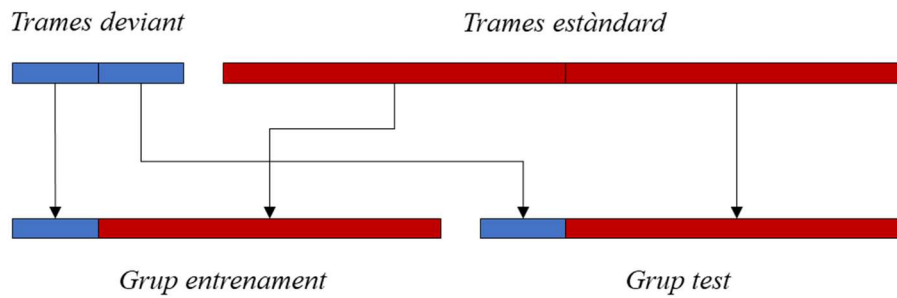


Figura 36. Creació del grup d'entrenament i del grup de test. El procés de selecció de les trames és aleatori.

Ja que la selecció dels cicles per cada subgrup és aleatòria, el procés de determinació de l'evolució de l'exactitud es repetirà 10 vegades, creant 10 subgrups d'entrenament i test diferents, i cada grup tindrà el seu classificador. Amb els classificadors de cada una de les repeticions es calcula l'exactitud mitjana per cada un dels cicles, obtenint una gràfica amb l'evolució de l'exactitud al llarg del paradigma.

- Estímul deviant
- Estímul estàndard

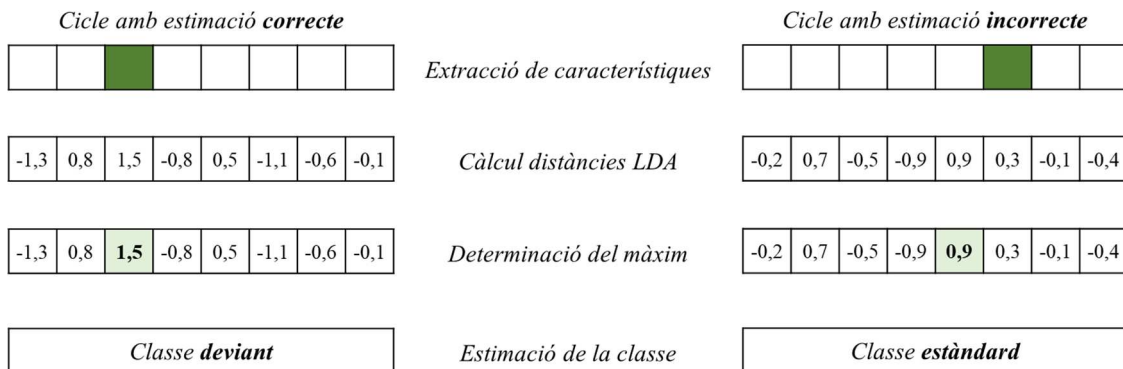


Figura 37. Passos a seguir per obtenir l'estimació de la classe a la que pertany un cicle.

A continuació s'exposa el mètode per obtenir aquesta gràfica. El primer pas és definir com es determina si un cicle mostra el patró P300 segons el classificador LDA. Com ja s'ha comentat, un cicle està format per 8 trames, on hi ha una trama amb l'EEG d'un estímul *deviant* i 7 trames més amb estímuls estàndards. De cada una d'aquestes trames se n'obtenen les característiques, el conjunt de les quals s'anomena mostra i representa un punt en un hiperespai de \mathbb{R}^{48} . Per tant, per cada cicle s'obté una mostra de la classe *deviant* i 7 mostres de la classe estàndard. Aplicant el classificador LDA a cada un d'aquests punts, s'aconsegueix la distància del punt a l'hyperplà que separa les classes, on un valor positiu representa la presència del patró P300 (Figura 37). En un cicle determinat, a partir de les 8 distàncies obtingudes dels 8 punts, es considera que el punt que estigui a una distància més gran respecte l'hyperplà serà el que se li assignarà la classes *deviant*, i

tots els altres se'ls hi assignarà la classe estàndard. En cas que les classes assignades corresponguin a les classes esperades, es puntuarà el cicle amb un 1 punt, i en cas contrari se'l puntuarà amb un 0.

Per determinar una evolució al llarg del paradigma, en el càlcul de la distància es tenen en compte la distància dels punts actuals, i a més, també s'hi suma la distància dels punts corresponents als cicles anteriors que siguin de la mateixa classe (Figura 38). Així, en el segon cicle, la distància final de l'estímul *deviant* serà la suma de la distància LDA del punt de la classe *deviant* d'aquest segon cicle més la distància LDA del punt de la classe *deviant* del primer cicle. Estenent el mètode fins a l'últim cicle, la distància de l'estímul *deviant* serà la suma de totes les distàncies de la classe *deviant* de tots els cicles. Com a resultat d'aquestes sumes, en qualsevol dels cicles s'obtingran 8 distàncies, on una representa els punts *deviant* i les altres set els punts estàndard; i d'aquests 8 valors, el més gran serà el que s'assignarà com a classe *deviant*, i en cas de coincidir amb el valor esperat, aquest cicle es puntuarà amb un 1, i en cas contrari amb un 0.

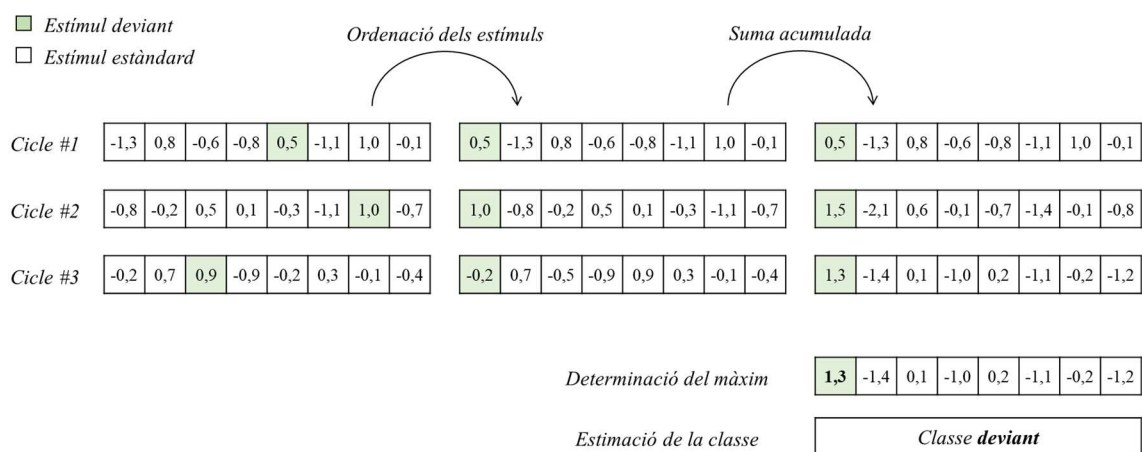


Figura 38. Exemple de l'estimació de la classe amb tres cicles. En l'ordenació, es mou l'estímul deviant al primer lloc.

Amb la puntuació obtinguda per cada cicle a cada una de les repeticions, ja es pot obtenir la gràfica de l'exactitud calculant per cada cicle el percentatge d'encerts entre tots els classificadors utilitzats (un classificador per cada una de les repeticions) (Figura 39). Com és d'esperar, quants més cicles es tenen en compte en el càlcul de la distància més precís és el resultat.

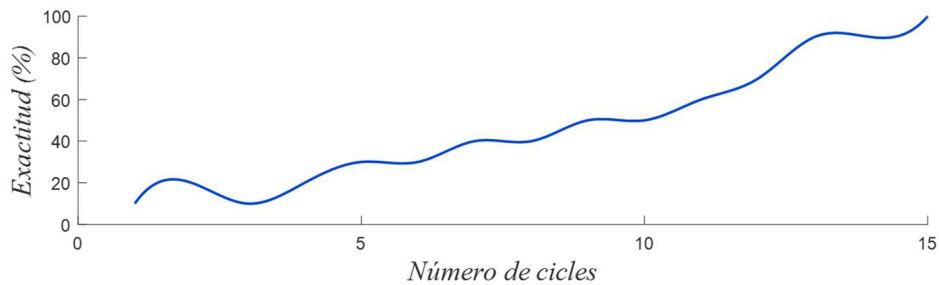
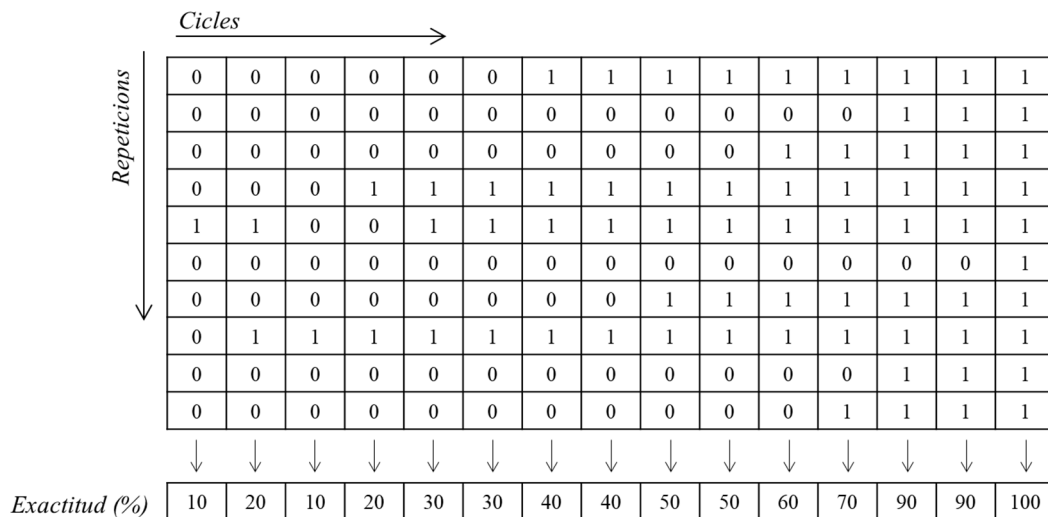


Figura 39. Matriu pel càlcul de l'exactitud del classificador fent servir 10 repeticions de cada cicle. En aquest exemple, el número de cicles és de 15.

4.1.4.3 Processament online

El processament *online* només s'aplica en el VT3 quan s'està en mode comunicació, i amb un classificador LDA prèviament generat (4.1.4.1). Durant l'execució del calibratge es presenten 4 caràcters al pacient: dos amb focalització al canell esquerre i dos al dret. Però en el mode de comunicació només s'executa un caràcter amb la mateixa estructura que en el paradigma VT3. L'objectiu del processament *online* és aplicar el classificador creat durant el calibratge per fer una estimació del canell que el pacient s'està focalitzant (Figura 40).

El caràcter presentat té un total de 15 cicles, on a cada cicle hi ha un estímul al canell dret, un al canell esquerra i 6 al turmell. A diferència de la seqüència presentada durant el calibratge, on el BCI indica a quin canell s'ha de focalitzar el pacient, en aquest cas és el pacient qui decideix a quin canell focalitza l'atenció, i en compta els estímuls. La tasca del BCI és determinar, amb l'ajuda del classificador, a quin dels dos canells el pacient s'ha focalitzat.

Un cop executat el caràcter i recollides les dades de comunicació, el BCI executa exactament els mateixos passos definits en el processament *offline* (apartat 4.1.4.1) fins a aconseguir les

característiques de totes les trames recollides. Seguint el procediment definit en l'apartat 4.1.4.2, per cada cicle es calculen les vuit distàncies de cada una de les trames que el componen, per després sumar-les totes al llarg de tots els cicles, tenint en compte cada classe (Figura 38). D'aquesta manera s'obtindrà la suma de totes les distàncies del estímuls del canell dret, totes les del canell esquerre, i totes les del turmell. D'entre totes aquestes 8 distàncies calculades al llarg de tots els cicles, la que tinguin el valor més gran serà l'estimació de l'estímul al qual el pacient ha prestat atenció. Així, la resposta pot ser: canell esquerre, que s'interpreta com un "sí"; canell dret, que s'interpreta com un "no"; i turmell, que s'interpreta com una indeterminació.

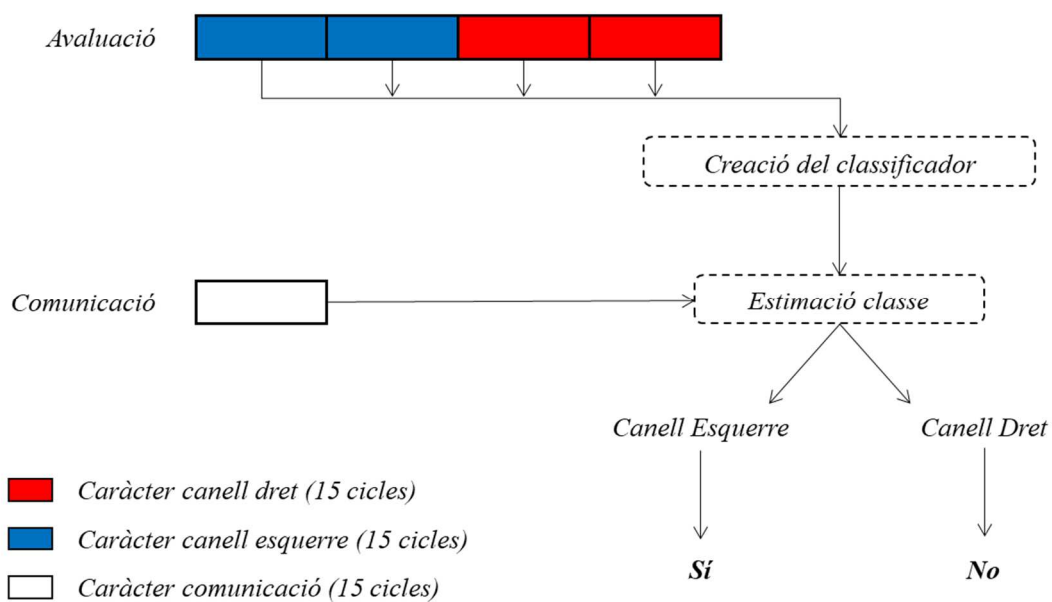


Figura 40. Creació d'un classificador amb els caràcters d'avaluació, i estimació de la resposta del caràcter de comunicació.

4.1.5 Mesures extretes del BCI

Les mesures que dona el BCI ajuden a fer una valoració objectiva sobre el grau de consciència que té el pacient en el moment d'executar-se el paradigma. La mesura més important és l'exactitud del classificador, que està representada per una gràfica (apartat 4.1.4.2) que mostra la capacitat del pacient per generar un patró P300 en els estímuls *deviant*. Aquest paràmetre serà el mateix per qualsevol dels paradigmes descrits: auditiu, VT2 i VT3 (mode avaluació). En subjectes sans que han estat atents i seguint les instruccions del paradigma, aquesta gràfica mostra una corba que pot anar des d'un percentatge baix en els primers cicles, fins a arribar al 100% en els últims cicles. En els pacients, valors d'exactitud per sobre del nivell d'atzar ja són indicatius d'un nivell de consciència; aquest valor d'atzar és de 12.5%, perquè la relació d'aparició de l'estímul *deviant* respecte l'estàndard és de 1 a 7. Lògicament, es pot inferir un nivell més elevat de consciència en la mesura que la gràfica de l'exactitud s'aproximi a la d'un subjecte sa (Figura 41).

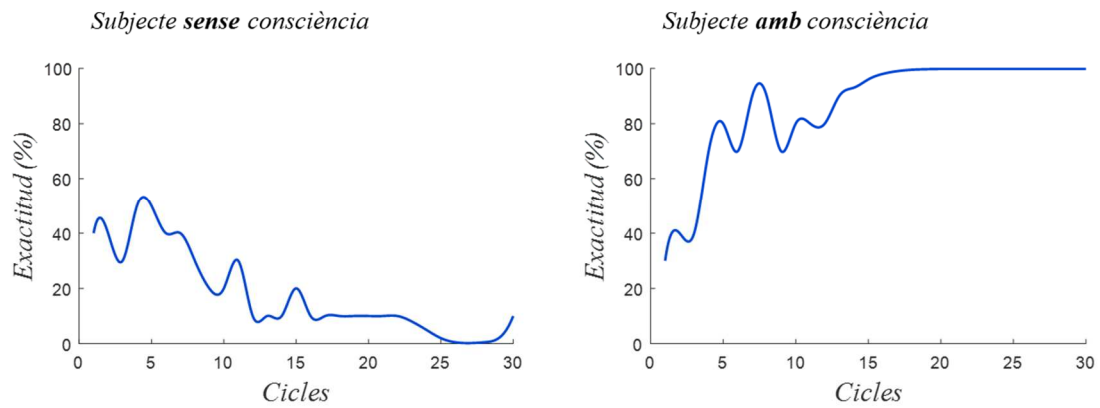


Figura 41. Gràfiques d'exactitud per un subjecte sense consciència (esquerra) i un subjecte amb consciència (dreta).

D'aquesta gràfica, el BCI n'extreu un paràmetre únic per resumir-la. El que fa és calcular la mediana sobre els valors d'exactitud de cada un dels cicles, obtenint un valor pròxim al 100% per subjecte sans i amb un nivell total de consciència, i valors al voltant del 12.5% per subjectes sense cap tipus de consciència.

Una altra de les mesures importants que extreu el BCI són els gràfics del ERPs (1.3.2) que s'han obtingut per cada un dels elèctrodes (Figura 42). En subjectes sans, els ERPs de tots els elèctrodes mostren una separació clara entre la línia de l'estímul *deviant* i la de l'estímul estàndard, a més d'una zona extensa de significança estadística. En canvi, en els pacients, els ERPs poden ser molt diferents en funció de la zona on tingui el dany cerebral, i en alguns casos només es poden veure ERPs en alguns elèctrodes. Així, en el cas de pacients, les gràfiques de ERPs passen a ser una mesura complementària a l'exactitud que poden donar informació més precisa sobre la resposta a l'estímul en determinades regions del cervell.

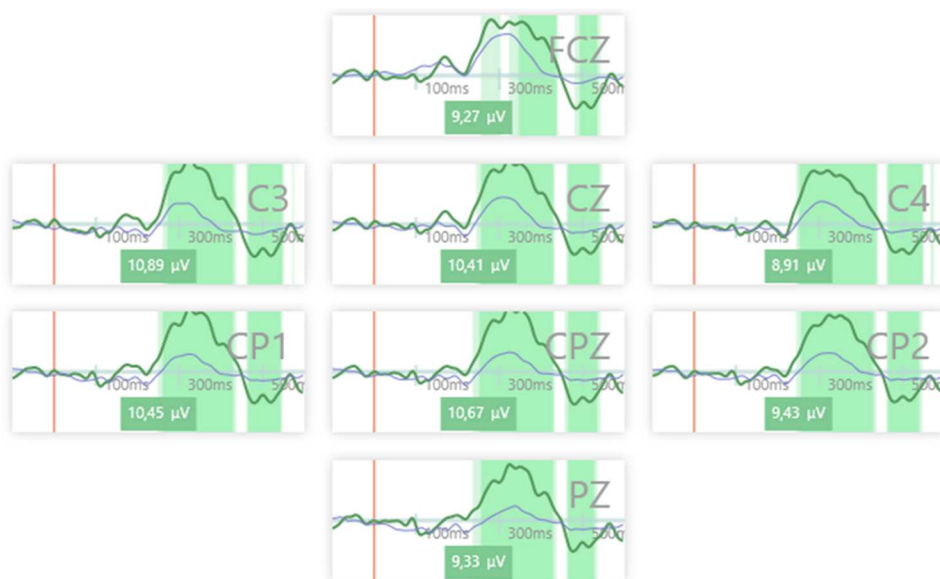


Figura 42. ERPs per cada elèctrode d'un subjecte sa.

Una última mesura que facilita el BCI és el resultat de la comunicació del paradigma VT3. Aquesta informació es mostra, al final de l'execució del caràcter, en una interfície gràfica que és fàcil d'interpretar pel cuidador del pacient (Figura 43).

