



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA**

**DIPARTIMENTO
DI INGEGNERIA**

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

**CORSO DI LAUREA IN BIOINGEGNERIA
DELLA RIABILITAZIONE**

**“DEVELOPMENT OF A CLOSED-LOOP BCI BASED ON COVERT
VISUOSPATIAL ATTENTION”**

Relatore: Prof. / Dott. Tonin Luca

Laureando/a: Avellini Riccardo

ANNO ACCADEMICO 2024 –2025

Data di laurea 12/12/2024

I. INDICE

I. INDICE.....	4
II. ABSTRACT	8
1 LE BRAIN-COMPUTER INTERFACE E L'IMPIEGO DI COVERT VISUO-SPATIAL ATTENTION	11
1.1 DEFINIZIONE DI UN SISTEMA BRAIN-COMPUTER INTERFACE.....	11
1.2 METODI DI ACQUISIZIONE DEL SEGNALE	13
1.2.1 BCI INVASIVA.....	13
1.2.2 BCI NON INVASIVA	13
1.3 PARADIGMI DI INTERAZIONE NELLA BCI	15
1.3.1 I SISTEMI DI BCI ESOGENI.....	16
1.3.2 I SISTEMI DI BCI ENDOGENI	19
1.4 BCI BASATA SUL PROCESSO DI CVSA.....	22
1.4.1 PSICOLOGIA E NEUROFISIOLOGIA DELL'ATTENZIONE VISIVA	22
1.4.2 ATTUALI IMPLEMENTAZIONI E LIMITAZIONI	23
1.5 MOTIVAZIONE DELLA TESI	25
2 MATERIALI E METODI.....	26
2.1 IL SISTEMA ROS.....	26
2.1.1 LE COMUNICAZIONI IN ROS	27
2.1.2 ROS-NEURO.....	28
2.2 IMPLEMENTAZIONE DELLA BCI.....	34
2.3 LE ACQUISIZIONI	36
2.3.1 IL SETUP SPERIMENTALE	36
2.3.2 LA STRUMENTAZIONE	38
2.3.3 LA GESTIONE DEGLI ARTEFATTI CORRELATI AGLI OCCHI.....	40

2.4	L'ELABORAZIONE DEL SEGNALE.....	43
2.4.1	LA POTENZA LOGARITMICA.....	43
2.4.2	IL PROCESSING OFFLINE	46
2.4.3	IL PROCESSING ONLINE.....	47
2.5	LA PROCEDURA DI CLASSIFICAZIONE.....	48
2.5.1	LA SELEZIONE DELLE FEATURE.....	49
2.5.2	IL MODELLO QDA.....	52
2.5.3	IL RUOLO DELL'INTEGRATORE.....	55
2.6	IL FEEDBACK	56
2.6.1	IL FEEDBACK SONORO	57
2.6.2	IL FEEDBACK VISIVO	58
3	DESIGN SPERIMENTALE.....	59
3.1	I PARTECIPANTI.....	59
3.2	IL PARADIGMA VISIVO	60
3.3	IL PROTOCOLLO	64
3.3.1	LA FASE DI CALIBRAZIONE	65
3.3.2	LA FASE DI VALUTAZIONE	67
4	RISULTATI.....	70
4.1	LA STABILITA' DELLE FEATURE	70
4.1.1	PRIMA SESSIONE.....	72
4.1.2	SECONDA SESSIONE	79
4.1.3	TERZA SESSIONE	86
4.2	L'ANDAMENTO DELLA POTENZA LOGARITMICA NEL TEMPO	94
4.2.1	PRIMA SESSIONE.....	94
4.2.2	SECONDA SESSIONE	96
4.2.3	TERZA SESSIONE	98
4.3	L'ACCURATEZZA.....	100
4.3.1	PRIMA SESSIONE.....	103

4.3.2	SECONDA SESSIONE	105
4.3.3	TERZA SESSIONE	107
4.4	TEMPO MEDIO PER LA CLASSIFICAZIONE	109
4.4.1	PRIMA SESSIONE.....	110
4.4.2	SECONDA SESSIONE	115
4.4.3	TERZA SESSIONE	120
4.5	L'ANDAMENTO DEI MODELLI QDA.....	124
4.5.1	PRIMA SESSIONE.....	124
4.5.2	SECONDA SESSIONE	131
4.5.3	TERZA SESSIONE	140
5	DISCUSSIONE	150
6	CONCLUSIONI	155
7	BIBLIOGRAFIA	157

II. ABSTRACT

I sistemi moderni di Brain-Computer Interface (BCI) hanno portato un grande progresso tecnologico, rendendo permissivi alcuni compiti, specifici e/o mondani, anche per soggetti affetti da condizioni di disabilità a cui prima risultavano essere complessi o di difficile svolgimento. Una tale tecnologia al momento è applicabile soprattutto nel campo della comunicazione, del controllo di sistemi ausiliari per la disabilità e anche in quello della riabilitazione. Principalmente le BCI sviluppate finora si distinguono in due macro-categorie: quelle basate sul rilevamento di potenziali evocati da una stimolazione esterna e quelle basate sul riconoscimento dell'attività cerebrale dovuta all'immaginazione di azioni specifiche. Tuttavia ci sono dei casi in cui queste due metodologie non assicurano un buon grado di controllo agli utenti, in particolare se quest'ultimi presentano sindromi particolari che minano la capacità di attivazione di alcuni tracciati cerebrali. Per questo motivo altri tipi di segnali di controllo sono stati analizzati, uno in particolare è la Covert Visuospatial Attention (CVSA), che consiste in quella comune abilità di focalizzare l'attenzione in un punto del campo visivo senza dover muovere gli occhi. La CVSA risulta essere un buon segnale di controllo poiché non richiede alcuna stimolazione esterna, può essere controllata grazie a una modulazione volontaria dei segnali cerebrali, e si basa sull'esecuzione effettiva di un'azione invece che sulla sola immaginazione, cosa che porta beneficio poiché permette di utilizzare un segnale intuitivo e più vicino alla realtà quotidiana. Negli ultimi anni sono stati sviluppati dei paradigmi che utilizzano la CVSA come segnale di input per BCI basate su segnali provenienti da elettroencefalogramma (EEG) con risultati decisamente soddisfacenti, tuttavia raramente sono stati presentati studi che utilizzavano la CVSA come segnale di controllo in tempo reale per BCI. Questa tesi ha lo scopo di dimostrare che è possibile realizzare una tale BCI ad anello chiuso.

A questo scopo la tesi si incentra inizialmente sulla revisione delle metodologie attuali per il rilevamento e classificazione della CVSA a partire da segnali EEG, da cui emerge il ruolo incisivo della banda di frequenza alfa (in particolare di alcune sue sotto-bande) e della struttura temporale del paradigma utilizzato: predisporre un'analisi in funzione del tempo nella durata del singolo trial permette di riconoscere come la CVSA sia un processo non statico. In seguito vengono riportate le modifiche applicate al paradigma, tra cui l'aggiunta di un algoritmo di classificazione statistica basato sull'analisi discriminante quadratica (QDA) e la possibilità di ricevere un feedback non più visivo ma anche sonoro in base all'andamento dell'attività cerebrale, per permettere la valutazione in modalità online di tali metodi da parte di soggetti sani.

In conclusione, dalle prestazioni ottenute, questa tesi dimostra la fattibilità di una BCI basata su CVSA e su segnali EEG in un sistema ad anello chiuso. Nello specifico, grazie all'approccio sviluppato dipendente da specifiche caratteristiche temporali e spettrali, le innovazioni inserite nel paradigma comune, che presentava già di per sé ottimi risultati, dimostrano una buona e possibile via secondaria per le analisi, la

decodifica del segnale di controllo e di conseguenza anche per le implementazioni e prospettive future:
ausilio alle disabilità, navigazione, comunicazione e anche controllo remoto di strumenti o robot.

1 LE BRAIN-COMPUTER INTERFACE E L'IMPIEGO DI COVERT VISUO-SPATIAL ATTENTION

1.1 DEFINIZIONE DI UN SISTEMA BRAIN-COMPUTER INTERFACE

Una Brain-Computer Interface (BCI), nota anche sotto il nome di Brain-Machine Interface (BMI), è “un sistema in grado di misurare e convertire l'attività del sistema nervoso centrale in un output artificiale che può sostituire o migliorare gli output naturali, cambiando in questo modo le interazioni in atto tra il sistema nervoso centrale e l'ambiente interno od esterno” secondo la definizione di J.Wolpaw del 2002 [1]. In altri termini un sistema BCI realizza un nuovo canale di comunicazione, traducendo direttamente i segnali cerebrali in istruzioni per periferiche di vario tipo (es. sistemi per la comunicazione, protesi e ortesi, carrozzine), senza che sia necessaria la mediazione dei muscoli o dei nervi periferici. Con un sistema di questo tipo, la comunicazione e l'interazione con l'ambiente sarebbero nuovamente possibili anche in soggetti affetti da gravi disordini neuromuscolari, il che spiega in parte il grande interesse della ricerca in questo campo negli ultimi decenni [2].

Un sistema BCI è pensato come uno schema ad anello chiuso, come visibile in figura 1.1, con quattro principali processi differenti collegati in cascata: acquisizione del segnale, estrazione delle feature e classificazione del segnale, esecuzione del comando e feedback per l'utente.

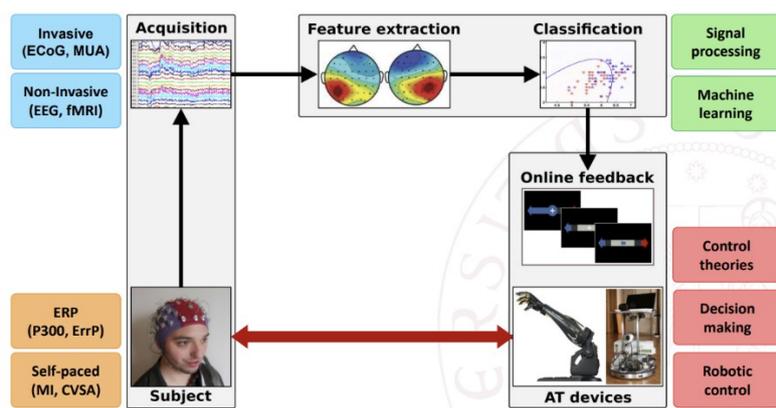


Figura 1.1: Principali componenti di un sistema brain-computer interface (BCI) ad anello chiuso ("closed loop")

Più nel dettaglio, il primo modulo è quello dell'acquisizione del segnale (*signal acquisition*), che permette di registrare l'attività cerebrale del soggetto durante l'esecuzione di una predefinita task mentale e convertirla in grandezze che ne permettano l'elaborazione. Le tecniche per la registrazione del segnale sono molteplici; in particolare per il caso di studio

riportato in questa tesi, si predilige l'impiego dell'EEG (elettroencefalogramma). Il secondo modulo riguarda l'elaborazione del segnale (*signal processing*), che consiste nel filtraggio (spaziale, temporale, ecc.), nell'eliminazione degli artefatti e nell'impiego di tecniche volte ad aumentare il rapporto segnale/rumore. L'obiettivo è quello di facilitare l'identificazione delle parti più significative del segnale e di conseguenza l'estrazione delle caratteristiche di interesse (*features*) di tali parti, che dovrebbero codificare al meglio l'intenzione del soggetto. Le *features* vengono successivamente impiegate nel modulo di classificazione (*classification* o *decisionmaking*) per ottenere, attraverso un modello (*decoder*) e algoritmi di machine learning (ad esempio Linear discriminant analysis, Support vector machine, Neural networks), la classificazione e l'identificazione del comando da eseguire. Infine, l'esecuzione vera e propria del comando, come ad esempio il movimento di un braccio robotico, di una sedia a rotelle o la selezione di una lettera in uno *speller*, fornisce un *feedback* all'utente, correlata alla sua attività cerebrale. Tra le principali tipologie di *feedback* che vengono impiegate nei sistemi BCI ci sono quelli visivi (come una barra o un pallino che si riempiono di un certo colore durante l'esecuzione del task), tattili e uditivi (la riproduzione di un suono la cui intensità varia secondo le performance dell'utente).

Proprio perché si ha a che fare con un sistema ad anello chiuso (*closed loop system*), in una BCI l'utente e il *decoder* sono in relazione reciproca l'uno con l'altro con l'obiettivo di acquisire il controllo ottimale del dispositivo esterno. Questo tipo di rapporto è definito con il termine *mutual learning*: l'utente deve adattarsi alla BCI, apprendendo come regolare i propri ritmi cerebrali grazie al *feedback* che riceve da essa e, contemporaneamente, il *decoder* deve migliorare nel tempo, attraverso processi di machine learning ad esempio, per far sì che i modelli matematici su cui si basa si adeguino nel modo migliore possibile all'attività cerebrale del soggetto.

1.2 METODI DI ACQUISIZIONE DEL SEGNALE

I principali approcci nell'acquisizione del segnale per le Brain-Computer Interface sono quello invasivo e non invasivo. Il primo prevede un'operazione chirurgica atta a penetrare i tessuti cerebrali con dei sensori per la registrazione dei segnali neuronali; il secondo, quello non invasivo, fa affidamento su metodologie differenti che non necessitano di chirurgia. A seconda del contesto un metodo può essere preferibile all'altro, noti i loro vantaggi e svantaggi: ad esempio una BCI invasiva presenta ottime caratteristiche di risoluzione temporale e spaziale, ma comporta un rischio di danneggiamento dei tessuti cerebrali (umani e/o animali) non trascurabile; per questo motivo le tecniche non invasive sono preferite nella maggioranza dei casi [3].

1.2.1 BCI INVASIVA

Nel caso di una BCI invasiva, dei micro-elettrodi vengono impiantati, chirurgicamente, il più vicino possibile alle sorgenti dell'attività neuronale per rilevare e registrare di tale attività, proveniente o da singoli neuroni, per la rilevazione di potenziali d'azione, o raggruppamenti di più unità dendritiche, localizzate in un raggio di 50-300 μm , per la registrazione di *local field potentials*.

L'impianto può dare luogo a fenomeni di infiammazione che, dopo poche settimane, possono rendere inefficienti gli array di micro-elettrodi impiegati. Proprio a causa del rischio non indifferente di danneggiare il tessuto o di provocare infezioni, la maggior parte delle ricerche condotte per mezzo di BCI invasive è stata sperimentata su animali oppure su pazienti che, a causa di particolari condizioni, dovevano già di per sé sottoporsi a un intervento di neurochirurgia [4].

1.2.2 BCI NON INVASIVA

Le tecniche per la BCI non invasiva invece non richiedono un intervento chirurgico. In base al tipo di tecnica di *imaging* utilizzata, vengono analizzati fenomeni diversi come variazioni del campo elettrico e magnetico dovute a segnali elettrochimici generati da neuroni, oppure variazioni nella risposta emodinamica.

La risonanza magnetica funzionale (fMRI, acronimo di *functional magnetic resonance imaging*) permette di misurare il flusso ematico nelle varie aree cerebrali attraverso rilevazioni delle variazioni del *blood oxygen level dependent* (BOLD signal). Il concetto alla base del funzionamento di questa tecnica è che quando una determinata regione del cervello

è coinvolta in un particolare processo mentale, si verifica un aumento della quantità di sangue che irrori i corrispondenti tessuti. La fMRI presenta un'ottima risoluzione spaziale, che permette di monitorare efficacemente l'attività neurale nel suo complesso e di riconoscere con precisione le sorgenti dei segnali. Purtroppo, la sua risoluzione temporale non è altrettanto buona [4].

La magnetoencefalografia (MEG) invece si basa sulla rilevazione di campi magnetici associati all'attività elettrica dei neuroni. Essa presenta un'elevata risoluzione spaziale e temporale. Tuttavia tali campi magnetici sono estremamente deboli, e ciò comporta delle problematiche: i campi magnetici esterni sovrastano il segnale celebrale, rendendo quindi impossibile la rilevazione senza una schermatura magnetica, inoltre l'apparecchiatura usata deve necessariamente essere molto sensibile per rilevare il segnale di interesse. Di conseguenza la magnetoencefalografia risulta essere molto costosa, il che ne riduce drasticamente la disponibilità e l'usabilità [5].

Infine l'elettroencefalogramma (EEG), che è la tecnica non invasiva maggiormente impiegata per l'implementazione delle *brain-computer interface*, misura l'attività elettrofisiologica corticale del cervello valutando le differenze di potenziale tra due o più elettrodi che si trovano sullo scalpo rispetto ad un elettrodo di riferimento. Il segnale rilevato si origina dai potenziali post-sinaptici dei neuroni piramidali presenti nella corteccia cerebrale [6]; questi neuroni sono capaci di attivarsi in modo sincronizzato e sono disposti perpendicolarmente alla superficie della corteccia, con i dendriti rivolti verso di essa e l'assone verso l'interno. La loro disposizione, le loro caratteristiche di attivazione e la lunga durata dei potenziali che essi generano li rendono ideali per generare un segnale sufficientemente ampio da essere rilevato sulla superficie dello scalpo. A causa dei diversi tessuti che il segnale deve attraversare e dello sbilanciato rapporto tra elettrodi e neuroni produttori l'attività celebrale, l'EEG è caratterizzato da una bassa risoluzione spaziale; inoltre il segnale stesso può facilmente presentare artefatti dovuti a sorgenti di rumore come il movimento dei muscoli facciali, degli occhi o l'interferenza di altre sorgenti elettriche, che è necessario vengano rimossi per una migliore indagine [6]. Tuttavia l'EEG presenta dei vantaggi non indifferenti rispetto alle altre tecniche di imaging: in particolare un basso costo e una alta risoluzione temporale (dell'ordine di decine di millisecondi) che risulta fondamentale per tutte le brain-computer interface, in quanto permette di rilevare variazioni nell'attività elettrica cerebrale tempestivamente.

1.3 PARADIGMI DI INTERAZIONE NELLA BCI

Le brain-computer interface possono essere classificate ulteriormente in base al tipo di interazione che l'utente ha con l'interfaccia, e del tipo di segnale di controllo. Vi sono due generali distinzioni, in particolare quella in sistemi endogeni o esogeni e quella in sistemi sincroni (detti "*cue-paced*") o asincroni (detti "*self-paced*") [1].

Quest'ultimi si differenziano poiché nel caso sincrono i segnali cerebrali vengono analizzati solo in precise finestre di tempo, predeterminate dal sistema. Ciò permette di rendere noto a priori l'*onset* dell'attività cerebrale riferito a un'azione specifica e anche di evitare la generazione di artefatti, dovuti ad esempio al movimento degli occhi o allo sbattere delle palpebre, i quali possono avvenire al di fuori delle finestre temporali. Mentre in quello asincrono i segnali cerebrali sono analizzati in modo continuo. In questo caso l'interazione utente-decoder risulta più naturale ma la complessità del sistema aumenta.

Nei sistemi di BCI endogeni, come nel caso di BCI basate sulla modulazione dei ritmi sensomotori [2] o sull'immaginazione del movimento, il soggetto è l'iniziatore del compito mentale che deve eseguire; infatti i segnali impiegati da BCI di questo tipo rientrano in quella che viene definita come la *self-paced activity*. Quindi non è necessario uno stimolo esterno, e per questo motivo tali sistemi sono anche definiti indipendenti, ovvero non dipendenti da uno stimolo esterno ma esclusivamente dal soggetto, che può operare di volontà. Tali sistemi si dimostrano molto utili nell'assistenza di soggetti che riportano problematiche che affliggono gli organi sensoriali. Tuttavia le BCI endogene mostrano alcuni svantaggi, come ad esempio il gran dispendio di tempo impiegato per il necessario allenamento dell'utente e del decoder, la necessità di un monitoraggio e registrazione del segnale EEG tramite un sistema multicanale per ottenerne una buona risoluzione e la possibile incapacità di alcuni soggetti di ottenere buone performances.

I sistemi di BCI esogeni, come suggerisce il nome, dipendono da uno stimolo esterno (visivo, uditivo o di altra natura ma rilevante per il soggetto), il quale suscita una risposta a livello cerebrale. I potenziali che si vengono a creare sono chiamati potenziali evocati, e si distinguono principalmente in P300 [7], *error potentials* [8,9] e *steady state visual evoked potential* (SSVEP) [10], che verranno successivamente approfonditi nella sezione 1.3.1.

Contrariamente alle BCI endogene, il vantaggio applicativo di sistemi di questo tipo è che necessitano di una mole molto minore di allenamento da parte del soggetto per raggiungere buone performance, anche in funzione di una configurazione semplice e veloce del segnale di controllo [1]. Anche in questo caso però si presentano delle problematiche, in particolare la necessaria attenzione permanente allo stimolo, che può oltretutto ulteriormente affaticare l'utente durante l'utilizzo.

1.3.1 I SISTEMI DI BCI ESOGENI

I sistemi di BCI esogeni sono basati su potenziali evocati da uno stimolo esterno. E' necessario fare una principale distinzione riferita al tipo di potenziale evocato, ossia tra quelli che presentano o meno una componente cognitiva. I potenziali evocati che presentano una componente cognitiva sono correlati a stimoli esterni significativi per il soggetto: ad esempio la P300, che si genera in presenza di un evento sorprendente [4] e gli *error potential*, che si manifestano quando il soggetto riconosce la presenza di un errore di qualche tipo. Quest'ultimi ovviamente non avranno luogo se lo stimolo in questione non provoca sorpresa o il riconoscimento di un errore. I potenziali evocati che non presentano componente cognitiva sono invece dati da attività cerebrali, derivanti dall'elaborazione di specifici eventi esterni, che non dipendono dal valore attribuito dal soggetto all'informazione portata dallo stimolo. Ad esempio, per i potenziali evocati visivi o uditivi, dei determinati flash o suoni susciteranno la stessa risposta cerebrale, purché siano percepiti.

Più in dettaglio si possono identificare 3 esempi principali di tipi di potenziali evocati:

- *La P300* è un potenziale evocato, che presenta componente cognitiva, rappresentato da un picco positivo di qualche microVolt, dopo circa 300 millisecondi dalla apparizione di uno stimolo infrequente o sorprendente di vario tipo (uditivo, visivo, somatosensoriale). Solitamente la P300 viene estratta dal segnale EEG eseguendo una media sulle ripetizioni dell'evento che la genera per evitare che l'EEG la sovrasti in ampiezza. Un metodo di rilevazione è quello tramite il paradigma dell'oddball, dove al soggetto viene presentata una sequenza di due eventi, uno più ricorrente dell'altro, e gli viene assegnato un compito di classificazione. Ciò susciterà una P300 per ogni evento raro. Oppure, un'altra applicazione tipica di una BCI basata su un potenziale evocato visivo P300 consiste nella selezione di simboli di una matrice: dove l'utente deve scegliere un determinato simbolo all'interno della matrice e contare quante volte la riga o colonna contenente tale simbolo viene illuminata.

Quando ciò avviene diverse volte, suscita una P300 ed è possibile per la BCI determinare il simbolo prescelto dall'utente [7].

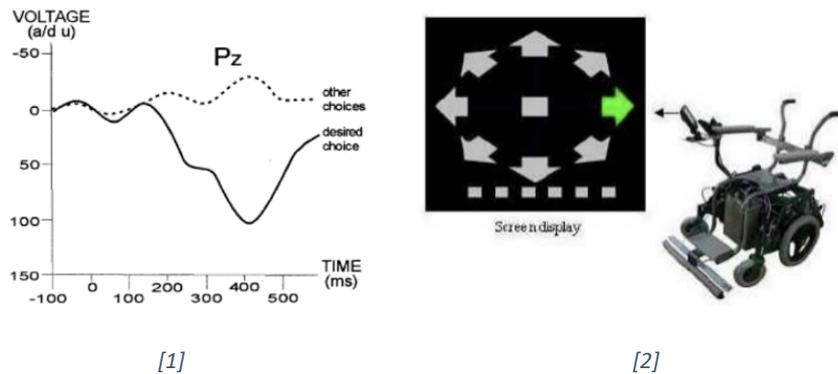


Figura 1.2: 1) Componente (P300) di un segnale in risposta ad uno stimolo visivo raro e significativo (modificato da [Kübler et al. 2001]). 2) La differenza di ampiezza nelle risposte ad uno stimolo più comune o più infrequente viene impiegata per determinare il target desiderato.

- Gli *Error potentials* si manifestano, in modo naturale, dopo un evento erroneo per il soggetto. Vi sono diverse tipologie di erro potentials a seconda della natura dell'errore: i *response errors* si generano in conseguenza a un'azione sbagliata compiuta dal soggetto, i *feedback errors* quando il riscontro che il soggetto riceve lo informa di una scelta sbagliata, gli *observation errors* nel caso si assista a un'azione errata su cui non si ha controllo, ed infine gli *interaction errors* che si genera, soprattutto nel caso delle BCI, quando l'utente e il sistema compiono due comandi diversi [8]. Gli error potentials sono generalmente caratterizzati da un alternarsi di picchi positivi e poi negativi a partire da 200 millisecondi dopo la rilevazione dell'errore. Tale alternarsi varia a seconda del tipo di errore che viene rilevato. Un'applicazione degli ErrP nella BCI è quella connessa ai metodi di *reinforcement learning* i quali prevedono il riconoscimento degli *interaction error potentials*. L'obiettivo è quello di permettere una correzione dell'azione e istruire il *decoder* su quale sia il comportamento ottimale da seguire, in relazione alle preferenze dell'utente [9].

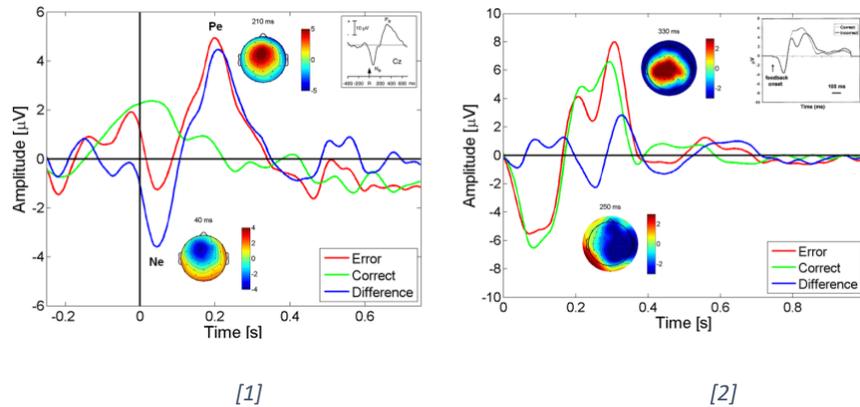


Figura 1.3: 1) Response error potential e 2) feedback error potential

- Gli *Steady-state visual evoked potentials* sono potenziali che vengono evocati quando il soggetto viene sottoposto ad alcuni tipi di stimoli visivi come flash su punti luminosi o pattern geometrici. Non presentano componente cognitiva e vengono quindi rilevati nella corteccia occipitale. Se lo stimolo visivo presenta una determinata frequenza fissa, lo SSVEP corrispondente tenderà ad assomigliare a una sinusoide con frequenza fondamentale uguale a quella di stimolazione, la quale risulta facilmente individuabile tramite analisi spettrale [10]. Tale caratteristica viene sfruttata nell'implementazione di BCI per la selezione di caselle o lettere. Ad esempio illuminando diverse caselle con frequenze diverse su un display è possibile determinare quale casella il soggetto stia guardando. Quindi BCI basate su SSVEP permettono al soggetto di concentrarsi sull'obiettivo fissandoci lo sguardo, mentre il sistema elabora i segnali cerebrali per poterlo riconoscere. Tuttavia, proprio perché il sistema richiede il movimento oculare, vi sono casi in cui esso risulta difficilmente applicabile, come nel caso dell'assistenza ai malati di sclerosi laterale amiotrofica (SLA), i quali, nei casi avanzati, perdono il controllo dei muscoli degli occhi.

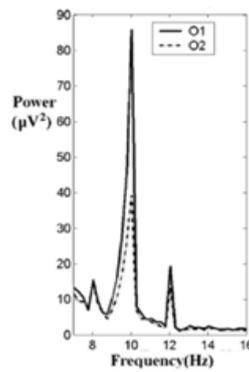


Figura 1.4: SSVEP localizzato ai canali O1-O2 generato da uno stimolo esogeno captato dal sistema visivo del soggetto (da [Kelly et al., 2005])

1.3.2 I SISTEMI DI BCI ENDOGENI

Contrariamente ai sistemi BCI basati su potenziali evocati, quelli che fanno affidamento sulla *self-paced activity* si dicono sistemi indipendenti ed endogeni poiché l'attività cerebrale, da cui derivano tali potenziali, è generata e controllata volontariamente dall'utente stesso senza ausilio di stimoli esterni: attraverso un allenamento basato su feedback neuronale (*neurofeedback*) egli/ella dovrebbe essere capace di attivare specifici pattern cerebrali e di modularne i ritmi (*brain waves*), che sono visualizzati tramite EEG. Il principale svantaggio di questi sistemi di BCI è proprio dato dal fatto che il controllo dei ritmi cerebrali, come ad esempio quelli sensorimotori, non è immediato e c'è il rischio di non riuscire a controllare alla perfezione la BCI nemmeno dopo mesi e mesi di allenamento. Tuttavia l'incipit volontario che genera il segnale e l'indipendenza del sistema rendono queste BCI più soddisfacenti per gli utenti.

Il processo di modulazione dei ritmi cerebrali può essere verificato attraverso l'analisi di fenomeni come *event-related desynchronization* (ERD) oppure *event-related synchronization* (ERS) delle bande di frequenza di interesse, definite in base al tipo di compito e di segnale di controllo richiesto all'utente. Ad esempio nel caso di un sistema BCI basato sul movimento spontaneo, o anche sulla sua immaginazione (*motor imagery*), vengono prevalentemente modulate, e di conseguenza analizzate, le bande μ (7-13 Hz) e β (13-30 Hz), detti anche ritmi sensorimotori. Questi due fenomeni sono associati al reclutamento locale dei neuroni per lo svolgimento di un determinato compito motorio, svolto in un periodo di "attività" (*activity period*) rispetto a un periodo di riposo e vengono espressi come incremento o decremento della potenza relativa del segnale EEG tra tali due periodi

[11]. In generale, la frequenza di oscillazione del segnale EEG dipende dal numero di neuroni che si attivano in maniera sincronizzata: maggiore è il numero di neuroni coinvolti, più ampio è il segnale che viene generato e inferiore è la frequenza. Un ERD rappresenta una desincronizzazione dell'attività neuronale dovuta al reclutamento dei neuroni per lo svolgimento di determinati compiti: è quindi associato a un'attivazione dell'area cerebrale che si sta considerando. Quello che si suppone accada è infatti che, quando i neuroni si trovano in uno stato di riposo, essi si sincronizzano gli uni con gli altri, producendo onde di ampiezza maggiore; nel momento invece in cui essi devono svolgere un determinato compito, perdono sincronia, provocando una diminuzione nell'ampiezza dell'onda considerata [12]. Conseguentemente l'ERS, che al contrario dell'ERD rappresenta una sincronizzazione nell'attività neurale, è associato a una disattivazione della specifica area cerebrale. Ad esempio nella *motor imagery* si può infatti osservare una desincronizzazione ERD della banda μ e β nell'emisfero controlaterale ed una sincronizzazione nell'emisfero ipsilaterale nelle stesse componenti in frequenza, similmente a quando il movimento viene svolto veramente [13].

Allo stesso modo i fenomeni di sincronizzazione e desincronizzazione sono particolarmente evidenti nella rilevazione delle onde α (8-14 Hz) al di sopra della corteccia occipitale: se la persona è rilassata e ha gli occhi chiusi, verranno rilevate onde α di grande ampiezza; nel momento, tuttavia, in cui il soggetto apre gli occhi, i neuroni di quella zona verranno reclutati nell'elaborazione degli stimoli visivi che catturano l'attenzione del soggetto, perdendo sincronia. E' stato dimostrato che la sincronizzazione dei ritmi α , nella regione pario-occipitale, richiama un meccanismo di tipo inibitorio nell'organizzazione spaziale retinotopica della corteccia visiva. In particolare, *Rihs et al. [2007]* [14] hanno dimostrato che questo comportamento è altamente selettivo e topograficamente specifico. Come per esempio, nel caso di due punti lateralizzati, si verifica una sincronizzazione, nella banda α , ipsilaterale per sopprimere gli stimoli irrilevanti nel lato non presidiato del campo visivo. Per questo motivo, negli ultimi anni sono stati investigati sistemi BCI basati sulla modulazione proprio delle onde α legate all'attenzione che il soggetto pone in una determinata area del campo visivo.

Sistemi basati sull'attenzione visiva spaziale si distinguono per il tipo di segnale di stimolo (esogeno o endogeno), per la relazione temporale con cui i dati vengono processati (sincrono o asincrono) e anche per la dipendenza, o indipendenza, dal movimento oculare. Questa tesi vuole enfatizzare i sistemi BCI basati sulla *Covert Visual Spatial Attention (CVSA)* che

rappresenta la capacità di focalizzare l'attenzione su un punto nello spazio senza movimenti oculari visibili.

1.4 BCI BASATA SUL PROCESSO DI CVSA

1.4.1 PSICOLOGIA E NEUROFISIOLOGIA DELL'ATTENZIONE VISIVA

Il sistema visivo umano è il canale principale per ricevere ed elaborare i segnali provenienti dall'ambiente esterno. In questo processo, il nostro sistema di attenzione svolge un ruolo cruciale, filtrando le informazioni irrilevanti ed enfatizzando quelle importanti in base al contesto. Due sono i meccanismi principe dell'attenzione visiva: l'orientamento e la rilevazione (o percezione) dei segnali esterni [15]. L'orientamento si riferisce alla direzione in cui si concentra l'attenzione. Gli stimoli che appaiono all'interno di una certa area del campo visivo, detta "riflettore attenzionale", tendono a essere elaborati più rapidamente e accuratamente rispetto al resto. L'individuazione, invece, si verifica quando il sistema attentivo si impegna con un segnale di ingresso, come uno stimolo o un bersaglio nel campo visivo.

L'orientamento dell'attenzione può essere classificato in due tipologie: *bottom-up* (guidato dallo stimolo) e *top-down* (diretto all'obiettivo) [16]. L'attenzione *bottom-up* è guidata da stimoli esterni, innescati da cambiamenti improvvisi nel campo visivo. Al contrario, l'attenzione *top-down* è guidata da un controllo cognitivo che consente di concentrarsi su una specifica posizione o caratteristica dell'immagine, anche in presenza di stimoli distraenti. L'interazione tra queste due modalità è essenziale per il normale funzionamento visivo nella vita quotidiana. Permettono di osservare e comprendere il contesto che ci circonda, mantenendo una vigilanza sensoriale ad eventi che risultano essere "fuori dall'ordinario", come nel caso in cui si percepisca il suono di un clacson o una luce sfarfallante. I due meccanismi sopra citati interagiscono in modo reciprocamente soppressivo, assicurando che l'attenzione sia diretta alla fonte più rilevante: ad esempio nel caso di uno stimolo esterno particolarmente rilevante l'attenzione *bottom-up* può interrompere il controllo mantenuto da quella *top-down* per processare le informazioni provenienti da tale stimolo; ma ugualmente input sensoriali guidati possono essere resi meno importanti a seconda dell'influenza dell'attenzione *top-down* sulla corteccia visiva [17,18]. Come per altri segnali neurofisiologici utilizzati nelle BCI (come gli *Slow Cortical Potentials* e i ritmi senso-motori, o SMR), il controllo dell'attenzione *top-down* rappresenta una modulazione volontaria e autonoma dell'attività cerebrale, indipendente da stimoli esteri. Quindi è ragionevole credere che possa esser utilizzata come segnale di controllo per una BCI.

Nel contesto di questa tesi si vuole investigare ulteriormente tale meccanismo di controllo dell'attenzione, senza avvalersi però di stimoli esogeni che possano catturare l'attenzione del soggetto. Si vuole quindi approfondire la ricerca per valutare anche un meccanismo di controllo dell'attenzione che sia endogeno oltre che volontario.

1.4.2 ATTUALI IMPLEMENTAZIONI E LIMITAZIONI

Data la complessità e la grande quantità di fattori che hanno capacità di influenzare i meccanismi dell'attenzione visuale, lo studio di una funzione che esula dal movimento oculare e dagli stimoli esogeni esterni risulta di grande interesse nel contesto dei sistemi delle interfacce uomo-macchina. Un sistema basato su tale funzione, ossia la *Covert Visual Spatial Attention* (CVSA), si dimostra infatti applicabile nella classificazione direzionale delle informazioni, risultando utile come strumento per il controllo di dispositivi di navigazione o per la composizione e comunicazione di messaggi tra utenti per esempio. Volgere volontariamente la propria attenzione in una specifica posizione nello spazio senza muovere gli occhi o la testa porta ad un miglior processamento delle informazioni presenti alla posizione interessata. Le aree visive precoci mostrano cambiamenti di attività organizzati retinotopicamente in accordo con la posizione frequentata e nella regione pario-occipitale si presenta una sincronizzazione o desincronizzazione della banda alfa: concentrando, in modo indiretto, la propria attenzione in una specifica area del campo visivo, si dovrebbe ottenere una sincronizzazione nella banda alfa nella regione cerebrale ipsilaterale alla zona posta sotto attenzione dal soggetto. La sincronizzazione infatti agisce come un meccanismo inibitorio per stimoli provenienti dallo spazio visivo al di fuori di quello in cui viene posta l'attenzione, ricalcando quello che è il processo del meccanismo top-down dell'attenzione visiva [14].

Inizialmente i principali studi sull'attenzione visuale-spaziale applicata alle BCI si basavano sull'attenzione di tipo diretto (*Overt Visual Spatial Attention*), ossia dipendente dallo sguardo. In un sistema ad anello chiuso tale dipendenza si può mostrare in due condizioni differenti. La prima nel caso di un'interfaccia che si affida a una stimolazione visiva, che dimostra come l'attenzione "diretta" sia capace di migliorare l'espressione di potenziali evocati in risposta a stimoli esterni, come per il paradigma del "*Matrix Speller*" o altre BCI che sfruttano segnali come i potenziali evento-relativi (ERP), SSVEP e VEP [19,21]. La seconda invece riguarda il caso di interfacce uomo-macchina che impiegano componenti endogeni, come la modulazione di ritmi cerebrali senso-motori, per le quali viene spesso

presentato un feedback di tipo visivo [20]. Questi paradigmi, per la grande maggioranza, presentano delle problematiche non indifferenti: sono basati su stimoli che possono dimostrarsi fastidiosi e affaticanti per i soggetti nel lungo periodo; la risposta da parte di questi è prevalentemente passiva; infine sono dipendenti dal movimento oculare o dal diretto direzionamento dell'attenzione. Tutto ciò rappresenta una limitazione in particolare per soggetti che presentano uno stadio avanzato di disabilità (i.e., *Locked-in State (LIS)* o *Complete Locked-in State (CLIS)*) dove non si può assicurare il controllo della direzione dello sguardo.

Perciò si è iniziato a studiare paradigmi basati sulla *Covert Visuospatial Attention (CVSA)*, indipendenti dallo sguardo ed in assenza di stimoli esterni. Negli ultimi anni un numero crescente di studi si è interessato alla modulazione dell'attività oscillatoria nella banda α (8-14 Hz) come plausibile segnale di ingresso delle BCI (visive in particolare) [22,24], utilizzando sistemi come l'elettroencefalogramma (EEG) e la magnetoencefalografia (MEG). Come precedentemente citato i cambiamenti nella potenza del segnale cerebrale nella banda α , dovuti agli spostamenti occulti dell'attenzione in diverse direzioni, hanno distribuzioni topografiche caratteristiche nei siti degli elettrodi occipitali. L'analisi offline dei dati provenienti da MEG ha replicato tali risultati [14] e ha dimostrato la possibilità di discriminare con successo e di predire arbitrariamente, fino a quattro diverse posizioni a cui l'utente può porre attenzione, a seconda della modulazione della potenza delle onde α nelle regioni parieto-occipitali del cervello. Inoltre è stato dimostrato che questi risultati si trasferiscono anche ai dati da EEG e che la coppia di direzioni meglio classificabili differisce sostanzialmente tra i partecipanti [23] ed è distinguibile con un elevato grado di accuratezza [24]. Scegliendo di analizzare direttamente il processo neurale che subordina la localizzazione (shift) dell'attenzione si possono ottenere alcuni vantaggi nei confronti dei tradizionali paradigmi basati sugli ERP: la stimolazione visiva continua viene resa superflua; viene riconosciuto che lo spostamento dell'attenzione verso una zona desiderata risulta più naturale e realistico rispetto, ad esempio, a contare il numero di istanze in cui un obiettivo viene illuminata. Infine si prospetta che una BCI basata sulle variazioni dell'attività neuronale oscillatoria nella banda α sia potenzialmente impiegabile in un paradigma di controllo asincrono dove l'iniziativa del comando deriva totalmente dall'utente, oltre a quelli attuali basati su ERP.

Tuttavia la maggioranza di questi studi sono stati caratterizzati da analisi offline di dati e, da quanto si evince dalla letteratura, pochi tentativi sono stati fatti applicando la CVSA come

segnale di ingresso per un'applicazione BCI in cui l'utente interagisce con il sistema in tempo reale (online) ricevendo un feedback immediato, sia con EEG che con MEG. Per questo motivo sviluppare un paradigma online che utilizza segnali e dati provenienti da EEG, allo scopo di ottenere un miglior controllo dell'attenzione visiva non palese, risulta essere la principale motivazione per questa tesi.

1.5 MOTIVAZIONE DELLA TESI

Negli ultimi anni, diversi studi hanno iniziato a esplorare i correlati neurali della CVSA utilizzando l'EEG, ma si riportano rari tentativi di utilizzo della CVSA per operazioni BCI in tempo reale [20]. Utilizzare la CVSA come segnale di controllo per le BCI offre molteplici benefici: la sua spontaneità, poiché non richiede l'immaginazione di movimenti ma l'esecuzione di un'azione attentiva di uso quotidiano, e la naturalezza del task, che ne suggerisce una elevata usabilità sia per utenti sani che per persone con disabilità. Inoltre, per gli utenti con disabilità gravi, la possibilità di rilevare dove l'attenzione è focalizzata senza fare affidamento sul controllo dello sguardo rappresenta un vantaggio cruciale.

Questa tesi si propone, quindi, di dimostrare la fattibilità di un sistema BCI endogeno e autonomo basato sulla CVSA, applicabile a paradigmi di analisi e valutazione "online", incontrando le esigenze di soggetti con sindromi o condizioni che limitano i normali movimenti corporei o oculari, o che ne producono di eccessivi. In particolare si vogliono affrontare tre aspetti chiave: (i) lo sviluppo e analisi di una metodologia per la rilevazione e classificazione della CVSA dai segnali EEG, (ii) lo sviluppo del sistema per il controllo online, (iii) la valutazione delle operazioni di tale sistema su soggetti e (iv) l'identificazione di possibili applicazioni della BCI basata su CVSA per utenti con disabilità.

Una BCI online basata su CVSA, fornendo un accesso diretto al sistema attentivo umano, potrebbe offrire a soggetti con sindromi o condizioni che limitano i normali movimenti corporei o oculari la possibilità di comunicare senza l'uso dei normali strumenti di conversazione, fornendo una modalità di interazione innovativa e inclusiva. Aprirebbe inoltre nuove prospettive, come nel campo della riabilitazione cognitiva, in cui potrebbe essere utilizzata non solo come canale di controllo per dispositivi assistivi, ma anche come strumento riabilitativo per il recupero da disabilità cognitive.

2 MATERIALI E METODI

In questo capitolo vengono riportate le informazioni di rilievo riguardo le metodologie di acquisizione e di analisi dei dati impiegate nel presente lavoro di tesi, il quale consiste nello sviluppo ed elaborazione, a partire dai dati EEG acquisiti, di una Brain-Computer Interface (BCI) basata sul fenomeno della *Covert Visuospatial Attention* (CVSA). L'obiettivo è quello di valutare la realizzabilità, fruibilità e precisione, in termini di apprendimento tra classificatore e utente, del controllo della BCI da parte di quest'ultimi.

Inizialmente viene spiegato cosa sia *Robot Operating System* (ROS), strumento utilizzato per realizzare l'interfaccia e l'ambiente dell'intero sistema BCI. Successivamente, in linea con la composizione di un sistema BCI descritta nel paragrafo 1.2, vengono illustrati gli aspetti inerenti al procedimento di acquisizione del segnale EEG, all'analisi dei dati raccolti durante le registrazioni, al modello di classificazione impiegato ed infine alle metriche adoperate per la valutazione delle performance e dell'apprendimento dell'utente su tale BCI.

2.1 IL SISTEMA ROS

ROS (*Robot Operating System*)¹ è un framework open-source, compatibile con vari linguaggi di programmazione (come Python e C++), utilizzato nel campo della robotica per facilitare lo sviluppo di applicazioni. E' utilizzato in una varietà di campi, come la robotica industriale, la ricerca, la robotica mobile e i droni, grazie alla sua capacità di gestire sistemi complessi in modo modulare ed efficiente. Non è un vero e proprio sistema operativo, ma piuttosto una piattaforma che offre una serie di strumenti, librerie e convenzioni per semplificare la progettazione e l'integrazione di sistemi robotici complessi.

ROS è caratterizzato da un'architettura basata sulla creazione di pacchetti; una progettazione, quindi, che permette di creare sistemi modulari suddividendo le funzionalità in componenti indipendenti chiamati nodi. Ogni nodo svolge un compito specifico (ad esempio, percezione, controllo) e comunica con altri nodi attraverso *topic*, servizi o azioni. Un esempio illustrativo per aiutare a comprendere meglio l'architettura in ROS è quella di un grafo dove ogni nodo del grafo è specializzato in una funzione e gli archi ne rappresentano la comunicazione.

¹ <https://www.ros.org/>

Negli anni, a partire dal 2010, sono state sviluppate varie versioni di ROS, in particolare la versione utilizzata in questo lavoro di tesi è ROS *Noetic Ninjemys*, rilasciata nel 2020, supportata da un sistema operativo Linux con interfaccia Ubuntu 20.04.