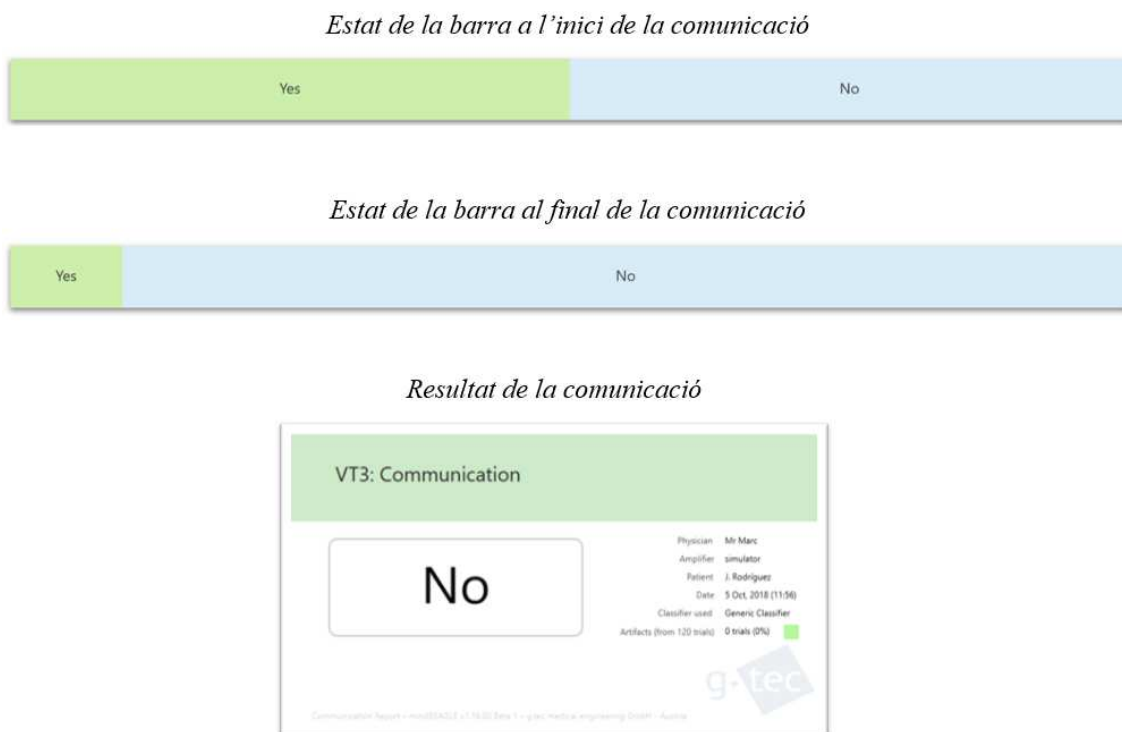


Figura 43. Parts de la interfícies gràfica amb la informació d'abans, durant i després de la comunicació.

4.2 APORTACIONS AL PARADIGMA DE COMUNICACIÓ

En una primera anàlisi de les dades del paradigma de VT3 de comunicació en subjectes sans es va detectar un rendiment en la comunicació més baix del que s'esperaria a partir de l'avaluació del classificador feta durant el calibratge del sistema. L'estudi i anàlisi d'aquestes dades va portar a diferents propostes per millorar-ne el rendiment, que bàsicament se centren en la modificació de l'estratègia de classificació i en canvis en el paradigma per buscar una millor generació del patró P300 per part del subjecte.

En totes els estudis que s'han fet s'han utilitzat dades de subjecte sans per dos motius. El primer és que l'EEG dels cervell de subjectes sans és més estable que el de pacients de DoC, que en funció del dany cerebral pot presentar diferents respostes als estímuls. I el segon motiu és la dificultat que hi ha d'obtenir dades d'EEG d'aquests pacients, especialment si es busca aplicar nous paradigmes.

4.2.1 Avaluació del paradigma de comunicació

Per fer l'avaluació del paradigma de comunicació es van utilitzar dades de 24 subjectes sans sense experiència prèvia en l'ús de cap BCI (38.5 ±14.0 anys). Tots ells van fer una sessió de VT3 consistent en un calibratge (apartats 4.1.2.3 i 4.1.3) i sis preguntes, on en tres d'elles havien de respondre "sí", i en les altres tres "no". Per cada subjecte es van extreure la mediana i la mitjana de l'exactitud del classificador (4.1.4.2), i es va determinar quantes respostes van ser encertades pel classificador.

A la Taula 5 es pot comprovar que els resultats entre l'exactitud del classificador no tenen una correspondència amb el percentatge de respostes encertades. En la majoria de casos l'exactitud obtinguda del classificador és del 100% o molt pròxima, i en canvi, en la gran majoria de casos els encerts no arriben al 66.7%. Aquests resultats no només van servir per detectar que en el model de classificació utilitzat hi havia un problema de correspondència entre els resultats de calibratge i el rendiment del BCI en mode comunicació, sinó que també van mostrar un baix rendiment del classificador a l'hora d'estimar la resposta correcta.

Taula 5. Mediana i mitjana dels valors d'exactitud del classificador, i número de preguntes encertades pel classificador.

	S01	S02	S03	S04	S05	S06	S07	S08	S09	S10	S11	S12
Mediana	100	86.5	100	72.0	99.0	83.5	100	99.0	100	97.5	99.0	100
Mitjana	89.8	81.6	96.5	67.0	91.9	75.1	97.6	92.4	98.0	87.9	93.6	94.7
Encerts¹	4	4	5	4	1	5	3	4	4	4	5	4
% Encerts	66.7	66.7	83.3	66.7	16.7	83.3	50.0	66.7	66.7	66.7	83.3	66.7
	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20	S21	S22	S23	S24
Mediana	100	95.0	100	100	100	99.0	99.0	91.5	97.5	100	95.0	100
Mitjana	93.7	91.1	95.4	92.2	88.0	94.0	97.0	74.0	86.4	93.8	89.5	95.2
Encerts¹	2	3	3	2	3	3	4	5	4	4	3	4
% Encerts	33.3	50.0	50.0	33.3	50.0	50.0	66.7	83.3	66.7	66.7	50.0	66.7

¹ Encerts sobre un total de 6 preguntes

4.2.2 Causes del baix rendiment en la comunicació

Els resultats de l'apartat anterior mostren unes discrepàncies importants entre l'avaluació del classificador i el rendiment en la comunicació, i a més a més, en alguns casos els subjecte presenta un nivell d'encert en la respostes molt baix, fins i tot menor al llindar d'atzar (50.0 %). La font d'aquestes discrepàncies es troba en el mètode utilitzat en l'avaluació, on l'exactitud que s'extreu del classificador del paradigma VT3 representa la capacitat de diferenciar el patró P300 en el canell *target* respecte tots els altres estímuls barrejats: *non-target* (canell oposat) i estàndard

(turmell). En canvi, l'estimació de la resposta del pacient s'extreu de la predicció sobre quin dels dos P300 generats en els dos canells s'aproxima més al P300 definit en el classificador (apartat 4.1.4.3), essent el guanyador el que obté una distància del LDA més alta.

Aquesta discrepància pot portar a aplicar durant la comunicació un classificador que, tot i tenir una bona exactitud, no està ben adaptat i no aconsegueix obtenir un bon rendiment durant l'estimació de la resposta correcte. I aquesta és una de les causes del baix rendiment mostrat en alguns subjectes. Però encara hi ha altres causes que podrien explicar aquest baix rendiment.

Una causa és la dificultat que alguns subjectes tenen en discriminar les vibracions produïdes al canell dreta amb les del canell esquerre. Durant el paradigma, l'estímul del turmell és el més fàcil d'ignorar, perquè el subjecte està focalitzat i pendent de l'estímul en el canell corresponent, però a vegades es dona el cas que, al ser l'estímul a l'altre canell també poc freqüent, en el moment que es produeix el subjecte també el compta i genera un P300. Aquesta confusió pot portar a que durant la comunicació es generin patrons P300 en l'estímul *non-target*, dificultant la discriminació amb el patró generat en l'estímul *target*.

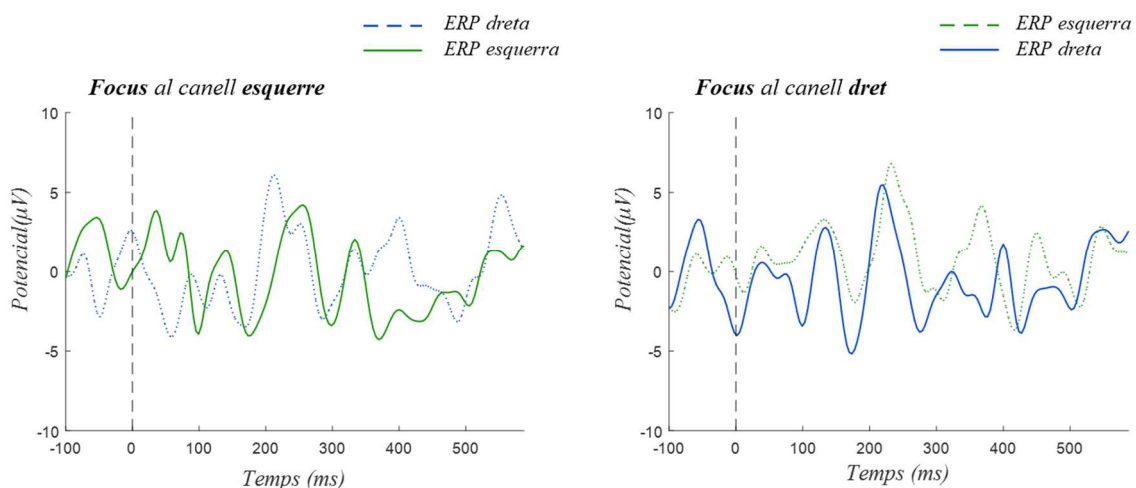


Figura 44. A l'esquerra, representació dels ERPs d'un caràcter amb el focus a l'esquerra. A la dreta, representació d'un caràcter amb el focus a la dreta.

Una altra causa estaria relacionada amb el processament del senyal. La suposició en què es basa aquest processament és que el patró P300 *target* és el mateix sigui quin sigui el canell al que es focalitza el subjecte. De la mateixa manera, es considera que el patró P300 *non-target* serà sempre menor, i per tant, la determinació del canell que té el focus serà el que tingui el patró més semblant al patró *target* que ha generat el classificador, o sigui, el que tingui un P300 major. A partir de l'anàlisi dels ERPs d'alguns subjectes s'ha vist que el patró *target* al canell dret no s'expressa igual que el patró *target* del canell esquerre, i el mateix es pot observar pels patrons *non-target* (Figura 44). El problema apareix quan el patró *target* d'un dels canells és pràcticament igual al

patró *non-target* de l'altre canell, provocant que sigui molt difícil diferenciar si el focus està en un o altre canell.

4.2.3 Paradigma amb més vibrotàctils

Per disminuir la confusió produïda entre els estímuls *target* i *non-target*, es proposa una modificació al paradigma VT3 consistent en afegir vibrotàctils en diferents parts del cos. Concretament es van afegir quatre vibrotàctils, ubicats dos a la zona de la clavícula i dos més a la banda dreta i esquerra de la cintura (Figura 45). La hipòtesi plantejada amb aquest nou paradigma és que el fet d'afegir més vibrotàctils a tot els cos ha de disminuir la confusió entre els estímuls de dreta i esquerra, aconseguint definir un patró més diferenciat entre ells, i per tant, millorant la capacitat de predicció del classificador.

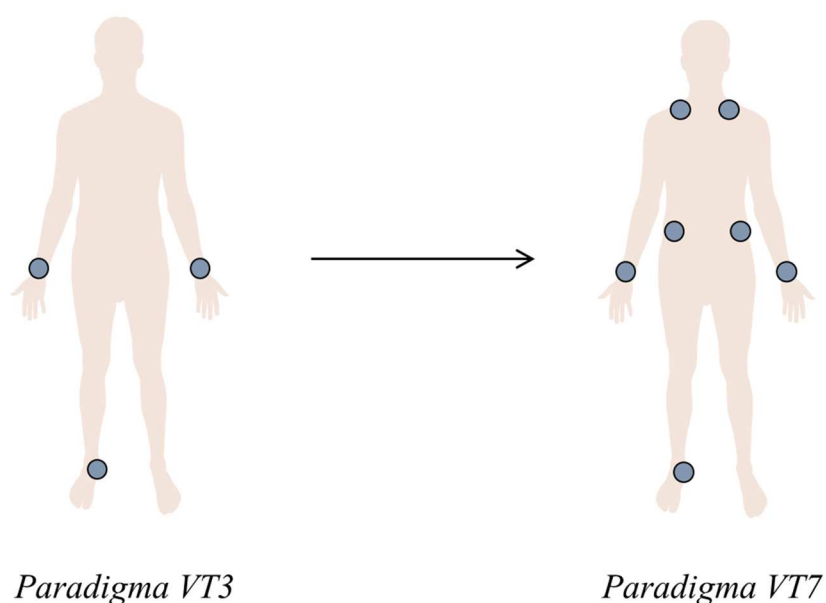


Figura 45. Posició dels vibrotàctils en els paradigmes VT3 i VT7.

Amb aquesta nova composició, el paradigma es veu lleugerament modificat, però no les instruccions cap al subjecte. Tant en el VT3 com en el VT7, el subjecte ha de prestar atenció als estímuls del canell indicat pel BCI, ignorant tots els altres estímuls. L'estructura del paradigma també és la mateixa, consistent en 4 caràcters amb 15 cicles cada un, on dos caràcters tindran el focus al canell dret i dos al canell esquerre. La diferència entre un i altre paradigma es troba en la composició de cada cicle, on sempre hi ha un estímuls de cada canell, i 6 estímuls corresponents als altres 5 vibrotàctils, on com a mínim sempre n'hi haurà un de cada. Tots els estímuls es presenten d'una forma pseudoaleatòria.

La hipòtesi que es proposa en aquest punt és que la modificació del model actual cap a un model que tingui en compte la informació de cada un dels ERPs, hauria de portar a una millor discriminació dels ERPs i per tant, a un augment del número d'encerts en les respostes dels subjectes. Per aprofitar els diferents ERPs es parteix de la base que en un cicle qualsevol sempre hi ha d'haver-hi només un ERP *target* i un ERP *non-target*, i per tant, només hi ha dues combinacions possibles dels ERPs: *target* canell dret amb *non-target* canell esquerre, i *target* canell esquerre amb *non-target* canell dret.

El nou model es base en la creació de quatre classificadors, un per cada tipus de ERP, on una classe representarà un tipus de ERP, i l'altra classe, tots els altres ERPs. Llavors, durant la fase de comunicació, s'estimarà la resposta a partir d'una funció de discriminació basada en les quatre distàncies obtingudes dels quatre classificadors. A la Figura 47 es pot veure un exemple per un dels ERPs, i aquest mateix procediment és el seguit per crear els altres tres classificadors.

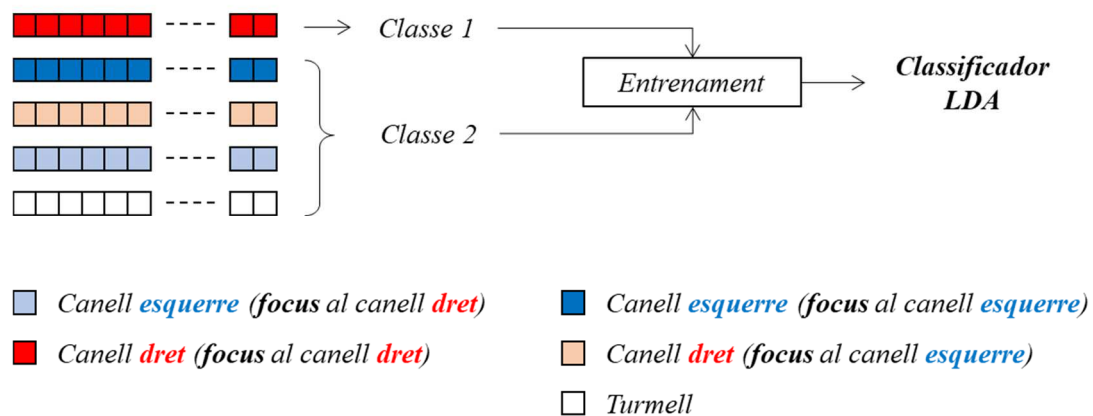


Figura 47. Creació d'un classificador per detectar els ERPs relacionats amb l'esdeveniment del canell dret quan el subjecte està focalitzat en el canell dret.

Per facilitar l'exposició del nou model de classificació, a la Taula 7 s'han nomenat els classificadors creats segons els ERPs descrits a la Taula 6:

Taula 7. Identificació dels classificadors segons el tipus de ERP que discrimina.

Nom classificador	ERP de la classe <i>target</i>
LDA_RR	Estímuls del canell dret quan el focus del subjecte és en el canell dret
LDA_RL	Estímuls del canell dret quan el focus del subjecte és en el canell esquerre
LDA_LL	Estímuls del canell esquerre quan el focus del subjecte és en el canell esquerre
LDA_LR	Estímuls del canell esquerre quan el focus del subjecte és en el canell dret

Per definir la funció de discriminació del model es té en compte que en cadascun dels cicles obtinguts de les dades de comunicació, sempre hi haurà una trama del canell dret i una trama de

l'esquerre. També es té en compte que els classificadors LDA_{RR} i LDA_{RL} avaluaran només les trames corresponents al canell dret, i els classificadors LDA_{LL} i LDA_{LR} avaluaran només les corresponents al canell esquerre. A partir d'aquí, el model buscarà maximitzar la diferència de les distàncies obtingudes dels classificadors (Figura 48), tenint en compte que només és possible tenir dues combinacions: *target* canell dret amb *non-target* canell esquerre, i *target* canell esquerre amb *non-target* canell dret. Així, la funció de discriminació que es proposa (28) assigna el focus al canell dret quan retorni un 1, i al canell esquerre quan retorni -1. Els seus paràmetres d'entrada són les característiques dels ERPs del canell dret i del canell esquerre.

$$g(d, e) = \text{sign}((LDA_{LL}(e) + LDA_{RL}(d)) - (LDA_{RR}(d) + LDA_{LR}(e))) \quad (28)$$

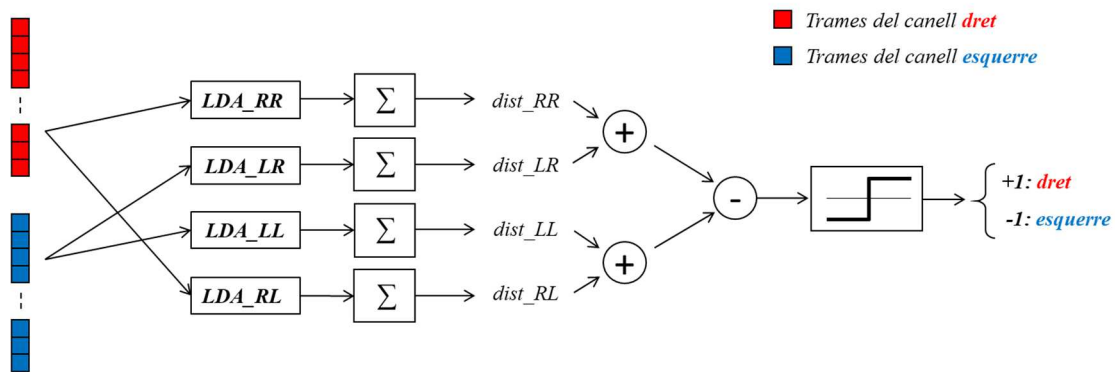


Figura 48. Esquema amb el model de classificació multiclasse.

4.2.5 Subjectes i mètode

Per validar la hipòtesi es van fer mesures a 10 subjectes sans (32.7 ± 7.5 anys), dels quals 3 eren dones i 7 homes. Tots ells es van sotmetre a una sessió de BCI amb una durada d'uns 40 minuts consistent en 4 execucions del paradigma VT3 i quatre execucions del paradigma VT7. Les execucions es van fer alternativament per evitar que el cansament afectés més a un paradigma que a l'altre. Un cop recollides totes les execucions, es van agrupar segons el paradigma.

Cada execució estava formada per 4 caràcters, dos amb el focus al canell dret i dos a l'esquerre. Ajuntant les quatre execucions s'obtenien 16 caràcters, dels quals 4 es feien servir per calcular un classificador que després es testjava sobre els altres 12 caràcters (Figura 49), obtenint de cada caràcter l'estimació de la resposta que representava, o el que és el mateix en aquest cas, quin és el canell que el subjecte tenia el focus.

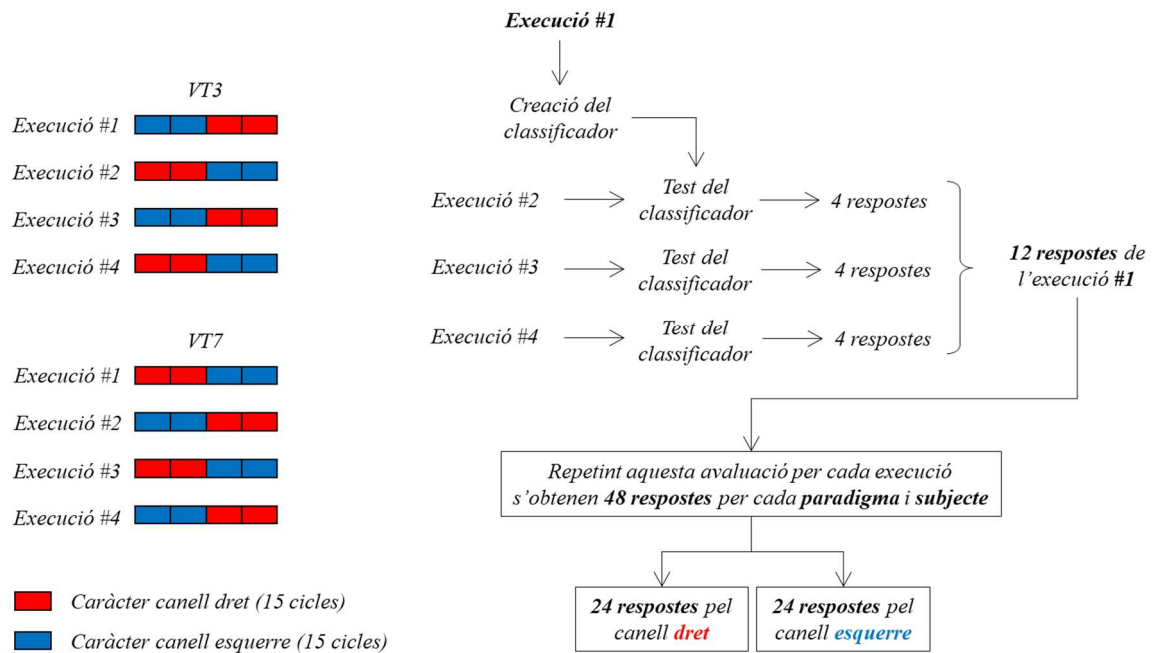


Figura 49. Esquema per l'avaluació dels paradigmes.

Amb les respostes de cada canell, se'n van extreure dos paràmetres que són utilitzats per avaluar el rendiment del nou paradigma i del classificador multiclasse. El primer paràmetre és el total de respostes encertades, sobre el total de 48 respostes. El segon paràmetre és la diferència entre les respostes correctes del canell dret i del canell esquerre.

4.2.6 Resultats

A la Taula 8 es mostren els resultats dels dos paradigmes avaluats pels dos classificadors i per tots els subjectes. Les dades EEG es van processar dos cops, aplicant el classificador de dues classes la primera vegada, i aplicant el classificador multiclasse la segona. Tenint en compte tots els subjectes i a partir de la mitjana extreta dels paràmetres, es pot comprovar que el classificador multiclasse va tenir un millor comportament tant en el paradigma VT3 com en el VT7, perquè en els dos cassos el número de respostes encertades és major i el paràmetre de diferència menor. Tot i això, en el cas del número de respostes encertades pel paradigma VT3 és un augment molt petit.

És interessant destacar la reducció que hi ha en el paràmetre de diferència en el cas del classificador multiclasse pel VT3. Aquest paràmetre és un indicador de com pot estar de desequilibrat el classificador cap a una classe, perquè amb un valor elevat vol dir que hi ha molts més encerts en una classe que en l'altra, fent que el comportament del BCI sigui menys coherent amb la intenció del subjecte. Així, malgrat que el nou model de classificador en el paradigma VT3 no aporta millores sensibles en el número de respostes total encertades, sí que va aconseguir augmentar lleugerament la capacitat de control del subjecte sobre el BCI, gràcies a la reducció

significativa del valor de la diferència. En el cas del paradigma VT7, es pot veure que el nou model de classificació sí que va aconseguir augmentar el número de respostes correctes, alhora que aconseguia reduir el valor de la diferència.

Taula 8. Comparació dels resultats entre els paradigmes VT3 i VT7, i el classificador multiclasse i el de dues classes.

Subjectes	Classificador de 2 classes				Classificador multiclasse			
	VT3		VT7		VT3		VT7	
	T ¹	D ²	T	D	T	D	T	D
S01	29	13	30	8	36	0	34	0
S02	30	2	25	9	38	0	32	6
S03	34	6	33	9	37	3	32	2
S04	27	3	28	6	25	1	36	6
S05	31	1	32	4	27	1	32	2
S06	40	0	33	3	33	1	40	2
S07	36	6	45	1	37	7	43	1
S08	29	9	34	10	27	3	32	10
S09	38	6	28	0	35	3	34	8
S10	27	1	34	2	28	2	31	3
Mitjana	32.1	4.7	32.2	5.2	32.3	2.1	34.6	4.0

¹ T: número total de respostes encertades (sobre un total de 48)

² D: diferència en les respostes encertades entre un canell i l'altre

Agafant els resultats de només el classificador de dues classes, es té una base per comparar si els canvis en el paradigma aporten una millora al BCI, i tal com es pot veure, el número de respostes correctes va ser el mateix i la diferència va empitjorar.

Fent una anàlisi individual per subjectes, queda clar que de les modificacions proposades no n'hi ha cap que destaquí per sobre de les altres, tot i que, partint dels resultats del paradigma VT3 i del classificador de dues classes, en 8 dels 10 subjectes, alguna de les modificacions li va suposar una millora en el número de respostes encertades. Només els subjectes S06 i S09 van tenir un rendiment més baix quan se'ls hi va aplicar alguna de les modificacions.

Taula 9. Millor estratègia per cada subjecte. Els subjectes S05 i S06 tenen dues estratègies com a millors.

Estratègia	S01	S02	S03	S04	S05	S06	S07	S08	S09	S10
VT3 – 2 classes						X			X	
VT7 – 2 classes					X		X	X		
VT3 – multiclasse	X	X	X							X
VT7 – multiclasse				X	X	X				

A la Taula 9 es mostra quina va ser la millor estratègia per cada subjecte, i també s'hi pot veure que l'aplicació de l'estratègia multiclasse va donar els millors resultats per set dels deu subjectes. També es pot comprovar que el paradigma VT7 va ser la millor estratègia en 5 dels 10 usuaris.

4.2.7 Conclusions

Els canvis introduïts en el paradigma no van aportar millores en els subjectes estudiats, i per tant, es pot afirmar que en aquest cas l'augment del número de vibrotàctils amb la intenció de facilitar la concentració no ajuda a tenir un major número de respostes encertades. Tot i que hi ha alguns subjectes que fent servir el classificador multiclasse van tenir els millors resultats amb el paradigma VT7, això no vol dir que la millora sigui exclusivament gràcies al canvi de paradigma. Una explicació per la falta de millora en aquest paradigma podria ser que, malgrat tenir més facilitat de concentració en el canell *target*, el fet d'haver-hi fins a cinc vibrotàctil al voltant del cos, pot portar a que els esdeveniments estàndards ja no siguin considerats pel cervell com a tal, i no els acabi ignorant del tot, i llavors quan arriba l'estímul al canell esperat, pel cervell és més difícil interpretar-lo com a supressiu i el P300 generat pot ser que no sigui tan important com en el cas del VT3. Una altra explicació que va lligada a aquesta possible causa descrita és el fet que tots els subjectes no tenien entrenament en aquest nou paradigma, i per tant, potser són necessàries més hores de pràctica per acabar de treure profit de la modificació del paradigma i tenir un millor control del BCI.

En canvi, les modificacions en el model de classificació sí que han mostrat una millora en la majoria de subjectes i escenaris, validant la hipòtesi de partida. En aquest cas s'han aprofitat les dades obtingudes pels dos paradigmes per tenir més resultats, i es va veure que 8 dels 10 subjectes van tenir millors. De totes maneres, aquest model de classificació multiclasse partia d'una primera proposta que era una adaptació del classificador de dues classe, i s'hauria d'estudiar la possibilitat d'aplicar-hi modificacions perquè la seva aplicació pugui aportar millores a tots els subjectes.

Mirant els subjectes individualment s'arriba a la conclusió que cap de les quatre estratègies es pot aplicar d'una forma general, i tot fa pensar que l'estratègia a seguir depèn molt del subjecte en particular, i segurament seria interessant definir algun tipus d'avaluació diferent que doni informació sobre quina és la millor estratègia per cada subjecte.

I per últim, apuntar que l'ús del classificador LDA implica unes condicions que en el processament de totes les estratègies estudiades fa que potser no sigui la millor elecció. El classificador LDA requereix que el número de mostres de cada classe estigui equilibrat, fet complicat de superar, perquè la definició mateixa del paradigma ja implica aquests desequilibri. També és un punt interessant de valorar el número elevat de dimensions de l'espai de

característiques (48), el qual supera de molt el número de mostres per alguna de les classes; per exemple, en el calibratge, només es tenen 30 mostres de cada un dels ERPs dels canells. Aquest fet pot portar a una definició inestable del classificador, l'aplicació del qual tingui uns resultats molt pobres.

4.3 TREBALL FUTUR I CONCLUSIONS

Un BCI pot ser una eina molt interessant per detectar la consciència en els pacients de DoC i per comunicar-s'hi, quan les vies habituals no ho permeten. Els paradigmes basats en la detecció del P300 no requereixen un temps de calibratge tan gran com en el cas dels basat en la imatge motora, però encara és necessari aprofundir en el tractament de l'EEG per obtenir millors resultats que permetin convertir-los en una eina útil per aquests pacients.

En aquests capítol, també s'han presentat dues aportacions per intentar millorar el rendiment d'aquest BCI. Una de les aportacions estava basada en la modificació del paradigma augmentant el número de vibrotàctils col·locats a diferents parts del cos del subjecte. Aquesta modificació no ha aportat cap millora significativa, i una de les causes podria ser que fos necessari més entrenament per poder-se acostumar a ignorar els vibrotàctils nous. Per això, seria interessant en un futur definir un estudi que busqui l'evolució del control d'aquest BCI per subjectes que se sotmetin a una sèrie de sessions al llarg de diferents dies. Una altra línia a seguir per aquest nou paradigma seria l'anàlisi dels ERPs de cada subjecte per definir una nova extracció de característiques que s'hi pugui adaptar millor.

L'altra modificació que s'ha presentat ha sigut en el model de classificació, on s'han tingut en compte tots els tipus d'ERPs que apareixen en el paradigma, i en aquest cas s'ha vist que el rendiment sí que millorava. Malgrat això, la millora no ha estat generalitzada i cada subjecte tenia una estratègia on obtenir els seus millors resultats.

En general, es podria parlar que hi ha dos punts importants a considerar de cara a afrontar les següents passes en la millora d'aquest BCI. El primer és la reducció de l'espai mostral, perquè hi ha masses dimensions comparat amb el número de mostres d'almenys d'una de les classes, i s'haurien de buscar mètodes per reduir d'una manera significativa el número de dimensions. I relacionat amb el classificador, també seria interessant l'evolució del model de classificació, considerant que hi ha un desequilibri important amb el número de mostres de cada classe.

És important mencionar que les dades analitzades d'aquest BCI mostren una alta inestabilitat en el resultat, que pot ser com a causa de la dificultat que hi ha d'obtenir unes característiques regulars dels senyals EEG, degut principalment a la baixa SNR, i que juntament amb el número

tan baix de mostres, dificulti la creació d'un classificador estable i amb capacitat de generalització. Està clar que un camí a seguir és la recerca en la millora de l'estabilitat del classificador, però també és interessant de cara a millorar la comunicació la proposta de models de classificació que estiguin focalitzats en trobar les diferències entre els ERPs del canell dret i el canell esquerre, en comptes de focalitzar-se en les diferències amb els ERPs dels estímuls estàndards. Al cap i a la fi, els estímuls estàndards només tenen la missió de generar un millor patró P300 quan apareix l'estímul *deviant*.

Un punt interessant per estudiar en el futur és el replanteig de l'avaluació de la capacitat del pacient per establir comunicació amb el paradigma VT3. Ara mateix els valors extrets d'exactitud no són una mesura vàlida sobre la capacitat del subjecte per controlar el BCI, i s'hauria de buscar una mesura que determinés amb més precisió si amb el classificador obtingut del calibratge val la pena intentar establir comunicació amb el pacient; i en la mateixa línia, el calibratge hauria de contemplar diferents estratègies, com les que s'han presentat en aquest capítol, que ajudin a definir l'estratègia de classificació que pot donar un rendiment més elevat pel subjecte en qüestió.

I finalment, un dels passos imprescindibles per donar aplicació real a aquest BCI en l'àmbit de la rehabilitació, és l'estudi de dades de pacients de DoC fent servir les noves propostes i millores suggerides.

5 TRAMES ARTIFICIALS APLICADES ALS BCIS

5.1 LES TRAMES ARTIFICIALS

En la gran majoria de sistemes BCI és imprescindible l'etapa de calibratge, on es crea un classificador adaptat a les característiques específiques de cada subjecte. Aquest procés, requereix l'adquisició d'una quantitat important de trames EEG, i per tant, d'un temps de la sessió que no es pot dedicar a l'ús efectiu del BCI. Un temps de calibratge més curt significa una reducció del número de trames adquirides que pot afectar a la qualitat del classificador generat. Augmentar la qualitat del classificador a partir d'augmentar el temps de calibratge, significa que l'usuari pot arribar més cansat a la part de la sessió efectiva del BCI.

Malgrat que s'ha buscat millorar els mètodes de classificació per saltar-se la fase de calibratge (Fazli et al., 2009; Krauledat et al., 2008; Lotte et al., 2009), fins al moment, només s'han vist amb una certa efectivitat amb subjectes sans i en un entorn controlat. Per superar el compromís entre temps de calibratge i qualitat del classificador, es proposa la creació de trames artificials de EEG a partir de trames ja enregistrades, per poder augmentar el número de trames que s'utilitzaran per crear el classificador.

Hi ha estudis anteriors que han desenvolupat mètodes per la creació de senyals EEG artificials. En un d'ells (Paris et al., 2017) els senyals EEG artificials eren creats a partir d'un enfocament estacionari, on es va dissenyar un sistema basat en la transformada ràpida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*) dels senyals originals, per després obtenir els senyals artificials alimentant-lo amb un soroll gaussià. Malgrat tenir unes característiques freqüencials equivalents, en els senyals creats els hi mancaven les característiques temporals. En un altre estudi (Lotte, 2011), es va fer servir un procediment on les trames artificials d'EEG es creaven a partir de la barreja de diferents parts temporals de senyal original de diferents trames. Aquest mètode permetia mantenir les característiques temporals, però perdia les característiques freqüencials.

En aquest apartat es proposa un mètode de creació de trames artificials que s'adapta a les característiques no linears i no estacionàries de l'EEG, i que a més a més, té en compte tant les característiques temporals com les freqüencials del senyal original.

5.1.1 La descomposició EMD

La *Empirical Mode Decomposition* (EMD) és un mètode de descomposició del senyal basat en un algorisme que permet una anàlisi basat en el mateix senyal, el qual s'adapta molt bé per senyals no estacionaris que presenten canvis en la seva estructura freqüencial en un període de temps molt curt. L'algorisme descompon el senyal en les anomenades funcions de mode intrínseques (IMF – *Intrinsic Mode Function*) (Figura 50), on cada una d'elles representa una oscil·lació no lineal del senyal original (Huang et al., 1998).

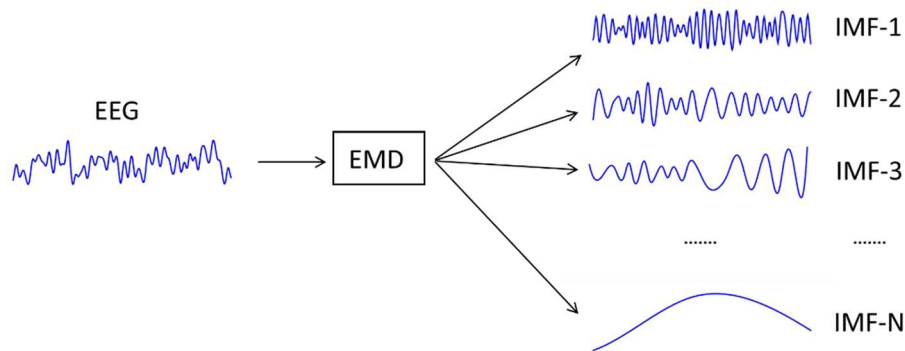


Figura 50. Descomposició d'un senyal EEG en les seves IMFs a partir de la descomposició EMD. El número d'IMFs és variable i depèn estrictament de l'estructura del senyal.

Totes les IMFs han de complir dues condicions:

1. El número de màxims ha de ser el mateix que el número de talls per zero, o almenys han de diferir només d'un.
2. Per qualsevol mostra, el valor mitjà entre l'envolupant dels màxims locals i la dels mínims locals, ha de ser zero.

Amb aquestes condicions, el procés per obtenir les IMFs del senyal $x(t)$ és el següent:

1. Definir $s(t) = r_{i-1}(t)$. Inicialment, $i = 1$ i $r_0(t) = x(t)$.
2. Detectar el màxim local i el mínim local de $s(t)$.
3. Interpol·lar tots els màxims locals per generar l'envolupant superior.
4. Interpol·lar tots els mínims locals per generar l'envolupant inferior.
5. Obtenir la mitjana local $m(t)$, fent la mitjana de les envolupants superior i inferior.
6. Obtenir un candidat a IMF restant la mitjana local $m(t)$ del senyal: $h(t) = s(t) - m(t)$.
7. Si $h(t)$ no compleix amb les dues condicions d'una IMF, s'inicia un nou bucle des del punt 2, amb $s(t) = h(t)$.
8. Si compleix les condicions, $h(t)$ es defineix com a IMF: $IMF_i(t) = h(t)$.
9. $r_i(t) = r_{i-1}(t) - IMF_i(t)$.

10. Si $r_i(t)$ és una funció monòtona, o no té suficients punts extrems per calcular les envolupants superior i inferior, llavors $IMF_i(t)$ és la última funció IMF de $x(t)$ i la descomposició finalitza.
11. En cas contrari, es defineix $s(t) = r_i(t)$, i es comença un nou bucle a partir del punt 2 per obtenir $IMF_{i+1}(t)$.

Un cop s'han calculat totes les IMFs, el senyal original pot recuperar-se completament a partir de la suma de totes elles (29) i del residu final $r_n(t)$, on n és el número d'IMFs obtingudes. El número de n és un valor variable que depèn de l'estructura del senyal a descomposar.

$$x(t) = \sum_{k=1}^n IMF_k(t) + r_n(t) \quad (29)$$

5.1.2 Ús de la EMD per crear trames artificials

La idea que hi ha darrere de la utilització de la EMD per crear senyals EEG artificials, és la d'utilitzar IMFs de diferents senyals i sumar-los utilitzant la fórmula (29). Com a exemple il·lustratiu (Figura 51), es podria crear un nou senyal a partir de dos d'originals, agafant les IMF parells d'un dels senyals, i les IMF senars de l'altre, i sumar-les utilitzant la fórmula descrita. El resultat serà un senyal diferent als originals, però amb una mateixa estructura subjacent, i mostrant unes característiques temporals i freqüencials similars (Dinarès-Ferran et al., 2018).

Generalitzant aquest concepte descrit, es podria plantejar un conjunt de senyals que generessin un grup d'IMFs, i que a partir de la selecció aleatòria d'una IMF per cada component freqüencials, es poguessin anar creant senyals artificials (Figura 52). Igualment que en l'exemple il·lustratiu, els senyals resultants també tindran unes característiques freqüencials i temporals similars a les dels originals.

Com ja s'ha comentat en l'apartat 5.1.1, el número d'IMFs de cada senyal descompost és variable. Això fa que a l'hora de seleccionar les IMFs que formaran el senyal artificial, s'hagi de definir un número d'IMFs màxim. En el cas de senyals de EEG del paradigma de la imatge motora, amb una freqüència de mostreig de 256 Hz, amb filtratge passabanda de 0.5 a 30 Hz i una extensió de 8 segons, el número d'IMFs oscil·la entre 8 i 12. Pel cas de trames dels paradigmes P300, aquest número és molt menor (entre 4 i 6). Aquesta dada és important a l'hora de definir un límit al número d'IMFs que formaran el senyals artificial.