2.1.1 LE COMUNICAZIONI IN ROS

Le comunicazioni in ROS (*Robot Operating System*) si basano su un'infrastruttura di messaggistica che permette a vari nodi (processi separati) di interagire tra loro. I messaggi sono strutture dati predefinite. Ogni tipo di messaggio è specificato in un file `.msg`, salvato all'interno di ogni pacchetto, che definisce i campi del messaggio, ossia i tipi di informazioni o dati che può trasmettere, come interi, stringhe, valori logici e così via. Dunque la comunicazione può avvenire in modo asincrono tramite *topic* o in modo sincrono tramite servizi (figura 2.1):

1. I *topic (Pub/Sub)* permettono a due nodi di scambiarsi dati in modo asincrono tramite un meccanismo di pubblicazione/sottoscrizione (*publish/subscribe*). Ogni *topic* è identificato da un nome e dal singolo tipo di dato pubblicato (ad esempio, immagini, dati di sensori, ecc.). Per meglio comprendere il ruolo dei *topic* possiamo prendere in esempio un nodo che gestisce una telecamera. Esso può pubblicare immagini su un *topic*, e altri nodi possono sottoscrivere a quel *topic* per ricevere e processare le immagini.
2. I servizi (*service*) permettono una comunicazione sincrona tra nodi, ossia una comunicazione basata su una strategia di richiesta/risposta simile a una chiamata a funzione remota. Un nodo, noto come “*server*”, offre un servizio che consiste nell'eseguire una determinata azione o calcolo in risposta a una richiesta inviata dal nodo “*client*”. Tale comunicazione avviene tramite messaggi di richiesta e di risposta. Una volta eseguito il servizio, il nodo *server* risponde a sua volta con un messaggio di risposta. Ad esempio un robot potrebbe avere un servizio per ottenere la sua posizione corrente; quando un *client* chiama questo servizio, il *server* risponde restituendo le coordinate attuali.

Nell'architettura di ROS è presente anche un nodo *Master*. Il ROS *Master* è il nodo centrale che coordina la comunicazione tra gli altri nodi, tenendo conto di quelli attivi e facilitando la

creazione delle connessioni tra i *publisher* e i *subscriber*, o tra i *client* e i *server*. Il Master non è coinvolto direttamente nello scambio dei dati, ma permette ai nodi di scoprire gli altri nodi e stabilire le connessioni.

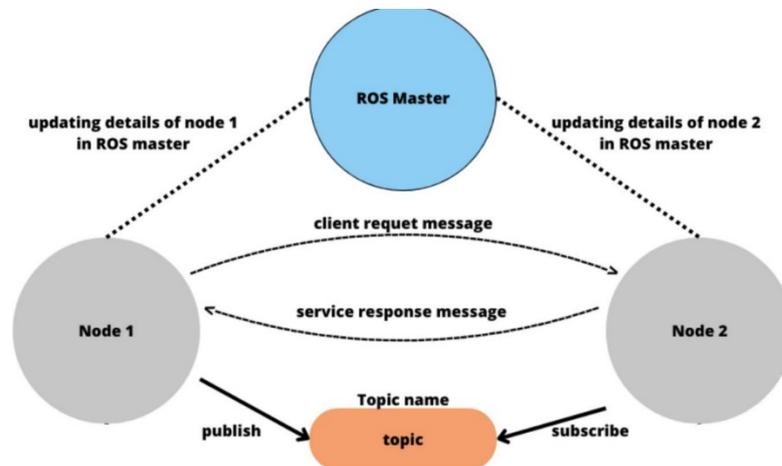


Figura 2.1: Rappresentazione delle possibili comunicazioni in ROS tra due nodi: una comunicazione che prevede che il Node 1 pubblichi messaggi su un topic a cui il Node 2 si iscrive per riceverli, ed una basata sulla funzione servizio-cliente. In quest'ultimo tipo di comunicazione il Node 1 spedisce un messaggio di richiesta (client request message) al Node 2 che lo elabora e spedisce a sua volta un messaggio di risposta (service response message) alla richiesta.

2.1.2 ROS-NEURO

ROS-Neuro² è un framework open-source basato su ROS progettato per facilitare lo sviluppo di applicazioni nell'ambito della neuro robotica, in particolare le BCI (Brain Computer Interface). Il framework sviluppato permette l'integrazione tra le tecnologie delle BCI e l'ecosistema di ROS, consentendo la gestione di segnali neurali in tempo reale, come quelli derivanti da un'elettroencefalografia (EEG), e la loro elaborazione per il controllo di dispositivi esterni come robot o protesi. Come per ROS, la comunicazione tra nodi avviene attraverso *topic*, su cui vengono pubblicati e ricevuti messaggi, o attraverso un servizio per cui viene richiesta una specifica azione da parte di un nodo client.

² <https://github.com/rosneuro>

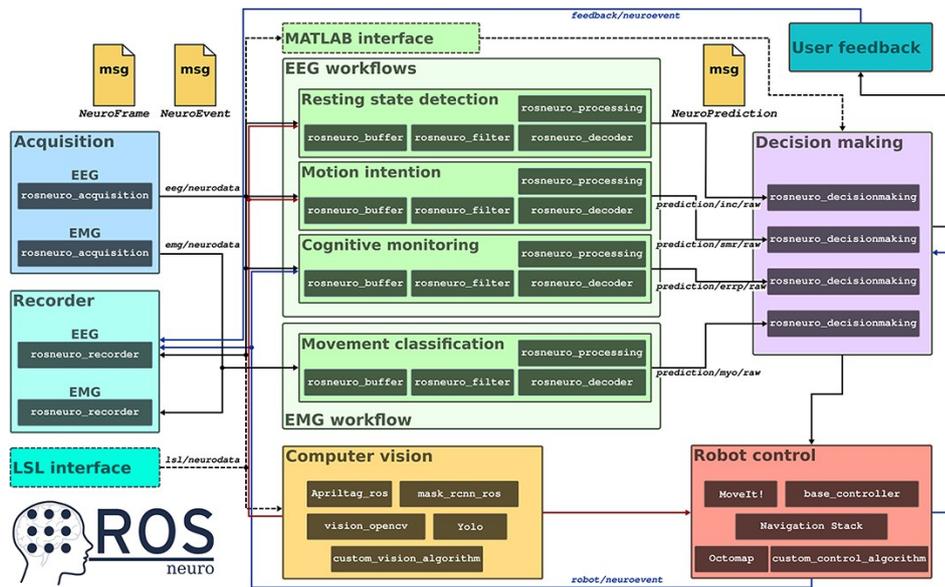


Figura 2.2: La figura riporta la versione corrente dell'ambiente ROS-Neuro (<https://github.com/rosneuro>)

Grazie alla sua modularità e scalabilità ROS-Neuro, permette a gruppi di ricerca di aggiungere facilmente nuovi algoritmi o moduli per specifiche operazioni senza modificare l'intero sistema. In questo modo è possibile creare dei pacchetti specifici che ricalchino i procedimenti che avvengono generalmente nel flusso di lavoro di un'interfaccia neurale ad anello chiuso, descritti nella sezione 1.1.

2.1.2.1 IL MODULO DI ACQUISIZIONE: ROSNEURO_ACQUISITION

Il pacchetto *rosneuro_acquisition* è progettato per acquisire dati neurofisiologici in tempo reale da dispositivi come EEG, MEG o altri tipi di sensori per mezzo della comunicazione tra questi e un nodo di ROS configurabile secondo le specifiche del dispositivo (*plugins*). In questo lavoro di tesi il dispositivo utilizzato è registrato come un "eegdev". Per il funzionamento del nodo di acquisizione è necessario creare un file *launcher* che contenga l'inizializzazione del nodo e dei parametri utili all'acquisizione come il *driver* e il *plug-in* del dispositivo, il numero di canali impiegati e la frequenza di campionamento. Quando il nodo di acquisizione viene inizializzato, il segnale cerebrale viene raccolto in segmenti, detti *chunk*, di dimensione [*samples x channels*] dove i *samples* sono campioni del segnale registrato in un determinato istante, nel nostro caso di segnale EEG. La dimensione dei *chunk* è modificabile arbitrariamente ed è strettamente correlata con il *frame rate* con cui il nodo pubblica messaggi di tipo *NeuroFrame* sul topic */neurodata*. Nel caso di questo esperimento, è data una frequenza di campionamento (o acquisizione dei dati

dall'amplificatore) pari a 512 Hz e un *frame rate* di 16 Hz, quindi il valore di *samples* è pari a 32.

Prima dell'inizio dell'esperimento, viene inizializzato un nodo di visualizzazione appartenente al pacchetto *rosneuro_visualizer*³ che visualizza i messaggi di tipo *NeuroFrame* pubblicati sul *topic /neurodata* e consente di applicare filtri spaziali come *Common Average Reference*, di selezionare canali specifici, di ingrandire o ridurre la finestra di visualizzazione e di filtrare i dati in ingresso per mezzo di filtri *butterworth* passa-basso e passa-alto di ordine 2. In particolare, in questo caso, il nodo permette di visualizzare l'evoluzione temporale dei dati EEG e il segnale viene filtrato tra 2-40 Hz e visualizzato ad un'ampiezza di 100 μ V. Durante la visualizzazione del segnale viene chiesto all'utente di svolgere alcune azioni che producono artefatti nel segnale. Ciascuna di queste azioni mostra un'attività elettrica diversa:

- Digriagnare i denti: Il movimento muscolare della mascella genera un'attività elettrica, nota come EMG (elettromiografia), che può interferire con l'EEG. Chiedere all'utente di digriagnare i denti aiuta a identificare la frequenza e l'aspetto di questo tipo di artefatto per poterlo successivamente filtrare.
- Sbattere le palpebre: Il movimento oculare e le contrazioni muscolari associate agli occhi generano artefatti detti EOG (elettrooculografia), che possono essere particolarmente forti nelle derivazioni frontali del segnale EEG. Riconoscere questo artefatto consente di correggerlo o escluderlo durante l'analisi dei dati.
- Chiudere gli occhi: Quando l'utente chiude gli occhi, si osserva un aumento dell'attività nella banda alfa (8-14 Hz) in specifiche regioni del cervello, soprattutto nelle aree occipitali. Questo fenomeno viene utilizzato per controllare che l'EEG stia rilevando correttamente l'attività cerebrale e per distinguere l'attività alfa naturale da possibili disturbi o artefatti.
- Rilassarsi: Questa richiesta serve a ridurre il rumore generato da tensioni muscolari, che possono influenzare il segnale EEG. Un utente rilassato riduce l'EMG e aiuta a ottenere un segnale cerebrale più pulito.

In questo modo viene controllata la capacità, da parte del sistema di acquisizione, di acquisire correttamente il segnale EEG rilevando eventuali fonti di artefatti o interferenze.

³ https://github.com/rosneuro/rosneuro_visualizer

2.1.2.2 IL MODULO DI REGISTRAZIONE: ROSNEURO_RECORDER

Rosneuro_recorder è un pacchetto utilizzato per registrare e memorizzare i dati neurofisiologici acquisiti in modo da poterli successivamente analizzare. Esso mette a disposizione un nodo capace di leggere i messaggi di tipo *NeuroFrame* e *NeuroEvent* pubblicati sui topic */neurodata* e */events/bus*, ed in seguito salvarli all'interno di un file di formato BDF o GDF la cui struttura viene determinata una volta avviato il nodo di registrazione, ossia quando esso spedisce una richiesta al servizio */acquisition/get_info*. I messaggi *NeuroFrame* contengono dati grezzi del segnale, mentre i messaggi *NeuroEvent* contengono informazioni e metadati associati agli eventi, che vengono codificati secondo un numero identificativo (tabella 2.1). In questo lavoro di tesi vengono utilizzati file in formato GDF poiché i metadati associati agli eventi sono supportati solamente da file di questa tipologia.

2.1.2.3 IL MODULO DI PROCESSING: PROCESSING_CVSA

Una volta acquisiti, i dati del segnale vengono gestiti da un modulo di *processing*, in questo caso "*processing_cvsa*". Esso riceve i messaggi pubblicati sul topic */neurodata* e accumula i dati del segnale EEG all'interno di un buffer circolare inizialmente vuoto. Una volta riempito il buffer, i dati contenuti vengono processati in tempo reale e poi pubblicati sul topic */cvsa/features*. In questo lavoro di tesi, il nodo di processing calcola la potenza logaritmica del segnale in 6 bande di frequenza comprese tra 8-18 Hz. Per una più approfondita trattazione si rimanda alla sezione 2.4.

2.1.2.4 IL MODULO DI CLASSIFICAZIONE: QDA_CVSA E ROSNEURO_INTEGRATOR

I dati del segnale processati sono di seguito raccolti e classificati per mezzo di un nodo di ROS, appartenente al pacchetto *qda_cvsa* creato appositamente per eseguire una classificazione con un modello di *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA) allenato precedentemente in modalità asincrona. Il nodo riceve dati dal topic */cvsa/features*, esegue una predizione con il modello correlato e pubblica le così dette "*raw_probabilities*" sul topic */cvsa/neuroprediction*. Esse rappresentano i valori probabilistici non elaborati che indicano quanto una classe sia "probabile" secondo il modello di classificazione. Queste probabilità

possono essere utili, ad esempio, per calcolare ulteriori metriche di *performance* o per applicare eventuali soglie di confidenza prima di determinare la classe finale decodificata.

Le probabilità grezze (*raw probability*) sono usate come input per un pacchetto di integrazione della classificazione nel tempo. Questo pacchetto è *rosneruo_integrator* e fornisce un'interfaccia generica per integrare i messaggi di tipo *NeuroOutput* e accetta *plugin* che possono essere sviluppati in modo indipendente e caricati dinamicamente. Nell'ambito di questo lavoro di tesi l'integratore utilizzato è di tipo *Buffer* che immagazzina i dati acquisiti per una durata definita dall'operatore e, solo quando è pieno, ne elabora l'integrazione. Il nodo contenuto nel pacchetto si iscrive al *topic /cvsa/neuroprediction/raw* per leggere le *raw probabilities* ed utilizzarle per riempire il *buffer* d'integrazione in base alla classe codificata come la più probabile. Inoltre il nodo si iscrive anche al *topic /events/bus* per leggere i messaggi (*event_msgs*) riferiti ai "neuro-eventi" relativi alle fasi di un *trial*, in modo da poter inizializzare l'integrazione delle *raw probabilities* solo durante il *continuous feedback*, grazie ad un servizio di "reset" dell'integratore stesso. Tale servizio di *reset* assicura che le probabilità dell'integratore siano riportate allo stato iniziale ad ogni *trial* e quindi che il segnale di controllo non sia affetto da *bias* particolari per una delle due classi. Infine il nodo integratore pubblica sul *topic /cvsa/neuroprediction/integrated* le probabilità integrate che vengono calcolate come percentuale delle classi presenti nel *buffer* d'integrazione. Per ulteriori approfondimenti sezione 2.5.3.

2.1.2.5 IL MODULO DI FEEDBACK: FEEDBACK_CVSA

Per ottenere un segnale di controllo, o un riscontro dello stesso, viene impiegato un altro pacchetto di ROS-Neuro specifico per la riproduzione di *feedback*: per la BCI sviluppata in questo lavoro di tesi ne è stato creato uno apposito chiamato "*feedback_cvsa*", di cui è fornita una descrizione più completa alla sezione 2.6. Il nodo di ROS a disposizione configura la riproduzione di due tipi di *feedback* per ogni *trial*: uno sonoro ed uno visivo, dipendenti dai messaggi pubblicati sul *topic /cvsa/neuroprediction/integrated*, a cui il nodo si iscrive. Il primo avviene durante l'esecuzione del *trial*, il secondo dopo la sua conclusione.

All'interno di questo modulo vengono anche determinati i codici identificativi di ogni *neuroevento* pubblicato sul *topic events/bus*, riportati nella tabella 2.1. Ciò permette al sistema di aggiornare lo stato del protocollo visivo (sezione 3.2) ogni volta che il messaggio

contenente un nuovo codice viene pubblicato. Il nodo permette la visualizzazione di alcuni elementi grafici, in una finestra ridimensionabile, grazie alla libreria grafica *neurodraw*⁴.

Tabella 2.1: Ogni evento appartenente al singolo trial viene riconosciuto, nell'ambiente di ROS-Neuro, attraverso un codice specifico predeterminato. I codici relativi agli eventi che rientrano nello svolgimento del trial sono solitamente di 3 cifre, quelli che indicano l'inizio del trial di 1 cifra e quelli che segnalano la fine di una fase di 6 cifre, poiché sono definiti come Off sommato al codice dell'evento che si conclude.

Evento di riferimento	Trigger
Start	1
Fixation	786
Cue	[730, 731]
Continuous Feedback	781
Hit	897
Miss	898
Timeout	899
Off	32768
Start Eye calibration	2

⁴ <https://github.com/neurorobotics-iaslab/neurodraw>

2.2 IMPLEMENTAZIONE DELLA BCI

La figura 2.3 illustra schematicamente come siano strutturate le comunicazioni dei singoli moduli all'interno dell'anello chiuso sviluppato per questo lavoro di tesi. La BCI sviluppata è composta da moduli di acquisizione, registrazione, processing, classificazione e feedback tra loro indipendenti. Il modulo di processing è realizzato in due versioni che attuano la medesima analisi ma differiscono per il linguaggio di programmazione utilizzato a seconda della fase del protocollo sperimentale (sezione 3.3): una versione è basata sul software MATLAB (*Matlab R2024a, The Mathworks Inc., Natick, Massachusetts, USA*), per la fase di allenamento e test offline, l'altra è implementata tramite il linguaggio C++, per la fase di valutazione online. I processi di acquisizione, registrazione e feedback sono implementati completamente tramite il linguaggio C++, mentre il modulo di classificazione impiega codici in Python per la classificazione delle probabilità grezze ed in C++ per l'attuazione del framework di accumulazione.

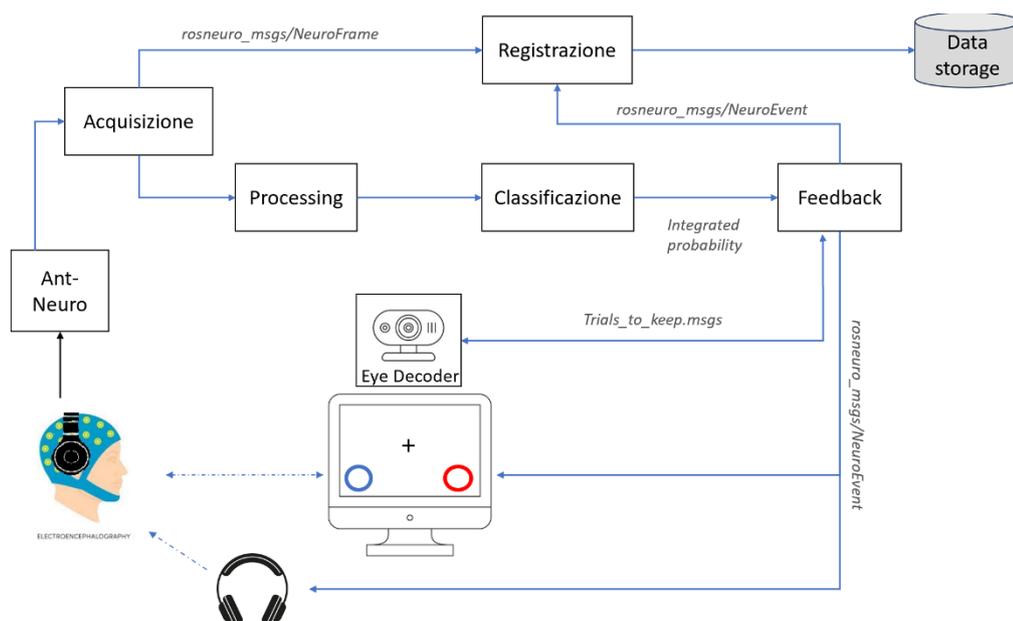
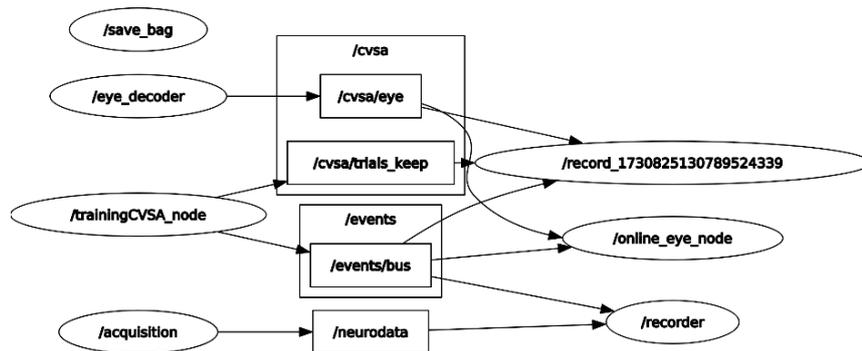
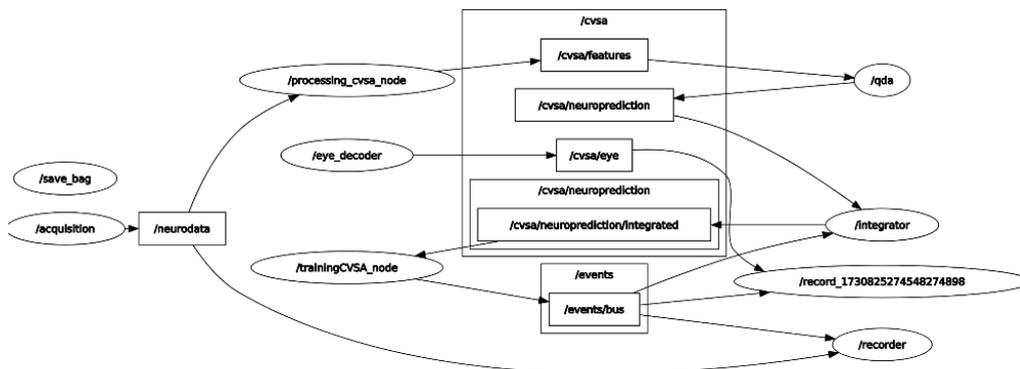


Figura 2.3: Rappresentazione schematica del sistema BCI ad anello chiuso sviluppato. Sono riportati i moduli, i loro collegamenti per le comunicazioni e i dispositivi impiegati nel setup sperimentale come la cuffia, l'amplificatore di produzione Ant-Neuro, la videocamera e il monitor su cui viene riprodotto il paradigma. I sample acquisiti del segnale vengono registrati in file di tipo GDF contenenti anche una struttura (header) in cui sono salvate le informazioni di durata, posizione e tipologia dei neuro-eventi determinati dal pacchetto di feedback, in seguito all'elaborazione e classificazione del segnale. Il modulo di feedback produce due tipi di feedback: uno sonoro, riprodotto dalle cuffie vestite dall'utente, ed uno visivo che appare sul monitor. Inoltre la comunicazione tra modulo di feedback e videocamera avviene per mezzo di un servizio di selezione di trial in cui non è presente movimento oculare.

Per assicurarsi che i nodi dei moduli utilizzati siano attivi e sincronizzati, il pc master compila degli script ROS di tipo *launch*, ossia file di configurazione XML che contengono i parametri iniziali standard per ogni pacchetto e le chiamate per avviare e configurare i nodi necessari. Per l'esperimento in esame sono stati creati due file *launchers*, uno per la fase di *calibration* e uno per la fase di valutazione *real-time* del modello. Alcuni dei parametri definiti all'interno di file launchers sono modificabili, ciò rende il protocollo adattabile alle caratteristiche e alle capacità del soggetto in esame, ad esempio è possibile cambiare i valori di soglia per la classificazione del task e la dimensione del buffer dell'accumulatore nella fase di valutazione.



[a]



[b]

Figura 2.4: Rappresentazione per grafi delle comunicazioni tra i nodi configurati durante le fasi di acquisizione in calibration [a] e di test in real-time [b]. In [a] non è presente il modulo di classificazione poiché questi dati vengono usati per addestrare il classificatore a posteriori, mentre è presente la chiamata al servizio /trials_keep dovuta al tracking del movimento delle palpebre da parte del nodo eye_decoder. Contrariamente, nel grafo [b] si può vedere che i nodi qda e rosneuro_integrator, appartenenti al modulo di classificazione, sono attivi e che il nodo eye_decoder non comporta ulteriori chiamate a servizi per selezionare o scartare trial durante l'esecuzione dell'esperimento; ma i trial verranno scartati durante lo studio offline.

2.3 LE ACQUISIZIONI

L'esperimento consiste nello svolgere un task di CVSA: dirigere l'attenzione, senza muovere lo sguardo, verso una delle due posizioni predefinite. Una classificazione di task di questo tipo attraverso una BCI viene fatta solitamente tramite metodi di registrazione/acquisizione non-invasivi come la risonanza magnetica funzionale (fMRI) [25], spettroscopia funzionale nel vicino infrarosso (fNIRS), magnetoencefalografia (MEG) [26] o elettroencefalogramma (EEG) [19,20]. In questo caso si predilige la registrazione mediante EEG.

Durante gli esperimenti condotti in questo lavoro di tesi è stato usato lo stesso tipo di setup per tutti i soggetti per l'acquisizione dei segnali elettroencefalografici per mantenere coerenza tra le differenti sessioni.

2.3.1 IL SETUP SPERIMENTALE

Per sostenere l'esperimento in questione gli utenti vengono fatti sedere su una sedia rigida e fissa (senza rotelle) e posti di fronte ad un monitor con sfondo neutro su cui viene riprodotto il paradigma visivo descritto al paragrafo 3.2. Lo schermo è appoggiato su un ripiano stabile, ad una distanza fissa di 70 cm dagli occhi dell'utente, in modo che quest'ultimo possa vedere completamente e comodamente lo schermo, senza necessità di muovere la testa o lo sguardo.

Per tenere sotto controllo il movimento oculare, evento che si deve evitare durante lo svolgimento degli esperimenti, viene adoperata anche una videocamera, posta sul lato inferiore del monitor e rivolta verso l'utente. Essa funziona come *eye tracker* ossia come dispositivo che identifichi, seppur in modo approssimativo, la posizione degli occhi dell'utente ed eventuali movimenti delle pupille o delle palpebre.

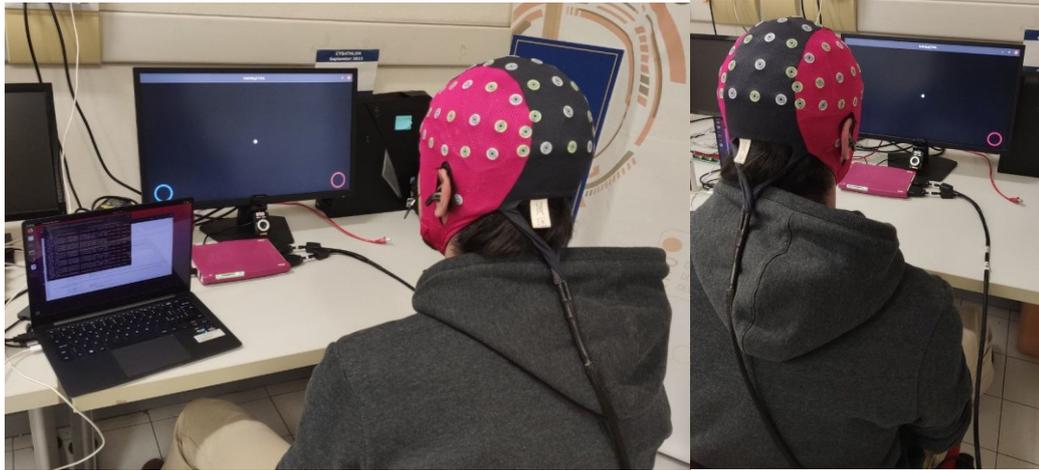


Figura 2.5: La figura mostra l'organizzazione del setup sperimentale durante l'esecuzione di un trial da parte di un soggetto. La cuffia Ant Neuro "waveguard™ original" è collegata direttamente ad un amplificatore, connesso a sua volta via cavo USB al Pc Master. Durante l'esecuzione del trial la videocamera, posta sotto al monitor, è attiva e nel monitor vengono visualizzati gli elementi grafici che compongono il layout dell'esperimento e che seguono le fasi che compongono il trial. Il soggetto indossa inoltre delle cuffie bluetooth per ricevere un feedback sonoro.

Agli utenti viene fatta indossare una cuffia (ANT Neuro "waveguard™ original"), a sua volta collegata ad un amplificatore utilizzato per filtrare e registrare il segnale EEG. Come riportato in figura 2.5: amplificatore, monitor e videocamera sono collegati, con cavi schermati, ad uno stesso computer portatile che viene utilizzato come master. I dati registrati dal sistema EEG vengono archiviati e salvati su dei file in formato GDF. In seguito vengono elaborati attraverso il modulo di *processing*, ed infine, in base alla classe risultante dalla integrazione del segnale decodificato, viene riprodotto un *feedback*, sia visivo sul monitor che sonoro per mezzo di auricolari connessi tramite *Bluetooth* al Pc.

Il posizionamento della cuffia, e di conseguenza degli elettrodi sul capo, viene determinato in base a dei parametri di lunghezza dipendenti dalla dimensione e dalla voluminosità del cranio dell'utente. Gli elettrodi di interesse sono 39 e risultano essere quelli presenti nella zona parieto-occipitale e centrale del cranio (figura 2.8).

Per assicurarsi della pulizia del segnale, una volta indossata la cuffia, viene chiesto all'utente di compiere delle azioni come digrignare i denti, sbattere le palpebre, chiudere gli occhi e rilassarsi per valutare e rilevare i cosiddetti artefatti, che sono segnali indesiderati che provengono da fonti diverse dall'attività cerebrale e possono interferire con la qualità dei dati raccolti.

2.3.2 LA STRUMENTAZIONE

Per lo svolgimento degli esperimenti è stato utilizzato un equipaggiamento standard per l'acquisizione del segnale EEG, mostrato in figura 2.6: il segnale viene registrato attraverso un amplificatore a 39 canali, su 64 disponibili, con frequenza di campionamento di 512 Hz (*eego™ 64 amplifier*, Ant-Neuro, Amsterdam, Paesi Bassi), che filtra automaticamente il segnale con un filtro passabasso ad una frequenza di *cut-off* di 200 Hz.

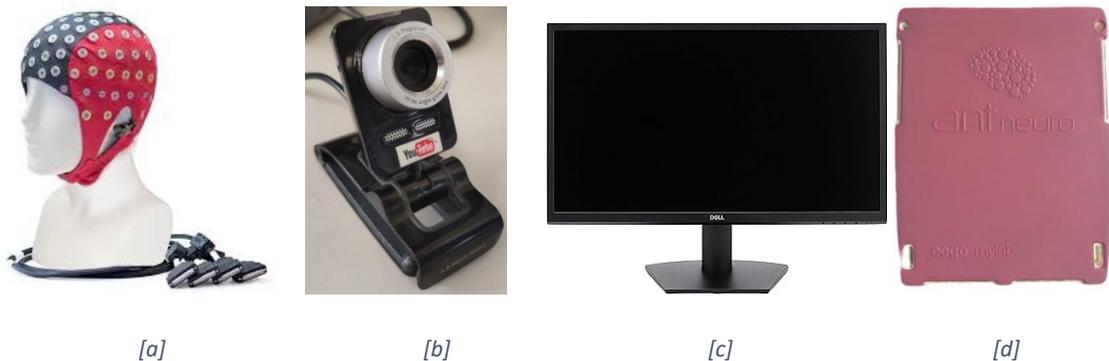


Figura 2.6: Dispositivi impiegati nel setup sperimentale: [a] cuffia ANT Neuro “waveguard™ original”, [b] videocamera Philips, modello spc625nc, 480p, 30 fps, risoluzione 1.3MP, [c] monitor Dell 24” Full HD (1080p) 1920 x 1080 (VGA: 60 Hz, HDMI: 75 Hz), [d] Ant-Neuro eego mylab 64 amplifier⁵

L'amplificatore è collegato, via cavi schermati, ad una cuffia ANT Neuro “waveguard™ original” che presenta un sistema di 64 elettrodi d'argento o argento clorurato (Ag/AgCl) con montaggio referenziale, ossia dove ogni elettrodo attivo viene confrontato con un elettrodo di riferimento comune, ossia uno posto su una posizione specifica del cuoio capelluto. Gli elettrodi sono posizionati sulla superficie del cranio secondo la convenzione internazionale 10-20 (figura 2.7) che riferisce le distanze tra coppie di elettrodi come una percentuale (10% o 20%) dell'interezza della distanza tra due punti cranici di riferimento quali “inion” (prominenza alla base dell'osso occipitale) e “nasion” (attaccatura superiore del naso): ad esempio gli elettrodi fronto-polari sono collocati al 10% (3-4 cm) della distanza inion-nasion, sopra le sopracciglia, i frontali vengono collocati sulla stessa linea dei fronto-polari, più sopra del 20%, poi vengono i centrali (+20%), ed infine i parietali (+20%) e gli occipitali (+20%), con questi si arriva al 90% della distanza inion-nasion, ad una distanza del 10% dall'inion [28].

⁵ <https://www.ant-neuro.com/products/eego-64>

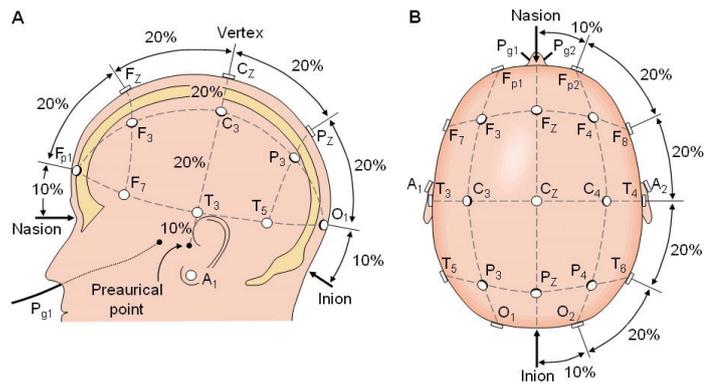


Figura 2.7: Sistema Internazionale 10-20 per la disposizione degli elettrodi sullo scalpo

Le posizioni degli elettrodi selezionati sono state scelte in base alla letteratura (canali pario-occipitali, specifici della CVSA), per agevolare l'analisi di artefatti oculari (canali frontali) e per analisi future allo studio riportato in questa tesi (canali centrali), in particolare: 'FP1', 'FP2', 'F3', 'FZ', 'F4', 'FC1', 'FC2', 'C3', 'CZ', 'C4', 'CP1', 'CP2', 'P3', 'PZ', 'P4', 'POZ', 'O1', 'O2', 'EOG', 'F1', 'F2', 'FC3', 'FCZ', 'FC4', 'C1', 'C2', 'CP3', 'CP4', 'P5', 'P1', 'P2', 'P6', 'PO5', 'PO3', 'PO4', 'PO6', 'PO7', 'PO8' e 'OZ', come si può vedere in figura 2.8.

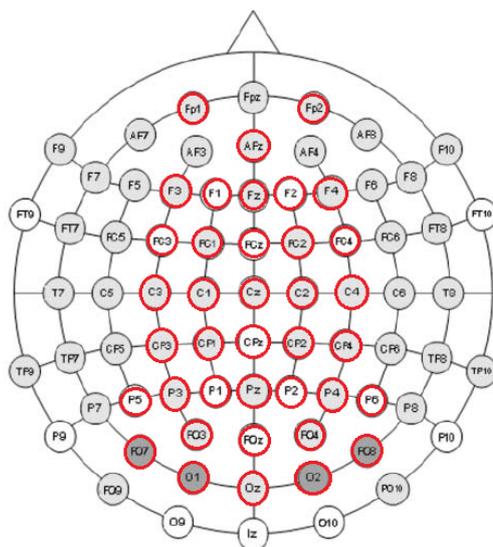


Figura 2.8: Generale disposizione di elettrodi in un sistema di acquisizione da 64 canali. In rosso sono evidenziati gli elettrodi che vengono utilizzati per l'esperimento: 38 elettrodi sul cranio, di cui Afz è impostato come Ground (elettrodo di riferimento), a cui si aggiunge l'elettrodo usato per registrare le EOG, posto al di sotto dell'occhio sinistro.

Per garantire una buona registrazione viene impiegato un gel elettroconduttore applicato sul capo dell'utente in corrispondenza delle posizioni degli elettrodi, in modo da evitare

l'insorgere di rumore nel segnale per alte impedenze (maggiori di 30 k Ω) o resistenze risentite dagli elettrodi nel contatto con i capelli o la pelle dell'utente.

2.3.3 LA GESTIONE DEGLI ARTEFATTI CORRELATI AGLI OCCHI

I dati di artefatto da elettrooculogramma (EOG) e della posizione, in coordinate spaziali, di elementi facciali rilevanti all'esperimento (come la punta del naso e gli occhi) sono registrati e salvati per verificare che il soggetto stia svolgendo il task richiesto in modo corretto senza muovere lo sguardo, in modo volontario o involontario, poiché altrimenti il segnale ottenuto risulterebbe influenzato da fenomeni che si differenziano dalla CVSA.

2.3.3.1 GLI ARTEFATTI DA MOVIMENTO OCULARE

Gli EOG sono registrati, in parallelo, tramite un elettrodo posto subito sotto l'occhio sinistro all'altezza dello zigomo dell'utente. Per investigare la presenza di artefatti dovuti al movimento oculare (figura 2.9), vengono impiegati i dati acquisiti da due elettrodi posti al di sopra degli occhi nella zona frontale del cranio (Fp1 e Fp2) e a posteriori viene calcolata la variazione dell'intensità (o ampiezza) dell'elettrooculogramma "verticale" ed "orizzontale":

$$EOG_H = EEG(Fp1) - EEG(Fp2) \quad (2.1)$$

$$EOG_V = \frac{[EEG(Fp1) + EEG(Fp2)]}{2} \quad (2.2)$$

Dove (2.1) calcola la differenza di ampiezza tra due canali per ogni sample del segnale, mentre (2.2) calcola l'ampiezza media tra i sample registrati dai due canali in esame. I risultati vengono successivamente filtrati attraverso un filtro di *Butterworth* di ordine 2 nella banda di frequenza [1-10] Hz. Dopodiché i valori EOG_H ed EOG_V sono confrontati con un valore di soglia, variabile per ogni soggetto, compreso tra [20-30] mV. Se la soglia viene superata, durante la fase di *calibration*, porta ad avere un trial "corrotto", che viene scartato durante lo studio *offline* del segnale. Altrimenti il trial viene registrato e salvato in memoria.

Non disponendo di un effettivo *eye-tracker* e di un sistema di elettrodi come illustrato in [20, 27] per la registrazione dell'attività cerebrale legata allo sguardo, l'accorgimento di rendere

la soglia una variabile permette una migliore gestione della selezione dei singoli trial da analizzare nelle sessioni di allenamento.

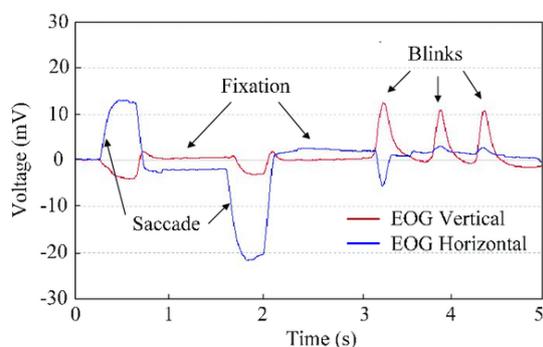


Figura 2.9: La saccade è un movimento dell'occhio del tipo più frequente, consiste in rapidi movimenti degli occhi eseguiti per portare la zona di interesse a coincidere con la fovea. La loro ampiezza massima è di circa 20°. La figura mostra l'attività dei canali legati con l'elettrooculogramma per i possibili movimenti orizzontali e verticali rilevati durante fasi di fissazione di un punto o nei casi di sbattimento delle palpebre (da Lopez et al. 2019).

2.3.3.2 TRACCIAMENTO DELLA POSIZIONE DEGLI OCCHI

Una misurazione diretta del movimento degli occhi risulta fondamentale nello studio di una BCI basata sulla CVSA. Per questo motivo viene impiegata, contemporaneamente alle registrazioni EEG e degli EOG, anche una videocamera, collegata al pc principale come illustrato nella sezione 2.3.1. Tale webcam viene utilizzata come uno strumento di tracking del movimento degli occhi dell'utente durante lo svolgimento dei task nelle fasi di calibrazione delle sessioni. Quando attiva e se posizionata correttamente, la videocamera permette di catturare un'immagine del volto dell'utente ad ogni frame per tutta la durata del trial.

Il tracciamento avviene grazie alla comunicazione tra due nodi appartenenti a pacchetti di ROS sviluppati appositamente per questo studio di nome *eye_decoder* ed *eye_motion_online*.

Il pacchetto *eye_decoder* comprende un nodo omonimo che richiama una serie di parametri standard definiti a priori all'interno dei file *launchers* come *frame rate*, *blink threshold* (minimo valore del rapporto di chiusura di entrambi gli occhi) e i punti di riferimento per gli estremi del viso, degli occhi, del naso e delle iridi. Il nodo pubblica sul *topic cvsa/eye* i dati relativi alla *detection* di punti facciali, che avviene per ogni frame catturato dalla videocamera (figura 2.10) utilizzando le librerie a disposizione di *OpenCV* ed il modello

face_mesh proveniente da *MediaPipe*, che fornisce 468 punti di riferimento facciali. In particolare vengono pubblicati dati riferiti alle posizioni del centro degli occhi, i raggi delle pupille, la distanza tra occhi e naso ed infine un valore logico booleano, detto *blinking*, per segnalare se l'utente ha le palpebre chiuse nel frame analizzato. I dati pubblicati vengono poi utilizzati nel pacchetto *eye_motion_online*. Il nodo inoltre definisce un servizio di tipo *Trigger* che controlla se la videocamera è attiva ed è riconosciuta dal sistema: ogni volta che, sul *topic cvsa/camera_ready*, viene fatta una chiamata al servizio, il nodo risponderà con un valore booleano (*true* o *false*) ed una stringa riportando se la videocamera è attiva e pronta o meno.

Il pacchetto *eye_motion_online* mette a disposizione un nodo che si iscrive al *topic cvsa/eye* per raccogliere i messaggi della *detection* ed al *topic events/bus*. Inoltre imposta una chiamata al servizio *repeat_trial* definito in *feedback_cvsa*. L'iscrizione al *topic events/bus* permette di distinguere se la *detection* del movimento oculare viene fatta durante una calibrazione iniziale (vedasi sezione 3.3.1) oppure durante una fase di *continuous feedback*. Nel primo caso, vengono salvate le posizioni delle pupille quando l'utente guarda al centro dello schermo e poi ne vengono calcolate media e deviazione standard. Nel secondo caso le posizioni rilevate, delle pupille, vengono confrontate con quelle determinate durante la fase di calibrazione: se tali coordinate non rientrano, per un certo numero di frame registrati dalla videocamera, in un intorno della media precedentemente calcolata con un intervallo di confidenza di 1 deviazione standard, allora viene chiamato il servizio *repeat_trial* per far ripetere all'utente il task del trial appena concluso. In contemporanea il nodo pubblica sul *topic /cvsa/trials_keep* l'indice dei trial da conservare, non contaminati dagli artefatti generati dal possibile movimento oculare. Nella fase online non viene fatta questa verifica

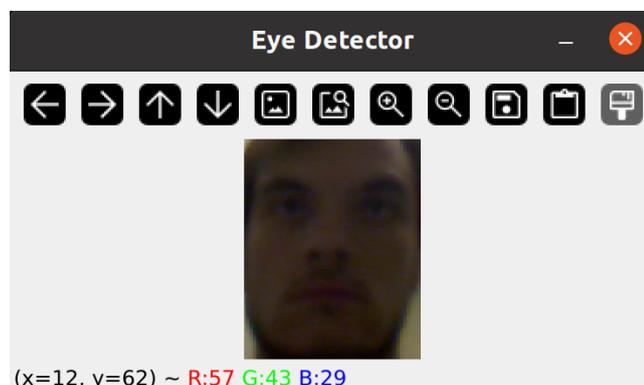


Figura 2.10: Finestra di visualizzazione dei frame registrati dalla videocamera durante l'esperimento

Un monitoraggio discreto di questo tipo, seguito da un controllo in analisi offline permette di scartare abilmente i trial affetti da artefatti legati agli occhi, migliorando la rilevanza dei dati ottenuti che devono essere processati.

2.4 L'ELABORAZIONE DEL SEGNALE

Per estrarre le informazioni necessarie alla classificazione, il segnale ottenuto dal sistema di acquisizione durante le sessioni sperimentali viene elaborato. Durante la fase *offline* di raccolta dati la manipolazione avviene per mezzo di processi sviluppati in ambiente *MATLAB* e ha come obiettivo quello di ottenere un dataset, in formato matriciale, che contenga *sample* (o campioni) rilevanti del segnale per ogni banda di frequenza analizzata. Mentre durante la fase *online*, di test del modello, i *sample* del segnale raccolti vengono processati in tempo reale dal pacchetto *processing_cvsa*.

2.4.1 LA POTENZA LOGARITMICA

La potenza logaritmica di banda è una misura comunemente utilizzata nell'analisi di segnali, specialmente in ambito neurofisiologico e nelle neuroscienze, per quantificare la potenza all'interno di una specifica banda di frequenza di un segnale. L'uso del logaritmo è vantaggioso per alcuni motivi, ad esempio la scala logaritmica riduce le variazioni estreme di potenza, rendendo più evidenti le differenze relative e anche facilitando il confronto tra i periodi pre-evento e post-evento. Inoltre la trasformazione in scala logaritmica consente di ridurre la distribuzione del rumore e di interpretare più facilmente i cambiamenti relativi di potenza.

Il segnale è salvato sotto forma di matrice, di dimensioni [*samples x channels*], dove per *samples* si intendono i campioni registrati, con frequenza di campionamento di 512 Hz, e *channels* sono i canali attivi utilizzati durante l'acquisizione, che sono 39. La fase di processing e analisi del segnale si focalizza sui campioni provenienti da 17 specifici canali, che ricoprono i lobi occipitale e parietale (in parte), ossia quelli correlati con l'attività della corteccia visiva primaria e le aree di associazione visiva: 'P3', 'PZ', 'P4', 'POZ', 'O1', 'O2', 'P5', 'P1', 'P2', 'P6', 'PO5', 'PO3', 'PO4', 'PO6', 'PO7', 'PO8', 'OZ'. Una volta estratti, i dati appartenenti a tali canali vengono elaborati per il calcolo della potenza logaritmica che,

come si può vedere in figura 2.11, consiste in: filtraggio, *squaring*, filtraggio a media mobile e applicazione della funzione logaritmica.

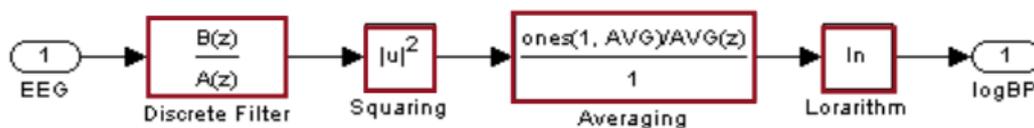


Figura 2.11: Rappresentazione schematica dei passaggi per il calcolo della potenza logaritmica durante le fasi di processing

Il procedimento viene ripetuto per ogni banda in cui il segnale viene filtrato.