Degut a aquest número variable d'IMFs de cada senyal, es pot donar el cas que a l'hora de seleccionar els senyals que contribuiran amb una de les seves IMFs, aquestes no existeixi perquè

el senyal té menys IMFs que d'altres. Per evitar problemes amb aquesta variabilitat, es defineix que totes les descomposicions tinguin un total de 15 IMFs, independentment de les que en resultin de la descomposició EMD, omplint de zeros les IMFs amb un índex superior, fins arribar a 15. D'aquesta manera, les IMFs formades per zeros no afecten la reconstrucció del senyal original i permeten homogeneïtzar el número d'IMFs que formaran tots i cada un dels senyals artificials.

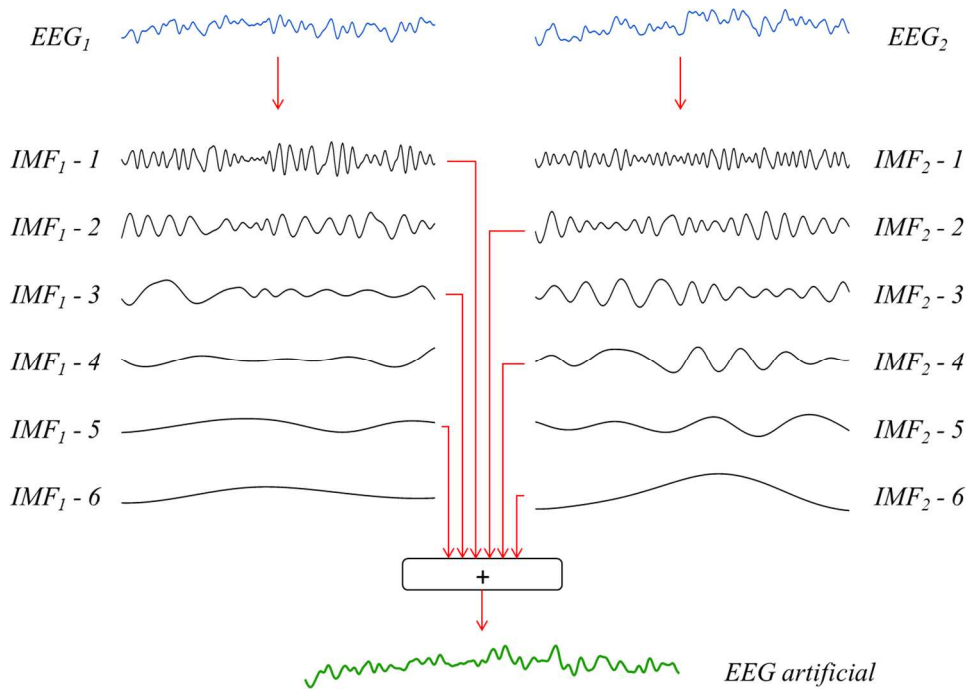


Figura 51. Exemple de com es pot crear un senyal EEG artificial a partir de la barreja de les IMFs de dos senyals EEG reals. En aquest exemple, cada senyal real ha contribuït amb tres IMFs.

Col·lecció de senyals reals

Col·lecció de IMFs

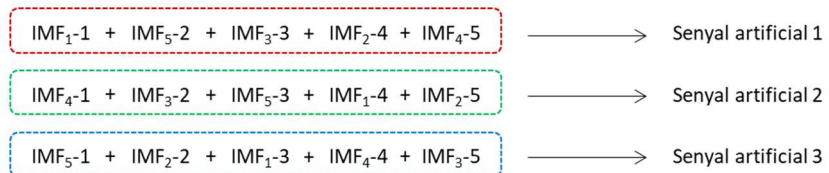


Figura 52. Exemple de creació de tres trames artificials a partir de la selecció aleatòria de les IMFs provinents de 5 trames reals. Cada trama real s'ha descompost en 5 IMFs.

Fins aquí s'ha explicat el cas de com es fa la creació de senyals artificials individuals. Però en la gran majoria de casos de BCIs basats en EEG, es té un número de canals més gran que u. Per exemple, les trames del BCI del paradigma de la imatge motora presentat en l'apartat 3.1, tenen 16 canals d'EEG cada una, i en el cas del BCI basat en P300, cada una té 8 canals (apartat 4.1). Així, la creació de trames artificials segueix un procediment equivalent al d'un senyal individual, utilitzant els mateixos índex de les IMFs per tota la trama, però barrejant només IMFs procedents dels mateix canal EEG. La trama resultant tindrà un senyal artificial d'un elèctrode específic, que haurà estat creat a partir dels senyals EEG originals procedents de només aquell elèctrode.

5.2 TRAMES ARTIFICIALS APLICADES AL BCI DE LA IMATGE MOTORA

L'objectiu principal de l'ús de les trames artificials en un BCI de la imatge motora és la reducció del temps de calibratge. Aquest temps és molt llarg i consumeix una part considerable del temps total de la sessió. Reduir aquest temps recollint menys trames significa no tenir una quantitat suficient de dades i perdre qualitat del classificador. Així, es proposa substituir una part de la col·lecció de trames reals per trames artificials creades a partir de les trames no substituïdes (Figura 53). Tant la col·lecció de trames original com la col·lecció amb trames artificials, tindran el mateix número de trames: 80 (40 per cada classe).

La hipòtesi de partida és que les trames artificials tindran un comportament similar a les trames reals, i per tant, el classificador obtingut tindrà una qualitat similar al classificador obtingut amb la col·lecció de trames originals. Si la qualitat del classificador es manté, això significa que es pot aconseguir un classificador similar però amb un temps de calibratge menor.

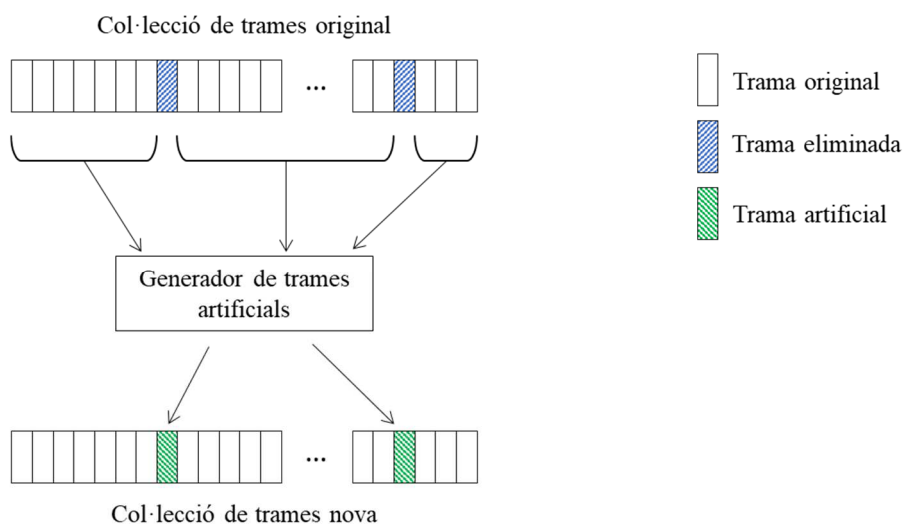


Figura 53. Representació de la creació d'una nova col·lecció de trames a partir d'una original. Per la creació de les noves trames, només es tenen en compte les que no s'han eliminat de la col·lecció original.

5.2.1 Subjectes

En l'estudi es van fer servir dades de 7 subjectes sans amb una edat mitjana de 29.8 ± 5.76 anys. Cadascun dels subjectes es va sotmetre a una sessió de BCI, que es va desenvolupar seguint les instruccions descrites en l'apartat 3.1.3, i amb dues execucions del paradigma de la imatge motora (3.1.2). Al final de la sessió, per cada subjecte s'havien recollit dues col·leccions de 80 trames (40 trames de cada mà), corresponents a les dues execucions del paradigma.

5.2.2 Col·leccions de trames artificials

Per poder validar la hipòtesi, es va comparar el comportament dels classificadors creats amb les col·leccions de trames artificials amb el classificador de la col·lecció de trames original. En total, i per cada subjecte, es van crear 8 col·leccions que contenen un número variable de trames artificials: 2 (2.5 %), 4 (5%), 6 (7.5%), 8 (10%), 10 (12.5%), 20 (25%), 30 (37.5%) i 40 (50%). Per cada una d'aquestes 8 noves col·leccions, i també per la col·lecció de trames original, es van crear els classificadors corresponents, i se'n van treure els paràmetres per poder-los avaluar.

Degut a que la creació de les trames artificials és fruit d'un procés aleatori, per poder validar estadísticament el mètode, l'experiment es va repetir 100 vegades, creant a cada nova repetició unes col·leccions de trames artificials diferents.

5.2.3 Paràmetres per l'avaluació de l'eficàcia de les trames artificials

5.2.3.1 Taxa d'error

Per calcular la taxa d'error és necessari tenir una col·lecció de trames i un classificador. Quan el classificador utilitzat és el que s'ha creat amb la col·lecció de trames, la taxa d'error s'anomena *in-sample*, i quan la taxa d'error és calculada sobre una col·lecció de trames diferent, s'anomena taxa d'error *out-of-sample*. Aquests dos conceptes són equivalents al que s'ha anomenat avaluació *offline* per l'*in-sample*, i comportament *online* o feedback per l'*out-of-sample*.

La taxa d'error es calcula passant cada una de les mostres pel classificador, que en retorna la distància LDA, i amb la qual s'estima la classe a la que pertany cada mostra a partir del seu signe. Quan la classe estimada coincideix amb la classe real de la mostra, aquesta es marca com a correcta. Aquesta valoració es fa per cada mostra de cada trama, però per fer el càlcul de la taxa d'error no es tenen en compte totes, sinó que només des dels 3.5 segons fins als 8 segons. D'aquesta manera, només es té en compte el període de temps que el sistema envia feedback al subjecte, perquè es considera que és el moment en què el subjecte ja està apunt per produir la imatge motora.

Tant per l'*in-sample* com per l'*out-of-sample*, la taxa d'error s'expressa sempre com a dos percentatges: taxa d'error de la imaginació del moviment de la mà dreta i taxa d'error de la imaginació del moviment de la mà esquerra.

5.2.3.2 Desviació absoluta de la mediana

La desviació mediana absoluta, o *Median Absolute Deviation* (MAD), és un mètode per detectar valors atípics (*outliers*) d'una mostra estadística petita i amb una distribució no normal (Leys et al., 2013), on en comptes d'utilitzar la mitjana per fixar els límits, s'utilitza la mediana. El límit superior, normalment se sol definir com a tres vegades el valor del MAD per sobre la mediana, i el límit inferior com a tres vegades per sota la mediana (30). Totes les mostres fora dels límits són considerades com a valors atípics, i els que queden dins dels límits com a mostres típiques o vàlides (31).

$$M - 3 \times MAD < x < M + 3 \times MAD \quad (30)$$

$$\left| \frac{x - M}{MAD} \right| < 3 \quad (31)$$

Aquest paràmetre es va fer servir per validar el rendiment de cada un dels classificadors amb un número específic de trames artificials. Es va definir la proporció R (32) a partir del MAD, de la mediana de la mostra (taxa d'error) i del valor de la taxa d'error del classificador de la col·lecció de trames original.

$$R = \left| \frac{x - M}{MAD} \right| \quad (32)$$

Per exemple, després de 100 repeticions de l'experiment per un subjecte qualsevol, es van crear 100 col·leccions de trames amb un número N de trames artificials dins de cada col·lecció; i d'on es van calcular els 100 classificadors i les respectives taxes d'error (dreta i esquerra). A partir d'aquesta mostra de 100 valors per cada taxa d'error, es va calcular la mediana i el MAD. Finalment, a partir de les taxes d'error del classificador creat a partir de la col·lecció de trames original, es va obtenir la proporció R (32).

Amb aquest procés es busca saber si el classificador original es pot considerar com un valor típic de la mostra de classificadors creats a partir de la col·lecció de trames amb N trames artificials a dins. Així, per valors de R inferiors a 3, significa que per aquell subjecte en concret i amb un màxim de N trames reals substituïdes, el classificador original no és un valor atípic.

5.2.4 Resultats

5.2.4.1 Resultats in-sample

Un classificador creat per una col·lecció de trames amb un número específic de trames artificials és considerat similar al creat amb la col·lecció de trames originals, si els paràmetres R de les seves taxes d'error de la dreta i de l'esquerra estan per sota de 3 (apartat 5.2.3.2). Mirant tots els subjectes, l'únic que no compleix aquesta condició és el subjecte S02 pel cas del 37.5% de trames artificials (Taula 10), considerant-se per aquests casos que els classificadors generats no eren similars. Tot i això, per aquest mateix subjecte, en el cas de 25% i 50% de trames artificials el valor de R està per sota de 3. Però si s'apliqués un valor més restrictiu com un 2.6, per aquest subjecte i pels mateixos casos, aquests ja serien considerats com a no vàlids; el mateix cas es donaria pel subjectes S03 i S06. En el cas que aquest paràmetre es redueixi fins a 2, es pot comprovar que tots els classificadors són vàlids amb un màxim de 12.5% de trames artificials, i a més, en els subjectes S01, S04, S05 i S07 i per tots els casos, els classificadors generats amb trames artificials són vàlids.

Taula 10. Paràmetre R entre la taxa d'error per cada costat i el seu MAD (Median Absolute Deviation).

AF ¹	S01		S02		S03		S04		S05		S06		S07	
	R ²	L ³	R	L	R	L	R	L	R	L	R	L	R	L
2.5	0.12	0.67	0.22	0.64	0.58	1.27	0.32	0.31	0.32	0.27	0.33	0.64	0.34	0.69
5.0	0.05	1.03	0.82	0.56	1.11	1.02	0.46	0.45	0.18	0.35	0.47	0.83	0.01	0.63
7.5	0.29	0.88	1.03	0.07	1.06	1.51	0.51	0.51	0.00	0.02	1.17	1.49	0.46	0.62
10.0	0.37	1.13	0.99	0.11	1.19	1.75	0.80	0.46	0.38	0.08	1.04	1.66	0.49	0.84
12.5	0.24	0.94	1.42	0.04	1.89	1.86	1.00	0.44	0.46	0.27	0.87	1.52	0.40	0.85
25.0	0.09	1.44	2.79	0.44	2.13	1.94	1.28	0.61	0.96	0.78	0.71	2.09	0.51	1.28
37.5	0.11	1.55	3.12	0.41	1.97	2.01	1.20	0.69	1.07	1.18	0.57	2.66	0.73	1.92
50.0	0.15	1.45	2.86	1.00	2.18	2.68	1.27	1.06	1.42	1.23	0.62	2.76	0.73	1.86

¹ AF: % de trames artificials en el classificador

² R: proporció R pel costat dret

³ L: proporció R pel costat esquerre

També és interessant destacar que en el resultat amb un 37.5% de trames artificials pels subjectes S01 i S06 es pot comprovar que el paràmetre R de la dreta és molt petit i en canvi, el de l'esquerra és considerablement més alt.

5.2.4.2 Resultats out-of-sample

Per obtenir el resultat *out-of-sample* es van utilitzar les dues execucions del paradigma: la primera servia per crear el classificador, i en la segona s'hi aplicava aquest classificador i se'n calculava la taxa d'error de la dreta i de l'esquerra. El primer que es va fer va ser calcular aquests taxes d'error fent servir la col·lecció de trames original de les dues execucions, i es van descartar el subjectes que presentessin una taxa d'error per sobre del 33% (qualsevol de les dues), considerant que aquests subjectes no eren útils per l'avaluació *out-of-sample* perquè no presentaven un bon rendiment. Amb aquesta selecció inicial, només els subjectes S01 i S03 van mostrar taxes d'error acceptables (Taula 11).

Taula 11. Taxes d'error en l'entorn out-of-sample pel classificador creat sense trames artificials.

S01		S02		S03		S04		S05		S06		S07	
R ¹	L ²	R	L	R	L	R	L	R	L	R	L	R	L
5.50	6.68	11.20	66.67	29.83	20.39	42.67	32.96	36.24	35.79	27.27	39.60	58.34	22.74

¹ R: Taxa d'error pel costat dret

² L: Taxa d'error pel costat esquerre

Taula 12. Taxes d'error out-of-sample dels classificadors creats amb trames artificials.

AF ¹	S01		S03	
	R ²	L ³	R	L
0.0	5.50	6.68	29.83	20.39
2.5	4.02	7.52	22.20	18.64
5.0	4.06	7.46	22.21	19.20
7.5	3.80	7.66	21.94	20.79
10.0	3.79	7.63	24.52	21.52
12.5	3.76	7.77	24.92	19.96
25.0	3.47	8.05	28.15	24.75
37.5	3.86	8.70	31.59	25.79
50.0	3.79	8.84	34.06	31.39

¹ AF: % de trames artificials en el classificador

² R: Taxa d'error pel costat dret

³ L: Taxa d'error pel costat esquerre

A la Taula 12 es mostra el resultat dels subjectes S01 i S03 utilitzant els classificadors creats amb les trames artificials. En el subjecte S01 va tenir un resultat molt bo amb unes taxes d'error molt baixes i similars en els dos costats i per tots els percentatges de trames artificials aplicats. En el cas del subjecte S03, el resultat mostra unes taxes d'error superiors a les del S01, amb un lleuger increment a mesura que augmenta el percentatge de trames artificials. Malgrat això, les taxes

d'error es mantenen per sota del 33% acceptable, almenys fins a un 37.5% de trames artificials. En el cas del 50%, la taxa d'error del costat dret és del 34.06%, lleugerament superior al límit acceptable i per tant, s'hauria de considerar com a no vàlida aquesta opció.

5.2.4.3 Resultats out-of-sample per altres subjectes

Considerant que només 2 dels 7 subjectes van presentar un control acceptable del BCI (apartat 5.2.4.2), i que amb unes taxes d'error menors del 33% encara era possible aconseguir un bon rendiment *out-of-sample* dels classificadors amb trames artificials, es va optar per incrementar la mostra de subjectes fent servir dades d'una base de dades externa (Cho et al., 2017). D'aquí, es van seleccionar els 4 subjectes amb el rendiment més alt en la imatge motora, i per cada un d'ells es va dividir la col·lecció de trames en dos grups, on un d'ells serviria per crear els classificadors i l'altre per fer-ne l'avaluació en un entorn *out-of-sample*.

Els resultats obtinguts per aquests quatre subjectes (Taula 13) van ser molt similars als obtinguts pels subjectes S01 i S03 (apartat 5.2.4.2), i concretament pels subjectes E01 i E02, les taxes d'error van ser baixes i estables amb diferents percentatges de trames artificials. El subjecte E03 es pot considerar que va generar classificadors vàlids per tots els percentatges, excepte pel cas del 50%, on pel costat esquerre la taxa d'error és del 34.32%, lleugerament superior al 33% establert com a llindar. Finalment, el subjecte E04 no va aconseguir cap classificador amb trames artificials que pogués ser considerat vàlid.

Taula 13. Taxa d'error out-of-sample pels subjectes de la base de dades externa.

AF ¹	E01		E02		E03		E04	
	R ²	L ³	R	L	R	L	R	L
0.0	12.82	11.43	2.99	18.08	14.56	21.08	4.65	31.51
2.5	12.68	10.85	3.12	17.87	14.04	21.50	4.04	33.49
5.0	12.88	10.65	2.98	18.30	15.37	22.93	4.34	33.66
7.5	13.21	10.48	3.36	17.90	15.13	21.83	4.42	36.77
10.0	13.36	10.80	3.50	17.36	14.65	22.69	4.91	35.91
12.5	13.19	10.64	3.47	17.70	15.54	24.98	4.85	38.27
25.0	14.74	11.10	3.66	17.00	19.47	27.18	7.11	37.38
37.5	15.45	11.72	4.73	16.40	20.90	32.44	7.46	39.52
50.0	15.80	13.34	6.24	17.06	31.04	34.32	9.87	38.20

¹ AF: % de trames artificials en el classificador

² R: Taxa d'error pel costat dret

³ L: Taxa d'error pel costat esquerre

5.2.4.4 Resultats out-of-sample addicionals

A partir dels bons resultats d'algun del subjectes amb bon rendiment en la imatge motora, i tenint en compte que l'augment de trames artificials en alguns casos no perjudicaven greument la taxa d'error en un entorn *out-of-sample* (apartats 5.2.4.2), es va plantejar quin podia ser el límit en el percentatge de trames artificials dins d'una col·lecció. Així, el processament de les dades es va repetir augmentant el percentatge de trames artificials a 62.5%, 75% i 87.5%.

A la Taula 14 es mostren els resultats amb els nous percentatges, i es pot comprovar que pels subjectes S01, E01 i E02, van obtenir taxes d'error per sota del llindar del 33% en tots els casos, fins i tot amb un 87.5% de trames artificials. En canvi, pels altres tres subjectes no es va obtenir cap classificador vàlid, fet que no va suposar cap sorpresa pel subjecte E04, perquè ja no havia tingut cap taxa d'error inferior al 33% en els percentatges menors del 50% (Taula 13).