2.4.1.1 IL FILTRAGGIO

Volendo analizzare l'andamento del segnale in più sotto-bande rispetto che alla generica definizione della banda α ([8-14] Hz), si è deciso di prendere in esame, ad intervalli di 2 Hz, bande di frequenza tra 8-18 Hz. Il vettore risultante è composto dagli intervalli [8-10] Hz, [10-12] Hz, [12-14] Hz, [14-16] Hz ed [16-18] Hz, a cui viene aggiunta anche la banda α per completezza e conformità. Per ognuna di queste bande vengono applicati in cascata due filtri di *Butterworth* di ordine 4, prima uno passa-basso e poi uno passa-alto, rispettivamente con frequenze di taglio pari agli estremi superiore e inferiore della banda di frequenza in esame. Il primo attenua frequenze superiori alla frequenza di taglio ed è definito per eliminare rumori o componenti ad alta frequenza indesiderati, mentre il secondo attenua quelle al di sotto della frequenza di taglio ed è utilizzato per eliminare rumori di fondo.

Il filtro *Butterworth* è noto per la sua risposta in frequenza piatta nella banda passante, cioè senza ondulazioni o variazioni fino alla frequenza di taglio, rendendolo ideale per applicazioni in cui si vuole mantenere intatta la forma del segnale all'interno della banda passante, come nel caso di questo lavoro di tesi. La sua funzione di trasferimento $H(s)$ (eq 2.3) presenta i parametri di frequenza angolare (w), frequenza di taglio (w_c) e ordine del filtro (n), che rappresenta la rapidità dell'attenuazione del segnale una volta superata la banda passante.

$$|H(jw)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{w}{w_c}\right)^{2n}} \quad (2.3)$$

Per l'implementazione in MATLAB, quindi per lo studio *offline*, è stata impiegata la funzione *butter*. Tale funzione richiede come parametri l'ordine del filtro, la frequenza di campionamento (*sample rate*), la frequenza di taglio (o *cutoff*) e la tipologia del filtro ("high" se passa-alto, "low" se passa-basso, "band" se passa-banda). Inoltre sono stati eseguiti due filtri in cascata piuttosto che un unico filtro passa-banda per mantenere la sincronizzazione e rimuovere i problemi di latenza tra il segnale utilizzato con ROS (caso *online*) e quello analizzato nel caso *offline*. Quindi in questa tesi, i filtri sono di ordine 4, il *sample rate* è di 512 Hz, le frequenze di taglio dipendono dalla banda d'interesse e vengono utilizzate entrambe le tipologie di filtro, prima 'low' e poi 'high'.

2.4.1.2 LO SQUARING

$$s_{rect} = s_{filtered}^2 \quad (2.4)$$

Una volta filtrato, ogni sample del segnale viene elevato al quadrato (equazione 2.4). Questo processo è ampiamente utilizzato in diverse applicazioni di elaborazione dei segnali, poiché amplifica le variazioni di ampiezza e rende tutte le componenti del segnale positive. In particolare, il quadrato del segnale rappresenta la sua potenza istantanea, ovvero l'energia per unità di tempo. Questo è utile per analizzare segnali oscillatori, come in questo caso il segnale EEG, che oscillano attorno allo zero medio.

2.4.1.3 IL FILTRO A MEDIA MOBILE

L'applicazione di una "moving average window" o media mobile è una tecnica utilizzata per levigare (*smooth*) il segnale, riducendo le fluttuazioni rapide e mettendo in evidenza le tendenze generali. Dopo aver applicato il quadrato al segnale, viene calcolata una media mobile, per ogni canale, su un intervallo (finestra) di 1 s (o 1000 ms), contenente 512 campioni. La media mobile consiste nel calcolare la media di un certo numero di campioni in un intervallo mobile (finestra) sul segnale, scorrendo poi la finestra lungo l'intero segnale. Nella formula 2.5, M è la dimensione della finestra.

$$y(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} x(n-k) \quad (2.5)$$

Vi sono due tipologie di media mobile: quella semplice (usata in questa analisi), che usa una finestra uniforme dove tutti i campioni hanno il medesimo peso, e quella pesata in cui si assegnano pesi maggiori ai campioni centrali della finestra.

Nell'ambiente MATLAB la computazione della media mobile semplice (equazione 2.5) avviene tramite la funzione *filter*:

$$s_{moveavg}(:, idx_ch) = filter(ones(1, avg * samplerate) / avg / samplerate, 1, s_{rect}(:, idx_ch)) \quad (2.6)$$

dove per ogni canale prende in input un vettore di pesi normalizzati che sommano a 1, per assicurarsi di ottenere una finestra uniforme di durata 1 s, da far scorrere lungo s_{rect} .

Infine, dato il segnale così processato, viene applicata la funzione logaritmo naturale, in base e (numero di Nepero) per calcolare la potenza logaritmica del segnale.

2.4.2 IL PROCESSING OFFLINE

Nella fase *offline*, dopo che il modulo di registrazione ha salvato i dati in file formato GDF, essi vengono caricati all'interno di uno script *MATLAB* e concatenati mantenendo ordinata la struttura riferita agli eventi. I campi della struttura (*header*) sono 3:

- *TYP*, in cui vengono salvati, in successione, i codici identificativi riferiti ad ogni evento
- *DUR* dove viene salvata la durata, in sample, di ogni evento
- *POS* che raccoglie le posizioni del segnale in cui avvengono gli eventi salvati su *TYP*.

A seguito della concatenazione si ottiene un unico segnale che comprende i dati appartenenti alle sessioni offline. Successivamente questo viene filtrato ed elaborato per ottenere la potenza logaritmica, a posteriori, del segnale in 6 specifiche bande di frequenze di interesse. Nel caso dell'attenzione visiva il ritmo cerebrale principalmente studiato è quello α che comprende le frequenze nell'intervallo [8-14] Hz.

Il segnale così processato viene poi analizzato, per mezzo del *Fischer Score* (sezione 2.5.1), con l'intento di selezionare le *features* più informative del segnale rispetto alle etichette delle classi. Queste *features* (coppie di [banda di frequenza, canale]), assieme ai valori che possono raggiungere, vengono salvate all'interno di un *dataset*. Tale *dataset* viene utilizzato per allenare un classificatore di tipo QDA successivamente utilizzato *online*.

2.4.2.1 LA CREAZIONE DEL DATASET IN MATLAB PER L'ALLENAMENTO DEL MODELLO QDA

A partire dai dati della potenza logaritmica ottenuta dall'utente durante i *trials* viene calcolato il *Fischer Score* per ogni coppia di canale-banda di frequenza per determinare quali di queste siano le più rilevanti, a livello informativo, durante l'esecuzione dei *tasks* da parte dell'utente. Una volta selezionate le coppie (*feature*) con il punteggio più alto, esse vengono salvate all'interno di un *dataset* assieme ai corrispettivi valori raggiunti dal segnale durante il *continuous feedback*. I dati all'intero del *dataset* sono organizzati seguendo una matrice dove le colonne rappresentano la *feature* selezionata e le righe invece i singoli campioni ottenuti dal segnale processato. Inoltre viene salvato anche un vettore che contiene i *label* (730 o 731) del *task* richiesto per ogni *trial*.

Per creare il *dataset* viene lanciato uno script MATLAB che ricarica le *feature* selezionate salvate precedentemente, filtra nuovamente il segnale di partenza, verifica se durante le registrazioni nei vari *trial* c'è stato movimento oculare e riempie, a blocchi di campioni, la matrice del *dataset* secondo le *feature* selezionate. Inoltre, prima di salvare definitivamente il *dataset*, viene verificato il bilanciamento nella sua composizione tra i *trial* appartenenti alle due classi: uno sbilanciamento del *dataset* comporterebbe un allenamento del modello squilibrato e probabilmente non attinente con le capacità dell'utente di eseguire i *task* richiesti. Quindi nel caso in cui una classe fosse più presente dell'altra, vengono eliminati i dati riferiti ai *trial* della classe maggiormente presente fino a quando le due classi non hanno nuovamente lo stesso numero di campioni. Una volta superata questa verifica è possibile sfruttare il *dataset* creato per allenare il modello QDA del classificatore.

2.4.3 IL PROCESSING ONLINE

Durante le fasi sperimentali di valutazione *online* i dati acquisiti vengono processati in tempo reale attraverso il pacchetto *processing_cvsa* che, come citato nella sezione 2.1.2.3, raccoglie i messaggi dal *topic /neurodata* e pubblica i campioni processati su */cvsa/features*. In figura 2.12 è rappresentato il processo di elaborazione attuato dal nodo durante le sessioni di valutazione *online*.

Dal momento in cui viene rilevato l'arrivo di nuovi dati da parte del modulo di acquisizione, viene configurato un *buffer* circolare di dimensione pari a 512, che inizia a riempirsi di dati EEG. Il *buffer* viene riempito in blocchi, detti *chunks*, di 32 campioni alla volta. Ogni volta

che viene riempito, i dati vengono processati allo stesso modo visto per l'elaborazione *offline* (sezione 2.4.2).

Non vengono selezionate nuove *feature*, bensì vengono estratti, e in seguito salvati, i dati di potenza logaritmica acquisiti in tempo reale, corrispondenti alle *feature* selezionate durante la fase *offline*. Dunque ogni messaggio pubblicato da parte del nodo di *processing* contiene le *features* calcolate. A questo punto il nodo di classificazione deve estrarre le *features* d'interesse e provvedere alla classificazione usando il modello allenato precedentemente, maggiori dettagli alla sezione 2.5.

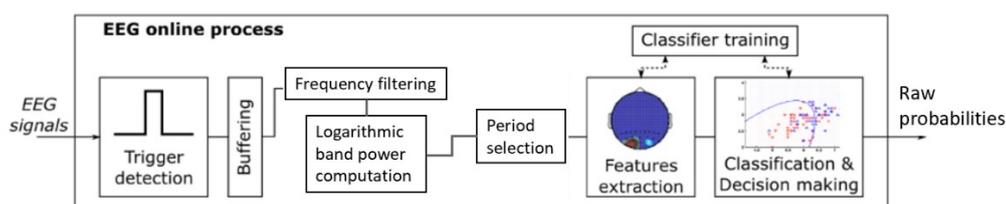


Figura 2.12: Rappresentazione schematica del processo di classificazione per le sessioni di test online. Il procedimento di elaborazione ricalca quello sviluppato in ambiente MATLAB per l'analisi *offline* a posteriori. All'arrivo di nuovi dati il buffer circolare si riempie e, una volta riempito, i dati vengono filtrati, processati e in seguito classificati secondo il modello di classificatore allenato durante la fase *offline* di allenamento, ottenendo così le *raw probabilities*.

2.5 LA PROCEDURA DI CLASSIFICAZIONE

La procedura di classificazione in una BCI consente di trasformare i segnali cerebrali acquisiti in comandi, interpretabili da un sistema, per controllare dei dispositivi o interfacce esterne. Come si può vedere nella figura 2.13, dopo l'acquisizione e il *processing* del segnale EEG, vengono estratte le *features* più rilevanti per il segnale, associate alle bande di frequenza di interesse. Le *features* selezionate sono quindi utilizzate per allenare un classificatore progettato per distinguere tra due classi, poi adoperato per classificare in tempo reale dati acquisiti durante lo svolgimento di un *task* mentale da parte del soggetto. Infine i risultati della classificazione vengono accumulati all'interno di un integratore che, a seconda del suo riempimento nel tempo, permette di definire una classificazione finale del *task* mentale svolto dal soggetto in esame.

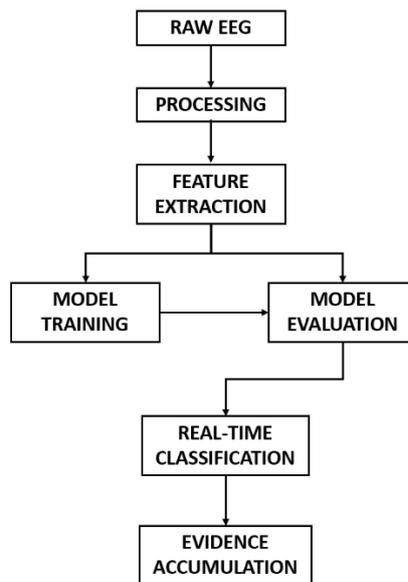


Figura 2.13: In figura è riportata la convenzionale sequenza di fasi per la classificazione in un sistema BCI basato su EEG. Le feature estratte vengono utilizzate sia per allenare che per validare il modello del classificatore, poi impiegato in tempo reale.

2.5.1 LA SELEZIONE DELLE FEATURE

Come descritto in 2.4.2.1, per poter allenare il modello proposto per la classificazione, è necessario selezionare i dati maggiormente rilevanti durante l'esecuzione dei *tasks*. Per fare questo viene anzitutto calcolato il *Fischer Score* che permette di capire quali sono le *features* maggiormente discriminanti. In Matlab è stata implementata un'interfaccia iterativa che permette all'operatore di selezionare le *features* che secondo la sua esperienza risultano essere più rilevanti.

La selezione delle feature più discriminanti è necessaria per lo sviluppo di un classificatore accurato in quanto la maggior parte delle feature non contengono informazioni utili sulla variabilità del segnale e possono introdurre rumore, e quindi errori, nella decodifica. Avere un limitato numero di feature rilevanti permette, inoltre, di verificare il loro significato neurofisiologico, come ad esempio la localizzazione spaziale o spettrale di desincronizzazioni o sincronizzazioni del segnale in corrispondenza di alcuni canali e in certe frequenze.

2.5.1.1 FISCHER SCORE

Il Fischer Score è una misura statistica utilizzata per selezionare le *feature* più rilevanti in un problema di classificazione. Questa tecnica cerca di identificare le *feature* che meglio discriminano le diverse classi (2 in questo caso), massimizzando la separazione tra le classi e minimizzando la dispersione interna alla stessa classe. L'idea del Fisher Score è di assegnare un punteggio a ciascuna *feature* in base alla sua capacità di separare le classi. In particolare per ogni *feature* viene calcolata la distanza tra le distribuzioni delle due classi in esame, come visibile dalla formula 2.7:

$$FS(k) = \frac{abs(\mu_{C_1}(k) - \mu_{C_2}(k))}{\sqrt{\sigma_{C_1}^2(k) + \sigma_{C_2}^2(k)}} \quad (2.7)$$

Il numeratore rappresenta la varianza inter-classe e misura la differenza tra le medie delle classi per quella *feature*: se una *feature* ha medie molto diverse tra le classi, sarà in grado di separarle meglio. Il denominatore invece equivale alla varianza intra-classe e misura la varianza della *feature* all'interno delle singole classi: se una *feature* ha una varianza bassa all'interno di ogni classe, significa che i valori di quella *feature* sono più "compatti" e meno rumorosi. Usualmente vengono selezionate le *feature* con il punteggio di Fischer più elevato perché questo calcolo cerca di massimizzare la varianza inter-classe e minimizzare la varianza intra-classe per una *feature*.

Una misura di questo tipo risulta di semplice calcolo e interpretazione, inoltre migliora la velocità e l'accuratezza dei modelli di classificazione. Tuttavia presenta anche degli svantaggi quali l'assunzione che le classi siano separabili linearmente (non sempre vero) e che il calcolo del punteggio non tiene conto delle interazioni tra le *feature* ma viene fatto individualmente per ognuna. Per sopperire a questi svantaggi si è deciso di calcolare il Fischer Score utilizzando la *Canonical Variate Analysis* (CVA), una tecnica statistica progettata per identificare le direzioni nello spazio delle *feature* che massimizzano la separazione tra le classi, in modo simile al Fisher Score, ma che considera simultaneamente tutte le *feature* anziché valutarle individualmente.

La CVA calcola i punteggi di separazione tra le classi elaborando le matrici di dispersione: S_B (equazione 2.8) e S_W (equazione 2.9). Esse misurano rispettivamente la varianza tra le classi e all'interno della singola classe. Queste matrici vengono poi impiegate per trovare l'ottima direzione di *separability* nello spazio delle classi (equazione 2.10). Questa equazione fornisce una serie di vettori w , che rappresentano le direzioni di separazione

massima tra le classi, ordinati per autovalori λ decrescenti. Gli autovalori λ rappresentano l'importanza della direzione associata: maggiore è l'autovalore, più significativa è quella direzione per la separazione tra le classi. Ogni feature contribuisce a queste direzioni in base ai coefficienti associati ai vettori autovalori, e si possono quindi ordinare le feature in base alla loro rilevanza per la separazione.

$$S_B = \sum_{c=1}^C n_c (\mu_c - \mu)(\mu_c - \mu)^T \quad (2.8)$$

$$S_W = \sum_{c=1}^C \sum_{x \in c} (x - \mu_c)(x - \mu_c)^T \quad (2.9)$$

$$S_W^{-1} S_B w = \lambda w \quad (2.10)$$

Dove C è il numero di classi, n_c il numero di campioni nella classe c , μ_c è la media dei campioni per ciascuna classe, μ è la media globale dei campioni di tutte le classi combinate. Mentre x rappresenta i campioni appartenenti alla classe c .

Nella figura 2.14 viene mostrato un confronto tra le *feature map*, per il medesimo soggetto (c7), ottenibili tramite *Fischer Score* e CVA.

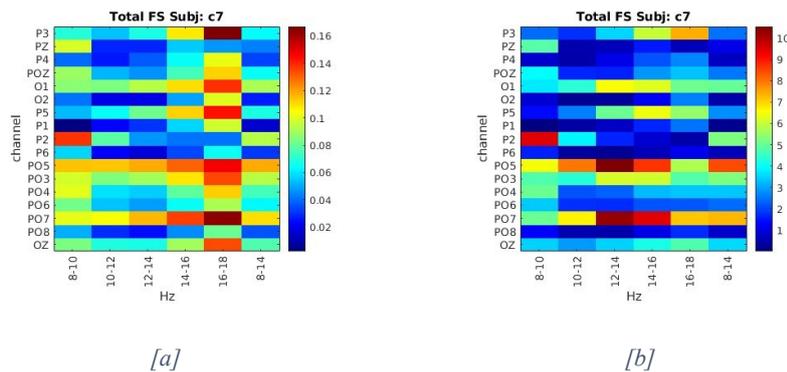


Figura 2.14: Sono mostrate le *feature map*, per ogni banda di interesse, calcolate sulla totalità dei dati registrati durante la fase di calibratura. Ogni cella delle mappe rappresenta il punteggio da Fischer Score [a] o da CVA [b] calcolato durante il periodo di *continuous feedback* per ogni *trial*.

Una volta calcolati i punteggi di *Fischer*, vengono raccolti in una matrice e visualizzati in un'interfaccia interattiva (figura 2.15) in cui è possibile selezionare le feature con i migliori punteggi cliccandoci sopra con il cursore. All'interno dell'interfaccia viene riportata quindi la mappa delle feature complessiva, che prende in esame tutte le *run* della fase di

calibrazione, o, al bisogno, della fase di valutazione *online* per confrontare l'andamento e la stabilità delle feature. Inoltre vengono anche visualizzati i *topoplot* raffiguranti la differenza della potenza logaritmica nel periodo di *continuous feedback* tra le due classi, normalizzata rispetto alla varianza intra-classe per ogni banda di frequenza analizzata nel medesimo intervallo.

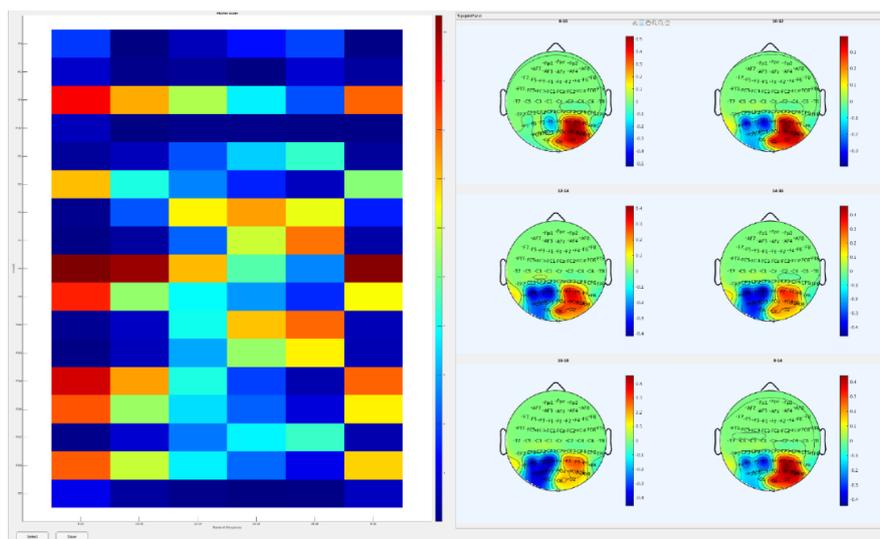


Figura 2.15: Visualizzazione dell'interfaccia interattiva per la selezione delle feature. All'interno della finestra di App Designer si trova a sinistra la feature map, che riporta i punteggi ottenuti dall'algorithm di CVA, su cui si possono selezionare e/o deselezionare celle per determinare le feature per il modello; mentre a destra viene mostrata, tramite grafici topoplot, la differenza di attivazione tra i due task in funzione della potenza logaritmica per ciascuna banda di frequenza. Nella feature map le celle con colore tendente al rosso sono quelle con punteggio più elevato e vengono quindi selezionate; contemporaneamente ne viene verificata la correlazione, in modo qualitativo, con i topoplot della corrispettiva frequenza.

Ciò permette di avere un riscontro dei processi neurofisiologici che avvengono durante l'esecuzione dei task da parte dell'utente e confrontarne la correlazione con i punteggi del Fischer Score calcolati.

2.5.2 IL MODELLO QDA

I dati di potenza logaritmica estratti durante la fase di elaborazione *offline*, ossia le *features* selezionate, vengono impiegati come base di dati per allenare un classificatore. La figura 2.16 mostra la generica procedura per l'allenamento di un classificatore. Una volta creato il

dataset (sezione 2.4.2.1) viene diviso in *train set* e *test set*, contenenti rispettivamente il 70% e il 30% circa dei campioni. Dato che i dati contenuti nel *dataset* sono già stati processati e selezionati in base alla potenza discriminativa delle *features*, i dati del *train set* vengono direttamente utilizzati per allenare il classificatore. Ossia vengono allenati un *pool* di classificatori e in base alle *performance*, usando un *5-fold cross-validation*, viene selezionato il migliore classificatore, che poi viene allenato con tutto il *train set* e vengono osservate le *performance* su tutto il *test set*, su cui il modello non è mai stato allenato e quindi possono dimostrarne la capacità di generalizzazione. Le *performance* vengono valutate in termini di accuratezza di classificazione sui dati del *test set*.

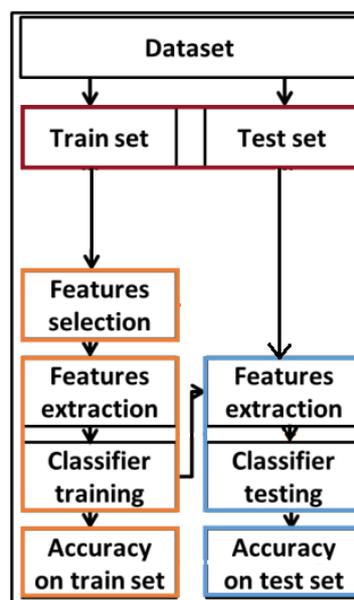


Figura 2.16: Procedimento per la creazione e allenamento di un classificatore a partire da un dataset generico. Le feature sono selezionate dal set di training e poi vengono estratte, assieme ai corrispettivi dati, da entrambi i set: i dati estratti dal set di training sono usati per allenare il modello, quelli invece ottenuti dal set di test sono impiegati nella sua validazione. Per valutare le performance del modello viene presa in considerazione l'accuracy sul test set e nel complesso (durante la valutazione in tempo reale).

Per questo lavoro di tesi è stato selezionato il modello di classificazione *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA) che estende l'analisi discriminante lineare (LDA) per meglio gestire eventuali situazioni in cui le classi non sono separabili linearmente.

Nel QDA la distribuzione dei predittori X (*features*) è modellata separatamente in ciascuna delle classi della variabile di risposta Y (ossia la classe 1, identificata come 730, o 2, identificata come 731), e quindi, tramite il teorema di *Bayes* (equazione 2.11), è usata per convertire queste distribuzioni in stime per $P_r(Y = k|X = x)$, chiamate “probabilità a posteriori”. Più specificatamente, il teorema di *Bayes* permette di ottenere le probabilità a

posteriori combinando probabilità “a priori” $P(y = k)$, ossia la probabilità che un campione appartenga alla classe k senza alcuna informazione aggiuntiva, con la probabilità dei dati di appartenere a una data classe $P(x|y = k)$ (equazione 2.12). Ogni osservazione è quindi assegnata alla classe con la più elevata probabilità a posteriori.

$$P(y = k|x) = \frac{P(x|y = k)P(y = k)}{P(x)} \quad (2.11)$$

$$P(x|y = k) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}|\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(x - \mu_k)\right) \quad (2.12)$$

Un modello QDA si basa sull’assunzione che i dati in ciascuna classe seguano una distribuzione gaussiana con una media e una covarianza specifiche per quella classe, e che la frontiera di decisione possa essere quadratica. Per questo motivo la probabilità $P(x|y = k)$ è calcolata a partire da una densità di probabilità gaussiana, dove μ_k è la media della classe k , Σ_k è la matrice di covarianza della classe k , e d è la dimensione dello spazio delle feature (numero di *features* in x).

Le probabilità a posteriori calcolate vengono poi pubblicate, come *raw probability*, sul *topic /cvsa/neruoprediction/raw* a cui è iscritto il nodo integratore, che le raccoglie in un accumulatore specifico.

Il modello creato ed allenato è diverso per ogni soggetto, in quanto il segnale stesso utilizzato nell’esperimento ha diverse caratteristiche soggetto specifiche che non possono essere generalizzate facilmente ad un’intera popolazione di studio.

Se i risultati ottenuti dal modello sono ritenuti soddisfacenti, ad esempio l’accuratezza sul set di test supera il *chance level* e/o raggiunge almeno il 60% in accuratezza, allora il modello viene salvato in un file di formato *yaml* e verrà successivamente utilizzato durante la fase di valutazione *online* (o in *real-time*).

2.5.3 IL RUOLO DELL'INTEGRATORE

Come spiegato nel capitolo precedente, il QDA, dopo aver ricevuto un vettore di *features*, le classifica e ritorna una probabilità. Nel nostro caso, il QDA ritorna un vettore di 2 elementi, siccome abbiamo allenato il classificatore su due classi: 730 (attenzione posta in basso a sinistra) e 731 (attenzione posta in basso a destra). Questa probabilità viene utilizzata dall'accumulatore per integrare la probabilità nel tempo.

L'integratore (o accumulatore) è un *buffer* circolare di lunghezza variabile e può essere riempito solamente da due valori che sono esattamente i valori delle due classi utilizzate (730 e 731). Inizialmente il *buffer* è totalmente riempito in successione dalle due classi in modo alternato, quindi al 50% da una classe e il restante 50% dall'altra. In questo modo può iniziare sin da subito l'elaborazione necessaria per la riproduzione, all'utente, di un *feedback* durante lo svolgimento del *task*. La probabilità integrata viene poi calcolata in base alla percentuale di valori di 730 (task di attenzione sinistrorsa) o 731 (task di attenzione destrorsa) all'interno del buffer di accumulazione.

Per determinare una classificazione generale del *task* in svolgimento, vengono definiti a priori dei valori di soglia, compresi in un intervallo $[0,1]$, per ciascuna classe all'interno del *buffer* di integrazione. Con il procedere del task vengono raccolti sempre nuovi dati e la probabilità integrata di una classe può quindi aumentare o diminuire a seconda dell'attività cerebrale dell'utente; se tale valore di probabilità raggiunge il corrispettivo valore di soglia, il trial in esecuzione viene classificato come appartenente alla classe a cui faceva riferimento la probabilità integrata. Una volta raggiunta la classificazione per il trial, l'integratore si reimposta nella sua configurazione iniziale, in attesa di nuovi campioni. La classificazione da parte del modello di QDA e l'azione dell'integratore sono sincronizzate e i rispettivi processi si aggiornano ogni volta che sono disponibili nuove features, le quali vengono calcolate ogni 16 Hz, quindi anche questi due processi si aggiornano a questa frequenza.

La dimensione del buffer dell'integratore, come anche i valori di soglia delle probabilità integrate, sono parametri variabili di soggetto in soggetto in base alla capacità di riuscire nei due task richiesti proprio a causa della natura neurofisiologica del segnale analizzato. Dunque sono modificabili di sessione in sessione, ma anche all'interno della stessa.

2.6 IL FEEDBACK

Il modulo di *feedback* è uno strumento importante all'interno del sistema BCI perché permette di chiudere l'anello della BCI consentendo all'utente di adattarsi alla risposta ottenuta dal sistema in tempo reale. L'utente è quindi capace di allenare e, teoricamente, migliorare la sua capacità di modellare onde e *pattern* cerebrali per riuscire con maggiore precisione e prontezza nei *tasks* sottopostogli. Nell'ambito di questo lavoro di tesi il modulo di *feedback* ha due principali funzioni: I) riprodurre un *feedback*, sia visivo che sonoro, all'utente; II) aggiornare lo stato della BCI, assieme al layout dell'interfaccia, previa pubblicazione di *neuro-eventi* riferiti alle fasi dell'esperimento e alla sua riuscita o meno, sul *topic events/bus*.

Durante la fase di *calibration* non è propriamente l'utente a controllare il *feedback*, bensì è il sistema a simulare a priori un tipo di segnale di controllo incrementale, ottenendo quindi sempre una risposta positiva, di successo, in un intervallo di tempo definito. Mentre nella fase di *evaluation online* il *feedback* generato dipende dall'attività cerebrale dell'utente e dalla classificazione. Tuttavia, in questo caso contrariamente alla fase *offline*, il periodo in cui avviene la classificazione (e quindi il *feedback*) è variabile in quanto dipende dalle *performance* dell'utente e da alcuni parametri come la dimensione del *buffer* di integrazione e i valori di soglia delle probabilità integrate per le due classi. Ad esempio la minima durata possibile del periodo di *continuous feedback*, in cui la classificazione e la riproduzione del *feedback* avvengono in tempo reale, è pari a 62.5 ms, mentre la massima è di 10000 ms (sezione 3.3.2). Ciò supponendo una frequenza di campionamento di 16 Hz, un *buffer* circolare di dimensione pari a 32 campioni già completamente riempito, con le due classi predette distribuite equamente, e un valore di soglia per la classe del *task* richiesto pari a 0.6 (ossia il 60% dei sample raccolti nel *buffer* devono appartenere a suddetta classe).

Come descritto nella sezione 2.1.2.5, il nodo di *feedback* prende in *input* i messaggi pubblicati su */cvsa/neuroprediction/integrated* durante la fase di classificazione (*continuous feedback*) e, in base a quelli, determina la riproduzione del *feedback*, sonoro e visivo, e pubblica sul *topic events/bus* l'evento relativo al successo o insuccesso del *task* oppure allo scadere del tempo per la sua esecuzione. Il *feedback* sonoro viene riprodotto durante il *trial*, nella fase di *continuous feedback*, mentre quello visivo viene visualizzato solamente alla fine del *trial*. L'evento che riporta il risultato del *trial* viene pubblicato una volta concluso il periodo di classificazione.

2.6.1 IL FEEDBACK SONORO

Come anticipato, il modulo di *feedback* riproduce un segnale sonoro stereo (a due canali) per un massimo di 10000 ms attraverso uno di due auricolari o cuffie bluetooth indossati dall'utente a seconda della classe che viene decodificata dal classificatore: il numero di canali da cui viene riprodotto l'audio deve essere pari al numero di classi.

Una volta iniziato il periodo di *continuous feedback*, viene riprodotto un audio su una delle due cuffiette in base alla classe predetta dall'integratore. Inoltre, più la probabilità integrata è vicina alla soglia più il suono è intenso, al contrario, se la probabilità è uguale o inferiore al 50% il suono dalla rispettiva cuffietta è spento. Ad esempio, il suono inizialmente nullo su entrambe le cuffie (data la distribuzione iniziale di 50% per entrambe le classi), si intensifica in una delle due cuffie seguendo la probabilità integrata fino a quasi raggiungere la soglia di riferimento, ma da una distrazione dell'utente, il classificatore inizia a classificare le *features* per l'altra classe, quindi l'intensità del suono inizia a diminuire in una cuffia fino a sparire, mentre nell'altra, solo quando la prima cuffia risulta spenta, inizia ad aumentare. Questo è uno stratagemma impiegato per evitare di recare confusione all'utente su quale sia il *task* che il sistema interpreta come in corso di svolgimento.

Nella fase di *calibration*, non essendoci una fase di classificazione in tempo reale, viene impiegata un'interfaccia automatica per aggiornare le probabilità delle classi durante il periodo di *continuous feedback*. Questo metodo è invocato per aggiornare la probabilità della classe del *trial* e simulare un comportamento controllato verso il raggiungimento della classe *target* tramite un pilota automatico lineare che segue un incremento graduale nell'intervallo tra il valore di probabilità iniziale della classe e il suo valore di soglia. La probabilità con maggior valore determina il lato da cui viene riprodotto l'audio. Essendo il sistema a simulare il controllo, in questo caso la riproduzione dell'audio inizia subito e la direzione è sempre corretta.

Durante la fase di *evaluation online*, il modulo di *feedback* riproduce un suono che è adattato rispetto alla composizione del *buffer*. In particolare *l'input* del modulo, ossia la probabilità integrata, viene normalizzata rispetto al *range* tra la percentuale iniziale di riempimento del *buffer* dell'integratore e il valore di soglia della corrispettiva classe: maggiore è la probabilità integrata, più essa si avvicina al valore di soglia, e quindi maggiore è l'intensità del suono riprodotto dalla cuffia sul lato in cui viene interpretato il

direzionamento dell'attenzione dell'utente da parte del sistema. Ad esempio se la probabilità integrata maggiore, che raggiunge il valore di soglia, è riferita alla classe 730 (attenzione rivolta a sinistra), allora il suono riprodotto dalla cuffia sinistra andrà ad aumentare con l'avvicinarsi della probabilità integrata al valore di soglia.

2.6.2 IL FEEDBACK VISIVO

Generalmente un *feedback* di tipo visivo, come ad esempio un elemento grafico che si colora o si illumina, può aiutare l'utente nell'adattamento e allenamento. Tuttavia per una BCI che vuole evitare che il segnale cerebrale sia influenzato da stimoli esogeni, uno stimolo, continuo, del tipo preso in esempio non è propriamente il metodo più adatto per dare un *feedback* all'utente. In questo lavoro di tesi infatti il *feedback* visivo, spiegato con maggior precisione nella sezione 3.2, viene mostrato solamente alla conclusione di ogni *trial*, in modo da non influenzare la modulazione delle onde cerebrali nelle sotto-bande del ritmo α . Alla conclusione di ogni *trial* la probabilità integrata maggiore attribuisce la corrispondente classe come classificazione generale del *trial* svolto e viene confrontata con la classe determinata durante la configurazione del periodo di *cue* (sezione 3.2): la classificazione è corretta se le due classi coincidono, altrimenti è errata o, nel caso in cui nessuna probabilità integrata raggiunga il proprio valore di soglia, la classificazione non avviene. Per ciascuno di questi casi il modulo di *feedback* elabora i dati ricevuti dall'integratore e produce un *feedback* visionabile su uno schermo da parte dell'utente.

3 DESIGN SPERIMENTALE

Questo capitolo affronta la descrizione del protocollo impiegato durante la sperimentazione della Brain-Computer Interface sviluppata. A partire dalle conoscenze ricavate dai precedenti esperimenti descritti in letteratura, vengono riportate e spiegate le modifiche inserite in questo nuovo protocollo in cui agli utenti viene chiesto di svolgere due task sulla Covert Visuospatial Attention (CVSA), senza la presenza di stimoli di tipo esogeno per il direccionamento dell'attenzione.

3.1 I PARTECIPANTI

Nella Tabella 1.1 sono riportate le generalità dei quattro partecipanti volontari, di cui una femmina e tre maschi, che hanno preso parte allo studio. L'età media è di 25 ± 2 anni. A tutti i partecipanti sono stati resi noti la natura e il motivo dello studio prima dell'inizio delle sessioni.

I partecipanti avevano una vista sana o al massimo vestivano occhiali per correggere alcune mancanze, non presentavano disturbi dell'attenzione e nessuno di loro aveva esperienze precedenti con il paradigma presentato, solamente uno presentava test pregressi su altri sistemi BCI. Tutti i partecipanti, indipendentemente da eventuali deficit visivi o uditivi (quest'ultimi non presenti nei soggetti studiati), sono stati sottoposti all'esperimento mantenendo lo stesso tipo di setup sperimentale per le acquisizioni propriamente approfondito nella sezione 2.3.1.

Soggetto	Età	Sesso	Esperienza BCI
s1	26 anni	M	Si, in Motor Imagery
s2	25 anni	M	No
s3	23 anni	F	No
s4	27 anni	M	No

Tabella 2.1: Tabella dei partecipanti all'esperimento

3.2 IL PARADIGMA VISIVO

La CVSA viene comunemente manipolata attraverso il cosiddetto paradigma di Posner [15], in cui il soggetto deve fissare una posizione centrale mentre sposta l'attenzione, senza muovere lo sguardo, verso una posizione indicata nella periferia visiva. L'obiettivo, negli studi condotti da Posner in primis, era quello di reagire il più velocemente e il più accuratamente possibile a un bersaglio (o stimolo) visivo presentato sia in un luogo prestabilito che in uno non prestabilito. Ci sono due approcci per guidare la CVSA verso la posizione periferica prescelta: quello *goal-directed* oppure quello *stimulus-driven* [15]. Nell'approccio *goal-directed*, un segnale "indizio" (ad esempio una freccia, una lettera, un'immagine) viene presentato al centro di uno schermo, che il soggetto sta fissando, almeno 500 ms prima dell'inizio del task, per istruire il soggetto a spostare volontariamente l'attenzione verso la posizione indicata. Nell'approccio *stimulus-driven* invece, l'indizio (per esempio, un flash di avvertimento) viene presentato brevemente in una posizione periferica dello schermo per catturare automaticamente l'attenzione dei soggetti, in genere 70-150 ms prima dell'inizio del task.

Il paradigma generale si basa su di un approccio di tipo tempo-dipendente (*cue-paced*) progettato per permettere di estrarre le caratteristiche spettrali (dal dominio delle frequenze), e le rispettive *features*, più significative del segnale durante i processi cerebrali che coinvolgono l'attenzione visiva, per poi processarle in tempo reale riproducendo un feedback all'utente [20]. La funzione della CVSA, e più in generale dell'attenzione visiva, non è propriamente modellabile come un meccanismo binario che può essere attivato o disattivato dal soggetto in modo volontario, bensì come un processo che evolve nel tempo, che richiama continuamente diverse sorgenti cerebrali ed è influenzato da stimoli esterni e dalla capacità, soggetto specifica, di mantenere l'attenzione in un certo periodo di tempo. Un altro meccanismo rilevante, e centrale a livello fisiologico, nella CVSA è quello dello *shift* dell'attenzione, che si sviluppa nel tempo ma con durata molto breve e variabile tra i soggetti. Per cui una stimolazione ripetuta di questo meccanismo risulta necessaria per mantenere distinti i pattern cerebrali richiamati durante la CVSA, limitando le possibilità di una sincronizzazione dei ritmi cerebrali nel breve periodo. Inoltre, una classificazione in funzione del tempo, oltretutto su diverse ripetizioni del meccanismo della CVSA, può seguire meglio le dinamiche temporali spontanee dell'attenzione visiva, portando a risultati più accurati

Nel contesto di questo lavoro di tesi il paradigma visivo impiegato riprende l'approccio "*goal-directed*" e "*cue-paced*" descritto pocanzi apportando alcune modifiche nel paradigma

sperimentale durante le fasi del trial e nel tipo di feedback che viene ricevuto da parte dell'utente.

Durante lo svolgimento di un singolo trial viene presentata all'utente una schermata neutra (nera) da un monitor su cui si susseguono quattro periodi, ciascuno riferito a uno specifico evento:

- Il periodo di *fixation*: in cui l'utente fissa una croce bianca che appare al centro dello schermo impiegato per l'allenamento. Solitamente i dati acquisiti durante il periodo di *fixation* vengono utilizzati come riferimento con cui confrontare, ad esempio in termini di variazione della potenza del segnale, quelli registrati durante le altre fasi del trial, in particolare durante il *continuous feedback*.
- Il periodo di *cue*: durante il periodo di *cue* un quadrato appare al centro dello schermo, al posto della croce, con il colore corrispondente alla classe (e quindi al tipo di task) che il sistema richiede di svolgere all'utente: se il quadrato è di colore blu l'utente deve spostare la sua attenzione, senza muovere lo sguardo, verso l'angolo in basso a sinistra dello schermo, mentre se è di colore rosso l'utente dovrà fare lo stesso ma verso l'angolo in basso a destra. Il quadrato (ossia la "cue") viene mostrato per un periodo di 1000 ms.
- Il periodo di *continuous feedback*: concluso il periodo di "cue", il quadrato al centro viene sostituito da un pallino bianco, che segnala l'inizio del periodo di *continuous feedback*. Durante quest'ultimo l'utente compie il task richiesto e, contemporaneamente, riceve un feedback di tipo sonoro circa la sua attività cerebrale rispetto all'obiettivo, fino a quando non viene raggiunto un determinato valore di soglia che permette la decodifica della posizione posta sotto attenzione, quindi del task svolto, da parte dell'utente.
- Il periodo di *boom*: una volta raggiunto il valore di soglia il sistema, in base all'indicazione della *cue* e all'attività cerebrale registrata e decodificata, cataloga come corretta (*hit*) o errata (*miss*) l'esecuzione del trial, mostrando sullo schermo un cerchio del colore della classe decodificata (blu o rosso) in una delle due posizioni predeterminate (in basso a destra o in basso a sinistra) a seconda del task richiesto dal sistema: in caso di *hit*, *cue* e classe predetta coincidono e quindi il cerchio apparirà nella posizione corretta con il colore rappresentante la classe relativa, altrimenti, in caso di *miss*, il cerchio apparirà nella posizione opposta a quella della classe corretta, come si vede in figura 3.1. L'evento *miss* può essere causato a volte da un basso

livello di controllo da parte dell'utente correlato ad una non ottimale precisione del modello utilizzato durante l'acquisizione. Nel caso in cui non si raggiungesse una decodifica della classe, viene generato l'evento *timeout* nel quale apparirà un cerchio giallo nella posizione corrispondente alla classe corretta.

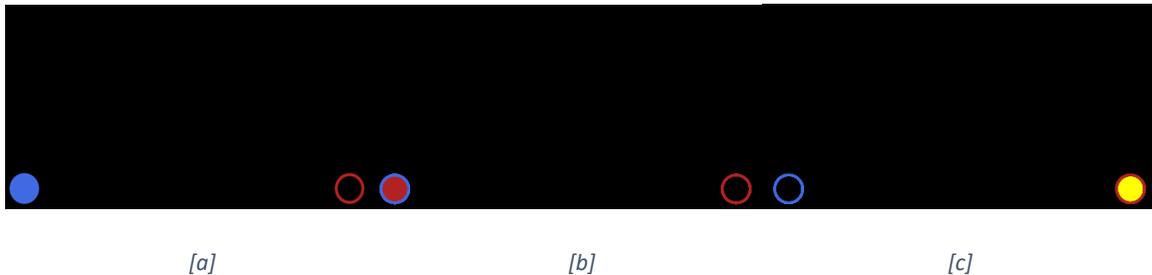


Figura 3.1: Gli eventi di Hit, di Miss o di Timeout vengono visualizzati una volta concluso il continuous feedback. In [a] viene rappresentato l'evento di Hit in seguito a una cue che indicava di dirigere la propria attenzione verso sinistra (codice identificativo della classe: 730). In [b] la cue era relativa a dirigere l'attenzione verso destra (codice identificativo della classe: 731), ma l'esito del trial non è positivo, bensì viene ottenuto l'evento di Miss. In [c] viene mostrato l'evento di Timeout: il task richiesto era di dirigere l'attenzione a destra ma non si raggiunge la decodifica.

L'intero paradigma visivo è composto dalla fase di *Start*, che si presenta all'inizio di ogni *run* di calibrazione ma non per ogni trial, seguita dai periodi di *fixation*, *cue*, *continuous feedback* e *boom*, come si può vedere in figura 3.2. Il trial comprende il periodo di tempo dall'inizio della *fixation* fino alla fine del *continuous feedback*, poiché sono quelle le fasi in cui l'utente è impegnato nello svolgimento del task.

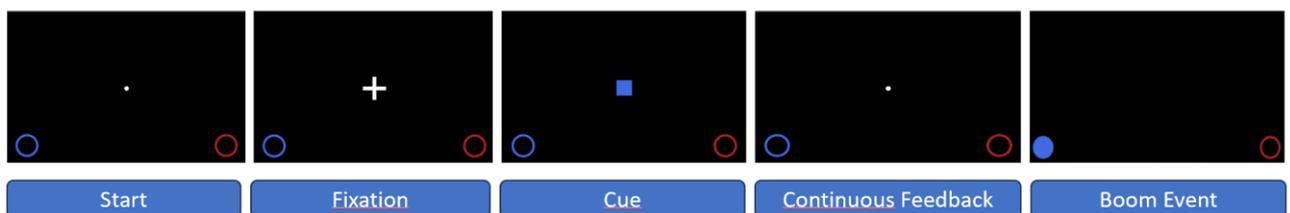


Figura 3.2: Il layout di visualizzazione per l'esperimento sulla CVSA consiste nelle fasi di start, fixation in cui si presenta la fixation cross, cue in cui appare un quadrato del colore specifico della classe a cui fa riferimento, continuous feedback nel quale viene riprodotto il feedback sonoro, ed infine l'evento di boom che introduce un feedback visivo all'utente segnalante la fine del trial. Un singolo trial è composto dalle fasi che vanno dalla fixation fino alla fine del continuous feedback. In questo caso il trial si è concluso con successo e viene riprodotto un feedback visivo corrispondente alla cue.

Per agevolare l'utente, lungo la durata di tutto il trial, vengono mostrati sullo schermo due anelli di colore blu e rosso, rispettivamente negli angoli in basso a sinistra e in basso a destra dello schermo. Così da definire un'area obbiettivo per l'attenzione dell'utente che altrimenti, a causa di processi neurofisiologici innati, tenderebbe a disperdersi nello schermo lasciando bassissime probabilità di controllo. Le posizioni determinate infatti permettono di sfruttare al meglio l'organizzazione retino topica della corteccia visiva per ottenere un segnale robusto dalle registrazioni dello scalpo [27].

Le dimensioni degli anelli, della croce e di tutti i simboli utilizzati durante la visualizzazione sono definite in base a quanto ritrovato in letteratura [27].

Inoltre è stata aggiunta una terza possibilità di risultato al termine del *continuous feedback*, ossia la condizione di *Timeout*: esso avviene nel caso in cui l'integratore non raggiunga, entro un tempo determinato pari a 10000 ms, una classificazione definitiva del singolo trial. Nel paradigma sopra descritto, l'evento di *Timeout* viene visualizzato come un cerchio di colore giallo che appare all'interno dell'anello, in basso a destra o a sinistra dello schermo, corrispondente al task segnalato da parte della "cue", come in Figura 3.3. Generalmente un evento del genere può essere dovuto a diversi fattori, come ad esempio la difficoltà da parte dell'utente di dirigere la propria attenzione nella direzione corretta espressa dalla *cue* superando il tempo massimo per eseguire con successo il task, oppure l'impostazione di valori di soglia troppo elevati per la decodifica di una, o entrambe, le classi predicibili dall'integratore.

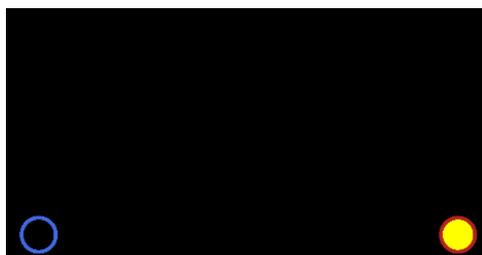


Figura 3.3: Visualizzazione dell'evento timeout alla conclusione del *continuous feedback* dopo una *cue* che indicava all'utente di dirigere la propria attenzione verso l'angolo in basso a destra.

Per ogni trial, al termine del periodo di *continuous feedback*, quindi all'insorgere dell'evento di *Hit*, *Miss* oppure *Timeout*, l'area interna di un singolo anello viene completamente riempita con il colore corrispettivo al task indicato da parte del segnale di "cue" o, nel caso di *Timeout*, con il colore giallo.

3.3 IL PROTOCOLLO

In questo studio viene chiesto agli utenti di eseguire due task inerenti alla CVSA: concentrare la propria attenzione visiva in una di due possibili posizioni predeterminate su di uno schermo nero (in basso a sinistra o in basso a destra) a seconda di un segnale indicativo (la *cue*) presentato per ogni trial, mantenendo lo sguardo fisso al centro dello schermo. Viene inoltre ricordato agli utenti di non muoversi e di provare a non sbattere le palpebre durante lo svolgimento dei trial, ma solamente durante l'intervallo di pausa tra quest'ultimi, in modo da evitare che il segnale EEG registrato sia corrotto da artefatti.

L'esperimento consiste in una fase offline di calibrazione e test a posteriori ed una online di valutazione in tempo reale, eseguite una in seguito all'altra, a cui tutti i soggetti hanno partecipato.

Le sessioni dell'esperimento sono state distribuite in 3 giorni nell'arco di 2 mesi e la durata di ciascuna sessione era compresa tra un'ora e un'ora e mezza. L'esperimento prevede, per una singola sessione di allenamento, due *run* di calibrazione e tre *run* di valutazione. Per quanto riguarda la fase di calibrazione, ogni *run* è composta da un minimo di 20 trial, ciascuno ripetibile nel caso in cui venga rilevato del movimento oculare o uno sbattimento delle palpebre durante lo svolgimento del singolo trial; mentre nella fase di valutazione (o *evaluation*) viene scelto di non far ripetere i trial e quindi tutte le *run* contano esattamente 20 trial. Ogni *run* è composta da un numero di trial equamente spartiti tra i due task richiesti e casualmente ordinati tra loro in modo che l'utente non si possa abituare ad una fissa ricorrenza dei task con il procedere dell'allenamento. Ciò altrimenti inficerebbe l'allenamento dell'utente per la modulazione delle onde α e l'apprendimento reciproco tra soggetto e BCI [29,30].

Ciascun trial, come descritto nella sezione 3.2, è formato da una serie di fasi in successione che vengono proiettate su di uno schermo a sfondo neutro (nero): il periodo di *fixation*, il periodo di *cue* e quello di *continuous feedback*. Durante il periodo di *continuous feedback* viene riprodotto un suono che viene impiegato come feedback e, nel tempo, aumenta di intensità dall'auricolare (destro o sinistro) corrispondente all'orientamento spaziale del task svolto dall'utente. Concluso il periodo di *continuous feedback*, e quindi il trial, uno degli eventi di *Hit*, *Miss* o *Timeout* viene codificato e visualizzato sullo schermo. E' presente anche un periodo di pausa, a seguito dell'evento *Hit/Miss/Timeout*, tra la fine di un trial e l'inizio del

successivo per consentire al soggetto di riposare, per un attimo, gli occhi e riportare la propria attenzione al centro dello schermo.

3.3.1 LA FASE DI CALIBRAZIONE

Nella fase di calibrazione ogni *run* è preceduta da un protocollo specifico di calibrazione per il movimento degli occhi in cui viene chiesto all'utente di seguire con lo sguardo un pallino bianco che appare, secondo un ordine casuale, in nove diverse posizioni dello schermo quali il centro (figura 3.4), gli angoli ed i punti intermedi sui lati dello schermo. Le posizioni sono definite a priori e da codici identificativi come quelli utilizzati per le fasi dei trial: 730,731,732,733,734,735,736,737,738, correlate a un sistema di riferimento spaziale bidimensionale con origine al centro dello schermo dello schermo; ad esempio il codice 730 identifica l'angolo in basso a sinistra, 731 quello in basso a destra e 735 il centro dello schermo.

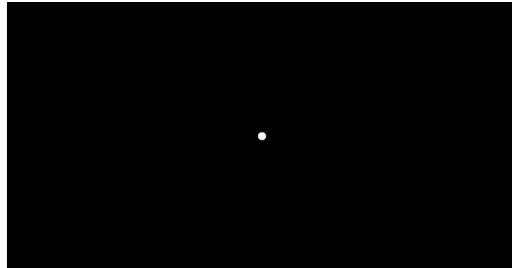


Figura 3.4: Nella fase di calibrazione del movimento oculare e delle palpebre viene impiegato un layout costituito da un pallino bianco che appare in diverse posizioni dello schermo, in questo caso è in posizione centrale. Durante questo protocollo i frame ottenuti dalla videocamera vengono confrontati con dei valori di standard di posizione degli occhi e con un valore di soglia per lo sbattimento delle palpebre.

La fase di calibrazione del movimento oculare ha inizio dal momento in cui la videocamera viene riconosciuta come attiva da parte del sistema. La durata di questa parte di calibrazione iniziale è di circa 20000 ms. Nello specifico: il pallino viene visualizzato per 2000 ms in ogni posizione a cui si aggiunge un periodo di pausa, a schermo neutro, di circa 100 ms tra una posizione e l'altra. Durante questa fase vengono salvati dei valori che verranno poi usati come paragone durante il *continuous feedback* di ogni trial per capire se l'utente sta muovendo gli occhi o sbattendo le palpebre, in modo da scartare questo trial in un momento

di studio offline dei dati o da far ripetere il task. Concluso questo protocollo di calibrazione iniziale (detto di *eye calibration*), seguono i trial della fase di calibrazione che hanno una durata compresa tra 5000 ms e 6500 ms, estratta da una distribuzione casuale uniforme e occupata dal periodo di *fixation* per 2000 ms, dalla *cue* per 1000 ms e dal periodo di *continuous feedback* per il restante intervallo di tempo, cioè tra 2000 ms e 3500 ms. Questo per sfruttare la rilevanza dello spostamento dell'attenzione nei primi secondi a seguito dalla *cue* come riportato in letteratura [14]. Il feedback sonoro riprodotto durante il periodo di *continuous feedback* della fase di calibrazione aumenta di intensità sempre dal "lato" corretto indicato dalla *cue*. Alla conclusione del *continuous feedback* viene determinato il risultato del trial, che in fase di calibrazione è sempre l'evento *hit*. Successivamente, in base a tale risultato, nel periodo di *boom/feedback* (di durata pari a 1000 ms) un feedback di tipo visivo appare nella posizione corretta per informare l'utente della fine del trial.

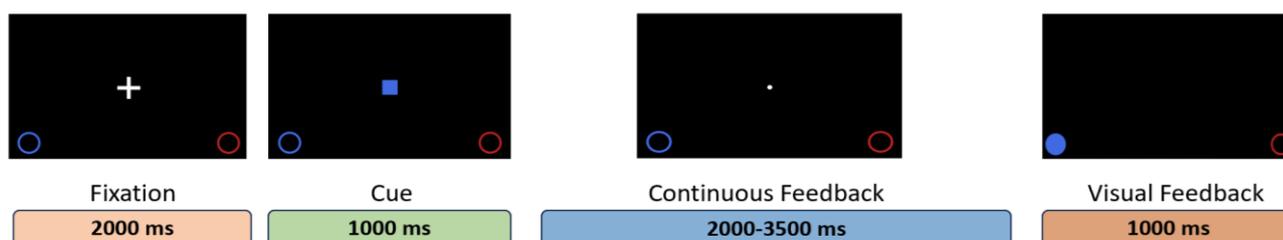


Figura 3.5: Rappresentazione schematica del paradigma visivo sperimentale di un trial per la CVSA per la fase di calibrazione. Il periodo di fixation comincia 2000 ms prima della cue che indica, per 1000 ms, l'angolo in cui porre l'attenzione. Dopo un tempo nell'intervallo tra 2000-3500 ms l'anello corrispondente alla posizione corretta del target si riempie del rispettivo colore indicato dalla cue. Il periodo di analisi comprende la durata del continuous feedback.

In seguito alla fase di calibrazione vengono estratti i dati registrati dal sistema di acquisizione del segnale EEG; in particolare quelli riferiti all'intervallo di tempo che va dalla fine del periodo di *cue* fino alla fine del *continuous feedback*. Il periodo stabilito permette un'indagine sia del meccanismo di *shift* istantaneo dell'attenzione verso una posizione differente da quella in cui è posto lo sguardo, sia del suo mantenimento per un certo periodo di tempo. I dati ottenuti vengono poi filtrati e processati con l'intento di valutare, rispetto al task richiesto all'utente, la potenza logaritmica del segnale e la generazione di desincronizzazioni/sincronizzazioni evento-relative (ERD/ERS) in bande di frequenza tra 8-18 Hz ad intervalli di 2 Hz. In questo modo è possibile comprendere e verificare l'andamento dell'attività cerebrale dell'utente nel corso delle *run* in una o più

bande di frequenza specifica per mezzo di una misura più compatta e stabile grazie alla trasformazione logaritmica.

A partire dai dati della potenza logaritmica del segnale vengono estratte delle *features*, definite come coppia [banda in frequenza, canale EEG], che risultino essere rilevanti, in termini di punteggio di Fischer Score (sezione 2.7) durante lo svolgimento dei task da parte dell'utente. In seguito al periodo di analisi, a partire dalle feature selezionate e dai dati ottenuti durante la fase di calibrazione, viene creato un dataset impiegato per allenare e poi testare, in modalità asincrona, un modello soggetto specifico per un classificatore (o decoder) binario, cioè a due classi. Il classificatore viene utilizzato durante la fase di allenamento e validazione online. Per una trattazione più approfondita dell'analisi del segnale, della selezione delle feature e dell'applicazione del classificatore si rimanda al capitolo 2.

3.3.2 LA FASE DI VALUTAZIONE

A differenza della fase di calibrazione, nella fase di valutazione (*evaluation*) non è inserito un protocollo di calibrazione oculare e la durata del *continuous feedback* non è fissata arbitrariamente, ma ne viene definita solamente una durata massima pari a 10000 ms. Ciò perché nella fase di valutazione la durata del periodo di *continuous feedback* è direttamente correlata con le performance dell'utente e le predizioni del classificatore durante il task, di conseguenza non è definibile una durata a priori. Si mantengono costanti invece le durate dei periodi di *fixation*, *cue* e *boom*.

Viene definito un *buffer* circolare di dimensione arbitraria pari a 512 (uguale alla frequenza, o *sample rate*, con cui vengono acquisiti i dati da parte del sistema di registrazione) che ciclicamente viene riempito con dei *chunks* di 32 *sample* di dati EEG registrati alla volta (quindi ad una frequenza di 16 Hz in modo da avere un *sample rate* di 512 come indicato prima). Solo a partire da quando il *buffer* è completamente riempito, i dati presenti al suo interno possono essere processati ed in seguito classificati dal decoder in base al modello creato in fase di calibrazione.

Il classificatore produce come risultato delle *raw probability* che rappresentano le probabilità con cui il modello di *Quadratic Discriminant Analysis (QDA)* classifica ogni insieme di feature ricevuto, corrispondente a un sample di dati EEG (ossia all'intero *buffer* riempito da 512 *sample*), e si aggiornano ad ogni nuovo blocco da 32 *sample* ricevuto dal

sistema di acquisizione. Contemporaneamente queste probabilità vengono registrate all'interno di un accumulatore, che presenta un ulteriore *buffer* circolare di dimensione variabile, che integra le probabilità fino al raggiungimento di un valore di soglia specifico per l'utente e il task che sta svolgendo: all'aumentare della classificazione dei sample per una classe, il *buffer* dell'accumulatore viene riempito con quest'ultima. A partire dal *buffer* dell'accumulatore viene calcolata la probabilità integrata (*integrated probability*), che rappresenta la percentuale di riempimento del *buffer* dell'accumulatore da parte di ciascuna delle due possibili classi codificabili, che aumenta o diminuisce in accordo con la classificazione dei sample. Il procedimento di classificazione prosegue fino a quando una delle due classi non supera il corrispettivo valore di soglia inizialmente determinato, rappresentante la percentuale di "spazio" occupato dai sample all'interno del *buffer* dell'accumulatore (o integratore). Le probabilità integrate vengono elaborate per riprodurre il *feedback* visivo riferito al risultato del trial (*hit, miss o timeout*) e, contemporaneamente durante tutto il *continuous feedback*, per riprodurre in modo continuo il *feedback* sonoro all'utente.

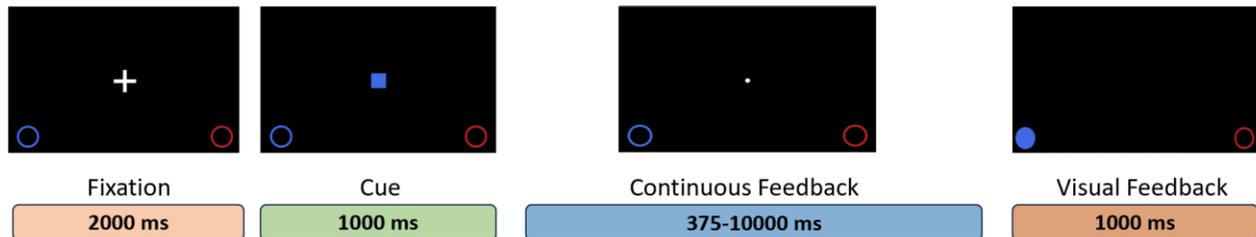


Figura 3.6: Rappresentazione schematica del paradigma visivo sperimentale per la CVSA nella fase di valutazione. Il periodo di *fixation* precede per 2000 ms quello di *cue* in cui viene indicata la posizione in cui l'utente deve porre l'attenzione. Il periodo di *continuous feedback* ha una durata variabile che dipende dalle performance dell'utente e da parametri soggetto-specifici come la dimensione del *buffer* dell'accumulatore e i valori di soglia per le due possibili classi predette in tale *buffer*.

La dimensione del *buffer* dell'integratore e i valori di soglia specifici delle due classi da predire sono parametri determinati in maniera arbitraria in base alle *performance* dell'utente e ad un riscontro da parte dello stesso riguardo la difficoltà, grande o piccola, nel controllo del *feedback* sonoro. Le funzioni e caratteristiche del *framework* di accumulazione impiegato sono approfondite nella sezione 2.5.3.

Una ulteriore differenza è che, mentre nella fase di calibrazione il *feedback* sonoro riprodotto all'utente, durante il *continuous feedback*, è indipendente dal segnale registrato e si sposta sempre nella direzione corretta, nella fase di valutazione il *feedback* sonoro è

totalmente dipendente dall'output della BCI, in particolare dalla classe con la probabilità integrata più alta, da cui dipendono l'intensità e la direzione del suono riprodotto. Per questo è possibile ottenere come risultato del trial un *Hit*, un *Miss*, oppure un *Timeout* nel caso in cui la classificazione da parte dell'integratore non raggiunga alcun valore di soglia entro il tempo massimo.

La durata media complessiva di una sessione è di circa un'ora e mezza. Finita questa fase vengono riportati e mostrati i risultati ottenuti ai soggetti. Inoltre veniva chiesto un *feedback* soggettivo riguardo la sensazione di controllo del sistema. Lo scopo di questa fase è quello di osservare se la CVSA mantenuta nel tempo è decodificabile e utilizzabile come paradigma per una BCI.

4 RISULTATI

Questo capitolo esplica le metriche utilizzate nella valutazione delle *performance* del sistema BCI e ne approfondisce i risultati ottenuti, per ciascun soggetto, nell'arco delle 3 sessioni sperimentali. In particolare sono state analizzate la stabilità delle *features* ottenute dal calcolo del *Fischer score*, l'involuppo del segnale della potenza logaritmica durante i *trials* e le *performance* in tempo reale del classificatore: accuratezza, tempo medio per la classificazione e relazione tra specificità e sensibilità del classificatore mediante la curva ROC.

4.1 LA STABILITA' DELLE FEATURE

Un requisito fondamentale per un sistema BCI è la stabilità del classificatore. Ciò significa che le *feature* selezionate per allenare il classificatore devono presentare una bassa variabilità nel corso delle *run* di registrazione. Le basse prestazioni di una BCI *online* in una determinata sessione di allenamento si riferiscono al fatto che il soggetto non è capace di modulare (o modula in modo diverso) le *feature* selezionate durante la fase di allenamento. Ciò potrebbe essere dovuto a due fattori:

- il soggetto inizia a generare *pattern* cerebrali diversi che si riflettono in uno spostamento, in termini spaziali e spettrali, delle *feature* più discriminanti.
- il soggetto non modifica affatto la propria attività cerebrale per un qualsiasi motivo come stanchezza, affaticamento, ecc.

Ad esempio per analizzare la modulazione delle *features* ne viene studiata la coerenza lungo il periodo di *continuous feedback* dei vari *trials* tra le fasi di calibrazioni (*offline*) e valutazione (*online*) per ogni banda di interesse.

Per fare questa analisi, è stato utilizzato *Fisher score* (FS) che basandosi sulla distanza tra le medie delle classi e sulla dispersione interna alle stesse classi misura quanto una *feature* è discriminativa rispetto alle due classi. L'obiettivo di questa metrica è quello di trovare *features* che massimizzino la separazione tra le classi e minimizzino la varianza all'interno delle stesse. *Fischer Score* può essere applicato sia durante il periodo di svolgimento di un *trial*, sia tra diverse *run* (*offline* e *online*). Nel primo caso, il FS descrive l'evoluzione delle *feature* più discriminanti e se è possibile identificare intervalli che presentano *pattern* comuni. Nel secondo caso, mostra se il soggetto modula le stesse *feature* durante due (o più) *run* diverse. Dal calcolo del Fischer Score viene deciso di rilevare le

features con un punteggio $>70\%$ del massimo. Prendendo in considerazione le *features* con il punteggio più alto, è possibile valutare se esse si mantengono discriminanti lungo la durata di un *trial* attraverso l'uso di *feature map* che mostrano, rispetto alla media sui *trial* per ciascuna *run*, l'evoluzione delle *feature* in una data banda di frequenza. Ad esempio nella figura 3.1 è possibile visualizzare le *features* nel tempo in due diverse *run*; si nota che alcune *features*, come P4, O2, PO4, PO6, PO8, siano discriminanti in entrambe le *run* in intervalli di tempo simili.

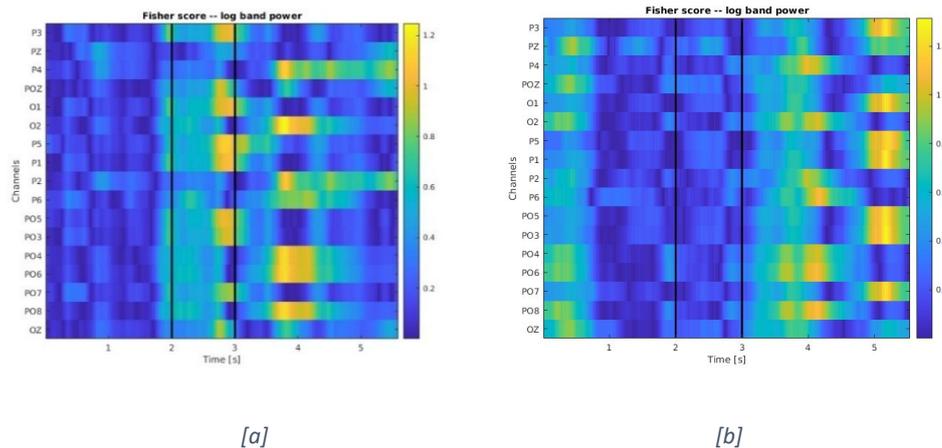


Figura 4.1: Rappresentazione di Fischer score calcolato per due run differenti nella banda di frequenza [8-14] Hz. Le due linee verticali rappresentano rispettivamente l'inizio del periodo di cue (2 s) e l'inizio del periodo di continuous feedback (3 s). La durata in secondi è la minima possibile per un trial. All'interno della stessa run si possono notare degli intervalli di tempo in cui le feature maggiormente discriminanti sono riportate con un colore tendente al giallo; e confrontando le due run è evidente che alcuni canali come P4, O2, PO4, PO6, PO8 rimangono discriminanti anche negli stessi intervalli temporali.

Altre *feature maps* utilizzate mostrano la differenza tra i valori medi della potenza logaritmica delle due classi in esame. Tale differenza (attenzione a destra vs attenzione a sinistra) riflette il grado di lateralizzazione dei fenomeni di ERD/ERS, e permette di identificare il grado di attivazione differenziale tra gli emisferi:

- Una maggiore differenza suggerisce una forte lateralizzazione, con una chiara desincronizzazione controlaterale e sincronizzazione ipsilaterale.
- Una minore differenza potrebbe indicare una distribuzione più simmetrica dell'attività cerebrale o difficoltà nel mantenere l'attenzione focalizzata.

Di conseguenza valori molto positivi e molto negativi risultano avere importanza nello studio della stabilità e dell'evoluzione delle *features*: in questo caso, essendo calcolata la differenza tra potenza logaritmica della classe 2 (attenzione in basso a destra) e potenza logaritmica della classe 1 (attenzione in basso a sinistra), valori molto positivi indicano che la *feature* (banda-canale) è determinante per i *task* della classe 2, mentre valori molto negativi ne indicano l'importanza per i

task della classe 1. Le *feature maps* permettono quindi di validare la selezione delle *features* avvenuta mediante il calcolo del *Fischer Score*: se i valori rappresentati nelle *feature maps*, per le *features* indicate dal *fischer score* come maggiormente discriminanti, sono $\geq |0.4|$ e si mantengono tali per ogni *run* di *calibration*, allora le *features* risultano stabili e vengono selezionate.

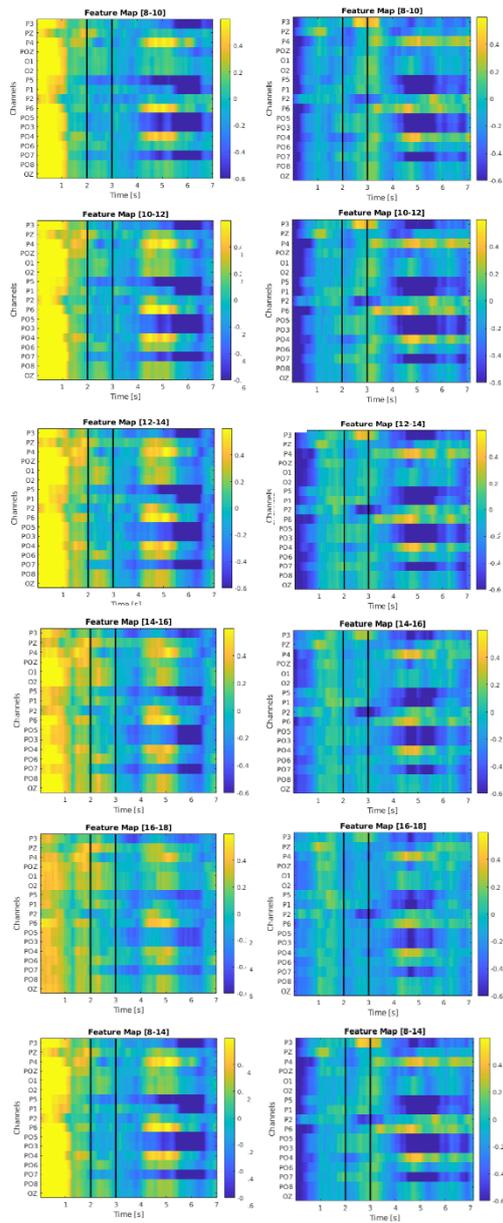
Come descritto nella sezione 3.2, il protocollo sperimentale consiste in 2 *run* di *calibration* e 3 *run* di *evaluation* per ciascuna sessione. Nelle sotto-sezioni successive si vuole studiare l'evoluzione delle *features* durante le due fasi dell'esperimento (*calibration* ed *evaluation*) e la loro stabilità all'interno del periodo di *continuous feedback*, lungo le diverse *run* e sessioni.

4.1.1 PRIMA SESSIONE

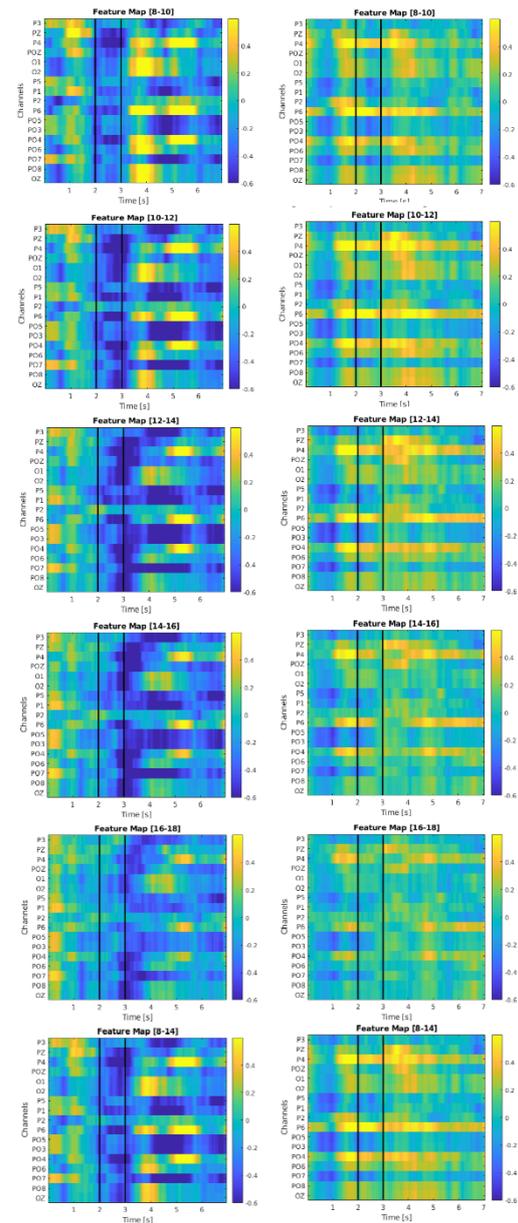
Alcuni soggetti hanno dimostrato fin da subito durante le fasi di *calibration*, una buona capacità di modulazione, che si riflette nelle loro *feature map*: all'interno della stessa *run* alcuni canali risultano rilevanti in maniera costante tra le frequenze di interesse e, se valutati come *feature* (coppie di canale-banda di frequenza), si mantengono tali anche tra *run* diverse. Confrontando tali risultati con quelli ottenuti da *fisher score*, si può comprendere quali siano le *features* più stabili sviluppate dal soggetto.

Nel caso del soggetto *c7*, come si può vedere dalla figura 4.2, le *feature* selezionate con queste caratteristiche sono: P5 a 8-10Hz, 10-12 Hz e 8-14 Hz, P6 a 8-10Hz, 10-12 Hz e PO5 a 8-10 Hz; mentre per il soggetto *h8* (figura 4.3) le *feature* in questione risultano essere P1 a 10-12 Hz, 12-14 Hz e 8-14 Hz, PO3 a 12-14 Hz.

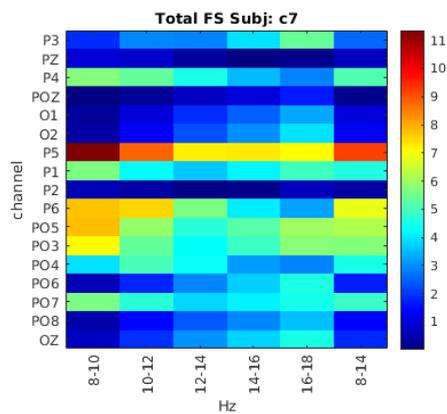
CALIBRATION



EVALUATION



[a]

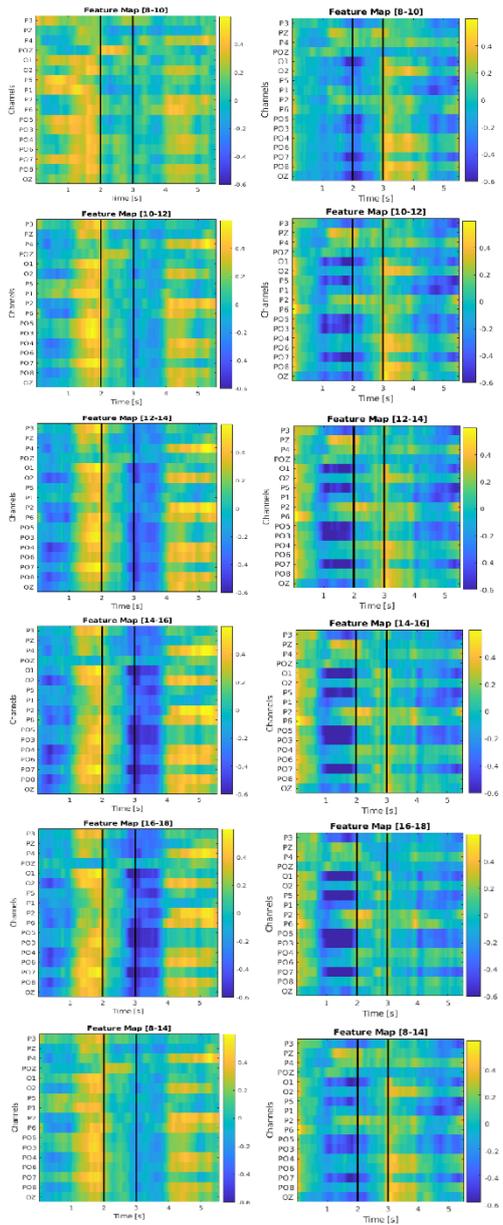


[b]

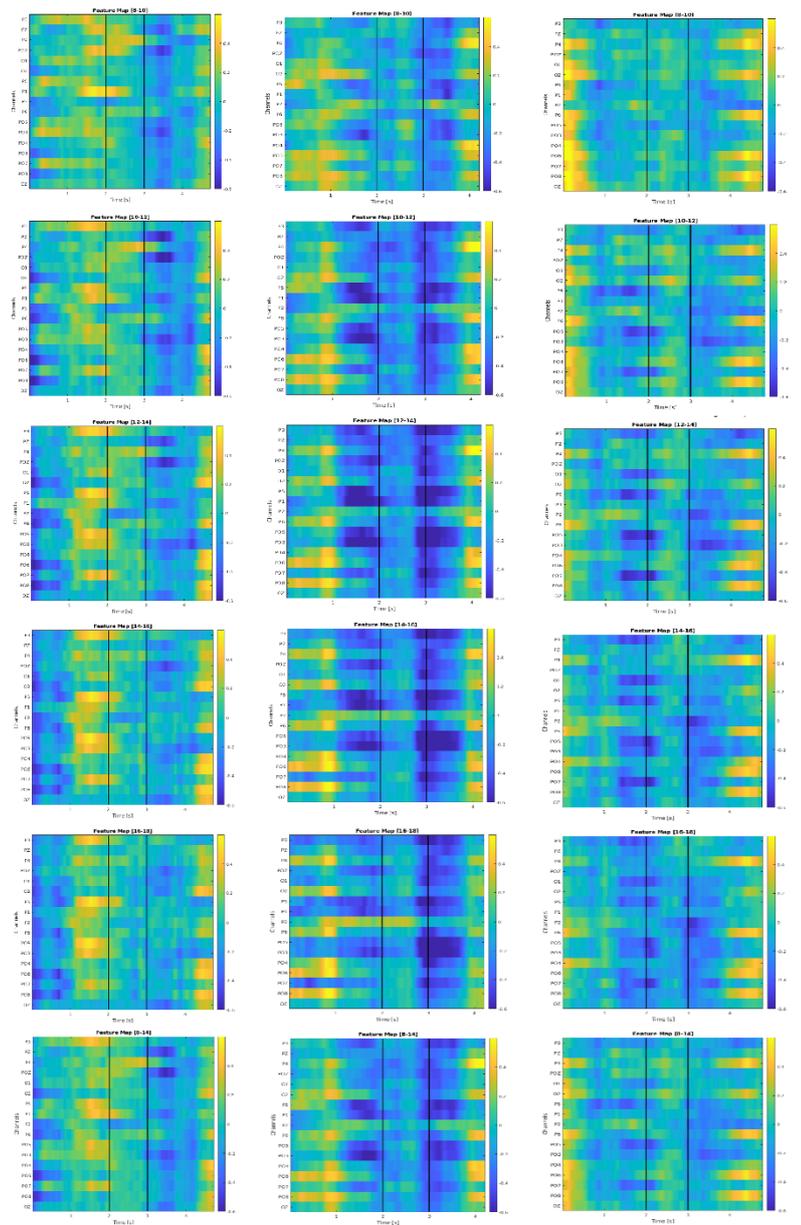
Figura 4.2: La figura mostra l'andamento delle feature per il soggetto c7 durante la prima sessione. In [a] i valori sono rappresentati tramite una scala cromatica che va dal blu scuro al giallo, in un intervallo $[-0.6, +0.6]$. Inoltre sono riportate per ogni colonna le feature map delle run della fase di calibration e della fase di evaluation online in ogni banda di frequenza di interesse. In [b] viene mostrato il Fischer Score calcolato a partire dai dati provenienti dal periodo di continuous feedback di ogni trial per l'intera sessione di calibrazione. Per ogni run della fase di evaluation la minima durata di un trial viene impiegata come metro temporale dei grafici

E' possibile confrontare le *features* selezionate in fase di *calibration* con quelle che risultano più rilevanti durante la fase di *evaluation online*. Per ogni *run* della fase di *evaluation* la minima durata di un *trial* viene impiegata come metro temporale nei grafici di *feature map*. Come si può vedere dalla figura 4.2a, per il soggetto c7 canali come P6, P5, PO5 e P4 mantengono il loro livello di rilevanza. Ciò significa che la capacità del soggetto di modulare il segnale si mantiene costante nell'insieme di feature precedentemente citato, che presenta componenti con un alto coefficiente di lateralizzazione per entrambi gli emisferi. Anche per quanto riguarda il soggetto h8 si può notare che le feature selezionate, P1 e PO3 in particolar modo, sono comuni anche alle *run* di *evaluation* (figura 4.3).

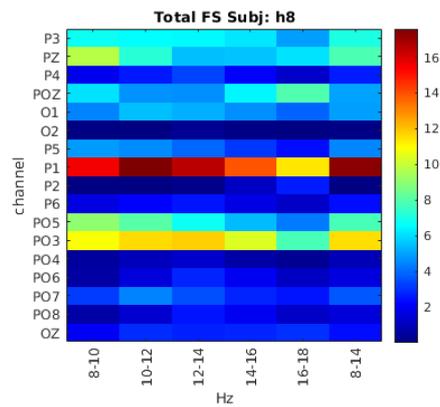
CALIBRATION



EVALUATION



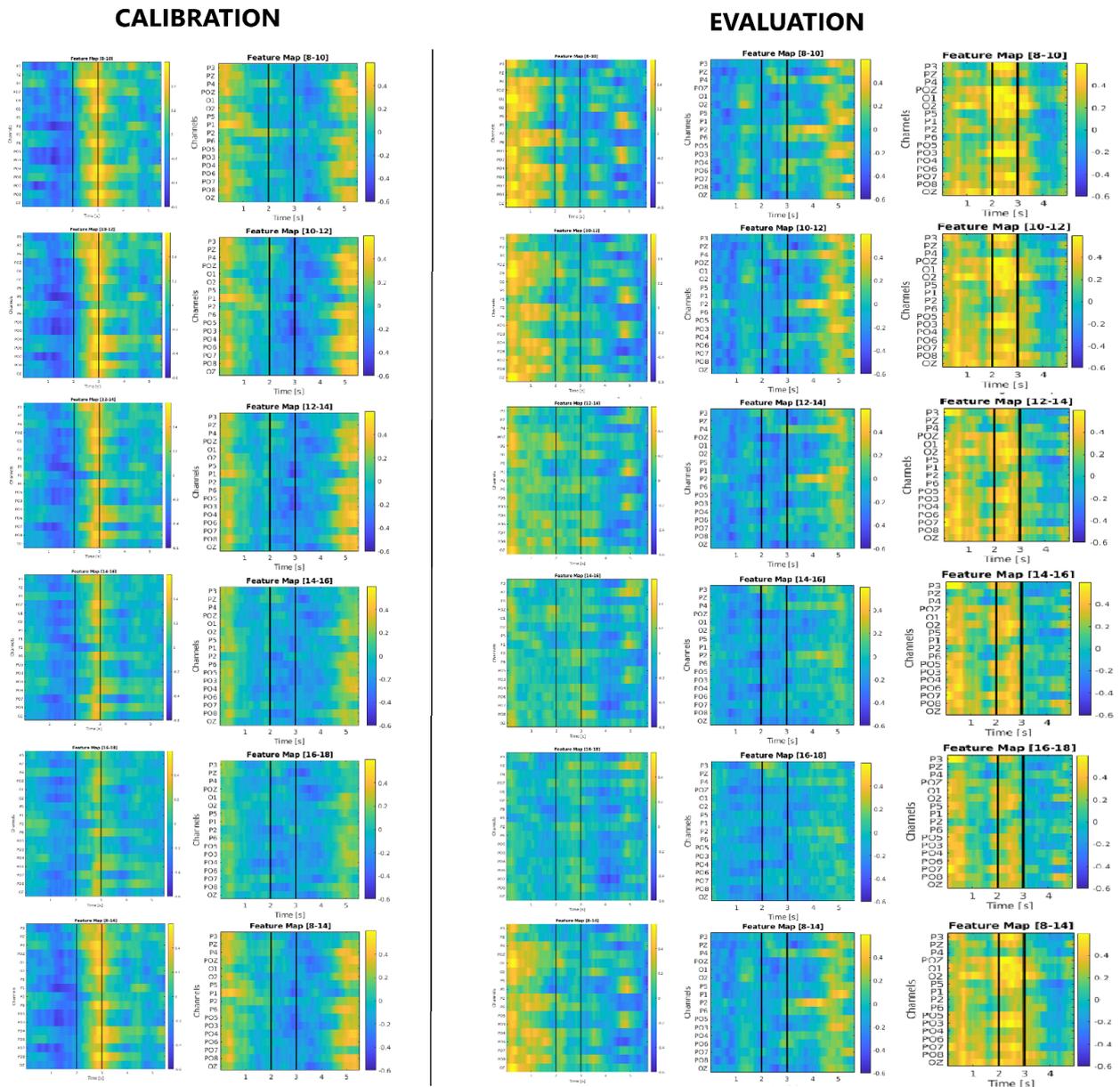
[a]



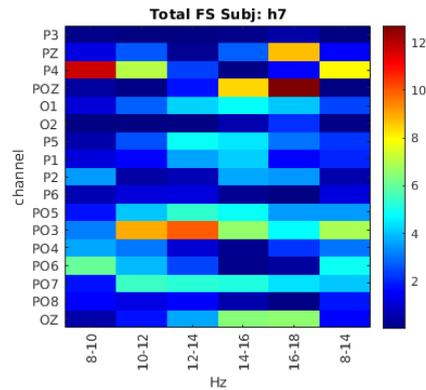
[b]

Figura 4.3: La figura mostra l'andamento delle feature per il soggetto h8 durante la prima sessione. In [a] valori sono rappresentati tramite una scala cromatica che va dal blu scuro al giallo, in un intervallo $[-0.6, +0.6]$. Inoltre sono riportate per ogni colonna le feature map delle run della fase di calibration e della fase di evaluation online in ogni banda di frequenza di interesse. In [b] viene mostrato il Fischer Score calcolato a partire dai dati provenienti dal periodo di continuous feedback di ogni trial per l'intera sessione di calibrazione. Per ogni run della fase di evaluation la minima durata di un trial viene impiegata come metro temporale dei grafici

Per il soggetto h7 (figura 4.4), i canali selezionati, osservando Fischer Score e la differenza di potenza logaritmica tra le due classi dalle feature maps della fase di calibration sono: il canale PO3 alle frequenze 10-12 Hz e 12-14 Hz, il canale POz alle frequenze 16-18 Hz e il canale P4 alle frequenze tra 8-10 Hz.



[a]



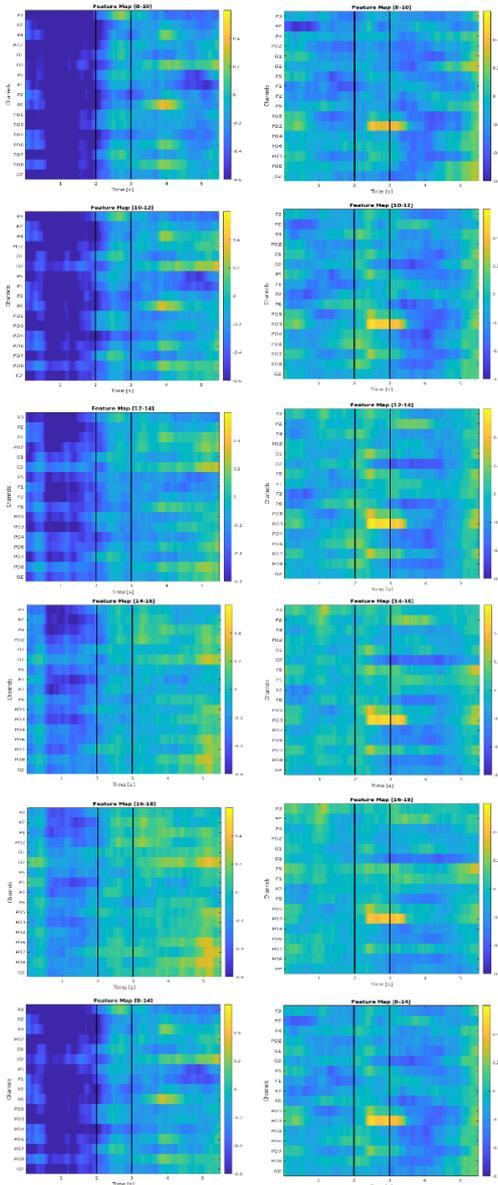
[b]

Figura 4.4: Rappresentazione dell'andamento delle features del soggetto h7 durante la prima sessione

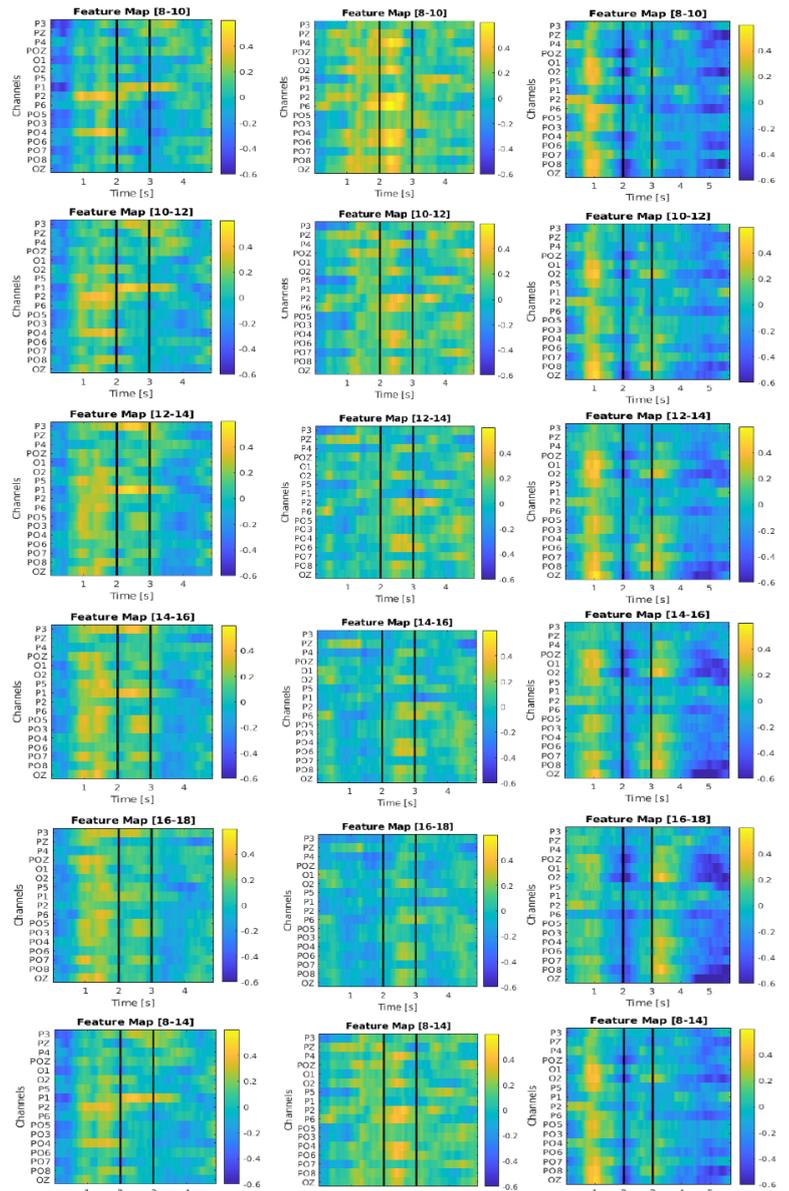
Da un'analisi qualitativa delle *feature map* delle *run* di *evaluation* si può notare che i canali P4 e PO3 mantengono un buon grado di rilevanza in particolare nell'intervallo tra 4-5s, mentre POz perde di rilevanza e scompare.