Taula 14. Resultats addicionals. Taxes d'error out-of-sample.

AF ¹	S01		S03		E01		E02		E03		E04	
	R ²	L ³	R	L	R	L	R	L	R	L	R	L
0.0	5.50	6.68	29.83	20.39	12.82	11.43	2.99	18.08	14.56	21.08	4.65	31.51
25.0	3.47	8.05	28.15	24.75	14.74	11.10	3.66	17.00	19.47	27.18	7.11	37.38
50.0	3.79	8.84	34.06	31.39	15.80	13.34	6.24	17.06	31.04	34.32	9.87	38.20
67.5	10.11	10.76	36.04	46.75	16.15	16.63	7.30	19.28	31.85	41.76	13.15	39.34
75.0	17.98	12.86	39.07	47.67	19.05	18.93	10.87	20.54	34.32	47.03	15.67	44.33
87.5	17.67	28.27	45.30	45.36	23.54	32.25	17.25	26.99	36.56	51.06	26.26	46.39

¹ AF: % de trames artificials en el classificador

² R: Taxa d'error pel costat dret

³ L: Taxa d'error pel costat esquerre

5.2.5 Conclusions

El resultat de l'aplicació de les trames artificials al paradigma de la imatge motora, mostra que el mètode té una gran variabilitat a través dels subjectes, indicant que alguns d'ells poden aprofitar-se de la seva aplicació, mentre que d'altres no. El que sí que queda clar és que sense un bon comportament de la imatge motora, les trames artificials no són capaces de millorar els resultats, i per tant, es pot dir que tenir una bona generació del patró és una condició necessària, però no suficient, perquè les trames artificials puguin substituir un percentatge elevat de trames reals.

Els resultats *in-sample* mostren que 4 dels 7 subjectes són capaços de generar classificador similars a l'original, fins i tot amb un 50% de trames artificials en la seva col·lecció de trames. En aquests subjectes es podria reduir fins a la meitat el temps de calibratge, passant dels 720

segons a només 360 segons. I en general, per tots els subjectes, s'ha vist que és possible tenir classificadors similars quan a la col·lecció hi ha fins a un 12.5% de trames artificials, assegurant per tots ells una reducció del temps de calibratge de 720 segons fins al 630 segons, alleugerint-los-hi l'estrès i el cansament.

Pel que fa als resultats *out-of-sample*, aquests mesuraven com seria la transmissió del feedback cap al subjecte. Dels subjectes inicials només dos de set presentaven un bon feedback utilitzant les trames originals, i es van descartar el altres cinc subjectes. Per poder ampliar la mostra es van utilitzar 4 subjectes d'una base externa, incrementant la mostra fins a 6 subjectes, dels quals 5 van mostrar un rendiment del feedback molt similar quan a la col·lecció de trames hi havia trames artificials. Fins i tot, augmentant la densitat de trames artificials fins als 87.5% del total, es va poder comprovar que en la meitat d'aquests subjectes les taxes d'error encara eren acceptables. Aquests resultats, demostren que les trames artificials són útils per crear classificadors amb un bon rendiment durant la fase de feedback, i en estudis posteriors s'hauria d'estudiar si és tolerable el lleuger augment de la taxa d'error a canvi de la reducció significativa del temps de calibratge.

Finalment, destacar que per tots els usuaris s'ha vist que la substitució del 12.5% de trames reals per trames artificials no té cap impacte en el rendiment del BCI de la imatge motora, i que això permet plantejar la substitució de trames amb artefactes per trames artificials, en comptes de la seva eliminació.

5.3 NIVELLS DE SUPRESSIÓ DE LES TRAMES ARTIFICIALS

Un dels desavantatges actuals en l'ús de la descomposició EMD és el seu cost computacional, que amb la capacitat dels ordinadors actuals fa pràcticament impossible la seva aplicació en temps real. Pel cas del processament de trames d'EEG provinents del paradigma de la imatge motora (Dinarès-Ferran et al., 2018), degut a la quantitat de dades necessària pel seu funcionament, fa que el càlcul de l'EMD es pugui arribar a allargar molt, sobretot en el moment de calcular les IMFs amb menys informació freqüencials.

El càlcul de les IMFs es realitza començant pels components de més alta freqüència i acabant pels de menor freqüència, que en el cas de les trames d'imatge motora, i degut al processament posterior que se'n fa (filtre passa banda de 8Hz a 30 Hz), aquesta informació pot arribar a ser irrellevant. Així, tenint en compte que el cost de cada IMF és significatiu en el cost total de l'EMD, prescindir del càlcul d'algunes IMF pot ajudar a reduir considerablement el temps de creació de les trames artificials.

5.3.1 Hipòtesi de partida i validació

La hipòtesi que es va plantejar en aquest estudi és que la creació de les trames artificials prescindint d'alguns IMFs amb poca informació freqüencial, hauria d'aconseguir obtenir trames artificial d'una qualitat similar a les del procediment convencional. La validació de la hipòtesi significaria que seria possible la reducció del temps de processament en l'obtenció de les trames artificials.

Aquesta hipòtesi parteix del fet que el patró ERD/ERS es base en un comportament freqüencial diferenciat centrat en les bandes mu (8-13 Hz) i beta (13-30 Hz), i que per tant, només els IMFs relacionats amb aquestes bandes aporten informació rellevant de cara a la detecció d'aquest patró.

Per provar la hipòtesi es van plantejar diferents estratègies de creació de trames artificials consistents en diferents maneres d'agrupar les IMFs. Cada estratègia definia una col·lecció de trames diferent i per cada una d'elles se n'extreia un paràmetre relacionat amb el nivell de supressió de les components freqüencials de les bandes mu i beta durant la imatge motora. En cas que alguna de les estratègies presentés una supressió de les bandes pròxima a la d'una col·lecció de trames reals, llavors es podria concloure que aquesta estratègia permet crear trames artificials amb un ERD/ERS similar al de les reals.

5.3.2 Dades i estratègies d'agrupació de les IMFs

Al ser un treball d'exploració inicial, només es va tenir en compte una execució del paradigma de la imatge motora d'un sol subjecte sa, el qual tenia una capacitat alta de control de la imatge motora. La sessió es va fer seguint el procediment descrit en l'apartat 3.1.3, però amb només una única execució del paradigma, obtenint-ne una col·lecció de 80 trames: 40 de la imaginació del moviment de la mà dreta i 40 de la imaginació de la mà esquerra.

A partir d'aquesta col·lecció de trames reals, i considerant un màxim de 15 IMFs per senyal EEG, es van definir quatre estratègies d'agrupació per crear les trames artificials. En la primera s'utilitzaven totes les IMFs possibles {1-15}, en la segona només les 5 primeres {1-5}, en la tercera s'agrupaven de la segona a la cinquena IMF {2-5}, i en l'última estratègia només es feien servir les últimes 11 IMFs {6-15}.

5.3.3 Mesura del nivell de supressió

El patró ERD/ERS generat durant la imaginació motora fa que l'activitat de les bandes mu i beta en l'elèctrode de la regió contralateral al moviment sigui menor que l'activitat en l'elèctrode

ipsolateral. Aquesta diferència en l'activitat d'aquestes bandes entre un hemisferi i l'altre és el nivell de supressió.

Per calcular aquest nivell de supressió en una col·lecció de trames qualsevol, només es va tenir en compte l'EEG dels elèctrodes C3 i C4, d'on de cada un se n'extreia 4 paràmetres per trama. Abans de res, es va aplicar als senyals un filtre passabanda en funció de la banda (μ : 8-13 Hz / beta: 13-30 Hz), per després definir quatre finestres dins de la trama: de 3.5 a 5 segons, de 4.5 a 6 segons, de 5.5 a 7 segons, i de 6.5 a 8 segons. Per cada una d'aquestes finestres es va estimar el nivell de potència a partir de la variància de les seves mostres. Per últim, es va obtenir la mitjana d'aquest valor per cada una de les classes (dreta i esquerra), obtenint un total de 8 paràmetres per cada classe (Taula 15): 4 del canal C3, i 4 del canal C4.

Taula 15. Característiques extretes per cada classe d'una col·lecció de trames.

Canal	Finestra			
	3.5 - 5	4.5 - 6	5.5 - 7	6.5 - 8
C3	{1}	{2}	{3}	{4}
C4	{5}	{6}	{7}	{8}

A partir d'aquests valors, s'esperava que el nivell de potència de C3 fos menor quan s'estava imaginant el moviment de la mà dreta que quan s'estava imaginant el de la mà esquerra (33). De la mateixa manera, s'esperava que el nivell de C4 fos inferior en les trames del moviment esquerre que en les del dret (34).

$$C3_{sup} = \sum_{n=1}^4 \{n\}_E - \{n\}_D \quad (33)$$

$$C4_{sup} = \sum_{n=5}^8 \{n\}_D - \{n\}_E \quad (34)$$

Els dos paràmetres obtinguts de (33) i de (34) haurien de ser valors positius en trames d'imatge motora, i s'esperava que en les diferents estratègies d'agrupació de IMFs, aquests valors s'aproximessin als calculats per la col·lecció amb només trames reals. Aquests valors de supressió van ser calculats per les dues bandes estudiades: μ (8-13 Hz) i beta (13-30 Hz).

Al ser la creació de les trames artificials un procés aleatori, per cada estratègia d'agrupació es van crear 1000 col·leccions de trames diferents, obtenint per cada una d'elles la supressió dels elèctrodes C3 i C4 per cada una de les bandes.

5.3.4 Resultats

A la Figura 54 es mostren els resultats de la supressió per la banda mu, i a la Figura 55 per la banda beta. Els diagrames de caixa mostren la distribució del nivell de supressió per cada una de les estratègies, i dins de cada caixa hi ha una línia horitzontal que representa la mediana de la distribució. El gràfic també mostra dos nivells de referència: la línia horitzontal verda que representa la supressió obtinguda per la col·lecció amb només trames reals, i la línia vermella que representa el nivell sense supressió.

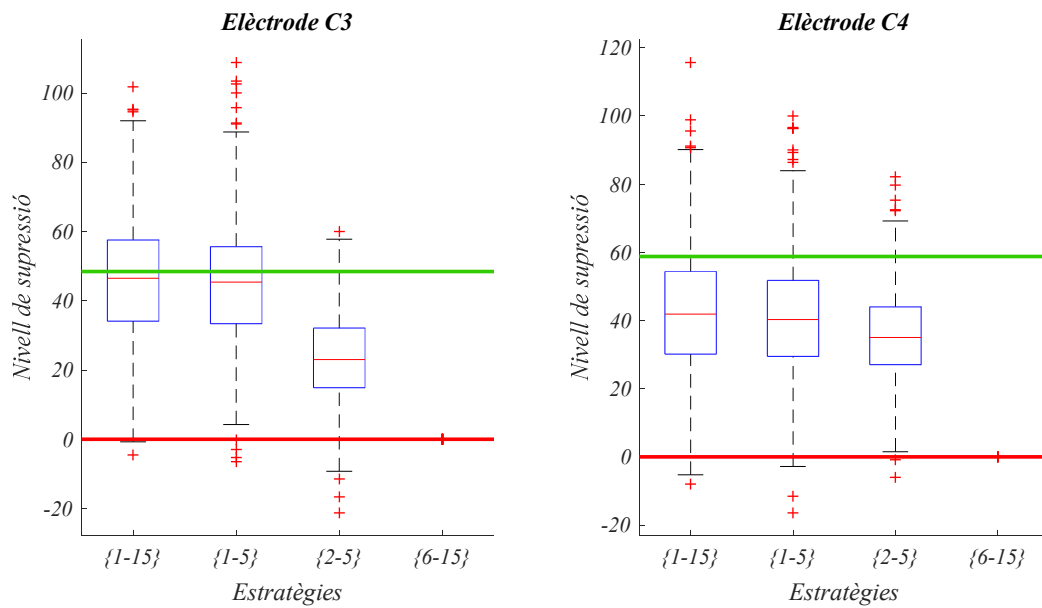


Figura 54. Supressió de la banda mu per les quatre estratègies explorades. La línia horitzontal verda representa el nivell de supressió de les trames reals.

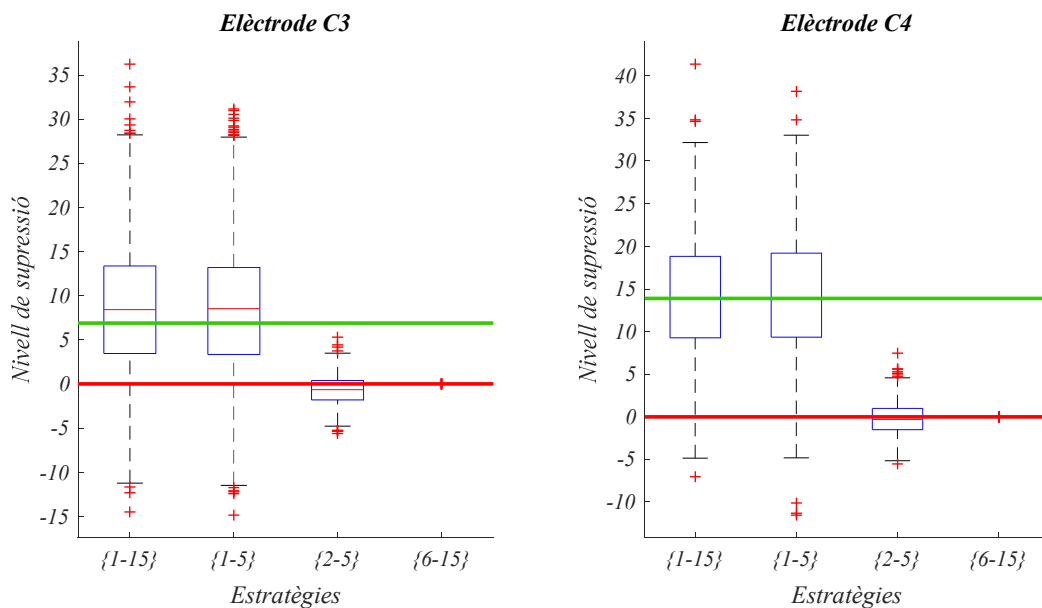


Figura 55. Supressió de la banda beta per les quatre estratègies explorades. La línia horitzontal verda representa el nivell de supressió de les trames reals.

En les figures es pot comprovar, com era d'esperar, que hi ha una supressió del nivell de potència de les trames reals (línia de referència de color verd), tant per la banda mu com per la banda beta, però també es pot veure que en les trames artificials hi ha un nivell de supressió proper al de les trames reals, i fins i tot una mica superior, com és el cas de l'elèctrode C3 de la banda beta.

Pel que fa a les diferents estratègies, en les dues primeres el valor de la mediana de la supressió és pràcticament el mateix i, exceptuant l'elèctrode C4 de la banda mu, aquest nivell és molt similar al de les trames reals. En canvi, en la tercera estratègia es pot veure que en tots els casos el nivell de supressió és inferior, i fins i tot inexistent per la banda beta. Per últim, l'estratègia que prescindeix de les 5 primeres IMFs no presenta supressió perquè totes les mostres estan concentrades just a sobre de la línia vermella.

5.3.5 Conclusions

El resultat de l'estudi mostra que l'estratègia {1-15} té el mateix nivell de supressió que l'estratègia {1-5}, i això permet dir que no són necessàries les IMFs que van més enllà de l'índex 5. Aquest fet també es veu confirmat a partir de la manca de supressió de l'estratègia {6-15}, on es veu clarament que les IMFs amb índex superior a 5 no aporten informació rellevant. En canvi, el nivell de supressió més baix en l'estratègia {2-5}, fa pensar que la IMF amb índex 1 és de vital importància per crear trames artificials que s'acostin al comportament de les trames reals.

Per tant, es pot concloure que calculant només les 5 primeres IMFs es redueix el temps de processament en la creació de les trames artificials sense afectar la seva capacitat de supressió del nivell de potència.

Finalment, destacar que aquest només va ser un estudi preliminar i que, en vista dels bons resultats, seria interessant aprofundir-hi en treballs posteriors, repetint el càlculs tenint en compte dades de més sessions i de més subjectes.

5.4 APLICACIÓ DE TRAMES ARTIFICIALS EN BCIS DE P300

En l'apartat 5.2 s'ha vist que les trames artificials poden ser un camí per aconseguir solucionar el compromís entre el temps de calibratge i la qualitat del classificador en BCIs basats en la imatge motora. Aquesta mateixa idea pot ser útil en l'aplicació de BCIs basats en el patró P300. A diferència dels de la imatge motora, en aquest cas, el temps de calibratge no és tant gran, i les trames artificials podrien fer-se servir per augmentar el número de mostres que s'utilitzen per crear el classificador, amb l'objectiu que se li pugui augmentar la seva capacitat de generalització, i per tant, millorar el seu comportament en un entorn *out-of-sample*.

Bàsicament, l'enfocament d'aquests estudi és veure les possibilitats que ofereixen les trames artificials en la millora del classificador en el paradigma VT3, per aconseguir un encert més alt durant l'etapa de comunicació amb el pacient.

5.4.1 Trames artificials per EEG basat en P300. Hipòtesi

La base de detecció del patró de la imatge motora és a partir de la característiques espectrals de l'EEG en diferents regions del cervell, i en canvi, en el P300, la detecció del patró es basa en les característiques temporals del senyal. Com ja s'ha vist en l'apartat 5.1, la creació de les trames artificials a partir de la transformada EMD permet incorporar en el senyal creat tant les característiques temporals com les freqüencials del senyal original, i per tant, l'enfocament de les trames artificials aplicades a BCIs basats en el patró P300 és una opció a contemplar. Així, la hipòtesi plantejada és que afegir trames artificials creades a partir d'una col·lecció de trames reals, ajuda a millorar la capacitat de generalització del classificador, disminuint la taxa d'error quan el BCI està en mode comunicació.

Per validar la hipòtesi es van crear diferents col·leccions de trames, que partint d'unes trames reals s'hi anaven afegint un número determinat de trames artificials. Per cada col·lecció s'avaluaria el classificador en base a la taxa d'error en *out-of-sample*, que en cas de tenir una disminució respecte el classificador creat amb només trames reals, significaria la validació de la hipòtesi.

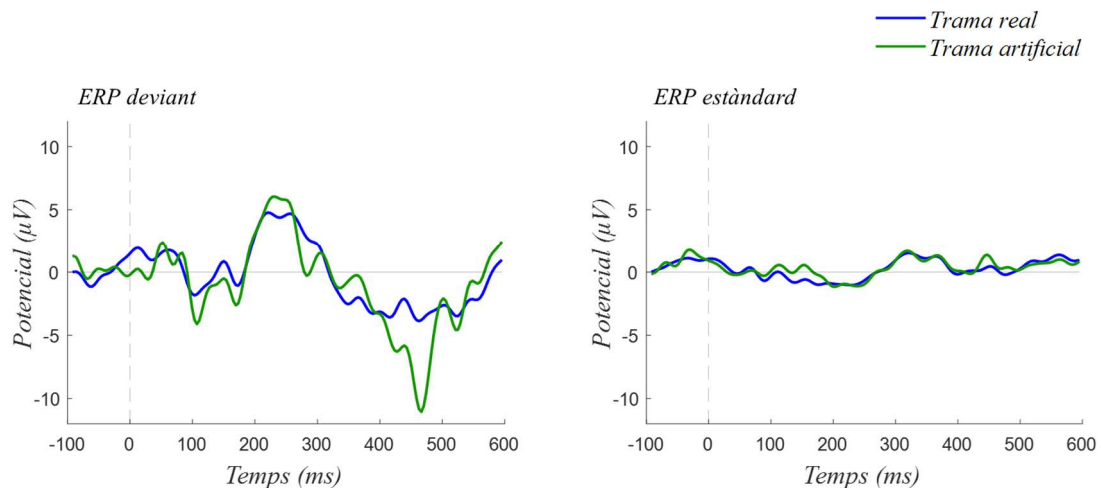


Figura 56. Comparació dels ERPs entre les trames artificials i les trames reals.

Un primer pas que es va fer per tal de comprovar si les trames artificials eren aplicables, va ser extreure els gràfics dels ERPs d'una col·lecció amb només trames artificials i comparar-los amb els d'una amb només trames reals. Tal i com es pot comprovar en la Figura 56, els ERPs de les

trames artificials són molt semblants als de les trames reals, demostrant que les trames artificials també contenen la informació que permet discriminar els ERPs d'un paradigma del tipus *oddball*.