Anche il soggetto f2 (figura 4.5) mostra alcune delle stesse *feature* selezionate per altri soggetti tra quelle più rilevanti, in particolare P5 e PO4, tuttavia Il *fischer score* che si ottiene fa risaltare molte *feature* come altamente discriminanti, ciò può essere figlio di una variazione delle modalità di spostare l'attenzione da parte dell'utente durante l'esperimento oppure può essere causato da una minore differenza tra gli stati mentali corrispondenti ai due *task*: se la differenza media di potenza logaritmica risulta "piccola" in valore assoluto o molto vicina allo zero, l'attività cerebrale non è particolarmente discriminativa tra i due *task* e di conseguenza anche il punteggio del *fischer score* viene rappresentato su una scala più ristretta (a causa della normalizzazione per la varianza inter-classe). Vengono selezionati i canali P5 a 10-12 Hz, PO4 a 10-12 Hz e 12-14 Hz, P1 e Pz a 8-10 Hz.

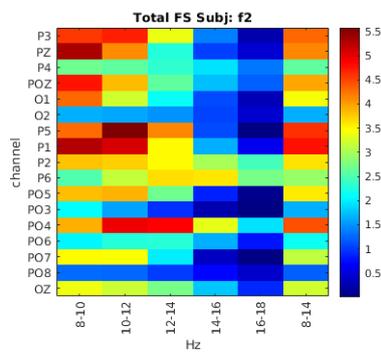
CALIBRATION



EVALUATION



[a]



[b]

Figura 4.5: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto f2 durante la prima sessione

Nella *feature maps* relative alla fase di *evaluation* viene confermata la scarsa discriminabilità delle *features* infatti, lungo il periodo di *continuous feedback*, non sono facilmente individuabili feature che siano stabili tra le diverse *run*.

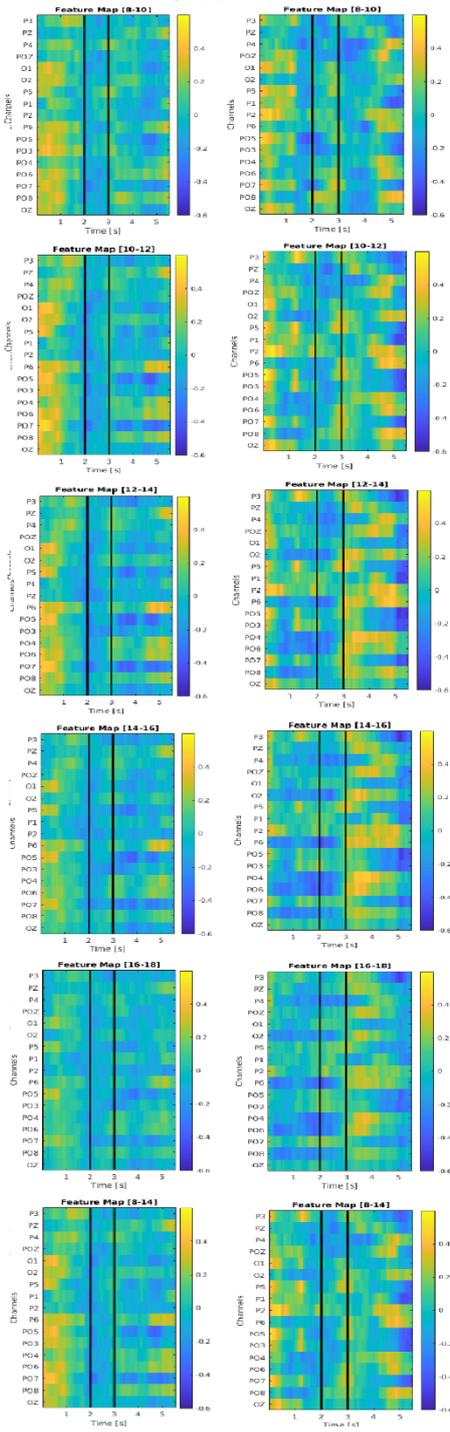
A seguito di queste osservazioni si può notare che alcuni canali siano ricorrenti tra tutti soggetti, in particolare in alcune bande di frequenza. Nello specifico i canali maggiormente selezionati sono: P1 e P5 negli intervalli di frequenza tra 8-10 Hz e 10-12 Hz, PO3 nella banda 12-14 Hz e P4 nella banda 8-10 Hz, tutte quante sottobande della banda alfa.

4.1.2 SECONDA SESSIONE

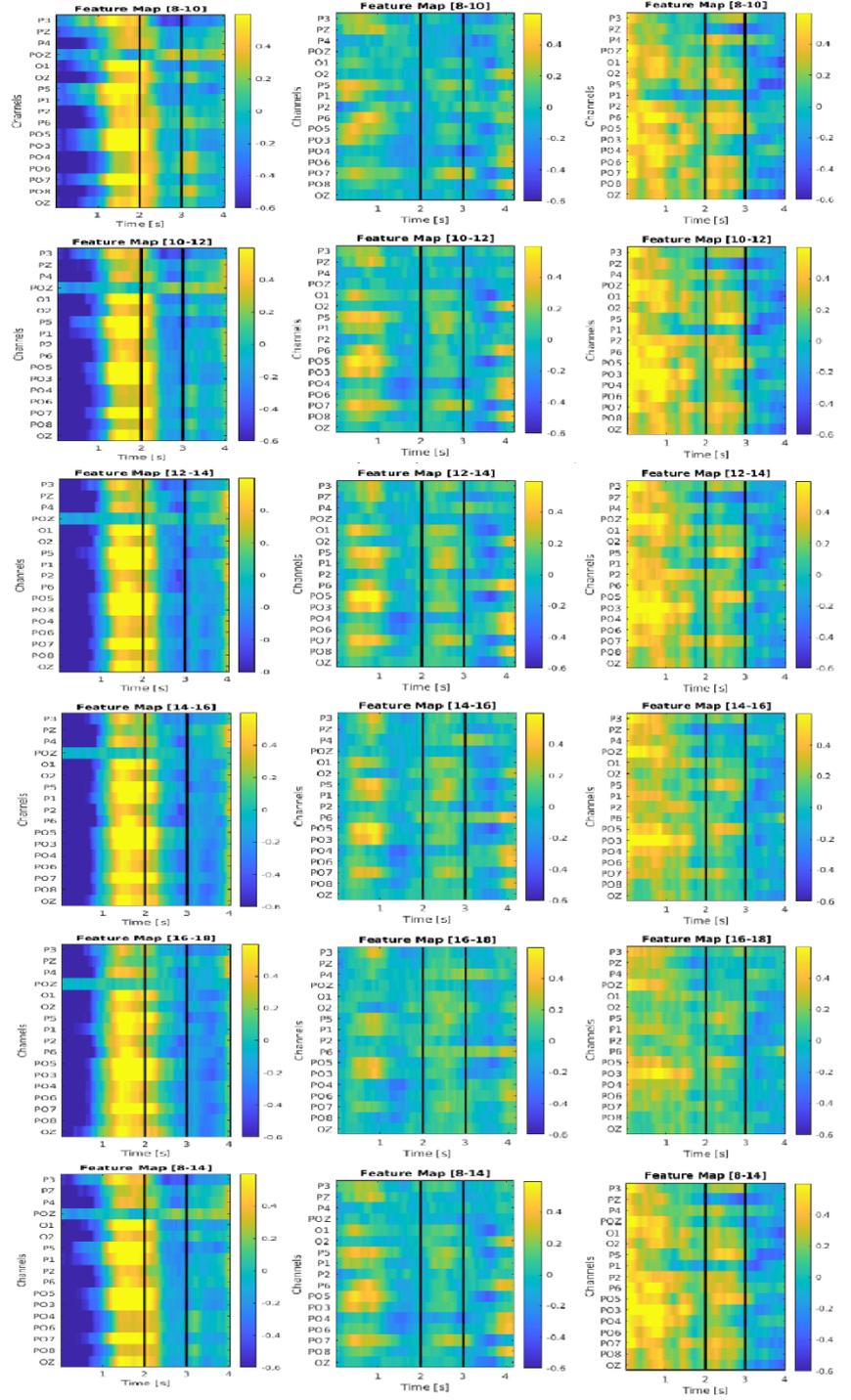
Come nella prima sessione, i dati acquisiti vengono studiati per ottenere le *features* più rilevanti, durante la fase di *calibration*, per ogni soggetto. Ciascun soggetto mostra però un cambiamento rispetto alla sessione precedente.

Per il soggetto *c7* le *features* maggiormente rilevanti, su una scala media di punteggi di *fischer*, risultano essere il canale P6 nelle bande di frequenza 10-12 Hz, 12-14 Hz, 8-14 Hz, il canale PO5 nell'intervallo 16-18 Hz, il canale PO4 tra 12-14Hz e il canale PO8 nella banda 10-12 Hz, che risultano costanti, in termini di rilevanza, dalle *feature map* ottenute durante la fase di *calibration* (figura 4.6ab). Tuttavia in *evaluation* tali *features* non sono fortemente presenti. Ciò è dovuto probabilmente alla differente durata del *continuous feedback* tra le fasi di *calibration* ed *evaluation* per cui alcune *features* presenti nella parte finale del *continuous feedback* della prima, non risultano nella seconda.

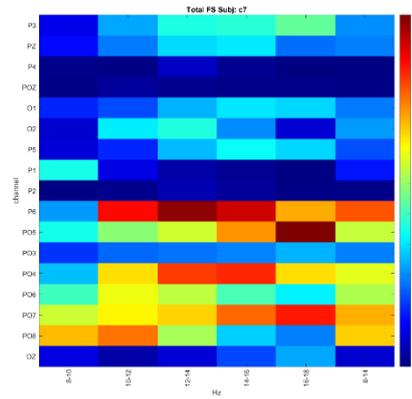
CALIBRATION



EVALUATION



[a]

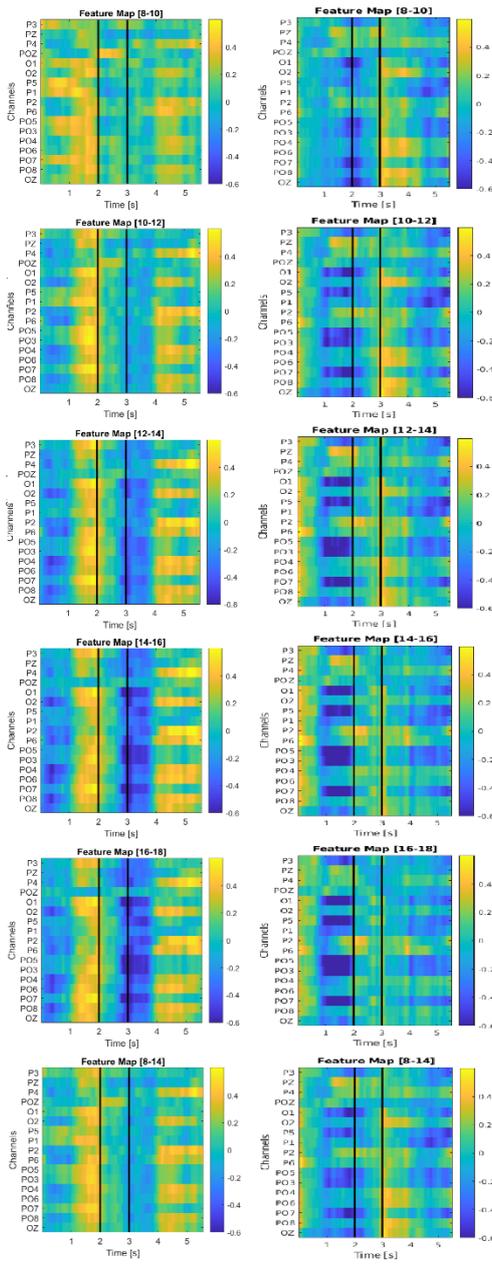


[b]

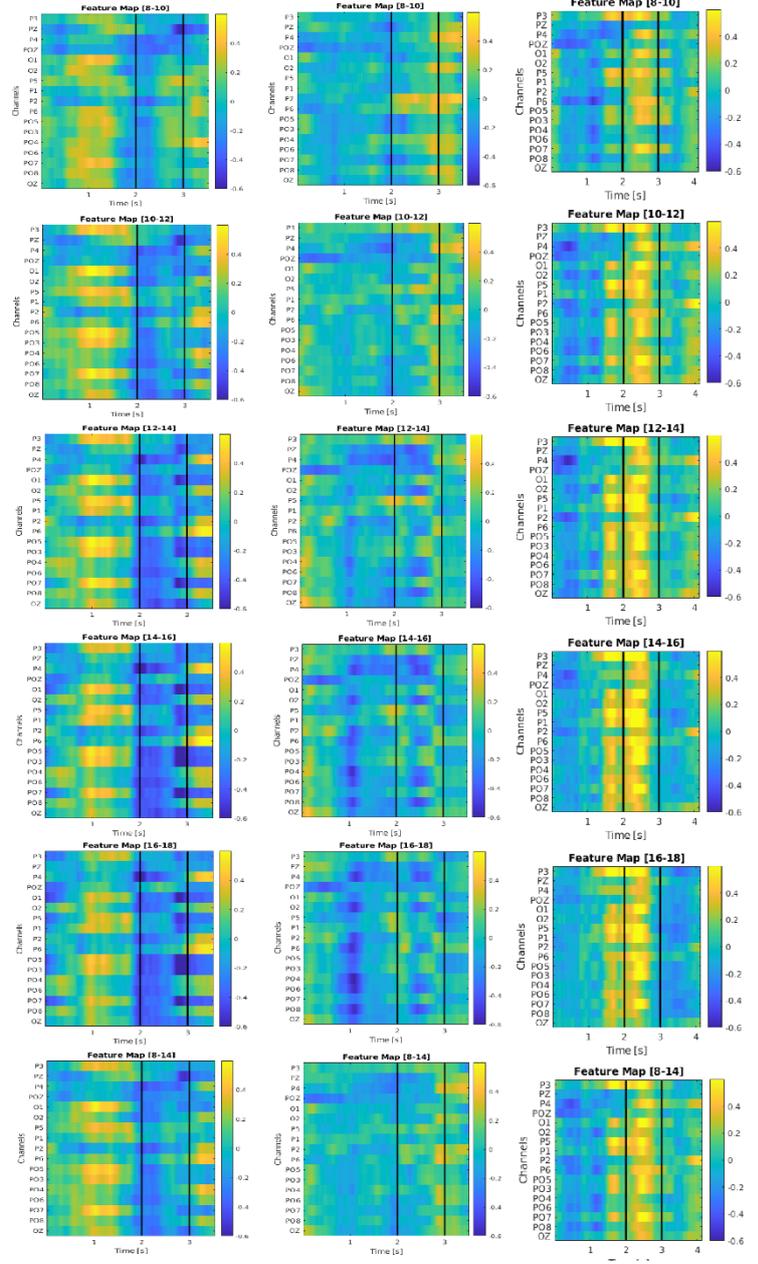
Figura 4.6: La figura mostra l'andamento delle feature per il soggetto c7 durante la seconda sessione. I valori sono rappresentati tramite una scala cromatica che va dal blu scuro al giallo, in un intervallo $[-0.6, +0.6]$. In [a] sono riportate per colonna le feature map delle run della fase di calibration e della fase di evaluation online in ogni banda di frequenza di interesse. In [b] viene mostrato il Fischer Score calcolato a partire dai dati provenienti dal periodo di continuous feedback di ogni trial per l'intera sessione di calibrazione. Per ogni run della fase di evaluation la minima durata di un trial viene impiegata come metro temporale dei grafici

Per il soggetto h8 si possono notare, le ancora ben marcate, differenze di potenza logaritmica per alcuni dei canali, ma le features calcolate attraverso il *fischer score* sono differenti rispetto alla prima sessione. Si può osservare che molte features hanno un punteggio elevato (in relazione alla scala impiegata), in particolare i canali P4, PO4, PO6 e PO8 nella banda di frequenza 8-10 Hz, e il canale P1 tra 14-16 Hz (figura 4.7b).

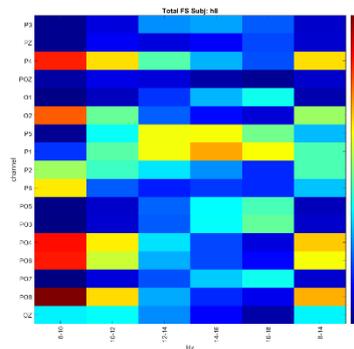
CALIBRATION



EVALUATION



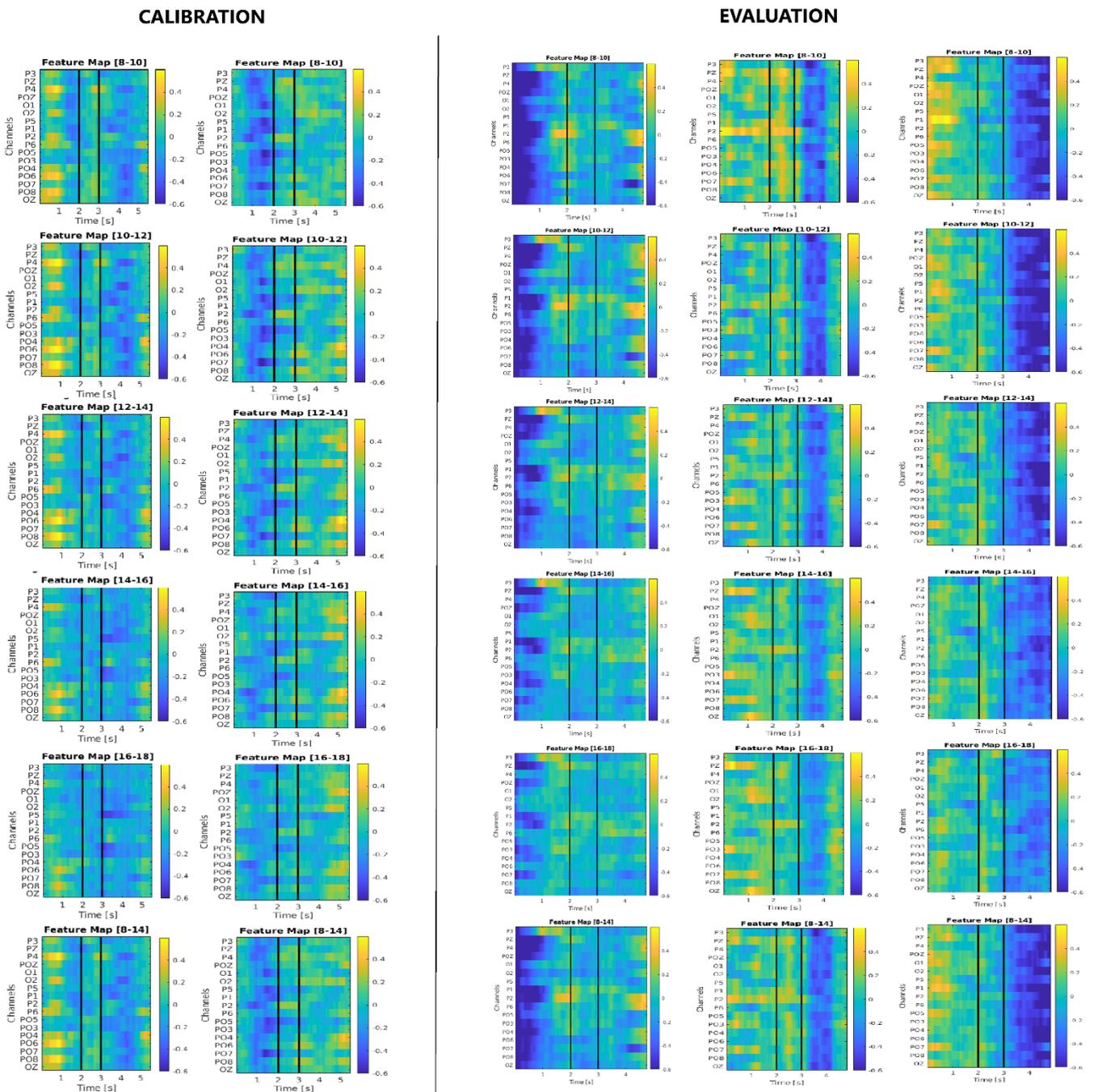
[a]



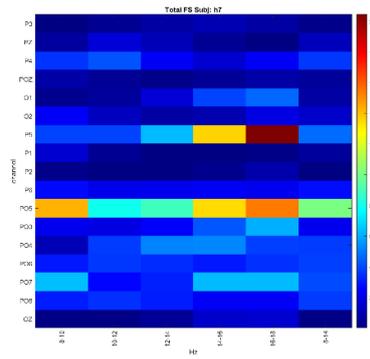
[b]

Figura 4.7: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto h8 durante la seconda sessione

Per il soggetto h7 le *features* che emergono maggiormente sono relative al canale PO5 alle frequenze tra 8-10 Hz, 16-18 Hz e al canale P5 nelle frequenze tra 16-18 Hz. Confrontando la selezione suggerita dal *fischer score* con l'andamento delle *feature maps*, si nota che le *features* prescelte sono tra quelle più stabili. Nelle *feature maps* corrispondenti alle *run* della fase di *evaluation* invece, le coppie canale-banda di frequenza non sono esattamente le stesse in particolare nella seconda e nella terza *run* (figura 4.8a).



[a]

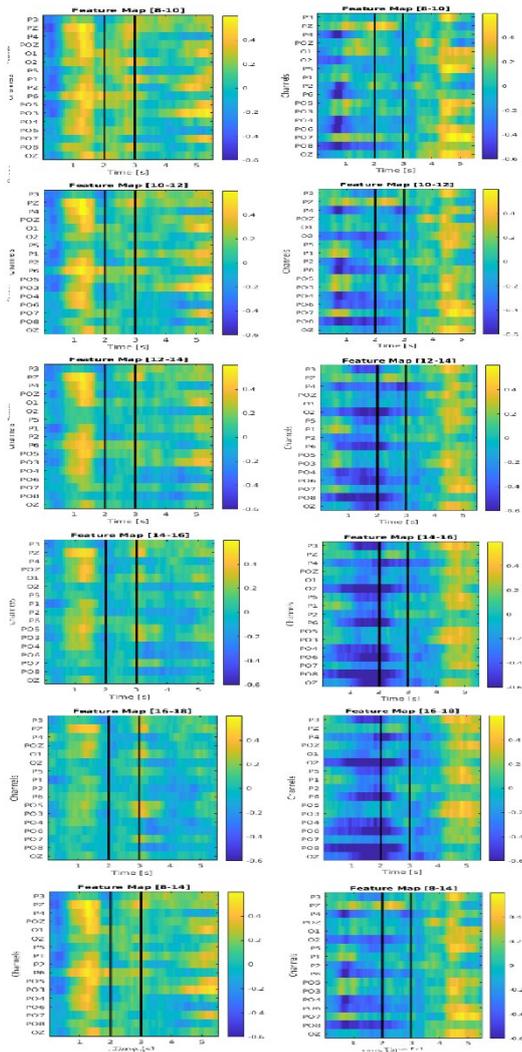


[b]

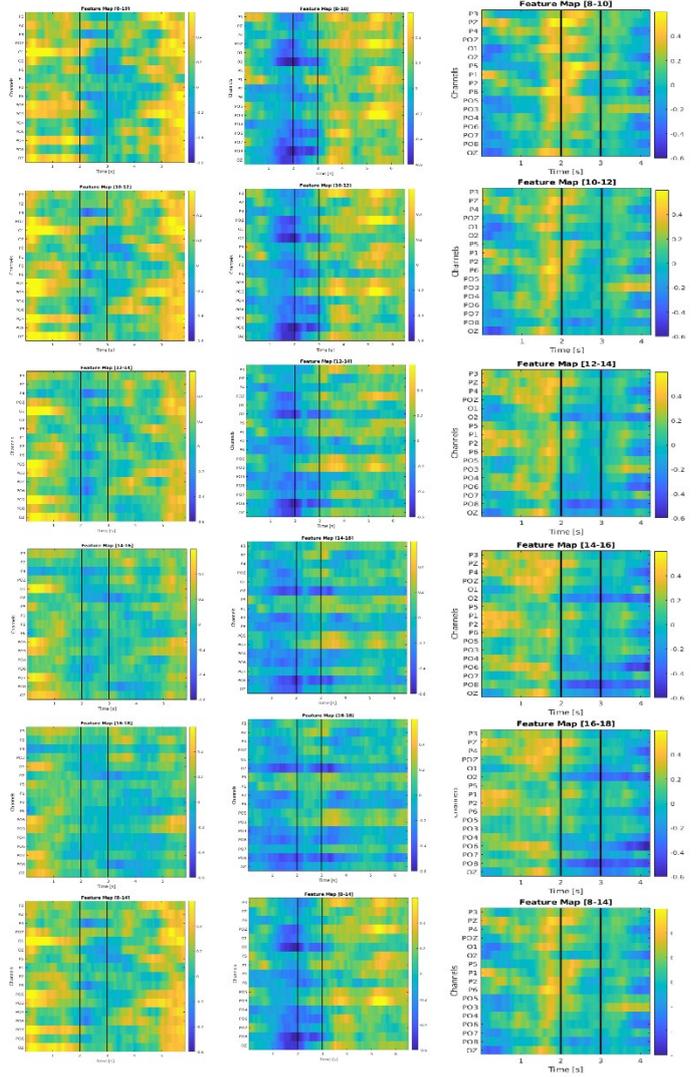
Figura 4.8: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto h7 durante la seconda sessione

Per il soggetto f2 le principali feature emergenti dal *fischer score* sono PO3 nelle bande 8-10 Hz, 10-12 Hz e 8-14 Hz, Oz nella banda 8-10 Hz e P3 nella banda 8-14 Hz. In particolare PO3 e P3 si dimostrano costanti e rilevanti sia durante la fase di *calibration* che nella fase di *evaluation* (figura 4.9a).

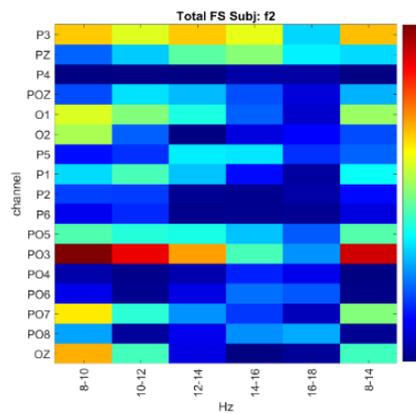
CALIBRATION



EVALUATION



[a]



[b]

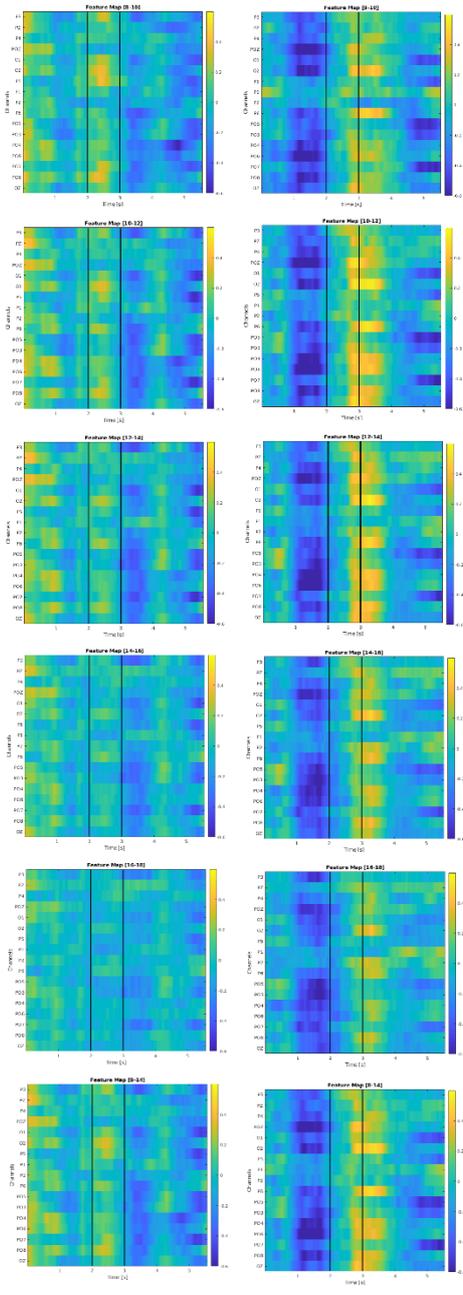
Figura 4.9: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto f2 durante la seconda sessione

In questa sessione i soggetti hanno dimostrato una maggiore differenziazione tra le feature rilevanti per ciascuno. Questo può esser dovuto alla durata minima del *continuous feedback* che risulta essere inferiore di quella ottenuta nella prima sessione, e quindi se il soggetto attiva le *features* dopo tale durata, non risultano nei plot riportati. Ad esempio come si nota in figura 4.2c al soggetto c7 le *features* si attivano un secondo dopo l'inizio del *continuous feedback*, periodo non visibile nella figura 4.6c. Fanno eccezione i canali PO5 (tra 16-18 Hz) e PO8 (tra 8-10 Hz e 10-12 Hz) che vengono selezionati come determinanti in almeno due soggetti.

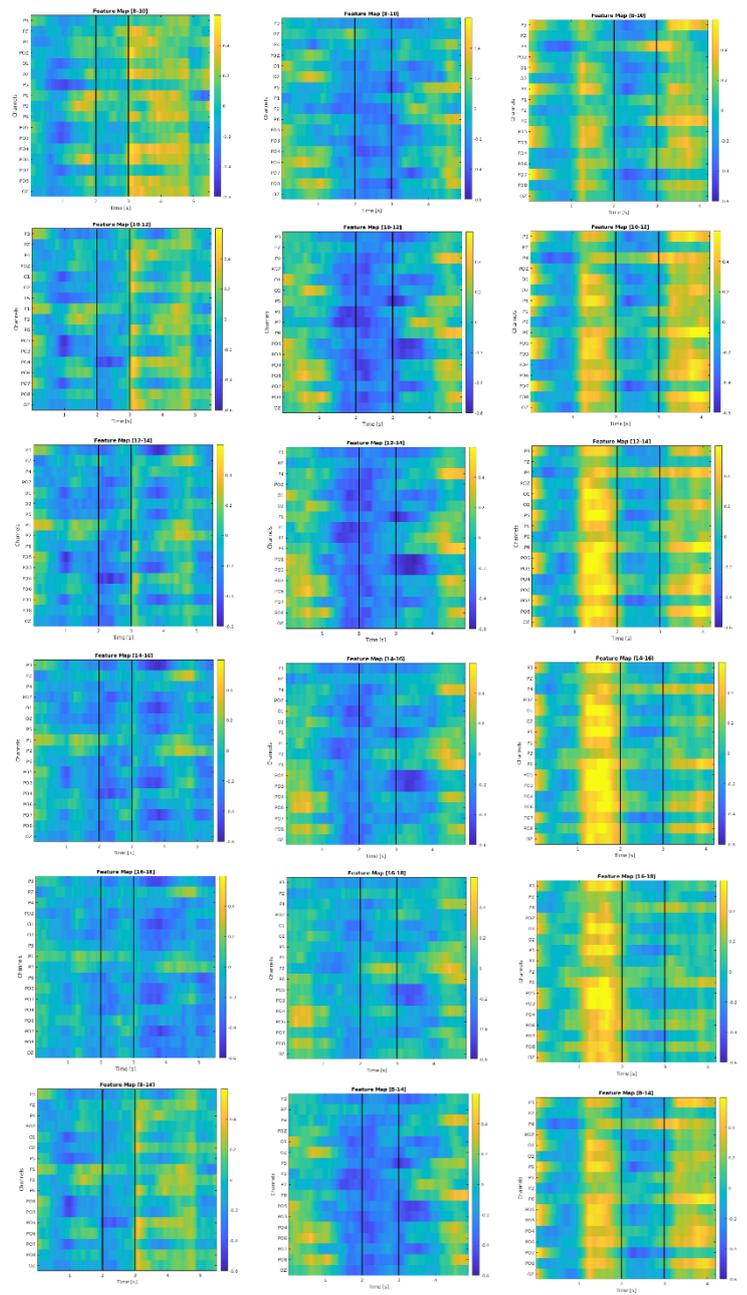
4.1.3 TERZA SESSIONE

Il soggetto c7 mantiene, come nelle altre sessioni, PO5 come uno dei canali rilevanti, secondo *fischer score*, alle frequenze 12-14 Hz e 14-16 Hz. Ad esso si aggiungono anche il canale PO7 nelle medesime bande e il canale P2 nella banda 8-10 Hz. Come si può vedere nella figura 4.10, questi canali risultano stabili durante la fase di *calibration*, mostrando valori notevoli di differenza soprattutto nel periodo da 4500 ms alla fine del *trial*. Anche durante la fase di *evaluation* le *features* selezionate rimangono stabili ma dimostrano il maggior valore di differenza tra 3500 ms e 4000 ms.

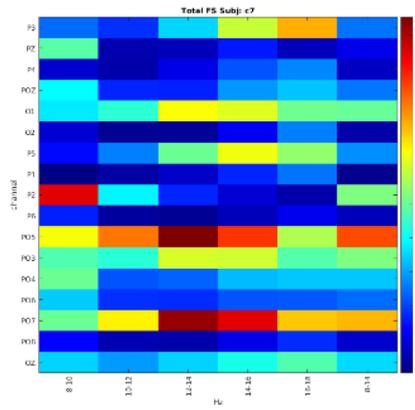
CALIBRATION



EVALUATION



[a]

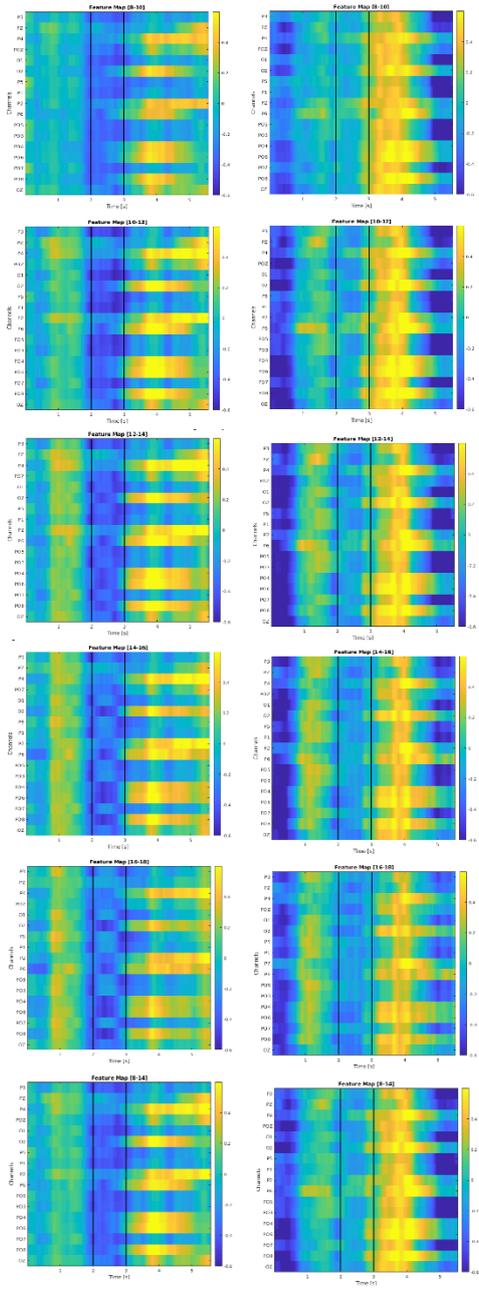


[b]

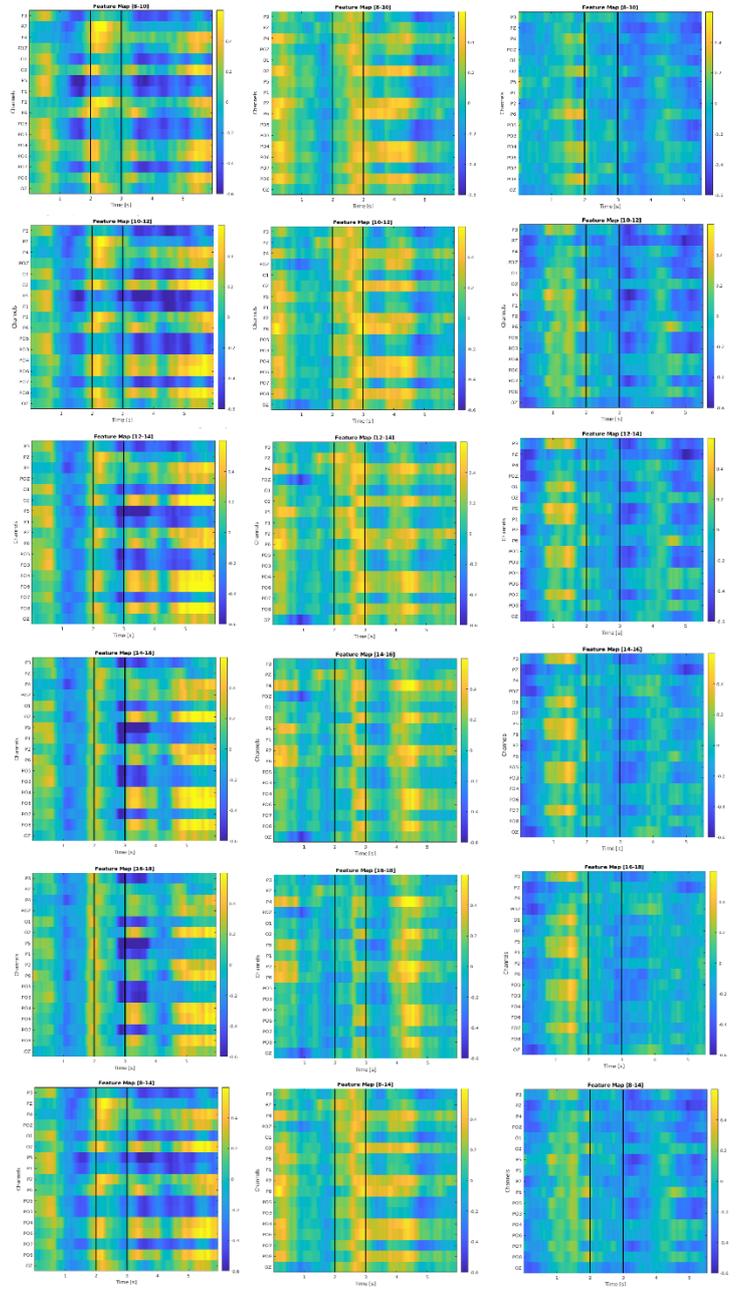
Figura 4.10: La figura mostra l'andamento delle features per il soggetto c7 durante la terza sessione. I valori sono rappresentati tramite una scala cromatica che va dal blu scuro al giallo, in un intervallo $[-0.6, +0.6]$. In [a] sono riportate per colonna le feature map delle run della fase di calibration e della fase di evaluation online in ogni banda di frequenza di interesse. In [b] viene mostrato il Fischer Score calcolato a partire dai dati provenienti dal periodo di continuous feedback di ogni trial per l'intera sessione di calibrazione. Per ogni run della fase di evaluation la minima durata di un trial viene impiegata come metro temporale dei grafici

Come si vede nella figura 4.11, per il soggetto h8 le feature principali selezionabili sono i canali P4 nelle bande 10-12 Hz, 12-14 Hz e 14-16 Hz, P2 nelle bande 12-14 Hz e 14-16 Hz e anche P6 nella banda 12-14 Hz. Anche in questo caso dalle feature map della fase di *evaluation* si può apprezzare, in accordo con la natura dei fenomeni di ERD/ERS, come ci sia una netta differenza tra i canali (e quindi le feature) relativi all'emisfero destro, che captano un aumento della potenza logaritmica per la classe 2, e quelli relativi all'emisfero sinistro che invece segnalano una diminuzione della potenza logaritmica per la classe 1 in quei canali.

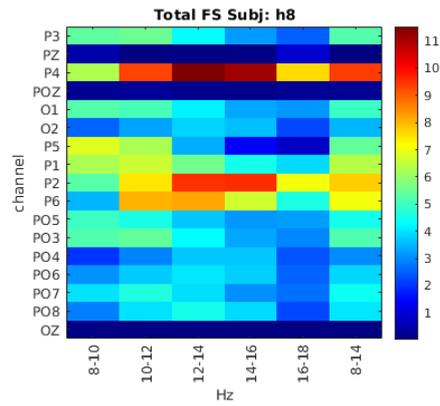
CALIBRATION



EVALUATION



[a]

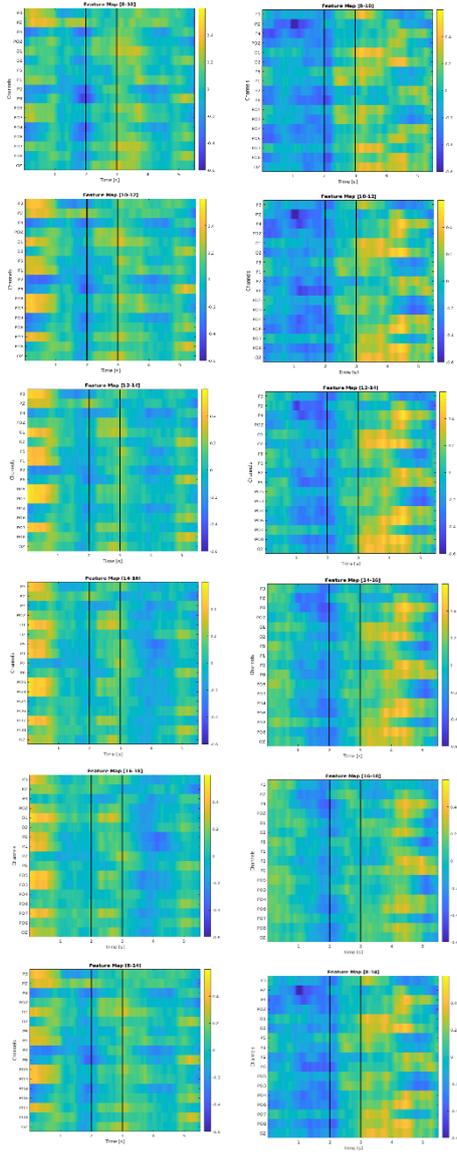


[b]

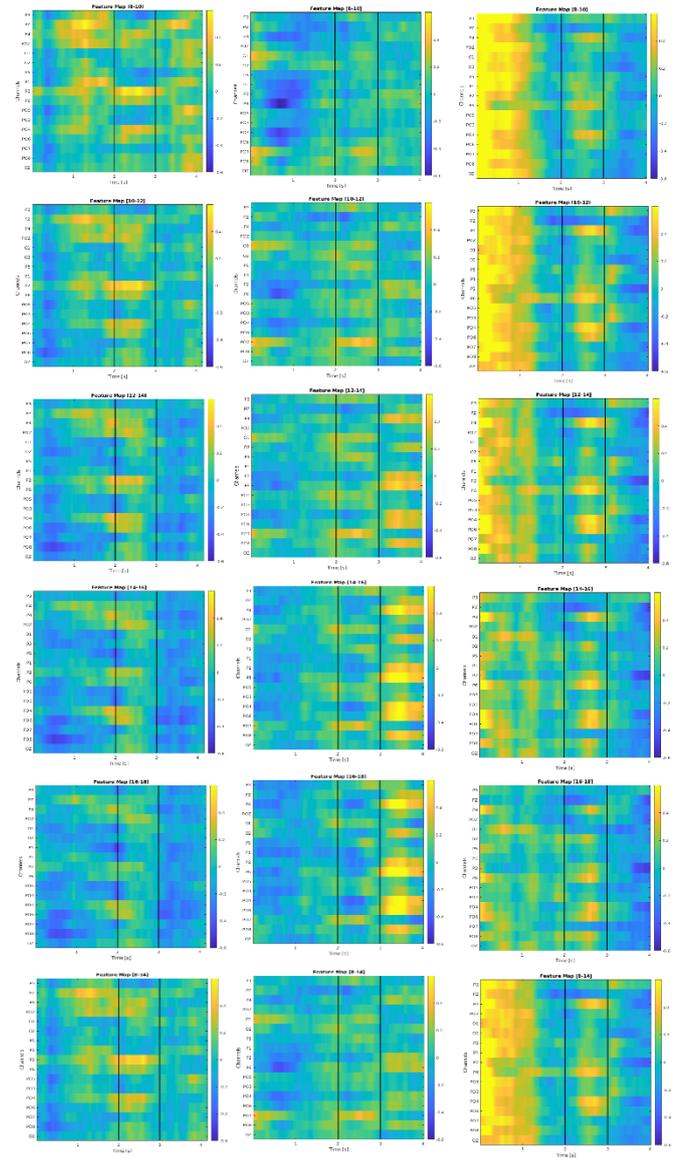
Figura 4.11: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto h8 durante la terza sessione.

Per il soggetto h7 le feature che vengono selezionate sono riferite ai canali PO8 nelle bande di frequenza 12-14 Hz e 14-16 Hz, e PO6 nella banda 14-16 Hz. Osservando le feature map è possibile notare come esse rimangano costanti tra *calibration* ed *evaluation*. In particolar modo PO8 nella banda di frequenza 12-14 Hz.

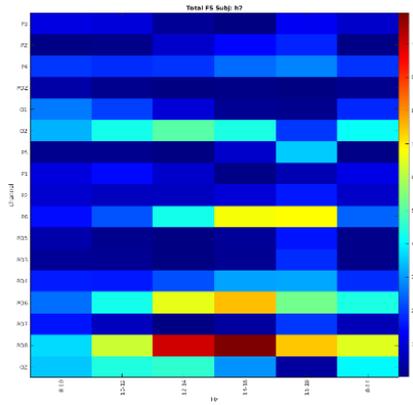
CALIBRATION



EVALUATION



[a]



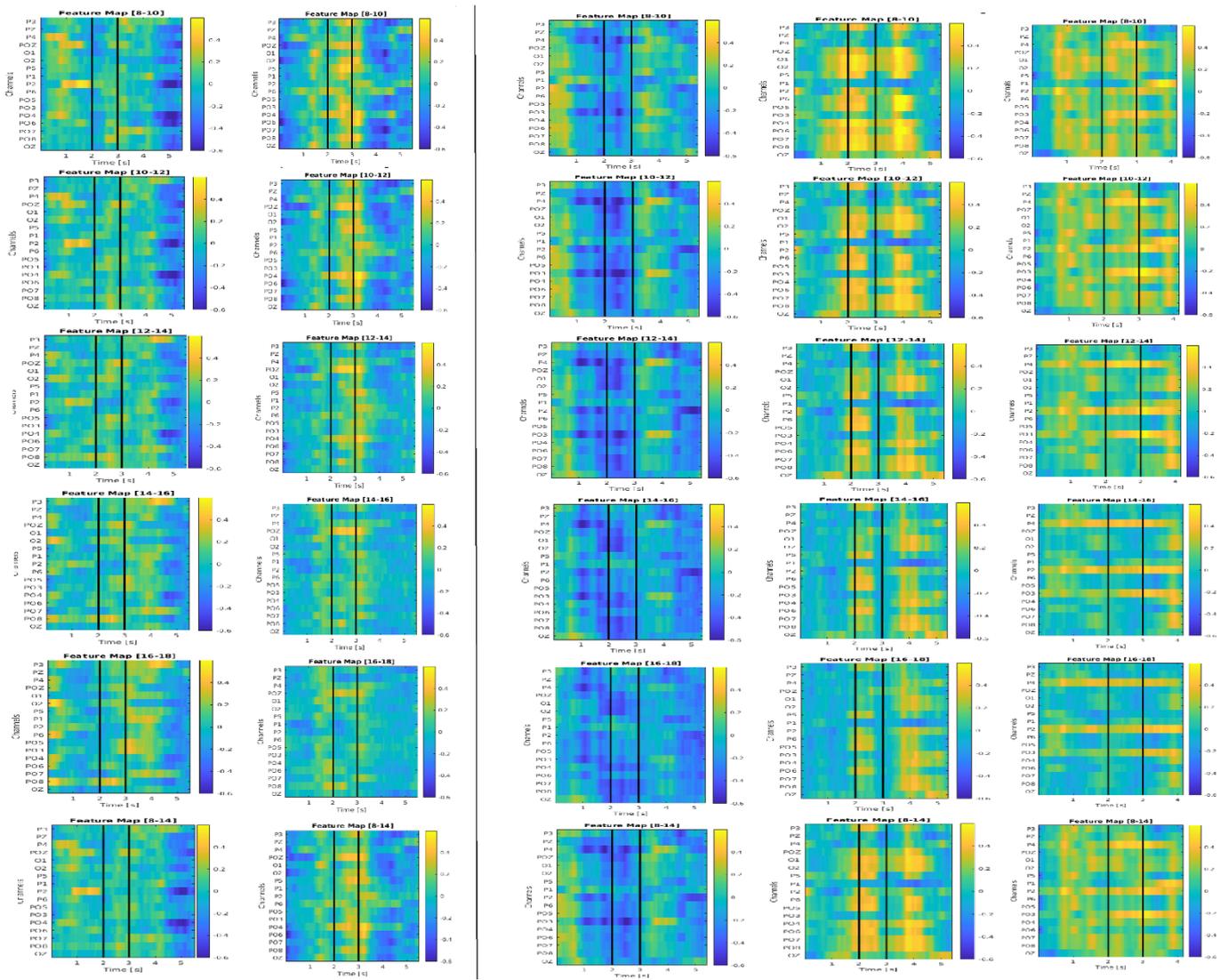
[b]

Figura 4.12: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto h7 durante la terza sessione, tra le fasi di calibration ed evaluation online.

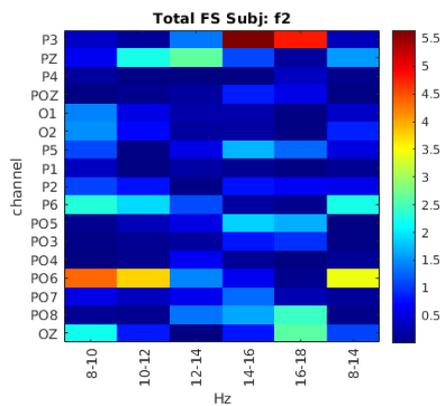
Infine per il soggetto f2 vengono estrapolate le seguenti feature: PO6 nelle bande 8-10 Hz e 10-12 Hz e P3 nelle bande 14-16 Hz e 16-18 Hz. Dalla figura 4.13(b) emerge che il *fischer score* calcolato presenta una scala molto ristretta, di conseguenza le feature selezionate potrebbero avere un potere discriminativo minore. Infatti le feature selezionate dalle *feature maps* della fase di *calibration* sono presenti in maniera costante, ma non con grandi valori di differenza. Lo stesso può essere detto per la fase di *evaluation*: il soggetto è capace di modulare alcune *features* ma in maniera debole o casuale.

CALIBRATION

EVALUATION



[a]



[b]

Figura 4.13: Rappresentazione dell'andamento delle features per il soggetto f2 durante la terza sessione, tra le fasi di calibration ed evaluation online

4.2 L'ANDAMENTO DELLA POTENZA LOGARITMICA NEL TEMPO

I valori di potenza logaritmica, calcolati durante il processing del segnale EEG, sono rappresentabili utilizzando mappe topografiche dello scalpo che permettono di osservarne la distribuzione spaziale nelle zone del cranio corrispondenti ai canali attivi durante l'acquisizione del segnale. Esse rappresentano la differenza tra l'esecuzione dei due *task* (attenzione in basso a destra vs attenzione in basso a sinistra). In rosso e blu sono riportati, rispettivamente, i valori di maggiore o minore attività cerebrale sincronizzata tra gli elettrodi impiegati durante l'acquisizione a seconda del *task* svolto. Generalmente, secondo quanto ricavato anche dalla letteratura, risultano evidenti una sincronizzazione ipsilaterale ed una desincronizzazione controlaterale rispetto al *task* che viene svolto: ad esempio una desincronizzazione nell'emisfero sinistro indica una maggiore attività cerebrale durante il *task* di direzionamento dell'attenzione verso destra [14]. In questo lavoro di tesi, attraverso l'uso di tali mappe si vuole analizzare l'involuppo medio, durante un generico *trial*, della potenza logaritmica del segnale nella zona pario-occipitale del cranio. Per poter studiare adeguatamente l'evoluzione temporale del segnale ogni *trial* viene suddiviso in periodi di interesse, viene poi calcolata la media dei *trials* per ogni classe e per ciascun periodo, ed infine viene determinata la differenza tra i valori medi, per ciascun periodo, delle due classi. Ciò permette di osservare le variazioni dei valori di potenza logaritmica con il procedere del *trial*, e di conseguenza anche fenomeni di sincronizzazione e desincronizzazione dell'attività cerebrale nelle aree di interesse, utili nel riscontrare la direzione in cui l'attenzione viene posta con maggior facilità da parte degli utenti in media.

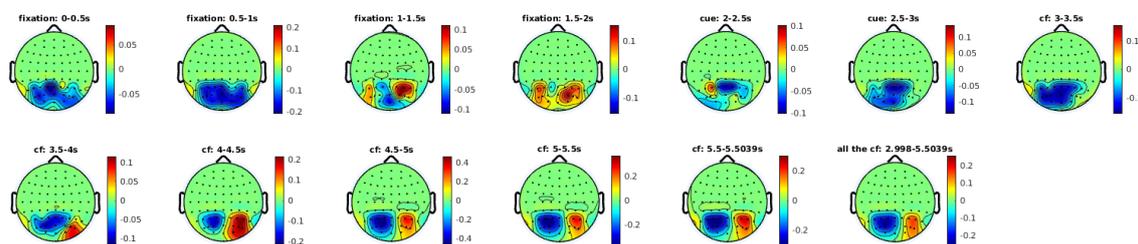
Vengono presi in considerazione risultati per ciascuna banda di frequenza di interesse e vengono confrontati attraverso due medie generali:

- Media per *run*: per ogni *run* di un singolo soggetto viene calcolata la media dei *trial*
- Media per sessione: le *run* appartenenti alla medesima sessione di acquisizione, distinte in *calibration* ed *evaluation*, vengono concatenate e viene calcolata la media sul segnale complessivo di ciascun soggetto

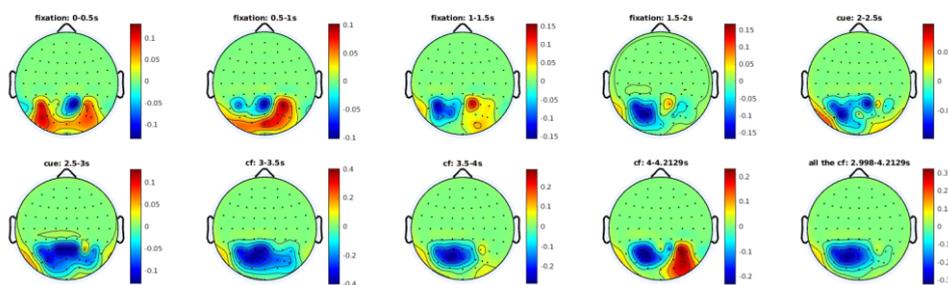
4.2.1 PRIMA SESSIONE

L'intenzione è quella di valutare l'andamento del segnale attraverso le mappe topografiche relative alle bande di frequenze delle *features* più comunemente selezionate tra i soggetti, tra cui si osservano delle caratteristiche comuni. Prendendo in considerazione la banda di frequenza 8-14 Hz

per il soggetto h8 si nota che circa 500/1000 ms in seguito alla fine del periodo di *cue* si generano fenomeni di sincronizzazione e desincronizzazione del segnale lateralizzati (figura 4.14a), che poi perdurano almeno fino alla conclusione del periodo di analisi compreso nel *continuous feedback*. Lo stesso comportamento si ottiene per il soggetto c7 alla banda 10-12 Hz. Nel caso del soggetto h7 le mappe topografiche mostrano che l'effettiva lateralizzazione avviene non solo in seguito alla conclusione del periodo di *cue*, ma anche verso la fine del periodo di analisi, solitamente tra 1000 e 2000 ms dopo l'inizio del *continuous feedback*. Mentre il soggetto f2 non dimostra fenomeni di lateralizzazione definiti nella banda di frequenza 8-14 Hz (figura 4.15a).



[a]



[b]

Figura 4.14: Evoluzione della potenza logaritmica del segnale nella banda α (8-14 Hz). Le mappe topografiche rappresentano la differenza tra le due condizioni di attenzione (dirigere l'attenzione verso destra vs verso sinistra) in finestre temporali di 500 ms dall'inizio del periodo di fixation. Il segnale mostrato è il risultato di una media tra tutte le run della fase di calibration ([a]) e di evaluation ([b]) della prima sessione del soggetto h8.

Gli andamenti visionati nella fase di *calibration* possono essere confrontati con le mappe topografiche relative alle *run* di *evaluation*. Mantenendo le medesime bande di frequenza di interesse si nota che i soggetti che già presentavano fenomeni di sincronizzazione lateralizzata mostrano un simile involuppo anche durante la fase di *evaluation*. Riprendendo l'esempio di prima con il soggetto h8 e la banda 8-14 Hz, la figura 4.14b mostra che i fenomeni sopra spiegati emergono sia subito dopo il periodo di *cue* che circa 1000 ms dopo la sua conclusione,

mantenendosi poi per il resto del periodo di analisi che, in questo studio, consiste nella minima durata di un *trial*. Inoltre la figura 4.15b mostra fenomeni di desincronizzazione lateralizzata anche per il soggetto f2, ma nell'emisfero destro quindi controlaterali rispetto agli altri soggetti.

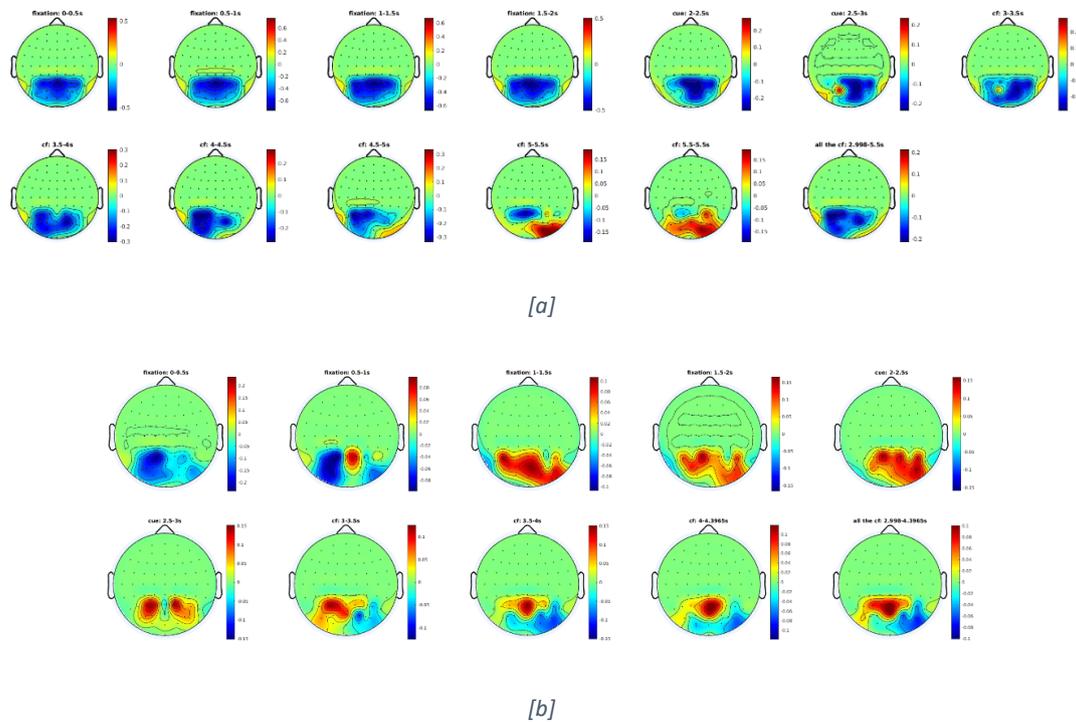
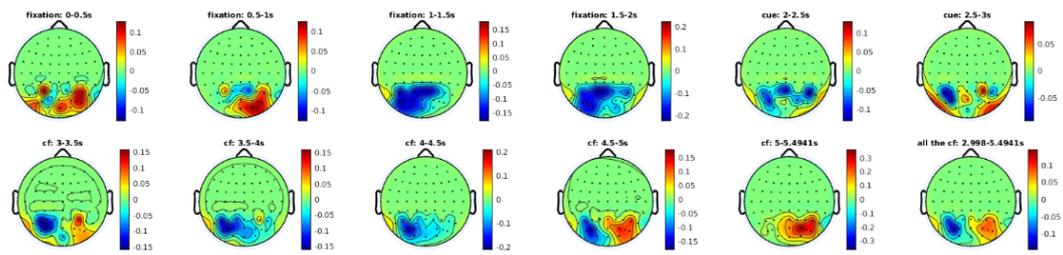


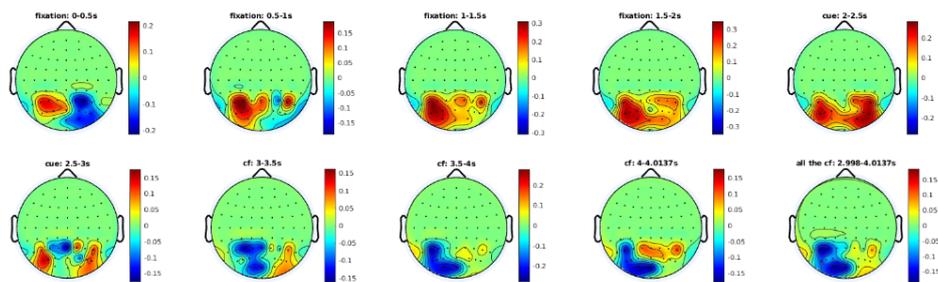
Figura 4.15: Evoluzione della potenza logaritmica del segnale nella banda α (8-14 Hz). Le mappe topografiche rappresentano la differenza tra le due condizioni di attenzione (dirigere l'attenzione verso destra vs verso sinistra) in finestre temporali di 500 ms dall'inizio del periodo di fixation. Il segnale mostrato è il risultato di una media tra tutte le run della fase di calibration ([a]) e di evaluation ([b]) della prima sessione del soggetto f2.

4.2.2 SECONDA SESSIONE

Con il progredire delle sessioni i soggetti dimostrano una maggiore lateralizzazione dei fenomeni di sincronizzazione, particolarmente accentuata per i soggetti h7 e h8 nella banda di frequenza 8-10 Hz. Ad esempio in figura 4.16a si può vedere quanto è accentuato tale fenomeno per il soggetto h8 nella banda 8-10Hz durante il periodo di *calibration*, dove i fenomeni di sincronizzazione o desincronizzazione compaiono subito dopo il periodo di *cue* e circa 1000 ms dopo la sua conclusione. Lo stesso andamento si vede con il soggetto h7. Mentre il soggetto c7 presenta un comportamento simile a quello visto nella prima sessione. Tuttavia per il soggetto f2 tale comportamento è meno enfatizzato, come si osserva in figura 4.17a: una desincronizzazione si manifesta nell'emisfero destro per i primi 1500 ms dopo il periodo di *cue*.



[a]



[b]

Figura 4.16: Evoluzione della potenza logaritmica del segnale nella banda (8-10 Hz). Le mappe topografiche rappresentano la differenza tra le due condizioni di attenzione (dirigere l'attenzione verso destra vs verso sinistra) in finestre temporali di 500 ms dall'inizio del periodo di fixation. Il segnale mostrato è il risultato di una media tra tutte le run della fase di calibration ([a]) e di evaluation ([b]) della seconda sessione del soggetto h8.

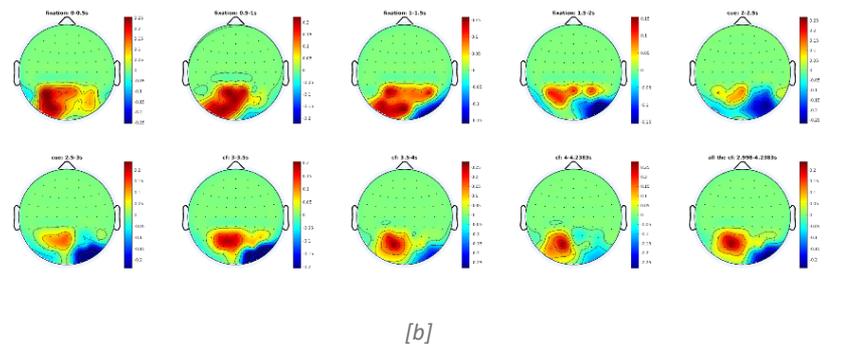
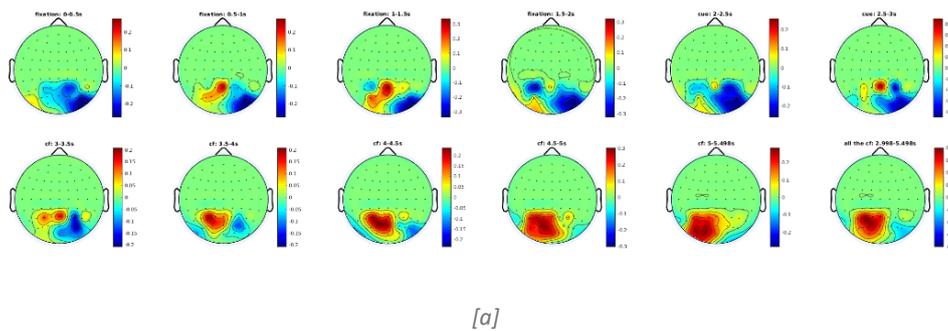


Figura 4.17: Evoluzione della potenza logaritmica del segnale nella banda (8-10 Hz). Le mappe topografiche rappresentano la differenza tra le due condizioni di attenzione (dirigere l'attenzione verso destra vs verso sinistra) in finestre temporali di 500 ms dall'inizio del periodo di fixation. Il segnale mostrato è il risultato di una media tra tutte le run della fase di calibration ([a]) e di evaluation ([b]) della seconda sessione del soggetto f2.

Durante la fase di *evaluation* si sono analizzate le stesse bande viste per la *calibration*. In figura 4.17b è possibile vedere l'andamento della banda scelta per il soggetto h8. Tale andamento è in linea con quanto successo in *calibration* e una buona differenza tra le due classi la si può notare dopo 1000ms. Anche i soggetti h7 e c7 rimangono allineati con questo comportamento. Il soggetto f2, come mostrato in figura 4.17b, mostra un andamento coerente con quello visionato nella fase di *calibration*, mantenendo una discreta lateralizzazione per tutto il periodo di *continuous feedback*

4.2.3 TERZA SESSIONE

In accordo con lo studio sull'evoluzione delle *features* le bande di frequenza su cui viene principalmente analizzato l'andamento della potenza logaritmica in questo caso sono 12-14 Hz e 14-16 Hz. Ad esempio nella banda 12-14 Hz, come si può evincere dalla figura 4.18a, il soggetto h8 dimostra fenomeni di ERD ed ERS sia nei primi 500 ms appena concluso il periodo di *cue*, che a partire da 1500 ms dopo lo stesso, mentre nell'intervallo intermedio prevale solamente una sincronizzazione, comunque lateralizzata. Per il soggetto f2 si osservano invece fenomeni più

evidenti di ERD/ERS nella banda di frequenze 14-16 Hz che, come riportato nella figura 4.19a, si sviluppano per 1500 ms a partire da 500 ms dopo il periodo di *cue*.

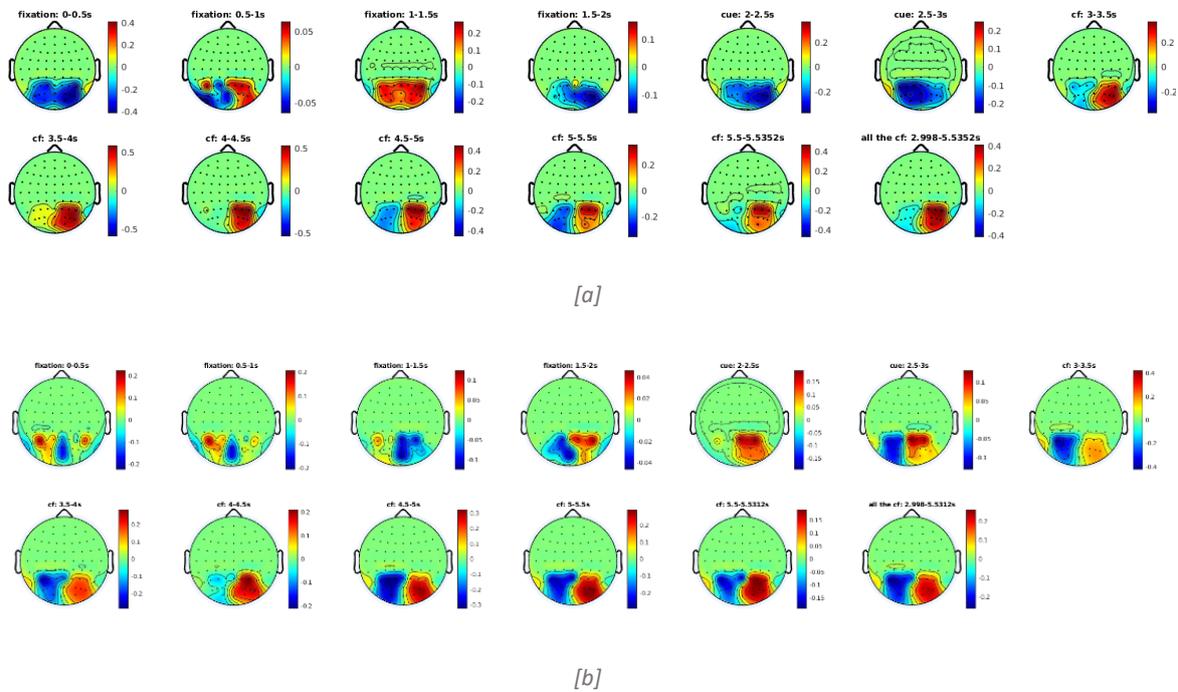
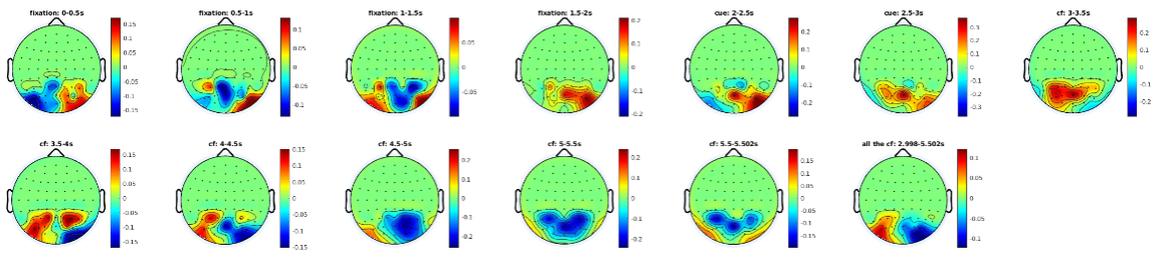
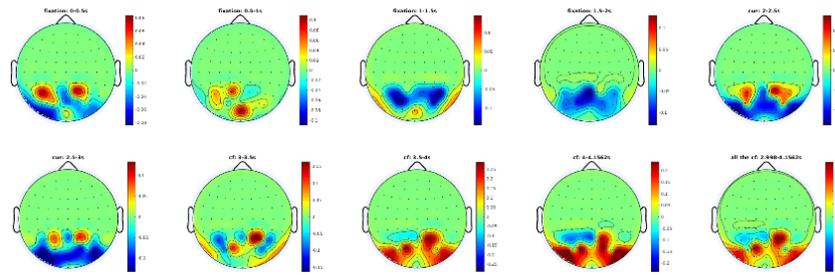


Figura 4.18: Evoluzione della potenza logaritmica del segnale nella banda (12-14 Hz). Le mappe topografiche rappresentano la differenza tra le due condizioni di attenzione (dirigere l'attenzione verso destra vs verso sinistra) in finestre temporali di 500 ms dall'inizio del periodo di fixation. Il segnale mostrato è il risultato di una media tra le run della fase di calibration della terza sessione per il soggetto h8 ([a]), della fase di evaluation della terza sessione del soggetto h8 ([b]).



[a]



[b]

Figura 4.19: Evoluzione della potenza logaritmica del segnale nella banda (14-16 Hz). Le mappe topografiche rappresentano la differenza tra le due condizioni di attenzione (dirigere l'attenzione verso destra vs verso sinistra) in finestre temporali di 500 ms dall'inizio del periodo di fixation. Il segnale mostrato è il risultato di una media tra le run della fase di calibration della terza sessione per il soggetto h8 ([a]), della fase di evaluation della terza sessione del soggetto f2 ([b]).

Nella fase di *evaluation* i soggetti h8, h7 e c7 dimostrano infine un andamento costante e concorde durante il *continuous feedback*; mentre il soggetto f2 non dimostra nuovamente alcuna lateralizzazione dei fenomeni di sincronizzazione. Per semplicità, nelle figure 4.18b e 4.19b vengono riportate le mappe topografiche relative ai soggetti h8 e f2 durante questa fase.

4.3 L'ACCURATEZZA

L'accuratezza è un criterio di valutazione molto utilizzato nel campo delle BCI. Si deriva dagli elementi diagonali della matrice di confusione (*confusion matrix*) e indica la proporzione di classificazioni corrette rispetto al numero totali di previsioni effettuate: dato un problema con M classi e N osservazioni, l'accuratezza è definita come

$$ACC = \frac{\sum_{j=1}^M n_{ij}}{N} \cdot 100 [\%] \quad (4.1)$$

Oppure, in termini di matrice di confusione, come

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4.2)$$

Un valore di accuratezza tendente al 100% (equazione 4.1) o ad 1 (equazione 4.2) indica un modello capace di classificare perfettamente le osservazioni. L'accuratezza viene calcolata come nell'equazione (4.2), confrontando la predizione ottenuta per ogni campione appartenente al dataset di studio e la rispettiva classe, riferita al *task* richiesto dal sistema nel periodo di *cue* del *trial* a cui dato campione appartiene. In questo studio, la classe 1 (spostamento dell'attenzione in basso a sinistra) prende il nome di classe positiva, mentre la classe 2 (spostamento dell'attenzione a destra) di classe negativa, quindi le variabili dell'equazione 4.2 sono definite come segue:

- *True Positive* (TP): Indica i casi in cui il modello ha previsto correttamente la classe positiva
- *True Negative* (TN): Indica i casi in cui il modello ha previsto correttamente la classe negativa
- *False Positive* (FP): Indica i casi in cui il modello ha previsto la classe positiva erroneamente, siccome il dato appartiene alla classe negativa;
- *False Negative* (FN): Indica i casi in cui il modello ha previsto la classe negativa erroneamente, poiché il dato appartiene alla classe positiva.

Ad esempio se il *task* è riferito alla classe 1 allora si otterrà un TP se il *trial* viene classificato come 'classe 1', altrimenti un FN, viceversa per la classe 2. Un modello che ottiene un livello di accuratezza prossimo al 100% può avere features che il soggetto riesce a modellare con maggiore continuità e precisione.

Quindi definiamo come *accuracy* della *run* quella calcolata come riportato nell'equazione 4.3. Questa *accuracy* si basa sul concetto di raggiungimento del valore di soglia per il determinato *task* (come spiegato nella sezione 2.5.2). Inoltre, per ogni *run* il numero massimo di *trial* è fissato a 20, come spiegato nella sezione 3.3, comprendente di 10 *trial* per la classe 1 e 10 per la classe 2.

$$ACC = \frac{\text{Numero di Hit}}{\text{Numero di Trials}} \quad (4.3)$$

Un'altra accuratezza calcolata è quella con rifiuto (*accuracy with rejection*). Questa accuratezza incorpora un meccanismo per rifiutare o escludere previsioni incerte, al fine di migliorare la qualità delle previsioni accettate. In questa tesi si è scelto di mettere un tempo limite di 10000ms ad ogni singolo *trial*. Con questo modo, ogni *trial* ha tre possibili risultati: *hit*, *miss* o *timeout*; quindi o il *trial* viene classificato correttamente, o erroneamente o è stato superato il tempo limite. Tale accuratezza viene quindi calcolata rimuovendo tutti i *trial* che hanno raggiunto tale tempo massimo;

la formula è quella riportata nell'equazione 4.4. Come principali risultati sono riportati i valori di *accuracy* della *run* e di accuratezza con rifiuto.

$$ACC_s = \frac{\text{Numero di Hit}}{\text{Numero di Hit} + \text{Numero di Miss}} \quad (4.4)$$

Infine, per validare i modelli impiegati per i soggetti nelle 3 sessioni, oltre all'accuratezza del classificatore, si prende in considerazione la ROC (*Receiver Operating characteristics Curve*) e la rispettiva AUC (*Area Under the Curve*). La curva ROC è un grafico che descrive le performance di un classificatore binario mostrando la relazione tra i valori di *True Positive Rate* (sensibilità) e *False Positive Rate*, che sono calcolabili come nell'equazione 4.4, al variare dei valori di soglia per la classificazione. I punti sulla curva rappresentano i risultati del modello e permette di osservare il *trade-off* tra la sensibilità (capacità del modello di individuare correttamente i veri positivi) e la specificità (capacità di evitare i falsi positivi).

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad FPR = \frac{FP}{FP + TN}; \quad (4.5)$$

L'AUC è un valore numerico compreso nell'intervallo [0,1], che riassume la capacità del modello di distinguere tra le classi "positive" e "negative": un AUC più vicino a 1 implica un buon modello in termini di separazione delle classi. Questo metodo è utile anche per confrontare l'operato di classificatori o modelli diversi.

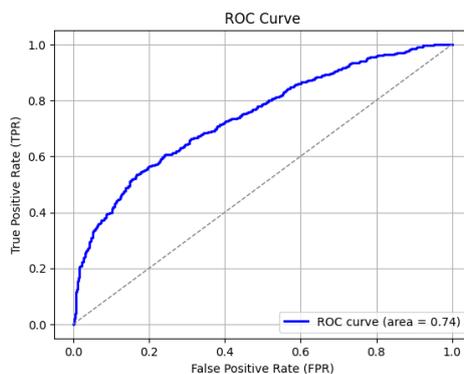


Figura 4.20: Esempio di andamento della ROC per il modello di classificatore impiegato per il soggetto c7 durante la prima sessione di acquisizioni nella fase di calibration. L'asse y riporta il True Positive Rate (TRP), l'asse x il False Positive Rate (FPR) e la linea diagonale tratteggiata rappresenta il chance level posto al 50% per un classificatore binario: al di sopra di tale linea il modello è capace di distinguere le due classi.

4.3.1 PRIMA SESSIONE

La figura 4.21 mostra la generale accuratezza delle *run*. In particolare in figura 4.21a si può osservare l'accuratezza per ciascuna *run* di ogni soggetto. Come si può vedere nessun soggetto alla prima *run* supera il 50% di accuratezza, anzi presentano un livello di accuratezza compreso tra il 40-50%. In funzione dell'adattamento all'esperienza, nelle successive *run* due soggetti raggiungono un'accuratezza almeno pari al 60% e uno in particolare (h8) ottiene un massimo di 65% nella seconda *run*.

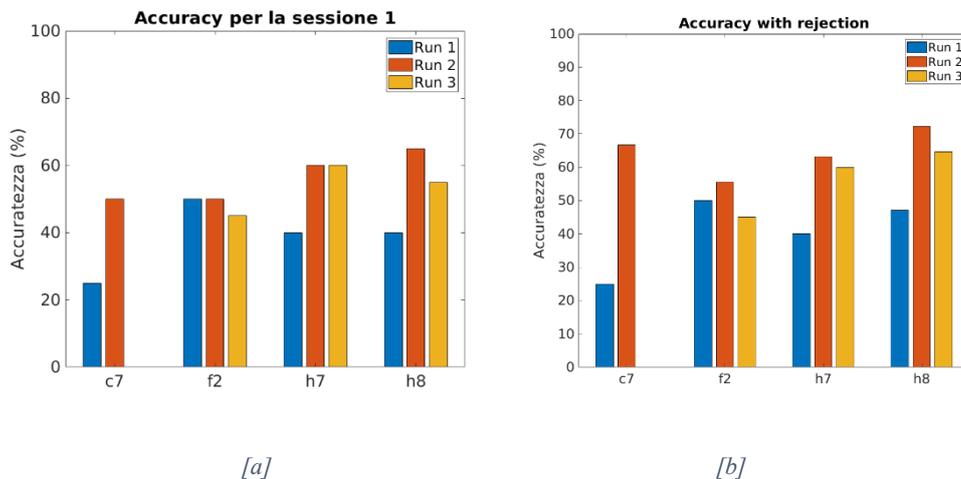


Figura 4.21: La figura mostra i valori di accuratezza ([a]) e accuratezza con rifiuto ([b]) per le run appartenenti alla prima sessione di acquisizioni di ogni soggetto. Il soggetto c7 presenta valori di accuratezza calcolati solo su due run a causa della corruzione del file di una run

Nella figura 4.21b viene riportato il grado di accuratezza con rifiuto, ossia escludendo dal calcolo tutti i *trial* che terminano con l'evento di *Timeout*, pari al 5.83% del totale dei *trial*, senza dunque raggiungere un'effettiva classificazione. Così facendo si osserva che il soggetto c7 raggiunge un'accuratezza del 66.6% nella seconda *run*, migliorando quindi del 16.6% la sua *performance*. Inoltre il soggetto h7 migliora del 5% nella seconda *run* e le prestazioni del soggetto h8 migliorano dell'8% per ogni *run*. Confrontando anche il rapporto tra l'accuratezza media generica per ogni soggetto e l'accuratezza con rifiuto (figura 4.22b), si può apprezzare un miglioramento dal 48,12% al 52,92%.

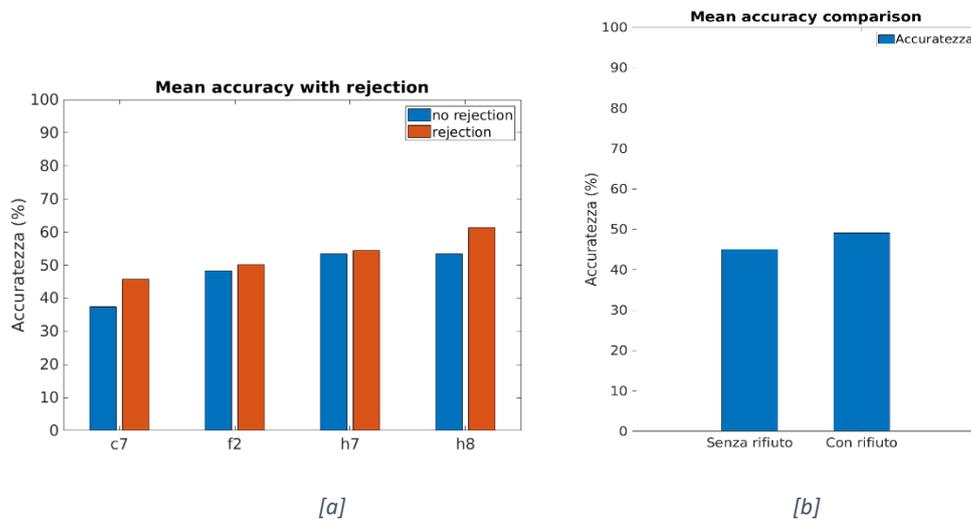


Figura 4.22: La figura [a] mostra i valori di accuratezza e accuratezza con rifiuto (accuracy with rejection) riguardanti la prima sessione di acquisizioni per ogni soggetto, mentre in [b] vengono riportati i valori di accuratezza senza e con rifiuto, mediati su tutti i soggetti per la stessa sessione. Ogni colonna rappresenta il valor medio delle tre run della fase di evaluation del rispettivo soggetto.

Questi risultati portano a supporre che i soggetti h7 e h8 abbiano inizialmente una migliore capacità di modulazione e di apprendimento, nei confronti dei *task* richiesti, rispetto agli altri soggetti che rasentano il 50% di accuratezza.

In tabella 4.1 vengono riportati i valori di AUC raggiunti in questa sessione dai modelli dei classificatori per ogni soggetto. Nella fase di *calibration* tutti i modelli hanno una buona capacità di distinzione tra le due classi. Due di questi mantengono lo stesso livello anche durante la fase di *evaluation*, contrariamente al soggetto f2 che, a posteriori, riportava di non aver provato una sensazione di controllo. Durante la fase di *calibration* all'utente viene riprodotto sempre un *feedback* positivo, indipendente dalla sua attività cerebrale, mentre nella fase di *evaluation online* questo non accade e di conseguenza l'attenzione dell'utente può essere attirata anche dal suono proveniente dal lato "sbagliato", per questo i valori di AUC subiscono una piccola diminuzione nel passaggio ad *evaluation online* del modello.

Soggetto	C7	F2	H7	H8
AUC in <i>calibration</i>	0.74	0.62	0.60	0.58
AUC in <i>evaluation</i>	0.52	0.48	0.58	0.58

Tabella 4.1: In tabella sono riportati i valori di AUC del modello creato per ogni soggetto per la prima sessione. Essi sono calcolati confrontando l'output del classificatore soggetto-specifico con la corretta predizione della classe per ogni campione appartenente al test set nel caso della *calibration* e a tutti i dati del continuous feedback nel caso della fase di *evaluation online*

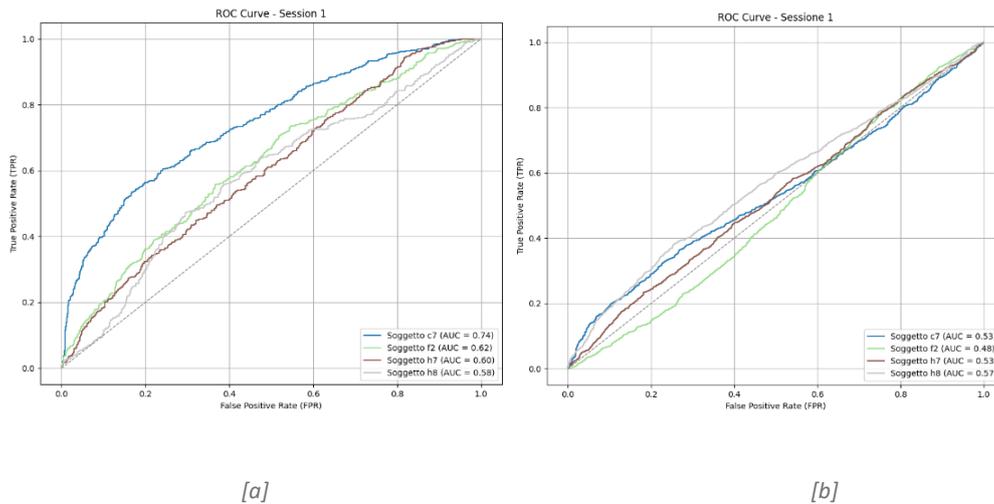


Figura 4.23: La figura rappresenta le curve ROC per ogni soggetto nella fase di calibration ([a]) ed evaluation ([b]). Rispettivamente i soggetti c7, f2, h7 e h8 sono riportati in blu, verde, marrone e grigio.

4.3.2 SECONDA SESSIONE

Nella seconda sessione 3 soggetti su 4 dimostrano un'accuratezza maggiore del 60% almeno in una delle tre *run* di *evaluation*. Inoltre, confrontando i risultati in figura con quelli della prima sessione, si può apprezzare un miglioramento delle performance nella maggioranza dei casi, con valori massimi per i h8, c7 e f2 pari al 65%.

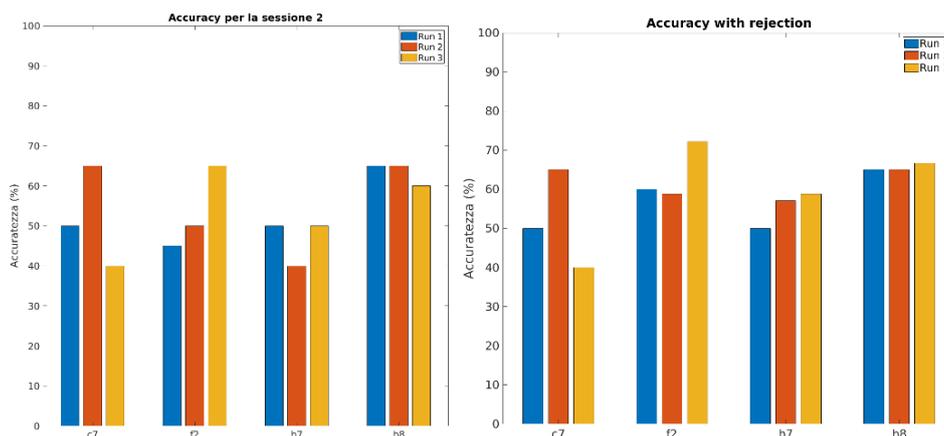


Figura 4.24: La figura mostra i valori di accuratezza ([a]) e accuratezza con rifiuto ([b]) per le run appartenenti alla seconda sessione di acquisizioni di ogni soggetto.

Valutando anche l'accuratezza con rifiuto (figura 4.24b) si può notare un ulteriore miglioramento generale delle prestazioni, in particolare:

- il soggetto f2 raggiunge un'accuratezza media del 65% con un massimo del 72% durante la terza *run* di *evaluation*
- il soggetto h7 supera il 55% per quanto riguarda l'accuratezza media raggiungendo, anch'esso nella terza *run*, il suo massimo pari al 60%
- il soggetto h8 mostra *performance* coerenti sempre con punteggi attorno al 65%.

In questa sessione i soggetti ottengono i migliori risultati in termini di accuratezza generale durante le *run* di *evaluation* con una bassa incidenza di *trial* conclusi senza classificazione.

Dalla figura 4.25b è possibile osservare che l'accuratezza generale media dei soggetti, tenendo conto dei *trial* rifiutati (rappresentanti l'8.75%), aumenta da 53.74% a 59,1%, che risulta essere incoraggiante e in linea con l'idea che un soggetto sottoposto a più sessioni di un medesimo *task*, tenda a migliorare la sua capacità di interazione con il sistema BCI.

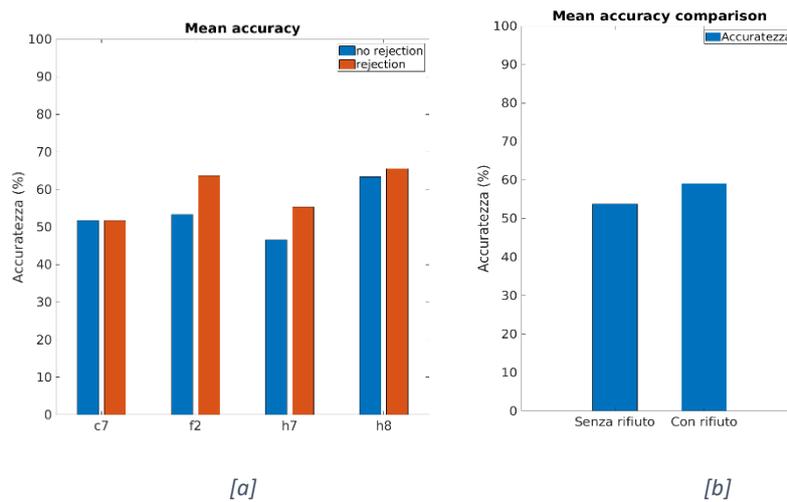


Figura 4.25: La figura [a] mostra i valori di accuratezza e accuratezza con rifiuto (*accuracy with rejection*) della seconda sessione di acquisizioni per ogni soggetto, mentre in [b] vengono riportati i valori di accuratezza senza e con rifiuto, mediati su tutti i soggetti per la stessa sessione. Ogni colonna rappresenta il valor medio delle tre *run* della fase di *evaluation* del rispettivo soggetto.

In tabella 4.2 vengono riportati i valori di AUC raggiunti nella seconda sessione dai modelli dei classificatori per ogni soggetto. Si osserva che a seguito di una fase di ricalibrazione, i modelli dei soggetti h7 e h8 confermano la loro stabilità nella distinzione delle due classi e il modello per il soggetto f2 migliora le sue prestazioni in *evaluation online* raggiungendo il 60%.

Soggetto	C7	F2	H7	H8
AUC in <i>calibration</i>	0.63	0.45	0.60	0.63
AUC in <i>evaluation</i>	0.50	0.60	0.55	0.59

Tabella 4.2: In tabella sono riportati i valori di AUC del modello creato per ogni soggetto per la seconda sessione. Essi sono calcolati confrontando l'output del classificatore soggetto-specifico con la corretta predizione della classe per ogni campione appartenente al test set nel caso della calibration e a tutti i dati del continuous feedback nel caso della fase di evaluation online.