5.4.2 Mètodes utilitzats per crear les trames artificials

Les col·leccions de trames del paradigma VT3 contenen fins a 5 classes de ERPs (apartat 4.2.4 i Taula 6). En el moment de crear les trames artificials, fos quin fos el mètode seguit, sempre es va tenir en compte d'utilitzar trames reals de la mateixa classe per crear trames artificials de la mateixa classe. Així, per crear trames artificials de la classe estàndard s'agafaven trames reals de la classe estàndard.

Per l'estudi de les trames artificials en P300 s'han fet servir fins a 5 estratègies diferents per obtenir-les (Figura 57). En la primera estratègia (R/1/0), els passos seguits van ser exactament els mateixos que en el cas de les trames artificials pel paradigma de la imatge motora (apartat 5.1.2). En els altres quatre, les diferències estan en l'ús de la *Multivariate Empirical Mode Decomposition* (MEMD) en comptes de la EMD (apartat 5.4.2.1), i en l'aplicació d'una agrupació prèvia de les trames (apartats 5.4.2.2 i 5.4.2.3) que té com a objectiu alleugerir el temps de processament de la descomposició.

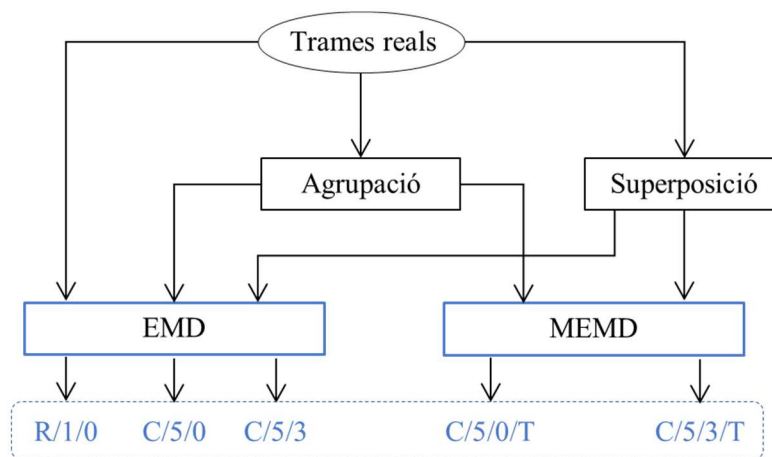


Figura 57. Mètodes per crear trames artificials per BCIs basats en P300.

5.4.2.1 Multivariate EMD

La descomposició d'un senyal EEG qualsevol utilitzant la EMD genera un número indeterminat de IMFs que depèn exclusivament de les característiques intrínseques del senyal en qüestió, així, dos senyals d'EEG amb un mateix número de mostres i filtrats pel mateix filtre passabanda, la EMD els pot descompondre en un número de IMFs diferent per cada un. La transformació MEMD és una variant de la EMD que permet descompondre diferents senyals alhora, obtenint una

vegades el càlcul de la EMD (un cop per cada trama), només es faria una descomposició sobre la mitjana de l'agrupació, reduint de cinc a un el temps dedicat a la creació de trames artificials.

El desavantatge que presenta aquesta agrupació de trames és que la quantitat de IMFs que s'utilitzen per generar les trames artificials, també es veu reduïda en la mateixa mesura, amb el perill que aquestes trames artificials no tinguin prou variabilitat i no aportin més capacitat de generalització al classificador.

5.4.2.3 Superposició de trames

L'agrupació de trames descrita en l'apartat anterior (5.4.2.2) redueix el temps dedicat a la descomposició, però també en redueix la variabilitat. Per intentar augmentar el número de IMFs, mantenint la idea de l'agrupació, es busca un compromís entre l'agrupació de trames i l'estratègia inicial sense agrupació. El resultat és una superposició en fer l'agrupació (Figura 59).

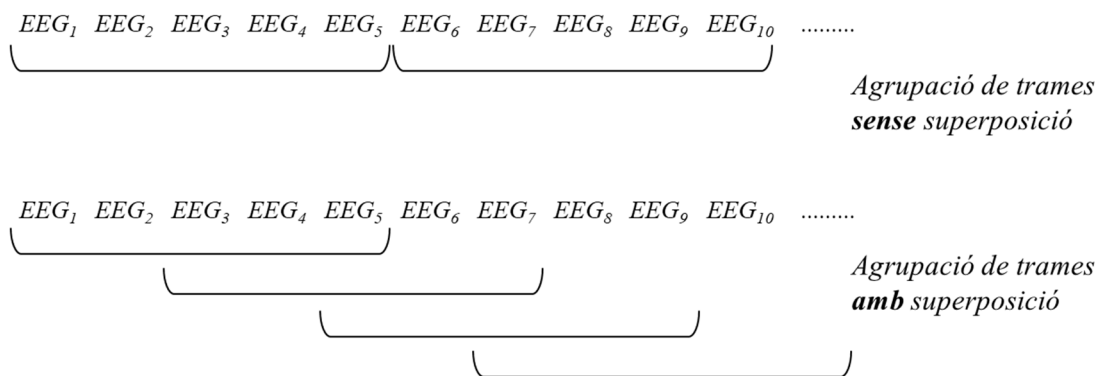


Figura 59. Comparació de com es fa l'agrupació dels senyals amb superposició i sense.

Aquesta solució s'aprofita dels avantatges de l'agrupació, en quan a la reducció del soroll previ a la descomposició, i alhora també s'aprofita de la reducció del temps dedicat a la descomposició. Tot i que aquest temps no es redueix tant com en el cas de l'agrupació, sí que s'aconsegueix tenir un número més elevat de IMFs. Per tant, en relació al temps de processament i a la quantitat de IMFs, la superposició de trames és un solució a mig camí entre la proposta original i l'agrupació de trames.

5.4.3 Dades utilitzades

Per aquest estudi es van fer servir dades de 24 subjectes sans que no havien tingut cap experiència prèvia amb un BCI, amb una edat mitjana de 38.5 anys (± 14.0). Dels 24 subjectes, 14 eren dones i 10 homes. Cada un d'ells es va sotmetre a una sessió de BCI consistent en una execució del paradigma VT3 en mode calibratge (apartats 4.1.2.3 i 4.1.3), per immediatament després fer sis execucions del mateix paradigma, però en mode comunicació (un caràcter), on alternativament

se li demanava al subjecte que es fixes en un dels canells: obtenint l'EEG de tres caràcters amb el subjecte focalitzant-se en el canell dret, i tres en el canell esquerre.

5.4.4 Augment del número de trames

A partir de les dades de calibratge i de comunicació recollides per cada subjecte, es va definir l'experiment per poder validar la hipòtesi sobre l'efectivitat de les trames artificials en el paradigma VT3 (apartat 5.4.1). Fent servir les trames reals del calibratge es van crear una sèrie de trames artificials que s'afegiren a la col·lecció de trames original. Amb aquest procediment es van crear fins a 10 col·leccions de trames addicionals, on cada una tenia un número diferent de trames artificials (Figura 60). En aquest estudi només es va utilitzar l'estratègia R/1/0 per la creació de les trames artificials.

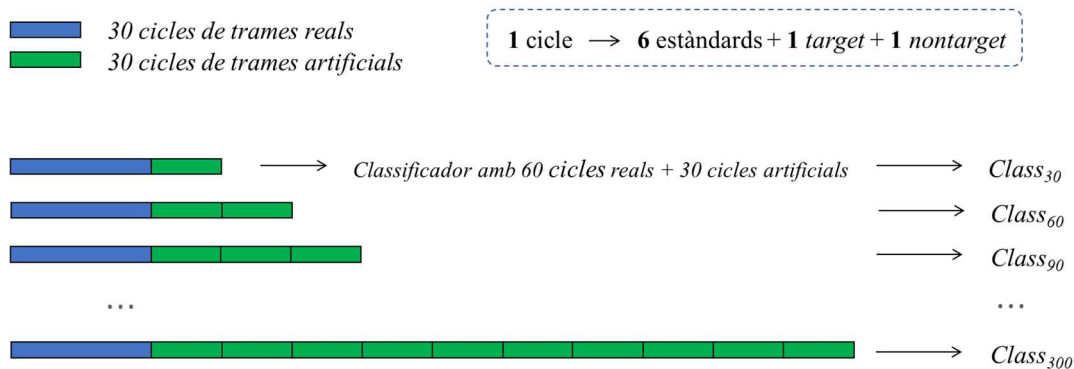


Figura 60. Esquema de com es van crear les noves col·leccions de trames. Totes elles, a més de les trames artificials, tenien les trames reals originals. Per cada col·lecció es va generar un classificador.

Per cada una d'aquestes col·leccions, i també per la col·lecció original, es va crear un classificador. Amb les dades de les execucions del paradigma VT3 en mode comunicació s'hi va avaluar la taxa d'error en *out-of-sample* de cada un d'aquests classificadors. Finalment, aquestes taxes d'error es van comparar amb la taxa d'error obtinguda pel classificador creat només amb trames reals (valor de referència).

Com ja s'ha comentat anteriorment, en els experiments on hi ha la creació de trames artificials, hi ha el procés aleatori de selecció de les IMFs, i és per això, que en aquests cas, es va repetir 10 vegades tot el procediment per poder obtenir una mostra estadística, la mitjana de la qual és el valor utilitzat per validar la hipòtesi.

5.4.5 Equilibri del Classificador

Com ja s'ha comentat en l'apartat 4.2.7, un dels problemes en els BCIs basat en un paradigma d'*oddball*, és que la quantitat de mostres recollides dels dos tipus d'estímul no està equilibrada.

Aquest desequilibri pot provocar un biaix en el classificador. Per la mateixa definició del paradigma, no és possible recollir un número igual de mostres, i la solució d'augmentar el número de repeticions, sempre anirà en detriment del temps efectiu de la sessió del BCI i augmentarà la fatiga a l'usuari. Aquest desequilibri encara es fa més important en el cas dels paradigmes com el VT3, on el número de ERPs del canell (*target* i *non-target*) passa a ser la meitat.

Les trames artificials permeten enfocar el problema des d'una altra perspectiva, perquè donen la possibilitat d'augmentar el número de trames dels estímuls amb menys freqüència, fins a arribar a aconseguir l'equilibri del número de mostres de les classes del classificador. Per tant, en aquest planteig es busca demostrar que un classificador amb un número de mostres equilibrat per cada classe, es pot comportar molt millor i augmentar el seu rendiment en un entorn *out-of-sample*.

Per aconseguir aquest equilibri es parteix de la col·lecció de trames originals obtinguda de la fase de calibratge. Aquesta col·lecció està formada per 30 cicles amb el focus a la dreta i 30 amb el focus a l'esquerra. Considerant que cada cicle té 6 esdeveniment estàndards, 1 esdeveniment *target*, i 1 esdeveniment *non-target*, cada col·lecció tindrà en total 360 esdeveniments estàndards, 60 de *target* i 60 de *non-target*. D'aquests darrers, la meitat de *target* correspondran al canell dret (focus del caràcter al canell dret), i l'altra meitat al canell esquerre (focus del caràcter al canell esquerre); i igualment pel cas dels *non-target*.

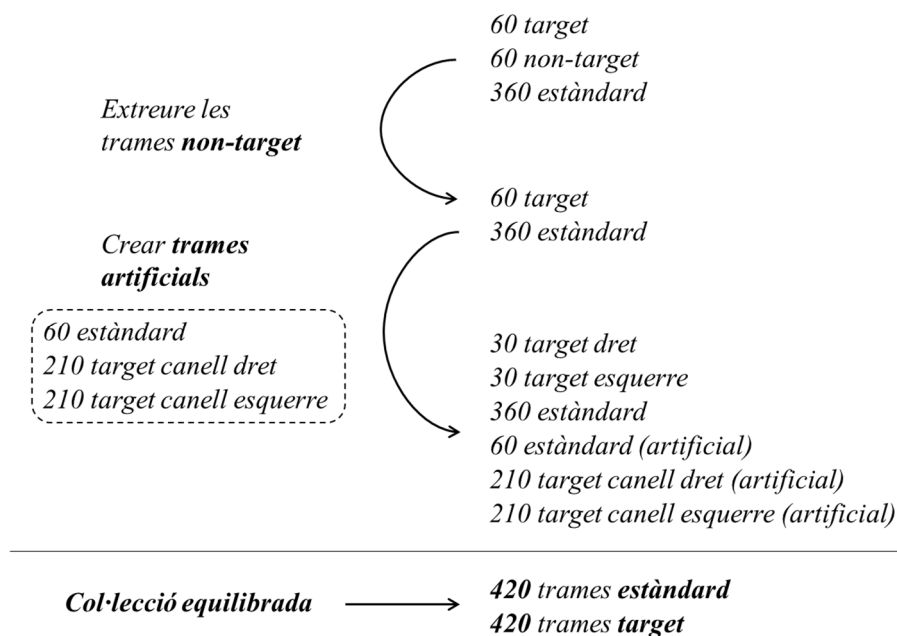


Figura 61. Passos seguits per equilibrar una col·lecció de trames a partir de trames artificials.

A continuació es detallen els passos seguits per obtenir la col·lecció de trames equilibrada (Figura 61). El primer és l'extracció de les trames *non-target*. En el segon pas es creen 60 trames artificials

del tipus estàndard, 210 trames del tipus *target* del canell dret, i 210 del tipus *target* del canell esquerre. I finalment, s'afegeixen a la col·lecció de trames totes les trames artificials de cada tipus. Així, la col·lecció de trames equilibrada tindrà 420 trames estàndards i 420 trames *target*.

Seguint aquest procediment descrit, per cada subjecte es va crear una col·lecció de trames equilibrada, de la qual s'obtidria un classificador per ser avaluat en l'entorn *out-of-sample*, la taxa d'error del qual es compararia amb la taxa obtinguda amb el classificador creat amb la col·lecció de trames original. De la mateixa manera que en l'apartat 5.4.4, es van fer 10 repeticions de l'experiment per obtenir una mostra estadística.

A més, en aquest punt, es van utilitzar els 5 mètodes descrits en l'apartat 5.4.2 (Figura 57) per crear trames artificials, obtenint 5 classificadors per cada subjecte on l'única diferència era el mètode utilitzat. Això permetia fer una comparació dels resultats per determinar quina era la millor estratègia a seguir per crear les trames artificials en un paradigma P300.

5.4.6 Paràmetre d'avaluació

El paràmetre d'avaluació és la millora de la taxa d'error del classificador respecte la taxa d'error del classificador de referència, que és el creat amb la col·lecció amb només trames originals obtingudes del calibratge. La taxa d'error es va calcular per les dues classes, o sigui, tant per les trames *target* com per les trames *non-target* fent servir les dades de comunicació. Amb aquests dos paràmetres es pot arribar a tenir una visió més precisa del comportament del classificador.

En tots els casos s'ha tingut en compte la taxa d'error mitjana de la mostra de 10 resultats per cada subjecte i cada estratègia de creació de trames artificials: R/1/0, C/5/0, C/5/3, C/5/0/T i C/5/3/T.

5.4.7 Resultats

La primera part dels resultats fa referència a l'augment de trames en la col·lecció sense tenir en compte l'equilibri del número de mostres de cada classe (apartat 5.4.4). En la Taula 16 es mostren els valors de les taxes d'error mitjanes per tots els subjectes. En les taxes d'error corresponents a la classe *target* s'aprecia una millora molt petita en tots els casos. Malgrat això, sí que és interessant observar que els classificadors creats amb més trames artificials són els que tenen una taxa d'error menor, essent el classificador amb 180 trames artificials el que té una taxa d'error més petita de tots.

Pel que fa als valors de la taxa d'error mitjana de la classe *non-target*, com en la classe *target*, en tots els casos es millora molt lleugerament la taxa d'error. Tot i que aquesta millora és encara més

petita que en el cas de la classe *target*, sí que hi ha dues coses importants a destacar. La primera, és el fet que la millora en la taxa d'error de la classe *target* no és com a conseqüència d'un biaix en el classificador cap a aquella classe. I la segona, és que els valors més alts corresponents als classificadors amb 180 i 240 trames artificials presenten les millors taxes d'error en les dues classes.

Taula 16. Resultats de l'addició de trames artificials en un col·lecció de trames de P300. Es mostren les taxes d'error de la classe *target* i la classe *non-target*.

CA ¹	0	30	60	90	120	150	180	210	240	270	300
Mitjana T ²	67,9	67,2	67,4	67,1	67,0	67,2	66,7	67,0	66,7	66,9	66,9
Millora T	-	0,6	0,5	0,7	0,8	0,7	1,2	0,8	1,1	1,0	0,9
Mitjana NT ³	9,7	9,6	9,6	9,6	9,6	9,6	9,5	9,6	9,5	9,6	9,6
Millora NT	-	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,2	0,1	0,2	0,1	0,1

¹ CA: número de cicles artificials

² T: taxa d'error target

³ NT: taxa d'error non-target

Per altra banda, pel que fa als resultats pel classificador creat amb una col·lecció equilibrada (apartat 5.4.5), a la Taula 17 es pot comprovar que la millora en la taxa d'error en la classe *target* és molt més important que en el cas anterior, i va des dels 3.7 punts percentuals per l'estratègia C/5/3, fins als 4.9 punts per l'estratègia C/5/3/T. Igual que en el cas anterior, la millora de la taxa d'error es veu també en la classe *non-target*, esvaint la possibilitat d'un biaix del classificador cap a la classe *target*. És important destacar la millora de l'estratègia R/1/0 de la Taula 17 respecte a qualsevol de les presentades a la Taula 16, perquè el procés de creació de les trames artificials és el mateix en els dos casos, i només amb la col·lecció de trames equilibrada s'aconsegueix una millora significativa, indicant que l'equilibri de la col·lecció té un efecte positiu en el rendiment del classificador.

Taula 17. Taxes d'error del classificador amb el número de trames de cada classe equilibrat. Es mostren els resultats de les diferents estratègies provades.

Estratègia	TR ¹	R/1/0	C/5/0	C/5/3	C/5/0/T	C/5/3/T
Mitjana T ²	67,9	63,6	64,0	64,1	63,7	62,9
Millora T	-	4,3	3,9	3,7	4,1	4,9
Mitjana NT ³	9,7	9,1	9,1	9,2	9,1	9,0
Millora NT	-	0,6	0,6	0,5	0,6	0,7
Variància ⁴ T	-	7,6	2,3	2,3	1,7	2,8

¹ TR: Trames reals

² T: taxa d'error target

³ NT: taxa d'error non-target

⁴ Variància: representa la mitjana de la variància de la taxa d'error de cada subjecte

En la Taula 17, també s'hi ha afegit la mitjana de les variàncies de la taxa d'error de cada subjecte derivades de les repeticions de la creació de cada classificador. Un valor alt de la variància indica que cada cop que es crea un classificador amb les trames artificials, aquest és poc estable; en canvi, un valor baix, indica que cada cop que es fa una nova repetició i es crea el classificador, les taxes d'error són més similar entre elles. Com es pot veure en els resultats, hi ha una diferència molt important en aquest valor entre les estratègies que utilitzen l'agrupació de trames comparat amb l'única que no ho utilitza (R/1/0).

Comparant les estratègies amb agrupació de trames, s'observa que les dues que utilitzen la MEMD per la descomposició (C/5/0/T i C/5/3/T), tenen uns resultats lleugerament superiors a les altres dues (C/5/0 i C/5/3), tant per la classe *target* com per la *non-target*. Finalment, destacar que la que té una millora més gran és l'estratègia C/5/3/T, mentre que la que té una variància més petita és la C/5/0/T.

5.4.8 Conclusions

Els resultats han mostrat que l'aplicació de trames artificials millora el rendiment del classificador en un entorn *out-of-sample*, amb la possibilitat que això es pugui traduir en una millora en el rendiment de la comunicació en el paradigma VT3. Comparant els resultats es pot concloure que la millora ve determinada per l'equilibri en el número de trames de cada classe i no pel simple fet d'afegir cicles amb trames artificials a la col·lecció inicial.

Un dels perills de la utilització de les trames artificials és la possibilitat de que aparegui un sobreentrenament en el classificador, perquè les trames artificials tenen informació de les trames originals. En aquest estudi s'ha pogut validar que totes les millores vistes no sembla que siguin com a conseqüència d'algun sobreentrenament, perquè hi ha hagut una reducció en un entorn *out-of-sample* i perquè la reducció ha sigut en les dues classes (*target* i *non-target*).