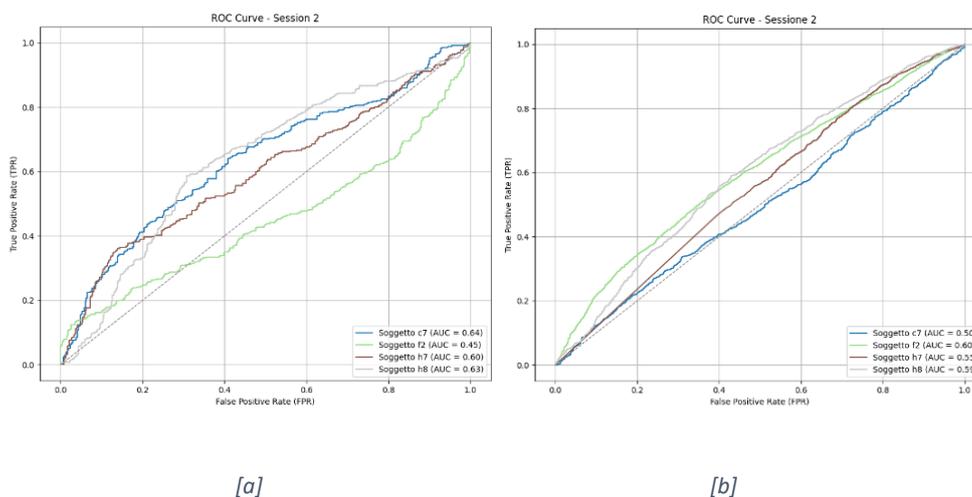


Figura 4.26: La figura rappresenta le curve ROC per ogni soggetto nella fase di calibration ([a]) ed evaluation ([b]). Rispettivamente i soggetti c7, f2, h7 e h8 sono riportati in blu, verde, marrone e grigio

4.3.3 TERZA SESSIONE

Dalla figura 4.27 si può notare un peggioramento generale in accuratezza rispetto alle altre sessioni: un solo soggetto raggiunge il 60% di accuratezza. In questo caso il 20% dei *trial* risulta in un *timeout*, che però non determina una cattiva *performance* in assoluto da parte degli utenti, anzi, vuol dire che più frequentemente il sistema ha raggiunto la soglia (di *hit* o *miss*) solo quando sicuro di ciò come si può anche vedere dai risultati di accuratezza con rifiuto (figura 4.27b). Infatti, c7 e h7 hanno raggiunto il 73.3% in almeno una *run* e in generale c7, h7 e h8 hanno delle accuratezze migliori.

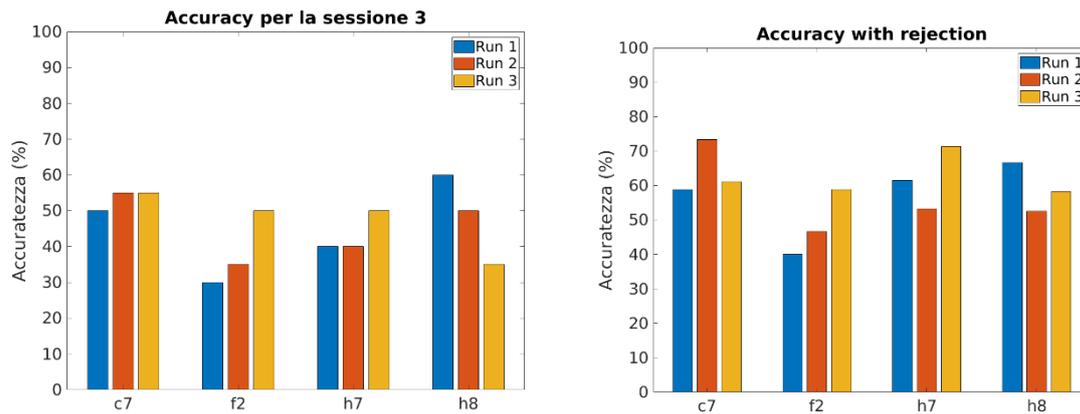


Figura 4.27: La figura mostra i valori di accuratezza ([a]) e accuratezza con rifiuto ([b]) per le run appartenenti alla terza sessione di acquisizioni di ogni soggetto

La figura 4.28 mostra il confronto dell'accuratezza media tra i soggetti nei due casi di accuratezza generica e con rifiuto. Si osserva, in figura 4.28b, che l'accuratezza media passa dal 45.83% a 58.55%, e in particolare tutti i soggetti, meno f2, ottengono un'accuratezza media pari almeno al 60%. Dunque è plausibile dedurre che tali soggetti riescano con maggiore specificità a dirigere la propria attenzione nelle due direzioni richieste durante i *task*.

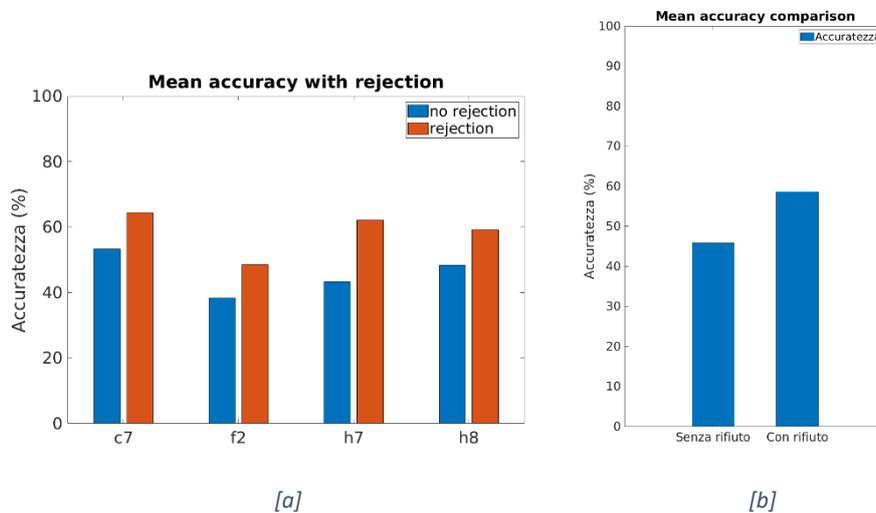


Figura 4.28: La figura [a] mostra i valori di accuratezza e accuratezza con rifiuto (with rejection) della terza sessione di acquisizioni per ogni soggetto, mentre in [b] vengono riportati i valori di accuratezza senza e con rifiuto, mediati su tutti i soggetti per la stessa sessione. Ogni colonna rappresenta il valor medio delle tre run della fase di evaluation del rispettivo soggetto.

In tabella 4.3 vengono riportati i valori di AUC raggiunti nella terza sessione dai modelli dei classificatori per ogni soggetto. I valori di AUC in fase di *calibration* rimangono maggiori del 60% per tutti i soggetti mentre, come per le altre sessioni, in fase di *evaluation* subiscono una lieve

diminuzione dovuta agli effetti del *feedback* audio. Ciò nonostante i modelli presentano valori non inferiori al 50% anche in fase di *evaluation online* e in particolare nei casi dei soggetti h7 ed h8 rientrano in un intervallo del $60\% \pm 4\%$.

Soggetto	C7	F2	H7	H8
AUC in <i>calibration</i>	0.60	0.60	0.65	0.65
AUC in <i>evaluation</i>	0.52	0.52	0.56	0.61

Tabella 4.3: In tabella sono riportati i valori di AUC del modello creato per ogni soggetto per la terza sessione. Essi sono calcolati confrontando l'output del classificatore soggetto-specifico con la corretta predizione della classe per ogni campione appartenente al test set nel caso della calibration e tutti i dati del continuous feedback nel caso della fase di evaluation online.

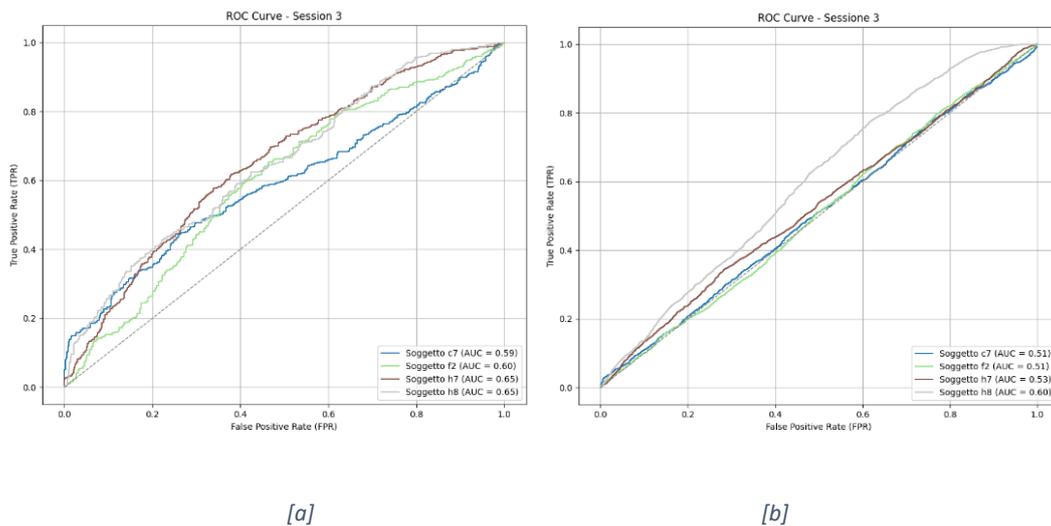


Figura 4.29: La figura rappresenta le curve ROC per ogni soggetto nella fase di calibration ([a]) ed evaluation ([b]). Rispettivamente i soggetti c7, f2, h7 e h8 sono riportati in blu, verde, marrone e grigio.

4.4 TEMPO MEDIO PER LA CLASSIFICAZIONE

Come descritto nelle sezioni 2.5.3 e 3.2, nelle fasi di *evaluation* in tempo reale il periodo in cui può avvenire una classificazione per il singolo *trial* è variabile in base all'attività cerebrale dell'utente e, di conseguenza, all'andamento delle probabilità integrate. E' plausibile che, essendo la CVSA un segnale neurofisiologico particolarmente soggetto-specifico, il tempo impiegato nella classificazione dei due *tasks* possa differire nei soggetti. Inoltre alcuni di loro hanno riportato la sensazione di riuscire a volgere più facilmente l'attenzione da una parte piuttosto che l'altra e ciò può riflettersi anche nella performance del classificatore impiegato. Per questo motivo può essere interessante studiare il tempo mediamente impiegato da ciascun soggetto per ottenere una classificazione definitiva del *trial*.

4.4.1 PRIMA SESSIONE

Le figure 4.31-4.34 raccolgono i dati sull numero di *trial* classificati come *hit*, *miss* oppure *timeout* per *run* per ogni soggetto, mentre la tabella 4.4 mostra la durata media del periodo di *continuous feedback* durante ogni *run* della fase di *evaluation* di ciascun soggetto.

Soggetto	Classe obiettivo	Run 1			Run 2			Run 3			Media totale		
		Hit	Miss	Time-out	Hit	Miss	Time-out	Hit	Miss	Time-out	Hit	Miss	Time-out
c7	Classe 1	4,05	9,12± 1,46	/	6,37± 3,26	5,05± 1,59	10,01	/	/	/	5,79± 2,90	7,87± 2,43	10,01
	Classe 2	6,2±1, 80	10	/	6,4±2, 07	1,84	10,01	/	/	/	6,33± 1,89	8,84± 3,08	10,01
f2	Classe 1	4,08± 2,42	1,96± 0,52	/	5,85± 1,44	2,63± 1,13	10,01	/	2,71± 1,31	/	5,14± 1,85	2,44± 1,08	10,01
	Classe 2	3,01± 1,67	5,37± 2,07	/	3,48± 2,15	3,97± 0,02	10,01	3,43± 2,02	7,58	/	3,31± 1,88	5,25± 1,80	10,01
h7	Classe 1	2,05 ± 1,03	3,48± 2,29	/	2,78± 0,50	4,91± 2,85	10,01	5,08± 2,08	3,51± 2,82	/	3,47± 2	4,09± 2,52	10,01
	Classe 2	6,94 ±0,04	2,32± 1,33	/	4,41± 3,07	3,50± 1,47	/	3,45± 2,26	4,82± 2,88	/	4,43± 2,72	3,32± 2,18	/
h8	Classe 1	3,99± 1,85	4,46± 2,03	10,01	2,95± 2,21	2,71± 0,18	10,01	3,70± 2,87	/	10,01	3,49± 2,37	3,88± 1,82	10,01
	Classe 2	4,37± 2,34	3,87± 1,53	10,01	5,17± 2,72	2,36± 1,34	10,01	5,82± 2,92	4,85± 2,45	10,01	5,08± 2,49	3,96± 2,07	10,01

Tabella 4.4: In tabella è riportato il tempo medio (\pm deviazione standard) impiegato, per ciascun soggetto, nell'ottenere una classificazione (corretta, errata o fuori tempo massimo) del *trial* per ogni run della prima sessione. Nell'ultima colonna sono riportati anche i valori medi calcolati prendendo i dati delle durate dei periodi di *continuous feedback* da tutte le run della prima sessione. Per ciascun soggetto sono evidenziati i risultati ottenuti nel minor tempo medio.

Si riporta inoltre un istogramma (figura 4.30) rappresentante le medie dei tempi impiegati, da ogni soggetto, per raggiungere un risultato nella classificazione del *trial*, ossia dei valori mostrati nell'ultima colonna della tabella 4.4.

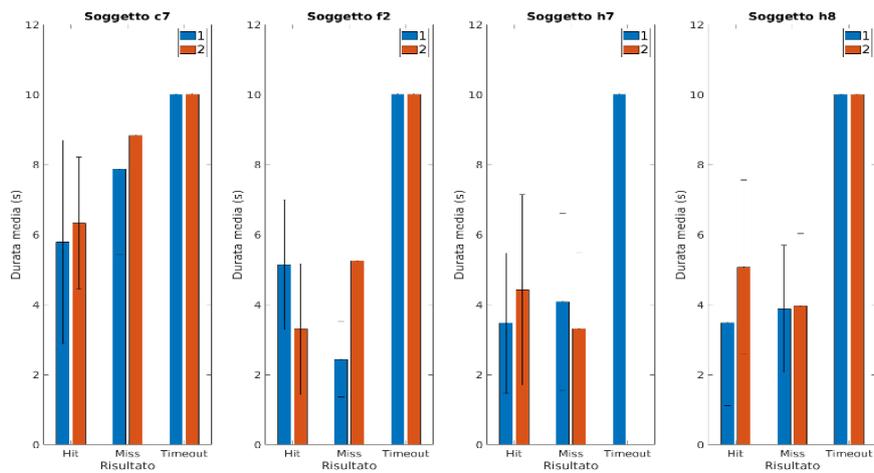


Figura 4.30: Rappresentazione del tempo medio, \pm deviazione standard, impiegato nella classificazione (in hit, miss oppure timeout) di un trial durante la prima sessione per ogni soggetto. I dati della classe 1 sono riportati in blu, mentre quelli della classe 2 in rosso.

Il soggetto c7 mostra una maggiore tendenza ad ottenere risultati positivi per la classe 2 (in figura 4.31 si osservano 4 *hit* nella prima *run* e 7 nella seconda), nonostante impieghi un tempo minore nei *task* della classe 1. Dalla durata media dei periodi di *continuous feedback* (tabella 4.4) dei *trial* riferiti alla classe 1 emerge che il soggetto riesce ad ottenere un esito positivo solo riuscendo a concentrare l'attenzione verso sinistra per un breve periodo di tempo, altrimenti il soggetto non riesce a spostare l'attenzione nella direzione desiderata producendo un risultato di *miss* oppure di *timeout*.

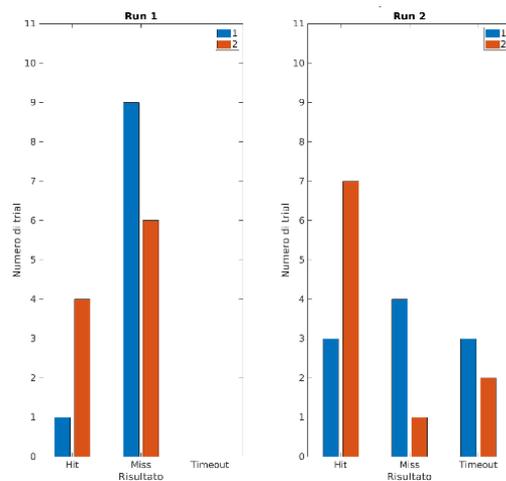


Figura 4.31: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della prima sessione del soggetto c7. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Dalla tabella 4.4 si deduce inoltre che il soggetto f2 presenta un minor tempo impiegato nel *continuous feedback* per la classe 2 per ottenere un risultato positivo: la durata media dei periodi di *continuous feedback* relativi alla classe 1 è di 2.44 s nel caso di *trial* con esito di *miss* e di 5.14 s in caso di *hit*, rispetto ai 5.25 s e 3.31 s per la classe 2, nel caso di *miss* oppure *hit*. Risulta infatti nettamente più facile “mancare” la classe 1 piuttosto che la classe 2 (figura 4.32).

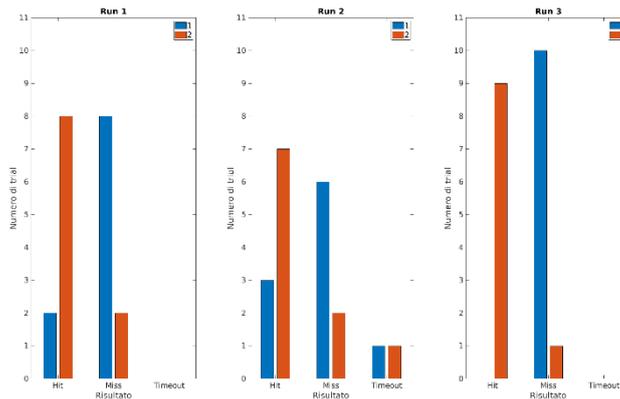


Figura 4.32: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation del soggetto f2 della prima sessione. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

In accordo con i risultati analizzati nella sezione 4.1 e 4.2 i soggetti h7 e h8 dimostrano una maggiore facilità nel volgere l’attenzione in basso a sinistra, impiegando un tempo minore per ottenere un evento di *Hit* sulla classe 1 rispetto alla classe 2, come mostrato nella tabella 4.4. Conseguentemente a questa facilità, i *trial* riferiti alla classe 2 che risultano in un *miss* presentano una minore durata del periodo di *continuous feedback* e viceversa per i *trial* della classe 1. Nel contesto delle BCI basate sulla CVSA una relazione di questo tipo tra i risultati dei *trial* e le tempistiche impiegate è attesa, in quanto per la natura del segnale correlato alla CVSA, un soggetto incline a porre l’attenzione in una direzione (per motivi pregressi, neurofisiologici o abitudinari) trova maggiore difficoltà nel volgerla nell’altra: impiega quindi più tempo per ottenere un risultato positivo e meno per ottenerne uno negativo.

Dalla figura 4.32 si vede che, nella prima *run*, il soggetto h7 ottiene una precisione del 60% per la classe 1 ed è osservabile anche la difficoltà risentita dal soggetto nello svolgere il *task* di dirigere l’attenzione in basso a destra: solamente il 20% dei *trial* è andato a buon fine e in media il soggetto ha impiegato 4.43 s per raggiungere l’obiettivo. Si può notare che tra la seconda e la terza *run* il soggetto varia la sua tendenza rispetto al *task* più “semplice” da svolgere, raggiungendo infine una

precisione del 70% per la classe 1 e del 50% per la classe 2. La maggiore durata del *continuous feedback* nel caso di *hit* della classe 1 è probabilmente dovuta ad una perdita temporanea di concentrazione da parte del soggetto.

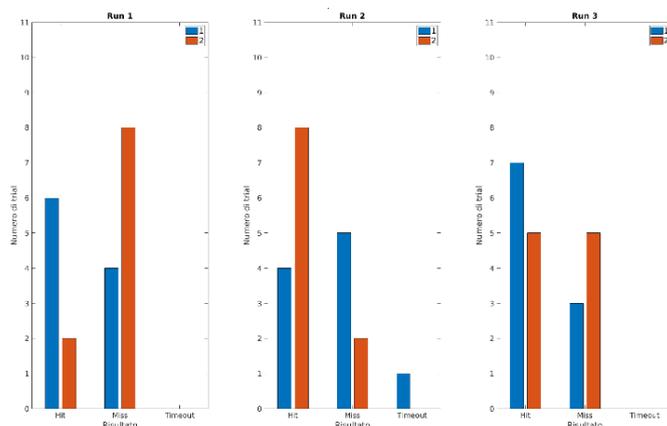


Figura 4.33: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation del soggetto h7 della prima sessione. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Anche il soggetto h8 esibisce una migliore capacità a dirigere l'attenzione verso sinistra, come si vede in tabella 4.4, impiegando mediamente 3.49 s per raggiungere una classificazione nei *trial* riguardanti tali *task*. Nella figura 4.33 si osserva un miglioramento delle prestazioni del soggetto in termini di precisione di classificazione per i due *task* richiesti, in particolare nella seconda *run* si ottengono classificazioni corrette nel 70% dei casi per la classe 1, e nel 60% dei casi per la classe 2, e poi le classificazioni corrette per la classe 1 aumentano ulteriormente (80%) nella terza *run*.

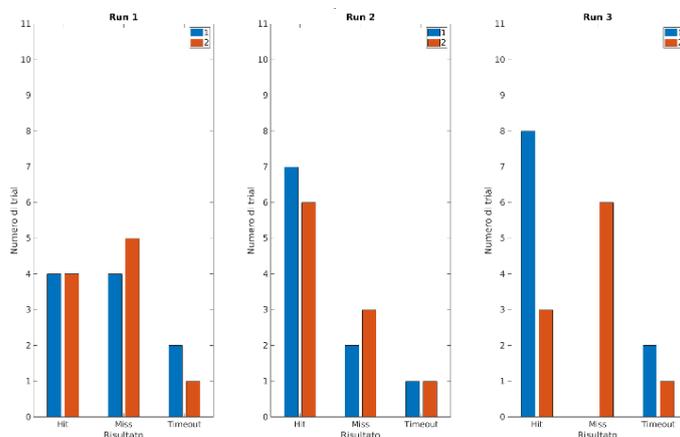


Figura 4.34: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation del soggetto h8 della prima sessione. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

4.4.2 SECONDA SESSIONE

Nell'arco della seconda sessione si osservano miglioramenti sui soggetti c7, h7 e h8 in termini di accuratezza per classe. Nelle figure 4.36-4.39 sono riportati il numero di *trial* per tali classificazioni per ogni *run* e per ciascun soggetto e nella tabella 4.5 viene riportato il tempo medio impiegato da ogni soggetto per ottenere una classificazione del *trial*, ossia *hit*, *miss* o *timeout*.

Soggetto	Classe obiettivo	Run 1			Run 2			Run 3			Media totale		
		Hit	Miss	Time-out									
c7	Classe 1	3,62± 2,57	3,16± 2,40	/	2,27± 1,34	/	/	2,32± 1,34	2,74± 1,65	/	2,64± 1,76	2,98± 1,96	10,01
	Classe 2	3,78± 2,54	3,87± 2,94	/	1,40± 0,13	2,91± 1,24	/	1,01	2,32± 1,29	/	2,55± 2,13	2,93± 1,88	10,01
f2	Classe 1	5,98± 2,96	4,63± 1,48	10,01	/	6,09± 1,85	10,01	3,15± 2,98	4,16± 0,87	10,01	4,28± 3,01	5,09± 1,67	10,01
	Classe 2	6,23± 1,73	2,86	10,01	4,71± 1,88	/	/	4,99± 1,68	/	/	5,21± 1,81	2,86	10,01
h7	Classe 1	/	4,89± 1,97	/	1,83	6,72± 1,41	10,01	2,77± 1,60	6,33± 1,59	10,01	2,54± 1,39	5,78± 1,86	10,01
	Classe 2	4,04± 1,44	/	/	6,17± 2,42	/	10,01	6,15± 1,69	3,48	10,01	5,28± 2,06	3,49	10,01
h8	Classe 1	1,73± 0,74	/	/	3,80± 2,75	1,30± 1,17	/	4,38± 1,94	5,36± 1,88	/	3,11± 2,15	3,33± 2,63	/
	Classe 2	1,05± 0,45	3,57± 2,97	/	2,23± 2,74	3,48± 1,29	/	2,79± 2,87	3,28± 1,31	10,01	2,18± 2,43	3,49± 2,18	10,01

Tabella 4.5: In tabella è riportato il tempo medio (\pm deviazione standard) impiegato, per ciascun soggetto, nell'ottenere una classificazione (corretta, errata o fuori tempo massimo) del *trial* per ogni *run* della seconda sessione. Nell'ultima colonna sono riportati anche i valori medi calcolati prendendo i dati delle durate dei periodi di *continuous feedback* da tutte le *run* della seconda sessione. Per ciascun soggetto sono evidenziati i risultati ottenuti nel minor tempo medio.

In figura 4.35 si riporta inoltre un istogramma rappresentante le medie dei tempi impiegati, da ogni soggetto, per raggiungere un risultato nella classificazione del *trial*, ossia dei valori mostrati nell'ultima colonna della tabella 4.5.

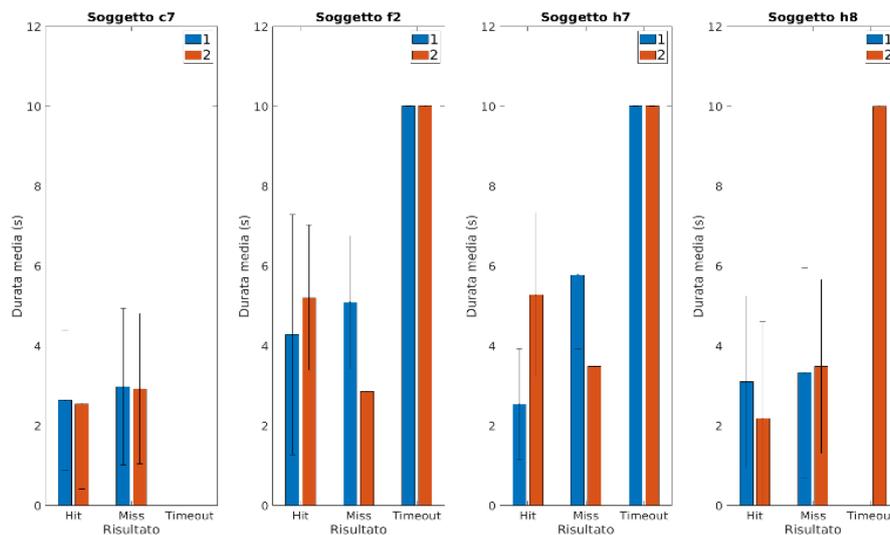


Figura 4.35: Rappresentazione del tempo medio, \pm deviazione standard, impiegato nella classificazione (in hit, miss oppure timeout) di un *trial* durante la seconda sessione per ogni soggetto. I dati della classe 1 sono riportati in blu, mentre quelli della classe 2 in rosso.

Anche in questa sessione il soggetto c7 conferma la sua tendenza a spostare facilmente l'attenzione verso sinistra. Infatti, come si vede in figura 4.36, presenta prestazioni dal 60%, 100% e 70% sulla classe 1 con una durata media del *continuous feedback* pari a 2.64 s, come si osserva nella tabella 4.5. Inoltre è interessante notare le medie durate nella seconda e nella terza *run*: il tempo impiegato per classificare correttamente un *trial* della classe 2 è pari a 1.01 s, quindi più breve rispetto a quello della classe 1, pari a 2.32 s, nonostante il soggetto classifichi con maggiore continuità la classe 1. Ciò sta a significare che il soggetto riesce a spostare e mantenere l'attenzione verso destra solo per un breve periodo e se non riesce ad ottenere un risultato positivo in quel tempo, classifica il *trial* in maniera errata.

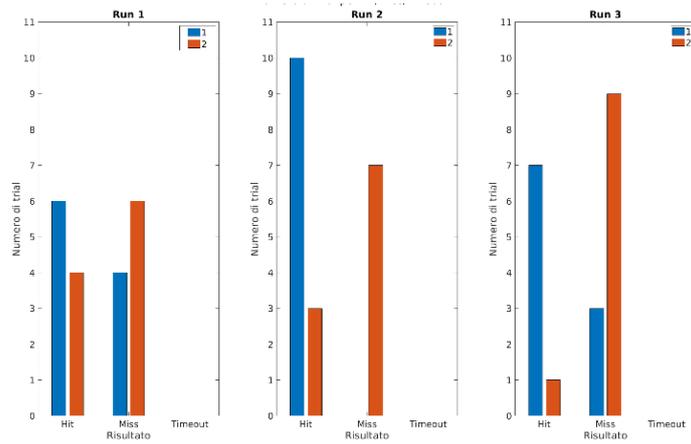


Figura 4.36: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della seconda sessione del soggetto c7. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Il soggetto f2 dimostra una forte capacità nel classificare correttamente i *task* di attenzione diretta verso destra, probabilmente incentivata anche dal classificatore impiegato. Nella figura 4.37 si può notare, nell'arco delle tre *run* di *evaluation*, come il soggetto si adatti parzialmente al *feedback* del sistema e riesca ad ottenere nella terza *run* 3 classificazioni corrette per la classe 1 e 10 per la classe 2. Inoltre nei due *trial* classificati come *timeout* la probabilità integrata relativa alla classe 1 raggiungeva il valore di soglia appena dopo la conclusione del *trial*. Dalla tabella 4.5 si osserva che anche in questo caso il soggetto, quando deve dirigere l'attenzione nella direzione che gli è meno semplice, riesce a farlo in modo deciso solamente nei primi secondi del *continuous feedback*.

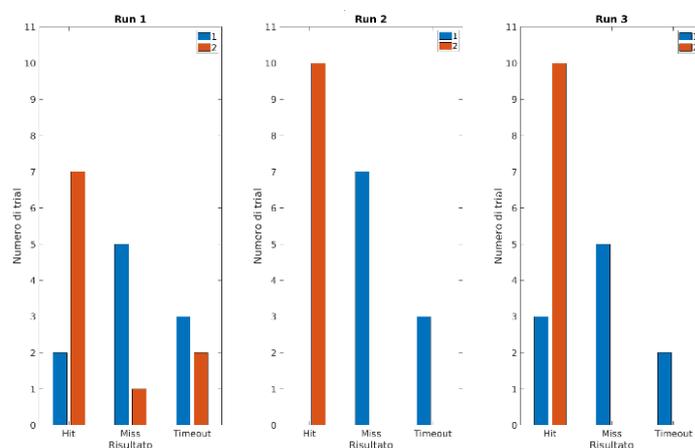


Figura 4.37: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di *evaluation* della seconda sessione del soggetto f2. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di *trial*, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Il soggetto h7 mostra invece un'inversione della sua tendenza. Nella figura 4.38, tra la seconda e la terza *run*, si può osservare un miglioramento nella precisione della classificazione corretta per la classe 1, mentre si mantiene costante al 70% la capacità di classificare la classe 2. Anche in questo caso il soggetto, quando deve dirigere l'attenzione nella direzione che gli è meno semplice, riesce a farlo in modo deciso solamente nei primi secondi (in media nei primi 2.54 s, come riportato nella tabella 4.5 e nella figura 4.35) del *continuous feedback*.

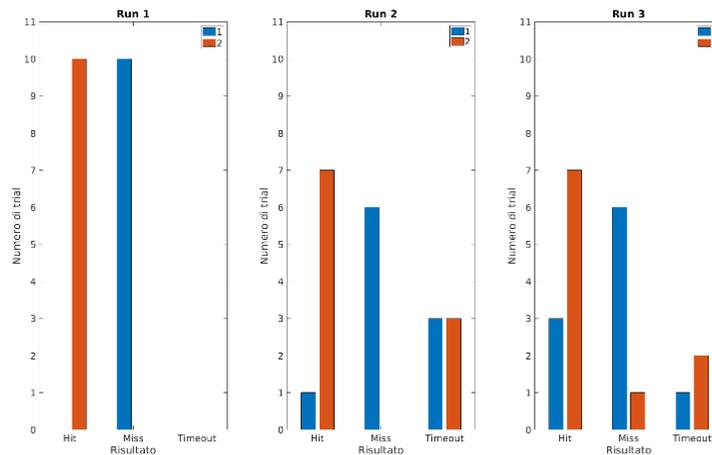


Figura 4.38: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della seconda sessione del soggetto h7. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Dalla figura 4.39 si osserva che il soggetto h8 mantiene la sua tendenza a spostare l'attenzione verso sinistra con maggiore naturalezza, ma allo stesso tempo, si nota un aumento delle classificazioni corrette per la classe 2. Inoltre dalla tabella 4.5 e dalla figura 4.35 si può notare come, al contrario di soggetti come h7 e f2, le medie durate dei *continuous feedback* non superino i 5 s, se non in un solo caso di *miss*. Questo, assieme ad un miglioramento nella classificazione del *task* ritenuto più "difficile" o meno naturale, può indicare una buona capacità di modulazione del segnale per ottenere un risultato definitivo in breve tempo. Infatti nell'arco dell'intera sessione il soggetto presenta solamente 2 *trial* risultanti in *timeout*.

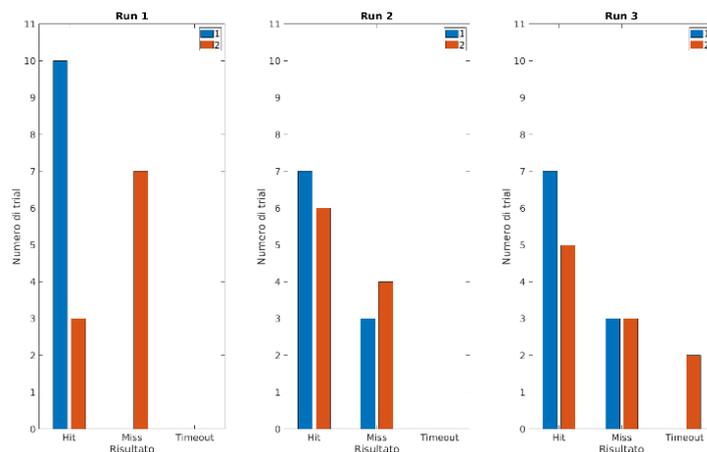


Figura 4.39: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della seconda sessione del soggetto h8. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

4.4.3 TERZA SESSIONE

Esaminando la tabella 4.6 si può notare che Il soggetto c7 mostra una tendenza maggiore a spostare l'attenzione verso destra in questa sessione. Infatti il tempo medio impiegato per ottenere un risultato positivo nei due *task* richiesti è di 2,31 s per la classe 1 e di 4.52 s per la classe 2. Anche in questo caso si riscontra una tendenza a classificare correttamente solo nel breve periodo il *task* sentito come più difficile. Infatti il soggetto mostra una costanza nella classificazione della classe 2, con un'accuratezza dell'80% su tutte e tre le *run* (figura 4.41), mentre solamente del 30% per la classe 1 sulle ultime due *run*.

Soggetto	Classe obiettivo	Run 1			Run 2			Run 3			Media totale		
		Hit	Miss	Time-out									
c7	Classe 1	3,94± 2,03	5,06± 2,61	10,01	2,23± 0,42	5,16± 1,18	10,01	1,31± 0,13	4,59± 1,78	10,01	2,31± 1,35	4,92± 1,97	10,01
	Classe 2	4,62± 1,66	/	10,01	5,13± 1,65	/	10,01	3,82± 1,46	1,21	10,01	4,52± 1,62	1,21	10,01
f2	Classe 1	6,98± 1,42	4,92± 2,83	10,01	6,87± 1,58	4,87± 2,88	/	6,57± 2,81	4,38± 2,60	10,01	6,79± 1,92	4,77± 2,57	10,01
	Classe 2	4,89± 3,19	6,40± 3,09	10,01	5,05± 3,03	6,25± 3,53	10,01	3,70± 2,74	3,89± 1,20	10,01	4,26± 2,57	5,47± 2,71	10,01
h7	Classe 1	2,71	6,08± 1,94	10,01	2,96	5,33± 1,90	10,01	3,79± 1,82	5,72± 4	10,01	3,47± 1,49	5,62± 2,05	10,01
	Classe 2	5,50± 1,69	4,25	10,01	7,03± 1,88	/	10,01	6,61± 2,06	2,15± 0,28	10,01	6,37± 1,90	2,85± 1,23	10,01
h8	Classe 1	3,91± 1,04	/	/	3,51± 0,75	/	/	6,87± 0,89	2,54	10,01	4,44± 1,62	2,54	10,01
	Classe 2	5,54± 1,95	4,98± 2,19	10,01	/	4,77± 1,06	10,01	2,78	7,26± 2,09	10,01	4,62± 2,10	5,36± 1,89	10,01

Tabella 4.6: In tabella è riportato il tempo medio (\pm deviazione standard) impiegato, per ciascun soggetto, nell'ottenere una classificazione (corretta, errata o fuori tempo massimo) del trial per ogni run della terza sessione. Nell'ultima colonna sono riportati anche i valori medi calcolati prendendo i dati delle durate dei periodi di continuous feedback da tutte le run della terza sessione. Per ciascun soggetto sono evidenziati i risultati ottenuti nel minor tempo medio.

Per un'alternativa visualizzazione dei valori mostrati nell'ultima colonna della tabella 4.6, ovvero delle medie dei tempi impiegati, da ogni soggetto, per raggiungere un risultato nella classificazione del *trial*, si riporta la figura 4.40.

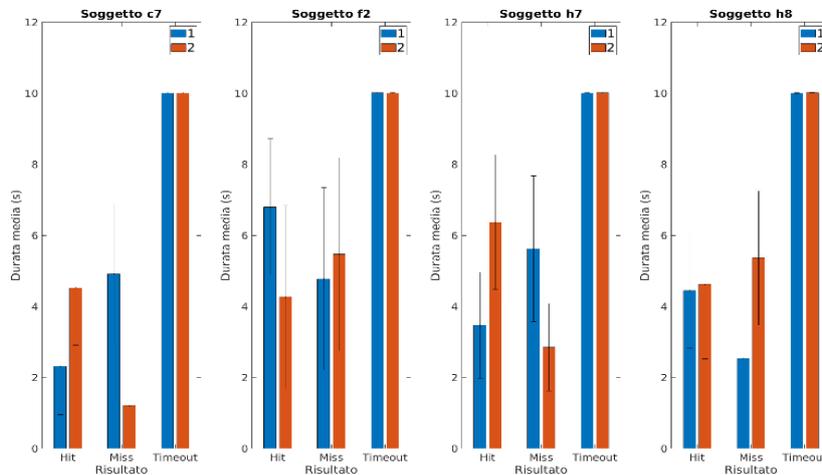


Figura 4.40: Rappresentazione del tempo medio, \pm deviazione standard, impiegato nella classificazione (in hit, miss oppure timeout) di un *trial* durante la prima sessione per ogni soggetto. I dati della classe 1 sono riportati in blu, mentre quelli della classe 2 in rosso.

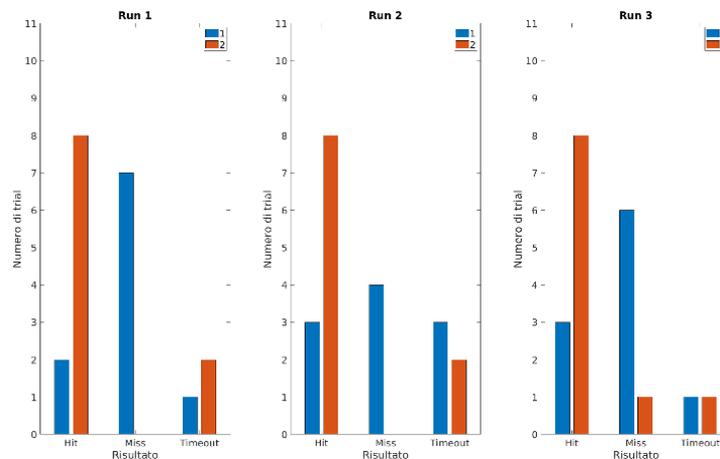


Figura 4.41: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della terza sessione del soggetto c7. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di *trial*, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

In questa sessione il soggetto f2 non dimostra rilevanti miglioramenti. Infatti ottiene risultati mediocri per entrambe le classi, raggiungendo anche spesso il tempo limite per la classificazione del *trial*: in figura 4.42 si può vedere come solo nella terza *run* raggiunga un'accuratezza del 50% per entrambe le classi, mentre nel restante dei casi sembra che il soggetto non riesca ad esercitare un controllo completo.

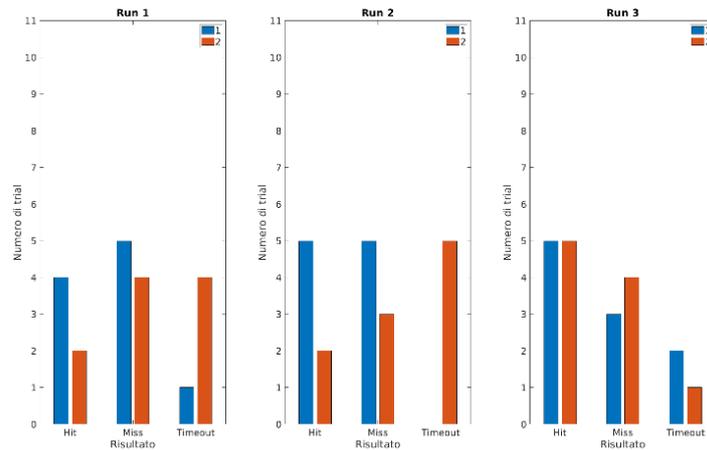


Figura 4.42: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della terza sessione del soggetto f2. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Dalla figura 4.40 si osserva, per il soggetto h7, lo stesso andamento dei tempi medi per il raggiungimento di una classificazione corretta della *trial*: per la classe 1 il tempo impiegato è in media 3.47 s, mentre è pari a 6.37 s per la classe 2, come riportato in tabella 4.6. Ciò può significare un adattamento al sistema da parte del soggetto. Si dimostrano inoltre costanti i risultati di *hit* per la classe 2, confermando la maggior facilità del soggetto a svolgere il *task* della classe 2. La classe 1 risulta più difficile da svolgere rispetto alla classe 2, infatti il soggetto riesce a ottenere un risultato positivo solo in un breve periodo di tempo a seguito della *cue*, dopodiché il controllo viene perso da parte del soggetto e risulta spesso molto difficile riprenderlo, da cui derivano i diversi risultati negativi per la classe (figura 4.43).

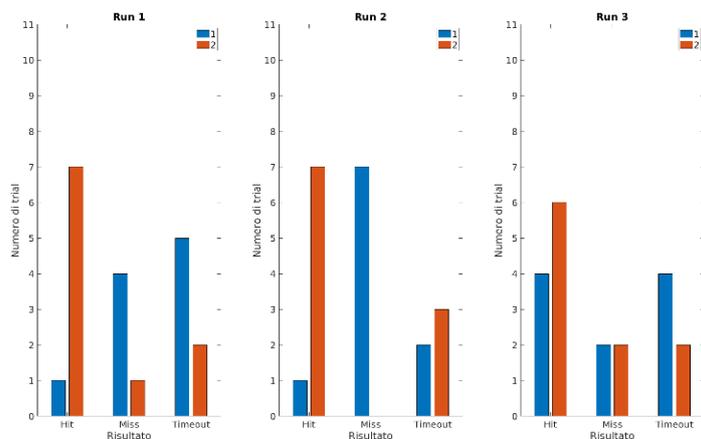


Figura 4.43: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della terza sessione del soggetto h7. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

Il soggetto h8 (in figura 4.44) esibisce nuovamente una grande accuratezza nello svolgimento dei *task* della classe 1, ottenendo il 100% con tempi medi minori di 4 s nelle prime due *run*, come si può osservare dalla tabella 4.6. L'aumento della durata media dei *continuous feedback* per la classe 1 e del numero di *trial* classificati come *timeout* fanno presagire che quest'ultimi siano avvenuti a causa di stanchezza del soggetto o in condizioni in cui la probabilità integrata, per una o per l'altra classe, era molto vicina al valore di soglia (entro 1% o 2%) nel momento in cui si è raggiunto il tempo massimo per la classificazione.

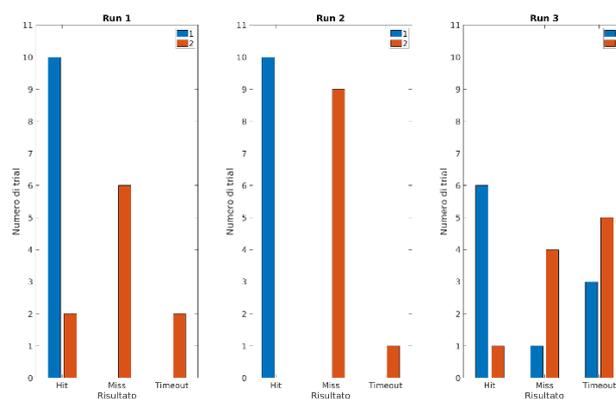


Figura 4.44: La figura mostra due istogrammi in cui sono raccolti dati provenienti dalle run di evaluation della terza sessione del soggetto h8. Le classi 1 e 2 sono rappresentate in colore blu e rosso rispettivamente. Viene riportato il numero di trial, per ciascuna classe, risultanti in Hit, Miss oppure Timeout.