S'ha vist que les estratègies que apliquen l'agrupació de trames tenen un rendiment molt millor que l'estratègia normal, tant en relació a les taxes d'error com a la variància de la taxa d'error. A més a més, amb l'agrupació de trames s'aconsegueix reduir el problema del temps de processament que implica la descomposició EMD. També s'ha vist que el planteig de fer el càlcul de la EMD utilitzant la MEMD, i agrupant en el càlcul els senyals d'un mateix canals, aporta els millors resultats. I per tant, a l'hora d'escollir entre totes les estratègies, queda clar que l'elecció hauria d'estar entre la C/5/0/T i C/5/3/T.

Malgrat que l'estratègia C/5/3/T té una millor taxa d'error, considerant també la variància i el temps de processament, l'estratègia escollida seria la C/5/0/T perquè té una variància més baixa,

i per tant, més estabilitat en la creació del classificador, i també perquè el seu temps de processament en la creació de les trames artificials és fins a 5 vegades menor que en el cas normal, comparat amb la reducció de 2.5 vegades que té l'estratègia C/5/3/T.

5.5 APLICACIÓ A L'AUGMENT DE DADES

Al llarg d'aquest capítol s'han vist dues estratègies on les trames artificials han ajudat a millorar els sistemes BCI. En el primer cas s'han utilitzat per reduir el temps de calibratge en el paradigma de la imatge motora, i en el segon cas, s'han fet servir per millora el rendiment del classificador augmentant artificialment el número de mostres. Un següent pas lògic és validar si les trames artificials d'imatge motora poden fer-se servir per augmentar les dades i millorar la qualitat del classificador. En aquest context, i juntament amb la recent aparició d'algorisme de classificació basats en el *deep learning* aplicats a BCIs (An et al., 2014; Lu et al., 2017; Tabar and Halici, 2017), apareix l'oportunitat d'aprofitar les trames artificials per alimentar aquests algorismes, els quals poden millora molt els resultats de classificació, però que necessiten una quantitat molt elevada de mostres en la fase d'entrenament.

Aquest és el planteig portat a terme per Zhang et al. (Zhang et al., 2019), on es van utilitzar les trames artificials per augmentar el número de mostres i superar un dels problemes en l'ús dels algorismes de *deep learning* en BCIs per la imatge motora. Aquest estudi basava l'estratègia de classificació en la transformació dels senyals EEG en tensors fent servir els *wavelets* complexos de Morlet (Lee et al., 2017), que alimentaven dues xarxa neuronals, una basada en un model CNN (*Convolutional Neural Network*) (Lecun et al., 1998) i una altra basada en un model WNN (*Wavelets Neural Network*). El mètode seguit per generar les trames artificials va ser exactament el mateix que el descrit en l'apartat 5.1.2.

Taula 18. Comparació de l'exactitud entre els diferents classificadors. Per cada subjecte i classificador es mostra l'exactitud mitjana i la seva desviació típica, obtingudes d'una validació creuada de 5 blocs.

	kNN		LDA		SVM		CNN		WNN	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
S01	89.9	5.6	78.3	6.2	75.0	4.2	92.5	3.5	86.7	9.0
S02	91.7	2.9	81.7	6.3	80.8	5.6	95.8	2.9	90.8	3.5
S03	70.8	6.6	70.0	12.3	62.5	7.8	87.5	3.0	82.5	3.5
S04	68.3	7.0	67.5	7.5	66.7	5.9	83.3	2.9	78.3	5.4
S05	84.2	3.5	80.0	4.6	78.3	3.5	90.8	4.6	87.5	8.3
Mitjana	81.0	-	75.5	-	72.3	-	90.0	-	85.2	-

Amb dades de 5 subjectes, es van comparar les exactituds dels models CNN i WNN, amb les obtingudes amb classificadors kNN (*k-Nearest Neighbor*), LDA i SVM (Taula 18). Els resultats mostren que l'aplicació de models basats en *deep learning* amb l'augment de dades utilitzant trames artificials, aconsegueixen un augment molt significatiu de l'exactitud en tots els subjectes estudiats.

5.6 TREBALL FUTUR I CONCLUSIONS

Al llarg del capítol s'han presentat tres escenaris on les trames artificials han mostrat que poden ser útils. En el primer cas substituint part de les trames reals per trames artificials amb l'objectiu d'aconseguir crear un classificador similar i així poder reduir el temps de calibratge per un BCI basat en la imatge motora. En el segon, aplicant les trames artificials en un paradigma P300, amb l'objectiu de millorar la capacitat de generalització del classificador a base d'augmentar el número de trames. I en l'últim cas, en l'augment de trames en un BCI de la imatge motora, aprofitant l'oportunitat de fer servir amb èxit algorisme de classificació basats en *deep learning*.

En tots els casos les dades d'EEG provenien de subjectes sans, i per tant, un dels treballs futurs és repetir els mateixos procediments per comprovar si les trames artificials es comporten de la mateixa manera en pacients d'ictus i pacients de DoC. També s'ha comprovat que les trames artificials beneficien només a uns subjectes, mentre que en d'altres no aporten millores. Així, seria interessant establir mètodes per determinar quines són les causes que provoquen aquesta discriminació i estudiar alternatives en la creació de les trames artificials per aconseguir fer-les útils per qualsevol subjecte.

Malgrat les bones perspectives que donen les trames artificials, encara tenen un temps de processament molt alt que impedeix que siguin útils en l'aplicació en BCIs en temps real. S'han proposat estudis per intentar reduir la quantitat de descomposicions EMD a fer, estalviant temps de processament (apartats 5.3 i 5.4.2.2), però encara hi ha marge per aplicar tècniques de processament que facin més ràpida la descomposició EMD de cada senyal (Wu et al., 2016).

També s'ha vist que en el cas de trames artificials P300 la descomposició basada en la MEMD aportava millors resultats quan s'aplicava conjuntament a tots els senyals d'un mateix canal, fent que els senyals del mateix canal tinguessin el mateix número de IMFs, i on cada una d'elles tenia un comportament freqüencial similar. Per tant, en el cas del paradigma de la imatge motora, on el patró ERD/ERS té un fort component de discriminació freqüencial, l'ús de la MEMD podria portar a millors resultats.

En el cas de la detecció del patró P300, s'ha vist que al canviar la composició de la col·lecció de trames equilibrada utilitzant trames artificials, s'han aconseguit crear classificadors amb una taxa d'error menor. En aquests cas, es poden estudiar diferents composicions de la col·lecció de trames per reduir d'una manera més significativa la taxa d'error del classificador. Segurament, la primera variació hauria de ser augmentant el número de trames de la classe *target*.

Per acabar, destacar que només s'ha provat les trames artificials en tres classificadors (LDA, CNN i WNN), i que seria molt interessant comprovar quin és el comportament de diferents estratègies de classificació quan a les dades d'entrenament s'hi afegeixen trames artificials.

6 TREBALL FUTUR

A partir dels estudis presentats en aquest treball es poden definir unes línies de continuació enfocades a la millora dels sistemes de neurorehabilitació basats en BCIs. Un dels camins que tenen una aplicació transversal és en el camp del tractament dels artefactes (Urigüen and Garcia-Zapirain, 2015), tant en els BCIs presentats en aquest treball com en els altres. La detecció i gestió d'artefactes és un dels reptes més importants que s'han d'afrontar per aconseguir l'aplicació en un entorn real amb pacients de neurorehabilitació. La majoria d'artefactes són provocats per moviments dels músculs del cap i de la cara, i en la majoria de pacients els hi és molt difícil d'evitar-los. Els artefactes també poden ser un punt de conflicte en la creació de trames artificials, perquè en cas de no gestionar-se correctament es podrien provocar trames artificials amb artefactes i amb informació sense rellevància.

En el BCI basat en la imatge motora s'ha vist que una de les aportacions presentada millorava el control del BCI per part de pacients d'ictus, gràcies a un millor feedback a base de disminuir el desequilibri del classificador, però són necessaris estudis posteriors que aconseguixin reduir-ne també la taxa d'error. La base d'aquests estudis futurs ha de ser l'exploració de mètodes de regularització dels filtres CSP i l'ús dels *kernels* en el classificador, així com també mètodes basats en *deep learning*.

La reducció del temps de calibratge també és un repte interessant en el BCI basat en la imatge motora, i en el futur s'hauria de treballar en la reducció del temps de creació de les trames artificials a partir de la reducció del temps de processament de la descomposició EMD, fent que el temps necessari per la creació de les trames sigui menor que el temps d'estalvi que aporten les trames artificials. Per aquest treball, s'haurien d'explorar les tècniques existents que modifiquen la EMD amb l'objectiu de fer-la molt més ràpida (Wu et al., 2016).

Pel que fa al BCI basat en el paradigma VT3, ja s'ha presentat un seguit d'estudis futurs en l'apartat 4.3 destinats a millorar l'estabilitat de l'extracció de característiques i de la creació del classificador. Una altra línia interessant, seria l'aplicació de les trames artificials juntament amb el nou model de classificació estudiat en l'apartat 4.2., amb l'objectiu d'investigar si l'equilibri en el número de mostres permet millorar encara més el número de respostes encertades dels subjectes. En aquest mateix tipus de BCI, s'hauria de plantejar un estudi de llarg termini per veure si l'ús perllongat del paradigma VT7 permet millorar-ne el control i determinar si és millor que

el VT3. I en la mateixa línia, s'ha d'investigar més profundament quines són les causes que fan que els subjectes tinguin diferents preferències en els diferents mètodes plantejades en l'apartat 4.2, i buscar un mètode que permeti per endavant determinar quin és el millor mètode per un pacient concret. També seria interessant dissenyar un mètode que determinés si el classificador generat durant la sessió de calibratge és vàlid per aplicar-lo en la comunicació.

Amb l'objectiu que les millores aportades en tots els punts d'aquest treball puguin ser d'aplicació en el camp de la neurorehabilitació, s'haurien de fer estudis que apliquin aquestes millores fent servir dades de pacients reals, tant d'ictus com de DoC.

I finalment, aprofitant que els sistemes BCI permeten la recollida de dades dels pacients a cada sessió, s'han de plantejar estudis que busquin correlacions entre paràmetres extrets de l'EEG del pacient i la seva evolució.

7 CONCLUSIONS

El desenvolupament en les tècniques i equips per la detecció de l'activitat cerebral han permès pensar en els BCI com una eina pràctica, i gràcies a la reducció del cost en els equips d'adquisició de l'EEG, poden arribar a ser una eina d'abast universal. La capacitat dels BCIs de llegir les intencions humanes ha permès dissenyar eines destinades a l'assistència a la neurorehabilitació de pacients amb diferents malalties relacionades amb el cervell.

En aquest treball s'han estudiat bàsicament dos tipus de BCI que tenen aplicació en el camp de neurorehabilitació. El BCI basat en la imatge motora estableix un camí neurològic nou als pacients d'ictus que han perdut la capacitat motora d'una extremitat. I el BCI basat en els paradigmes P300 aconsegueixen inferir l'estat de consciència d'un pacients de DoC, i en alguns casos establir un canal alternatiu de comunicació basat simplement amb les intencions del pacient, prescindint dels canals habituals.

Com tot òrgan del cos humà, el cervell és únic per cada persona, i l'EEG que se n'extreu també. Això fa que malgrat que els patrons generats poden ser molt semblants, la realitat és que les característiques morfològiques del cervell fa que la localització i l'estructura del patró sigui única per cada pacient. Aquest fet encara és més significatiu quan es tracta del cervell de pacients amb afectacions neurològiques, on la localització i gravetat de les lesions fa encara més difícil trobar un model estàndard per tots ells. És per això, que actualment és imprescindible un procés de calibratge previ a l'ús d'un BCI per part d'aquests pacients.

El calibratge del BCI presenta un compromís entre el temps que s'hi dedica i la qualitat del seu resultat. Per poder tenir un bon classificador és necessari recollir com més repeticions del paradigma millor, fet que implica la dedicació de més temps a la fase de calibratge i de menys temps a la fase d'ús efectiu del BCI. En aquest treball s'ha proposat i avaluat amb èxit una tècnica per generar trames de EEG artificials que permet augmentar la mostra de repeticions del paradigma sense dedicar-hi més temps de sessió, aconseguint superar aquest compromís.

Pel que fa als BCI basats en els paradigmes d'*oddball*, un dels problemes que presenten és el desequilibri entre el número de mostres d'una i altra classe. La font d'aquesta descompensació és inherent al paradigma que provoca l'aparició del P300, i per tant, no és possible modificar-lo per aconseguir un equilibri. La proposta que s'ha dut a terme en aquest treball, és la de fer servir les

trames artificials per equilibrar el número de mostres a base de crear trames dels estímuls *target*, i els resultats obtinguts mostraven una reducció de la taxa d'error, fet que dona valor a les trames artificials com a tècnica per dopar la classe amb un número de mostres molt menor.

Malgrat que els resultats són molt optimistes i que les trames artificials permeten superar els compromisos entre qualitat i durada del calibratge, ara per ara no és una tècnica factible per l'aplicació en un entorn real, degut principalment al temps de processament que requereix la descomposició EMD. L'aplicació de tècniques de descomposició més ràpides ha de permetre obrir la porta a aquesta aplicació real de les trames artificials.

Una altra aportació interessant que s'ha fet en aquest treball és la definició d'un model nou de classificació en el paradigma VT3 de comunicació. El canvi de model té en compte les característiques específiques de cada un dels ERPs i mostra una millora sensible quan s'aplica aquesta tècnica a subjectes sans. Els estudis futurs han de permetre comprovar aquest nou model amb dades de pacients i també millorar-ne la seva efectivitat.

A partir de tots els estudis que s'ha dut a termes s'ha comprovat la dificultat que comporta el treball amb dades EEG. Aquestes dades presenten molta inestabilitat entre trames, fet que unit al número reduït de trames que resulta del calibratge, sigui molt difícil aconseguir una estabilitat en el rendiment dels classificadors. Això es pot veure especialment quan el classificador treballa en mode feedback (imatge motora) o comunicació (VT3), on petites variacions en la generació del patró respecte el calibratge pot portar a un rendiment molt més baix de l'esperat. Aquesta falta d'estabilitat provoca que el feedback rebut pel pacient sigui molt pobre i que no es pugui tancar el bucle. Si no es tanca el bucle el pacient no pot aconseguir el control del BCI i aquest deixa de ser efectiu per la seva rehabilitació.

L'estabilitat de les característiques és un repte interessant que pot afavorir molt el rendiment dels BCIs. Aquesta estabilitat s'ha de poder guanyar per tres vies. La primera és l'estudi de la detecció d'artefactes, els quals són pràcticament impossibles d'evitar i poden ser una gran font d'inestabilitat. La segona és la reducció de la dimensionalitat en el cas del BCI basat en P300, on l'excés de dimensions comparat amb el número de mostres provoca una manca de definició del patró; la reducció del número de dimensions s'hauria d'encarar no tant en buscar les dimensions més informatives, sinó les més estables. I per últim, buscar noves característiques del senyal que presentin una estabilitat major d'una trama a l'altra.

Finalment, dir que l'ús dels BCIs basats en EEG per a la neurorehabilitació estan gaudint d'una bona acollida i les seves expectatives són molt bones, fent imprescindible continuar amb la recerca ja establerta en aquest treball amb l'objectiu de millorar aquests sistemes, i amb això millorar la

qualitat de vida dels pacients d'ictus, així com també l'assistència en la diagnòstic dels pacients de DoC, fent-lo més simple i més acurat, per aconseguir una aplicació més específica de les tècniques de rehabilitació encaminades a la seva recuperació.

8 REFERÈNCIES

- Allison, B. Z., and Neuper, C. (2010). “Could Anyone Use a BCI?,” in *Brain-Computer Interfaces. Human-Computer Interaction Series* (Springer, London), 35–54. doi:10.1007/978-1-84996-272-8_3.
- Alon, G., Levitt, A. F., and McCarthy, P. A. (2008). Functional electrical stimulation (FES) may modify the poor prognosis of stroke survivors with severe motor loss of the upper extremity: a preliminary study. *Am. J. Phys. Med. Rehabil.* 87, 627–636.
- Alvarez, V., and Rossetti, A. O. (2015). Clinical Neurophysiology in Disorders of Consciousness. *Clin. Neurophysiol. Disord. Conscious.*, 7–24. doi:10.1007/978-3-7091-1634-0.
- An, X., Kuang, D., Guo, X., Zhao, Y., and He, L. (2014). A Deep Learning Method for Classification of EEG Data Based on Motor Imagery. in *Intelligent Computing in Bioinformatics*, eds. D.-S. Huang, K. Han, and M. Gromiha (Cham: Springer International Publishing), 203–210.
- Ang, K. K., and Guan, C. (2013). Brain-Computer Interface in Stroke Rehabilitation. *J. Comput. Sci. Eng.* 7, 139–146. doi:10.5626/JCSE.2013.7.2.139.
- Benjamin, E. J., Blaha, M. J., Chiuve, S. E., Cushman, M., Das, S. R., Deo, R., et al. (2017). Heart Disease and Stroke Statistics—2017 Update: A Report From the American Heart Association. *Circulation* 135. doi:10.1161/CIR.0000000000000485.
- Berger, C. C., and Ehrsson, H. H. (2016). Auditory Motion Elicits a Visual Motion Aftereffect. *Front. Neurosci.* 10, 559. doi:10.3389/fnins.2016.00559.
- Blankertz, B., Hinterberger, T., Curio, G., Schmidt, S., Neumann, N., Birbaumer, N., et al. (2004). Brain-Computer Communication and Slow Cortical Potentials. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 1011–1018. doi:10.1109/tbme.2004.827067.
- Blankertz, B., Tomioka, R., Lemm, S., Kawanabe, M., and Muller, K. (2008). Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. *IEEE Signal Process. Mag.* 25, 41–56. doi:10.1109/MSP.2008.4408441.

- Brown, L. D., Cai, T. T., and DasGupta, A. (2001). Interval Estimation for a Binomial Proportion. *Stat. Sci.* 16, 101–133. doi:10.1214/ss/1009213286.
- Bruno, M.-A., Vanhaudenhuyse, A., Thibaut, A., Moonen, G., and Laureys, S. (2011). From unresponsive wakefulness to minimally conscious PLUS and functional locked-in syndromes: recent advances in our understanding of disorders of consciousness. *J. Neurol.* 258, 1373–1384. doi:10.1007/s00415-011-6114-x.
- Burges, C. J. C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Min. Knowl. Discov.* 2, 121–167.
- Chiappa, K. H. (1997). *Evoked potentials in clinical medicine*. Lippincott Williams & Wilkins.
- Cho, H., Ahn, M., Ahn, S., Kwon, M., and Jun, S. C. (2017). EEG datasets for motor imagery brain-computer interface. *Gigascience* 6, 1–8. doi:10.1093/gigascience/gix034.
- Cho, W., Sabathiel, N., Ortner, R., Lechner, A., Irimia, D. C., Allison, B. Z., et al. (2016). Paired Associative Stimulation Using Brain-Computer Interfaces for Stroke Rehabilitation: A Pilot Study. *Eur. J. Transl. Myol.* 26, 6132. doi:10.4081/ejtm.2016.6132.
- Clker-Free-Vector-Images (2019). Brain Diagram Anatomy Free Picture. Available at: <https://www.needpix.com/photo/31520/brain-diagram-anatomy-biology-structure-medicine-unlabelled-science-mind>.
- Cornell, B. (2016). Sensorimotor Areas - BioNinja. Available at: https://ib.bioninja.com.au/_Media/homunculus_med.jpeg [Accessed May 12, 2019].
- Cramer, S. C., and Riley, J. D. (2008). Neuroplasticity and brain repair after stroke. *Curr. Opin. Neurol.* 21, 76–82. doi:10.1097/WCO.0b013e3282f36cb6.
- Cruse, D., Chennu, S., Chatelle, C., Bekinschtein, T. A., Fernández-espejo, D., Pickard, J. D., et al. (2011). Bedside detection of awareness in the vegetative state : a cohort study. *Lancet* 378, 2088–2094. doi:10.1016/S0140-6736(11)61224-5.
- De Vries, S., and Mulder, T. (2007). Motor imagery and stroke rehabilitation: a critical discussion. *J. Rehabil. Med.* 39, 5–13.
- Dinarès-Ferran, J., Ortner, R., Guger, C., and Solé-Casals, J. (2018). A New Method to Generate Artificial Frames Using the Empirical Mode Decomposition for an EEG-Based Motor Imagery BCI. *Front. Neurosci.* 12. doi:10.3389/fnins.2018.00308.

- Duda, R. O., Hart, P. E., and Stork, D. G. (2001). *Pattern Classification*. 2nd ed. New York: Wiley.
- Farwell, L. A., and Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 70, 510–23. doi:10.1016/0013-4694(88)90149-6.
- Fazli, S., Grozea, C., Danoczy, M., Blankertz, B., Popescu, F., and Müller, K.-R. (2009). Subject independent EEG-based BCI decoding. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 22, 1–9. Available at: http://books.nips.cc/papers/files/nips22/NIPS2009_1076.pdf.
- Fernández-Rodríguez, Velasco-Álvarez, F., and Ron-Angevin, R. (2016). Review of real brain-controlled wheelchairs. *J. Neural Eng.* 13. doi:10.1088/1741-2560/13/6/061001.
- Fletcher, T. (2009). Support vector machines explained. *Tutor. Pap.*
- FutureBCI (2011). Dr. Christoph Guger. Available at: <http://www.youtube.com/watch?v=jZcx38-Hslg&t=5m5s>.
- Giacino, J. T., Ashwal, S., Childs, N., Cranford, R., Jennett, B., Katz, D. I., et al. (2002). The minimally conscious state: definition and diagnostic criteria. *Neurology* 58, 349–53. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11839831>.
- Gosseries, O., Di, H., Laureys, S., and Boly, M. (2014). Measuring consciousness in severely damaged brains. *Annu. Rev. Neurosci.* 37, 457–78. doi:10.1146/annurev-neuro-062012-170339.
- Grosse-Wentrup, M., Mattia, D., and Oweiss, K. (2011). Using brain-computer interfaces to induce neural plasticity and restore function. *J. Neural Eng.* 8, 025004. doi:10.1088/1741-2560/8/2/025004.
- Grummett, T. S., Leibbrandt, R. E., Lewis, T. W., DeLosAngeles, D., Powers, D. M. W., Willoughby, J. O., et al. (2015). Measurement of neural signals from inexpensive, wireless and dry EEG systems. *Physiol. Meas.* 36, 1469–1484. doi:10.1088/0967-3334/36/7/1469.
- Guger, C., Daban, S., Sellers, E., Holzner, C., Krausz, G., Carabalona, R., et al. (2009). How many people are able to control a P300-based brain-computer interface (BCI)? *Neurosci. Lett.* 462, 94–98. doi:10.1016/j.neulet.2009.06.045.
- Guger, C., Sorger, B., Noirhomme, Q., Naci, L., Monti, M. M., Real, R., et al. (2013). “Brain-

Computer Interfaces for Assessment and Communication in Disorders of Consciousness,” in *Emerging Theory and Practice in Neuroprosthetics*, 181–214. doi:10.4018/978-1-4666-6094-6.ch010.

Guger, C., Spataro, R., Allison, B. Z., Heilinger, A., Ortner, R., Cho, W., et al. (2017). Complete Locked-in and Locked-in patients: Command following assessment and communication with vibro-tactile P300 and motor imagery brain-computer interface tools. *Front. Neurosci.* 11, 251. doi:10.3389/FNINS.2017.00251.

Herman, P., Prasad, G., McGinnity, T. M., and Coyle, D. (2008). Comparative analysis of spectral approaches to feature extraction for EEG-based motor imagery classification. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 16, 317–326. doi:10.119/TNSRE.2008.926694.

Hiris, E., and Blake, R. (1992). Another perspective on the visual motion aftereffect. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 89, 9025–9028.

Holz, E. M., Botrel, L., Kaufmann, T., and Kübler, A. (2015). Long-term independent brain-computer interface home use improves quality of life of a patient in the locked-in state: A case study. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 96, S16–S26. doi:10.1016/j.apmr.2014.03.035.

Huang, L., and Van, G. (2013). “Brain Computer Interface for Epilepsy Treatment,” in *Brain-Computer Interface Systems - Recent Progress and Future Prospects* (InTech), 64. doi:10.5772/55800.

Huang, N. E., Shen, Z., Long, S., Wu, M., SHIH, H., ZHENG, Q., et al. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.* 454, 995, 903. doi:10.1098/rspa.1998.0193.

Huebner, D., Verhoeven, T., Mueller, K.-R., Kindermans, P.-J., and Tangermann, M. (2018). Unsupervised Learning for Brain-Computer Interfaces Based on Event-Related Potentials: Review and Online Comparison [Research Frontier]. *IEEE Comput. Intell. Mag.* 13, 66–77. doi:10.1109/MCI.2018.2807039.

Jennett, B. (2002). The vegetative state. *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry* 73, 355–357. doi:10.1136/jnnp.73.4.355.

Jeunet, C., Jahanpour, E., and Lotte, F. (2016). Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study. *J. Neural Eng.* 13, 036024. doi:10.1088/1741-2560/13/3/036024.

- Johnson, R. (2007). On the neural generators of the P300 component of the event-related potential. *Psychophysiology* 30, 90–97. doi:10.1111/j.1469-8986.1993.tb03208.x.
- Jurcak, V., Tsuzuki, D., and Dan, I. (2007). 10/20, 10/10, and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems. *Neuroimage* 34, 1600–1611. doi:10.1016/j.neuroimage.2006.09.024.
- Krauledat, M., Tangermann, M., Blankertz, B., and Müller, K.-R. (2008). Towards Zero Training for Brain-Computer Interfacing. *PLoS One* 3, e2967. doi:10.1371/journal.pone.0002967.
- Krishnan, K. R. R., Lee, T. S., Zhao, Y., Zhang, H., Fung, D. S. S., Guan, C., et al. (2012). A Brain-Computer Interface Based Attention Training Program for Treating Attention Deficit Hyperactivity Disorder. *PLoS One* 7, e46692. doi:10.1371/journal.pone.0046692.
- Kübler, A., and Neumann, N. (2005). Brain-computer interfaces - The key for the conscious brain locked into a paralyzed body. *Prog. Brain Res.* 150, 513–525. doi:10.1016/S0079-6123(05)50035-9.
- Laureys, S., Celesia, G. G., Cohadon, F., Lavrijsen, J., León-Carrión, J., Sannita, W. G., et al. (2010). Unresponsive wakefulness syndrome: a new name for the vegetative state or apallic syndrome. *BMC Med.* 8, 68. doi:10.1186/1741-7015-8-68.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., and Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proc. IEEE* 86, 2278–2324. doi:10.1109/5.726791.
- Lee, D., Park, S.-H., and Lee, S.-G. (2017). Improving the Accuracy and Training Speed of Motor Imagery Brain-Computer Interfaces Using Wavelet-Based Combined Feature Vectors and Gaussian Mixture Model-Supervectors. *Sensors* 17, 2282. doi:10.3390/s17102282.
- Leštarević, S., Nestorović, V., Ivetić, V., Dejanović, M., Stanojević, Z., and Erić, M. (2015). The role of P300 event-related potentials in the cognitive recovery after the stroke. *Acta Neurol. Belg.* 115, 589–595. doi:10.1007/s13760-015-0428-x.
- Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P., and Licata, L. (2013). Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *J. Exp. Soc. Psychol.* 49, 764–766. doi:10.1016/j.jesp.2013.03.013.
- Liang, S. F., Shaw, F. Z., Young, C. P., Chang, D. W., and Liao, Y. C. (2010). A closed-loop brain computer interface for real-time seizure detection and control. *2010 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBC'10*, 4950–4953. doi:10.1109/IEMBS.2010.5627243.

- Lotte, F. (2011). Generating Artificial EEG Signals To Reduce BCI Calibration Time. in *5th International Brain-Computer Interface Workshop, Sep 2011 (Graz)*, 176–179.
- Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., et al. (2018). A Review of Classification Algorithms for EEG-based Brain-Computer Interfaces: A 10-year Update. *J. Neural Eng.*, 0–20. doi:10.1088/1741-2552/aab2f2.
- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., and Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *J. Neural Eng.* 4. doi:10.1088/1741-2560/4/2/R01.
- Lotte, F., Cuntai Guan, and Kai Keng Ang (2009). Comparison of designs towards a subject-independent brain-computer interface based on motor imagery. in *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE)*, 4543–4546. doi:10.1109/IEMBS.2009.5334126.
- Lotte, F., and Jeunet, C. (2017). Online classification accuracy is a poor metric to study mental imagery-based bci user learning : an experimental demonstration and new metrics. in *7th International BCI Conference (Graz)*, 3–8. doi:10.3217/978-3-85125-533-1-53.
- Lotte, F., Larrue, F., and Mühl, C. (2013). Flaws in current human training protocols for spontaneous Brain-Computer Interfaces: lessons learned from instructional design. *Front. Hum. Neurosci.* 7, 1–11. doi:10.3389/fnhum.2013.00568.
- Lu, N., Li, T., Ren, X., and Miao, H. (2017). A Deep Learning Scheme for Motor Imagery Classification based on Restricted Boltzmann Machines. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 25, 566–576. doi:10.1109/TNSRE.2016.2601240.
- Luck, S. J. (2012). Event-Related Potentials. In *Handbook of Research Methods in Psychology. APA Handb. Res. Methods Psychol.* 1, 1–18.
- Maclean, N., Pound, P., Wolfe, C., and Rudd, A. (2000). Qualitative analysis of stroke patients' motivation for rehabilitation. *BMJ* 321, 1051–1054. doi:10.1136/bmj.321.7268.1051.
- McCreadie, K. A., Coyle, D. H., and Prasad, G. (2012). Learning to modulate sensorimotor rhythms with stereo auditory feedback for a brain-computer interface. in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE)*, 6711–6714. doi:10.1109/EMBC.2012.6347534.

- McFarland, D. J., Sarnacki, W. A., and Wolpaw, J. R. (2003). Brain-computer interface (BCI) operation: Optimizing information transfer rates. *Biol. Psychol.* 63, 237–251. doi:10.1016/S0301-0511(03)00073-5.
- Mihajlovic, V., Grundlehner, B., Vullers, R., and Penders, J. (2015). Wearable, wireless EEG solutions in daily life applications: What are we missing? *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics* 19, 6–21. doi:10.1109/JBHI.2014.2328317.
- Millán, J. del R. (2018). The human-computer connection: An overview of brain-computer interfaces. *Mètode Rev. difusió i investigació*, 19–25. doi:10.7203/metode.9.12639.
- Mishuhina, V., and Jiang, X. (2018). Feature Weighting and Regularization of Common Spatial Patterns in EEG-Based Motor Imagery BCI. *IEEE Signal Process. Lett.* 25, 783–787. doi:10.1109/LSP.2018.2823683.
- Monti, M. M., Vanhaudenhuyse, A., Coleman, M. R., Boly, M., Pickard, J. D., Tshibanda, L., et al. (2010). Willful Modulation of Brain Activity in Disorders of Consciousness. *N. Engl. J. Med.* 362, 579–589. doi:10.1056/NEJMoa0905370.
- Morash, V., Bai, O., Furlani, S., Lin, P., and Hallett, M. (2008). Clinical Neurophysiology Classifying EEG signals preceding right hand , left hand , tongue , and right foot movements and motor imageries. *Clin. Neurophysiol.* 119, 2570–2578. doi:10.1016/j.clinph.2008.08.013.
- Mousavi, M., and Sa, V. R. De (2017). TOWARDS ELABORATED FEEDBACK FOR TRAINING MOTOR IMAGERY BRAIN COMPUTER INTERFACES. 3–8. doi:10.3217/978-3-85125-533-1-61.
- Neuper, C., and Pfurtscheller, G. (2009). “Neurofeedback Training for BCI Control,” in, 65–78. doi:10.1007/978-3-642-02091-9_4.
- Nicolas-Alonso, L. F., and Gomez-Gil, J. (2012). Brain computer interfaces, a review. *Sensors* 12, 1211–1279. doi:10.3390/s120201211.
- Oehler, M., Neumann, P., Becker, M., Curio, G., and Schilling, M. (2008). Extraction of SSVEP signals of a capacitive EEG helmet for Human Machine Interface. in *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (Vancouver: IEEE)*, 4495–4498. doi:10.1109/IEMBS.2008.4650211.
- Oostenveld, R., and Praamstra, P. (2001). The five percent electrode system for high-resolution

EEG and ERP measurements. *Clin. Neurophysiol.* 112, 713–719. doi:10.1016/S1388-2457(00)00527-7.

Ortner, R. (2017). Brain-Computer interfaces for stroke patients and people with disorders of consciousness.

Ortner, R., Sabathiel, N., Allison, B. Z., Guger, C., Pichler, G., and Heilinger, A. (2017). Assessment and Communication for People with Disorders of Consciousness. *J. Vis. Exp.*, 1–8. doi:10.3791/53639.

Oxley, B. (2017). International 10-20 system for EEG-MCN. *Wikimedia Commons*. Available at: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:International_10-20_system_for_EEG-MCN.svg.

Paris, A., Atia, G. K., Vosoughi, A., and Berman, S. A. (2017). A New Statistical Model of Electroencephalogram Noise Spectra for Real-Time Brain-Computer Interfaces. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 64, 1688–1700. doi:10.1109/TBME.2016.2606595.

Perdikis, S., Tonin, L., Saeedi, S., Schneider, C., and Millán, J. del R. (2018). The Cybathlon BCI race: Successful longitudinal mutual learning with two tetraplegic users. *PLOS Biol.* 16, e2003787. doi:10.1371/journal.pbio.2003787.

Pfurtscheller, G. (1992). Event-related synchronization (ERS): an electrophysiological correlate of cortical areas at rest. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 83, 62–69. doi:10.1016/0013-4694(92)90133-3.

Pfurtscheller, G., Neuper, C., Flotzinger, D., and Pregenzer, M. (1997). EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 103, 642–651. doi:https://doi.org/10.1016/S0013-4694(97)00080-1.

Picton, T. W. (1992). The P300 wave of the human event-related potential. *J. Clin. Neurophysiol.* 9, 456–479. doi:10.1097/00004691-199210000-00002.

Pineda, J. A., Silverman, D. S., Vankov, A., and Hestenes, J. (2002). Learning to control brain rhythms making a brain computer interface possible.

Pinegger, A., and Müller-putz, G. R. (2017). NO TRAINING , SAME PERFORMANCE !? – A GENERIC P300 CLASSIFIER APPROACH. in doi:10.3217/978-3-85125-533-1-77.

Plum, F., and Posner, J. B. (1982). *The diagnosis of stupor and coma*. Oxford University Press,

USA.

- Prueckl, R., and Guger, C. (2009). A Brain-Computer Interface Based on Steady State Visual Evoked Potentials for Controlling a Robot. 1–8.
- Radüntz, T. (2018). Signal Quality Evaluation of Emerging EEG Devices. *Front. Physiol.* 9, 1–12. doi:10.3389/fphys.2018.00098.
- Ramos-Murguialday, A., Broetz, D., Rea, M., Läer, L., Yilmaz, Ö., Brasil, F. L., et al. (2013). Brain-machine interface in chronic stroke rehabilitation: A controlled study. *Ann. Neurol.* 74, 100–108. doi:10.1002/ana.23879.
- Ramoser, H., Muller-Gerking, J., and Pfurtscheller, G. (2000). Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 8, 441–446. doi:10.1109/86.895946.
- Rehman, N., and Mandic, D. P. (2010). Multivariate empirical mode decomposition. *Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.* 466, 1291–1302. doi:10.1098/rspa.2009.0502.
- Remsik, A., Young, B., Vermilyea, R., Kiekhoefer, L., Abrams, J., Evander Elmore, S., et al. (2016). A review of the progression and future implications of brain-computer interface therapies for restoration of distal upper extremity motor function after stroke. *Expert Rev. Med. Devices* 13, 445–454. doi:10.1080/17434440.2016.1174572.
- Rihana, S., Azar, T., and Bitar, E. (2016). Portable EEG recording system for BCI application. *Middle East Conf. Biomed. Eng. MECBME* 2016-Novem, 80–83. doi:10.1109/MECBME.2016.7745413.
- Sanford, J., Moreland, J., Swanson, L. R., Stratford, P. W., and Gowland, C. (1993). Reliability of the Fugl-Meyer assessment for testing motor performance in patients following stroke. *Phys. Ther.* 73, 447–454. doi:10.1136/bmj.321.7268.1051.
- Schnakers, C., Vanhaudenhuyse, A., Giacino, J., Ventura, M., Boly, M., Majerus, S., et al. (2009). Diagnostic accuracy of the vegetative and minimally conscious state: clinical consensus versus standardized neurobehavioral assessment. *BMC Neurol.* 9, 35. doi:10.1186/1471-2377-9-35.
- Shute, V. J. (2008). Focus on Formative Feedback. *Rev. Educ. Res.* 78, 153–189. doi:10.3102/0034654307313795.

- Silvoni, S., Ramos-Murguialday, A., Cavinato, M., Volpato, C., Cisotto, G., Turolla, A., et al. (2011). Brain-computer interface in stroke: a review of progress. *Clin. EEG Neurosci.* 42, 245–52. doi:10.1177/155005941104200410.
- Spataro, R., Ciriaco, M., Manno, C., and La Bella, V. (2014). The eye-tracking computer device for communication in amyotrophic lateral sclerosis. *Acta Neurol. Scand.* 130, 40–45. doi:10.1111/ane.12214.
- Tabar, Y. R., and Halici, U. (2017). A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals. *J. Neural Eng.* 14, 016003. doi:10.1088/1741-2560/14/1/016003.
- Takahashi, C. D., Der-Yeghiaian, L., Le, V., Motiwala, R. R., and Cramer, S. C. (2007). Robot-based hand motor therapy after stroke. *Brain* 131, 425–437.
- Tang, Z., Li, C., and Sun, S. (2017). Single-trial EEG classification of motor imagery using deep convolutional neural networks. *Optik (Stuttg.)* 130, 11–18. doi:10.1016/j.ijleo.2016.10.117.
- Thieme H, M. N. M. J. P. M. B. J. B. B., and Dohle, C. (2018). Mirror therapy for improving motor function after stroke. *Cochrane Database Syst. Rev.* doi:10.1002/14651858.CD008449.pub3.
- Urigüen, J. A., and Garcia-Zapirain, B. (2015). EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines. *J. Neural Eng.* 12, 031001. doi:10.1088/1741-2560/12/3/031001.
- van Dokkum, L. E. H., Ward, T., and Laffont, I. (2015). Brain computer interfaces for neurorehabilitation-its current status as a rehabilitation strategy post-stroke. *Ann. Phys. Rehabil. Med.* 58, 3–8. doi:10.1016/j.rehab.2014.09.016.
- Vidaurre, C., Sannelli, C., Müller, K., and Blankertz, B. (2011). Machine-Learning Based Co-adaptive Calibration: Towards a Cure for BCI illiteracy. *Neural Comput.* 816, 791–816. doi:10.1210/er.18.1.135.
- Wolf, S. L., Winstein, C. J., Miller, J. P., Taub, E., Uswatte, G., Morris, D., et al. (2006). Effect of constraint-induced movement therapy on upper extremity function 3 to 9 months after stroke: the EXCITE randomized clinical trial. *Jama* 296, 2095–2104.
- Wolpaw, J. R., and Wolpaw, E. W. (2012). *Brain–Computer Interfaces: Principles and Practice*. , eds. J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw New York: Oxford University Press doi:10.1093/acprof:oso/9780195388855.001.0001.

- Wu, Z., Feng, J., Qiao, F., and Tan, Z.-M. (2016). Fast multidimensional ensemble empirical mode decomposition for the analysis of big spatio-temporal datasets. *Philos. Trans. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.* 374, 20150197. doi:10.1098/rsta.2015.0197.
- Yger, F., Berar, M., and Lotte, F. (2017). Riemannian Approaches in Brain-Computer Interfaces: A Review. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 25, 1753–1762. doi:10.1109/TNSRE.2016.2627016.
- Zhang, W., Sun, F., Chen, J., Tan, C., Wu, H., and Su, W. (2018a). An asynchronous MI-based BCI for brain-actuated robot grasping control. *2017 Int. Conf. Comput. Syst. Electron. Control. ICCSEC 2017*, 893–898. doi:10.1109/ICCSEC.2017.8446993.
- Zhang, Y., Wang, Y., Zhou, G., Jin, J., Wang, B., Wang, X., et al. (2018b). Multi-kernel extreme learning machine for EEG classification in brain-computer interfaces. *Expert Syst. Appl.* 96, 302–310. doi:10.1016/j.eswa.2017.12.015.
- Zhang, Z., Duan, F., Solé-Casals, J., Dinarès-Ferran, J., Cichocki, A., Yang, Z., et al. (2019). A Novel Deep Learning Approach with Data Augmentation to Classify Motor Imagery Signals. *IEEE Access* 3536, 1–1. doi:10.1109/ACCESS.2019.2895133.

9 ANNEX. ARTICLES PUBLICATS