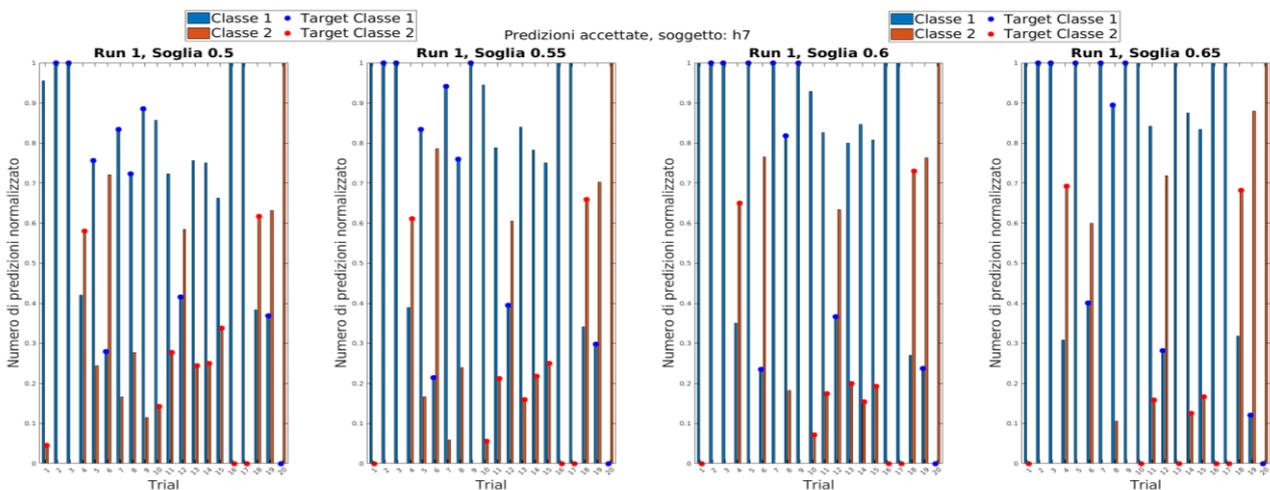
Si deduce quindi un miglioramento nelle prestazioni dei soggetti c7, h7 e h8 nell'arco delle tre sessioni, con un particolare buon adattamento da parte di c7e h8 che ottengono i migliori risultati in termini anche di accuratezza per la singola classe.

4.5 L'ANDAMENTO DEI MODELLI QDA

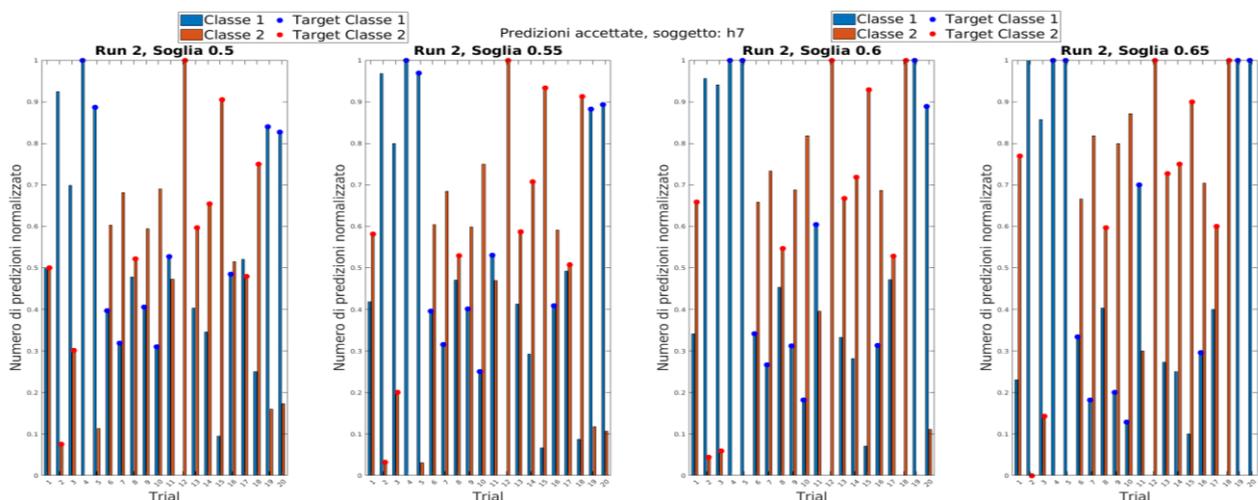
I modelli QDA utilizzati per i soggetti, classificano i campioni ad una frequenza di 16 Hz. Con questa analisi noi vogliamo verificare quanti campioni per ogni singolo *trial* vengono classificati in accordo con la *cue* richiesta. Inoltre, utilizzeremo delle soglie sulla classificazione ottenuta in modo da verificare se all'interno dello stesso *trial* la classe richiesta raggiunge in media valori di probabilità più alti rispetto all'altra classe. Le soglie prese in considerazione sono 50%, 55%, 60%, 65%.

4.5.1 PRIMA SESSIONE

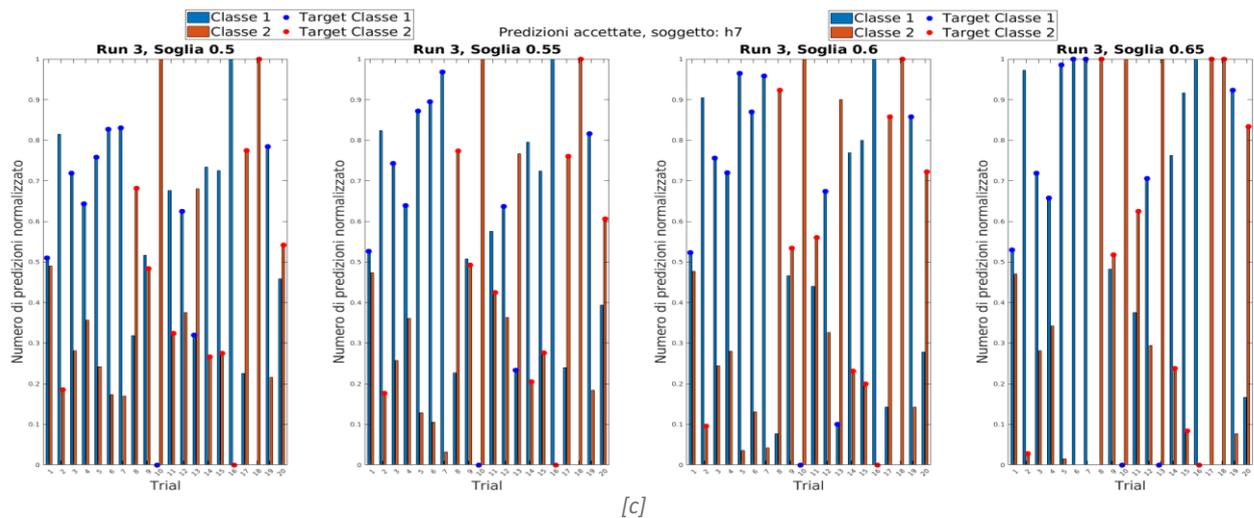
Durante la prima sessione le predizioni del classificatore per i soggetti che non si erano mai sottoposti ad esperimenti sulla BCI confermano le rispettive tendenze nel dirigere l'attenzione in una delle due direzioni richieste: ad esempio si vede nella figura 4.45 che il modello di QDA per il soggetto h7 presenta un maggior numero di predizioni per la classe 1 a ciascuna soglia.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.45: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto h7 durante la fase di evaluation della prima sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

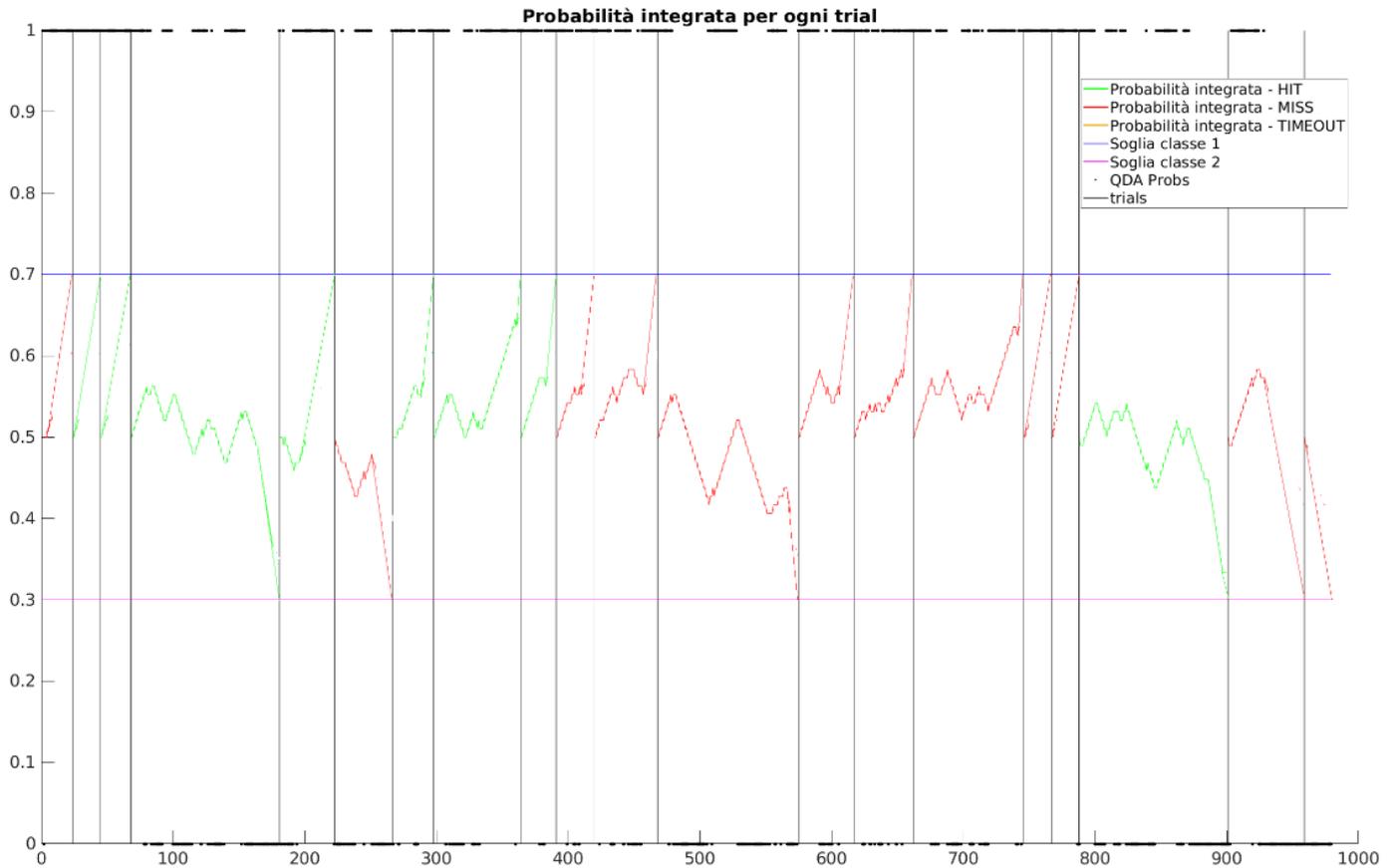
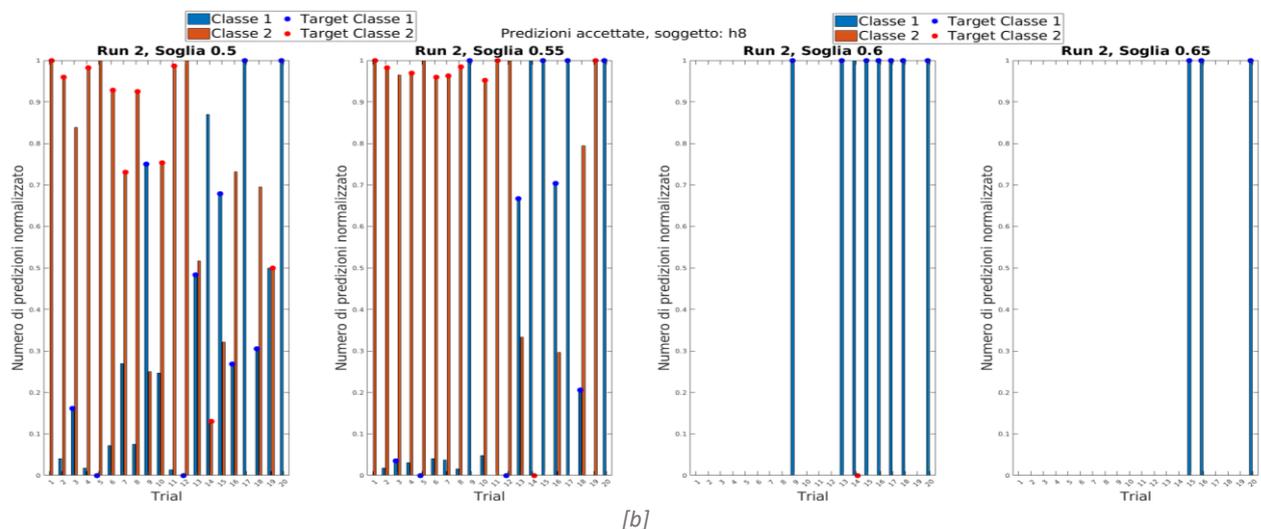
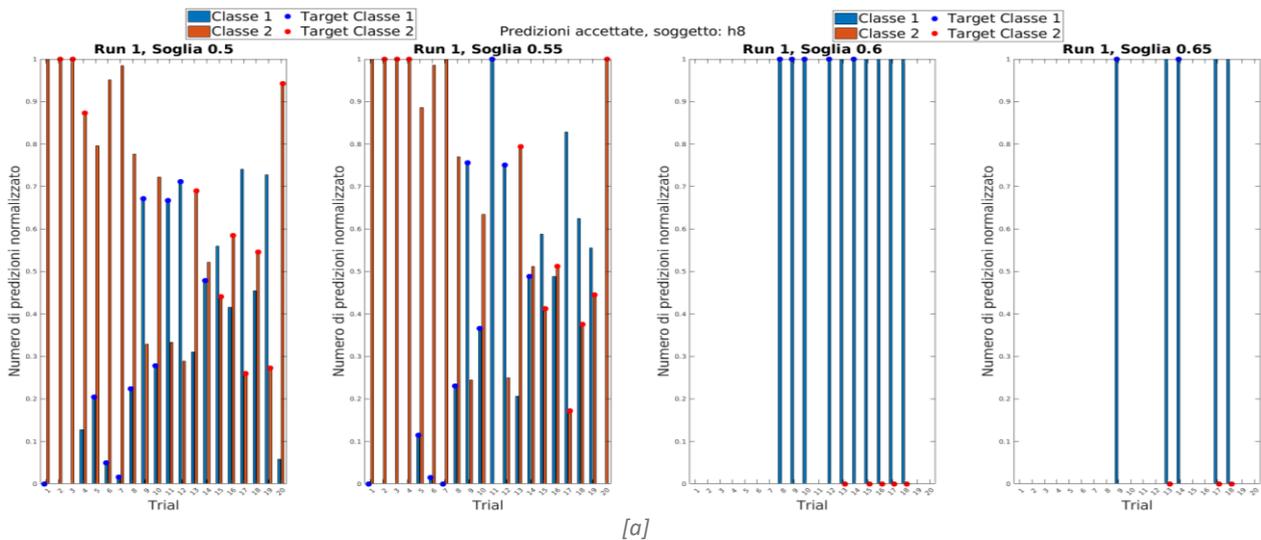


Figura 4.46: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto h7 per una run di evaluation della prima sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocrac per timeout.

Si possono inoltre notare un aumento generale del numero di predizioni del classificatore che superano le soglie di rifiuto e un miglioramento nel controllo da parte del soggetto con il progredire delle run. Riportando in figura 4.46 l'andamento delle probabilità integrate durante lo svolgimento dei trial è evidente la tendenza sottolineata dalle analisi precedenti: il classificatore predice maggiormente la classe 1, infatti nella run mostrata in figura 4.46 il soggetto classifica correttamente la classe 1 nel 60% dei casi, contrariamente all'altra che raggiunge solo per il 20% dei casi. In quest'ultimi è possibile osservare un trend più oscillatorio delle probabilità integrate prima di raggiungere il corrispettivo valore di soglia. Infatti, come mostrato precedentemente dalla tabella 4.4, il tempo medio impiegato per ottenere una classificazione corretta della classe 2 è in media quasi pari al doppio rispetto alla classe 1. Un interessante aspetto che si può notare dalla figura 4.45 è che in tutte le run se fosse stata usata una soglia di scarto della probabilità grezza sul

60% la maggior parte dei *trial* avrebbe come numero di predizioni maggiore la classe effettivamente richiesta per quel *trial*.

Il soggetto h8 (figura 4.47) mostra invece un andamento leggermente più erratico: inizialmente il classificatore tende a predire più facilmente la classe 2, quella riferita al volgere l'attenzione verso destra, ma con il procedere dei *trial* il soggetto riesce a rimodulare il suo segnale EEG per ottenere una classificazione corretta anche per l'altra classe. Si osserva tale variazione nel numero di predizioni ottenute dal classificatore tra le due classi, in particolare nella prima e nella seconda *run* (figura 4.47ab). In quest'ultima, visualizzata nella figura 4.48, si osserva che il tempo impiegato dal classificatore per raggiungere il valore di soglia di riempimento del *buffer* per la classe 1 è definitivamente minore rispetto a quello speso per la classe 2. Inoltre si può vedere dalla figura 4.47 come questo classificatore raggiunga valori superiori a 60% poche volte in questa sessione e solo per la classe 1, facendo percepire che il classificatore non risulta robusto ai cambiamenti degli EEG che possono esser accaduti nel passaggio da *calibration* ad *evaluation* per il soggetto.



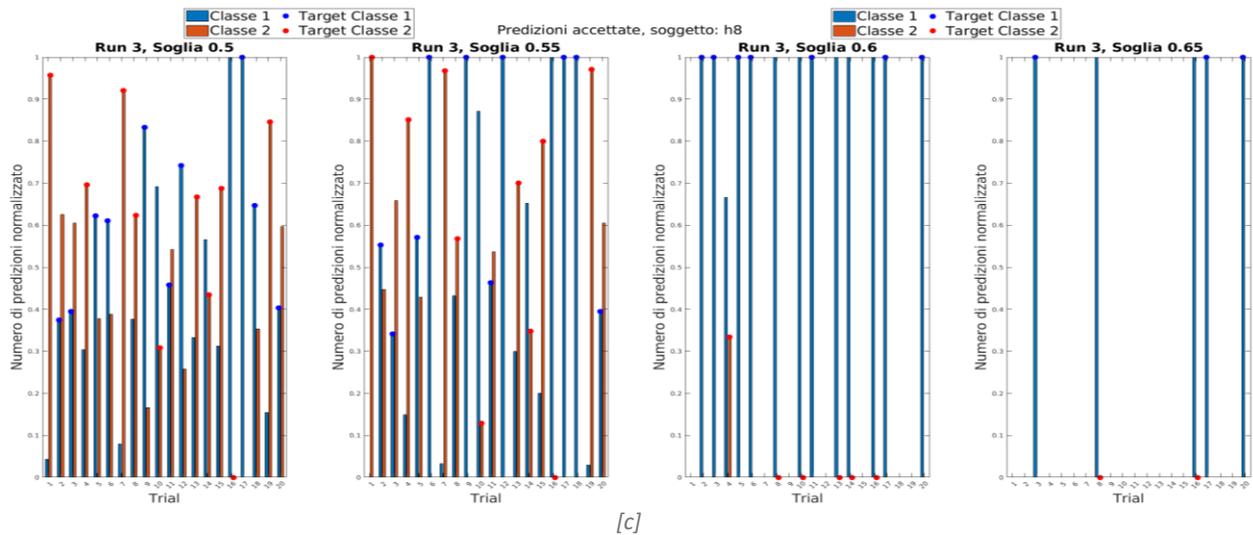


Figura 4.47: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto h8 durante la fase di evaluation della prima sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

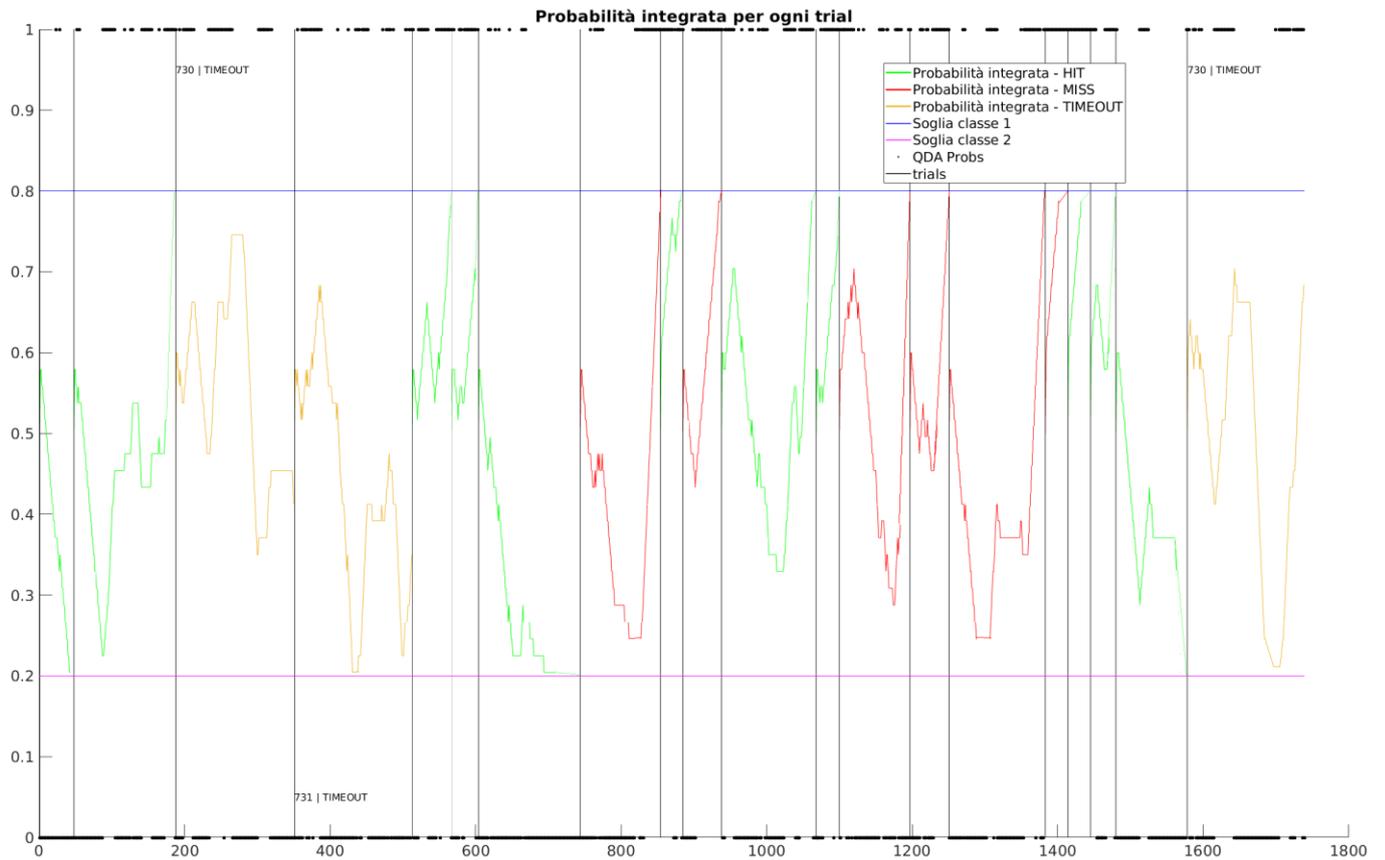


Figura 4.48: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto h8 per una run di evaluation della prima sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

Dalla figura 4.49a si può invece dedurre che il soggetto f2 ha una forte tendenza a classificare correttamente la classe 2, che però può essere dovuta ad uno sbilanciamento nella classificazione da parte del modello utilizzato, che raggiunge valori maggiori del 60% solo per le predizioni della classe 2. Infatti anche l'andamento delle probabilità integrate (figura 4.50) mostra che il soggetto non riesca a contrastare il modello, ottenga molto poche predizioni per la classe 1 e classifichi i campioni in tempi molto brevi.

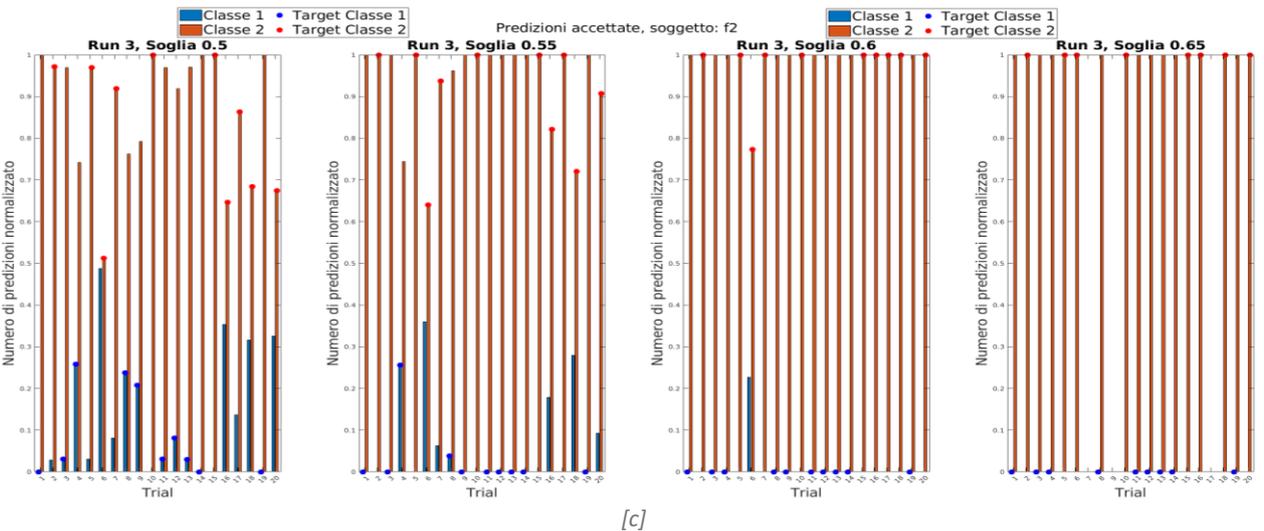
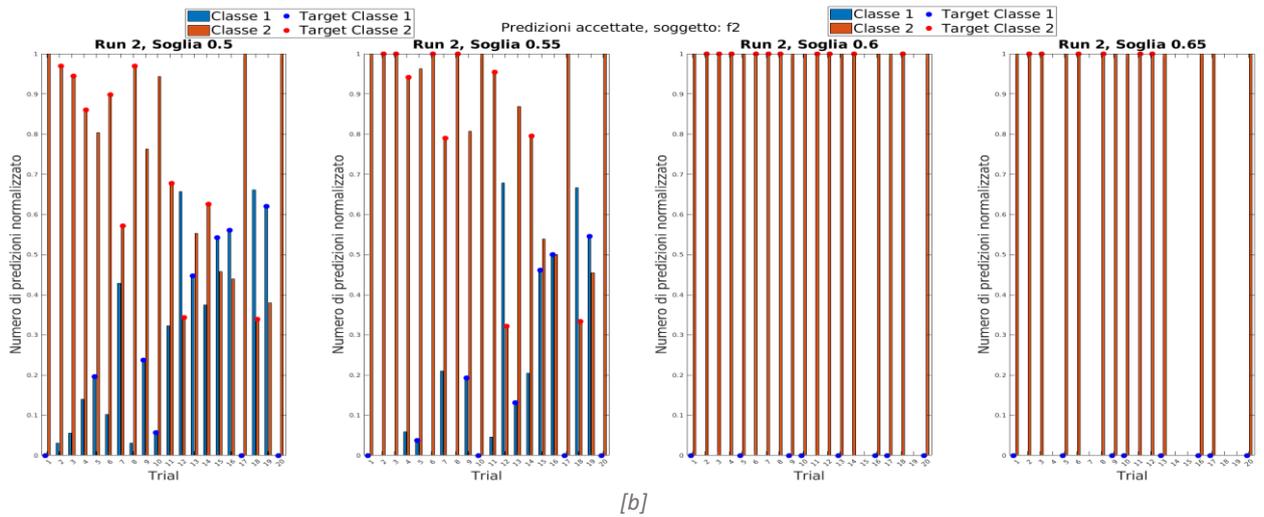
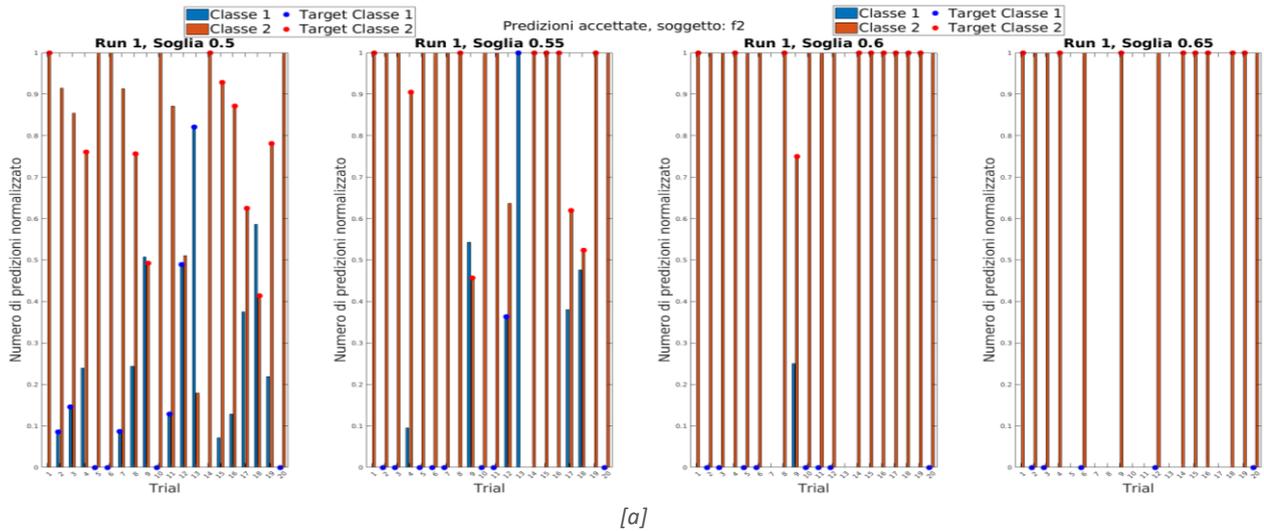


Figura 4.49: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto *f2* durante la fase di evaluation della prima sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in

quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

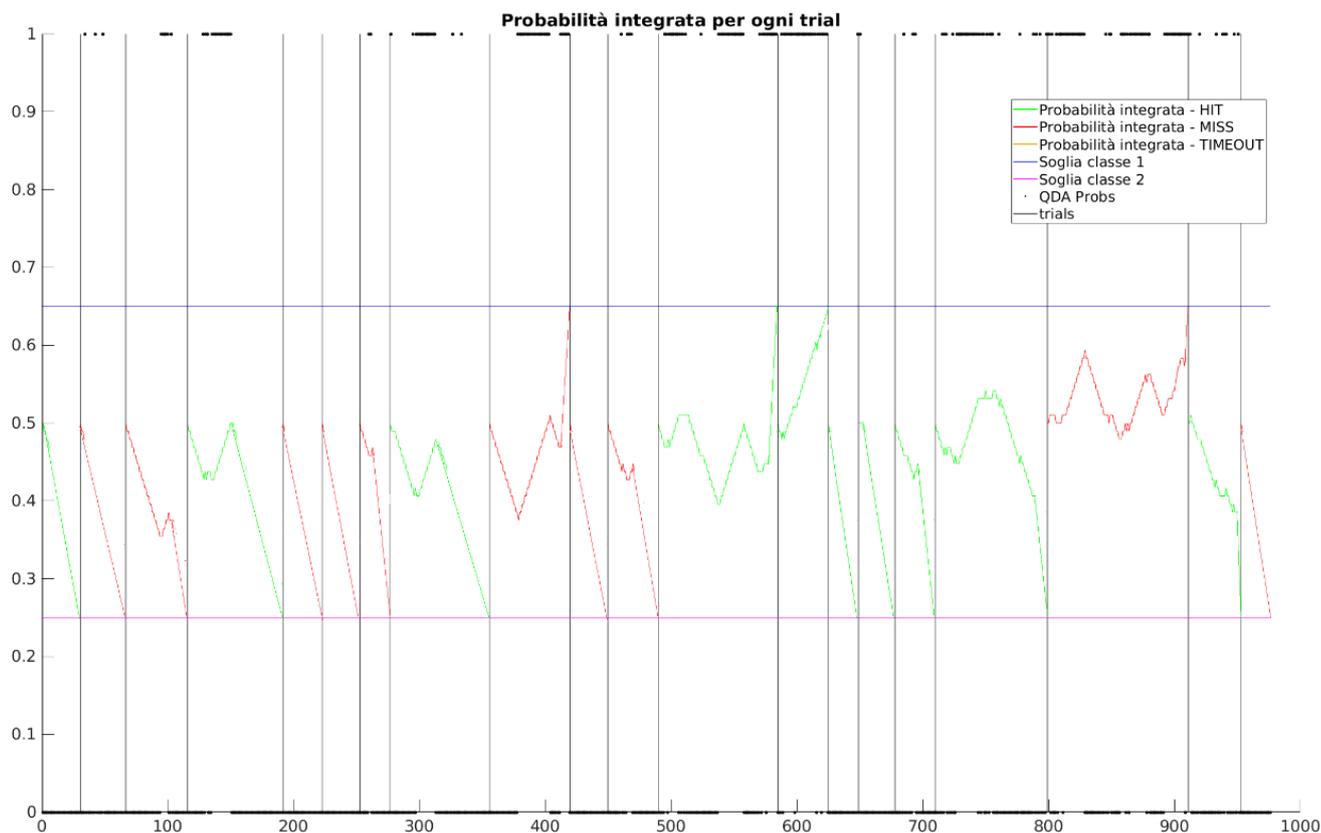
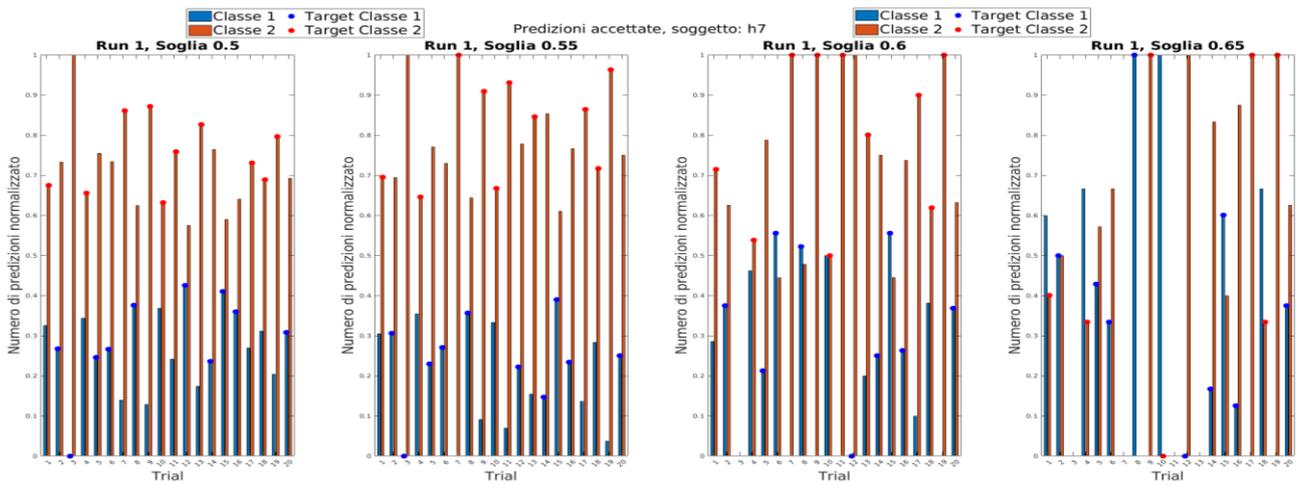


Figura 4.50: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto f2 per una run di evaluation della prima sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

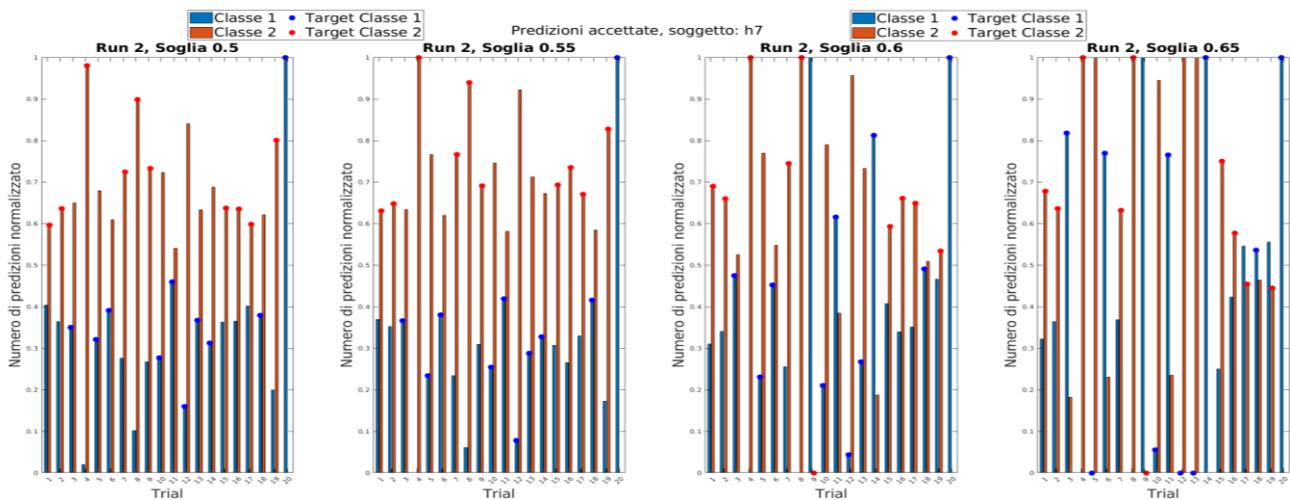
4.5.2 SECONDA SESSIONE

In figura 4.51 è rappresentato il numero di predizioni eseguite dal classificatore per il soggetto h7 per ogni trial e per ogni run. In controtendenza con la sessione precedente ma in accordo con le analisi della sezione 4.4.2, il soggetto ottiene una maggior classificazione della classe 2. Come esempio viene riportata in figura 4.52 la seconda run della sessione. Dalla figura si notano dei fenomeni di *timeout*, di cui due dovuti a predizioni incostanti da parte del classificatore per le due classi per tutta la durata del trial, ed uno invece dovuto solamente ad una incerta o errata classificazione iniziale che non viene recuperata e comporta un non completo riempimento del

buffer dell'integratore. La figura 4.51 mostra come nei *trial* classificati come *timeout* il numero di predizioni per le due classi sia quasi uguale, mentre negli altri casi la differenza risulti ben chiara. Un interessante aspetto che si può notare dalla figura 4.51 è che in tutte le *run* se fosse stata usata una soglia di scarto della probabilità grezza sul 60% la maggior parte dei *trial* avrebbe come numero di predizioni maggiore la classe effettivamente richiesta per quel *trial*. Ciò accade nella prima sessione per il soggetto h7.



[a]



[b]

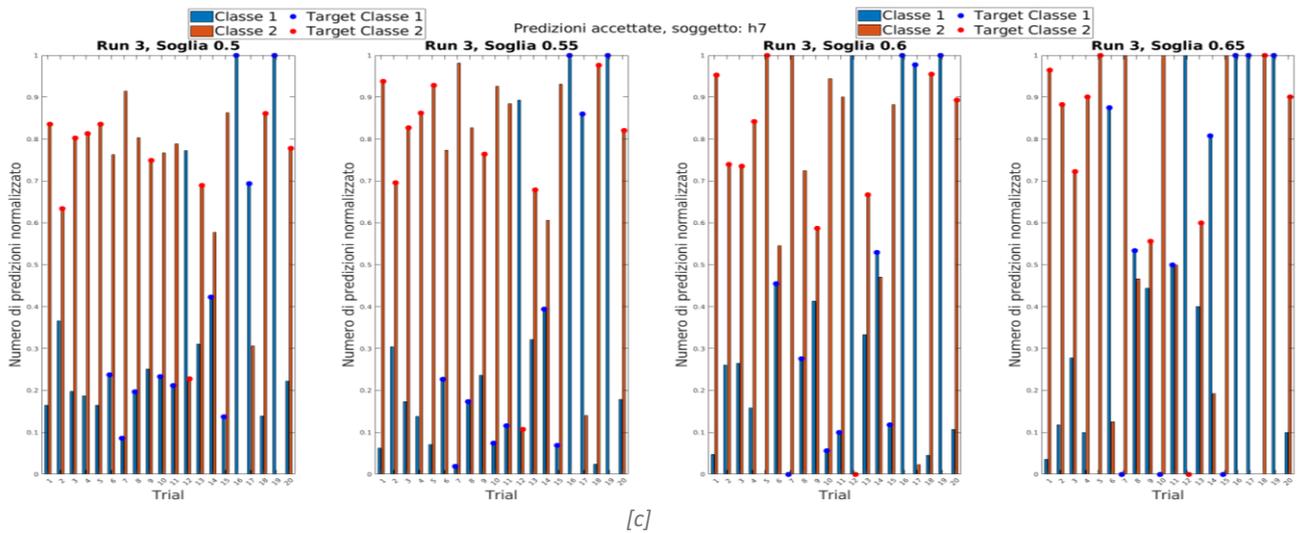


Figura 4.51: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto h7 durante la fase di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

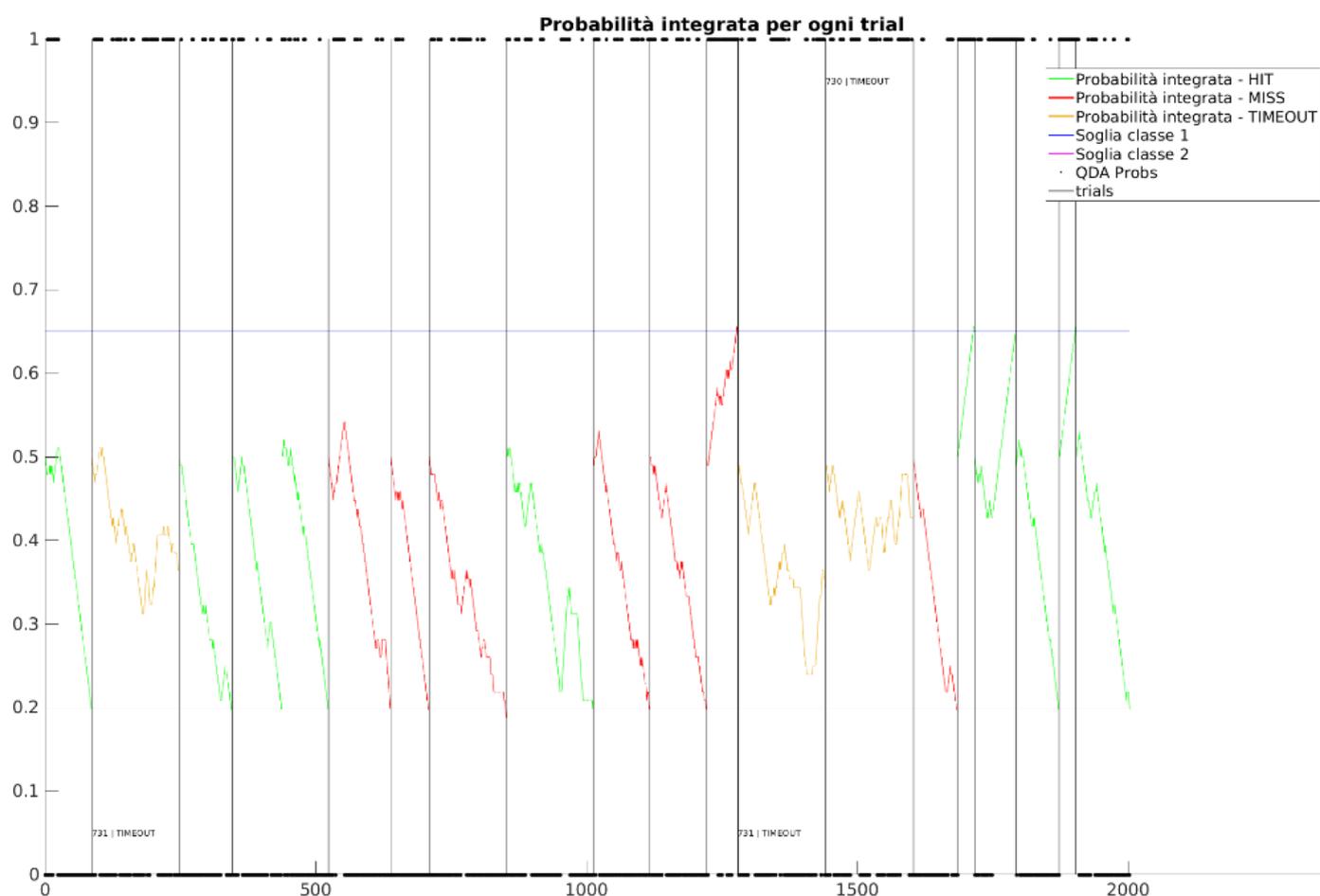
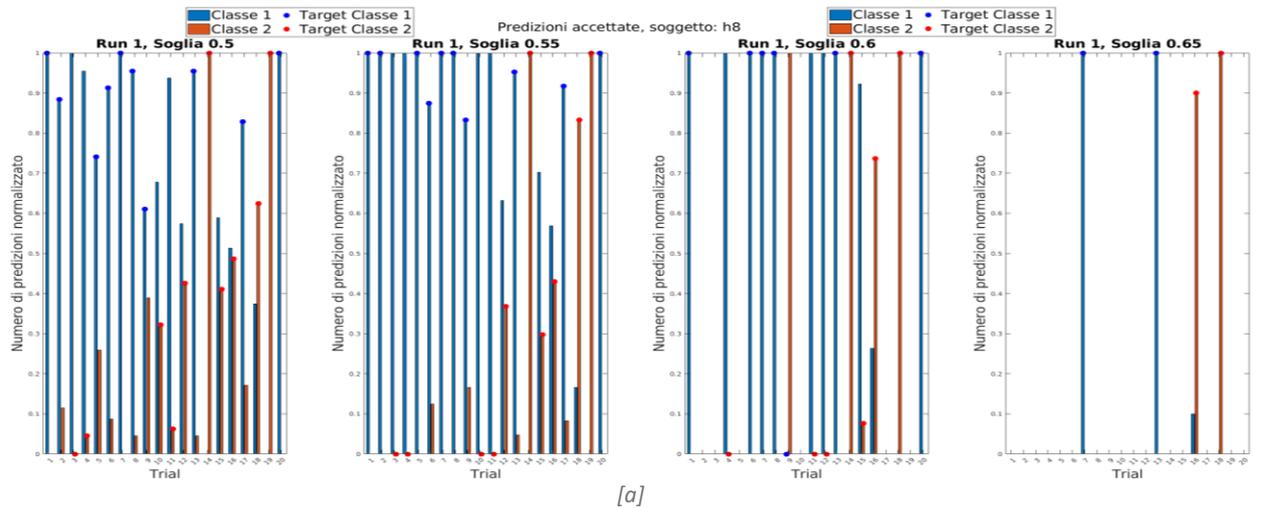
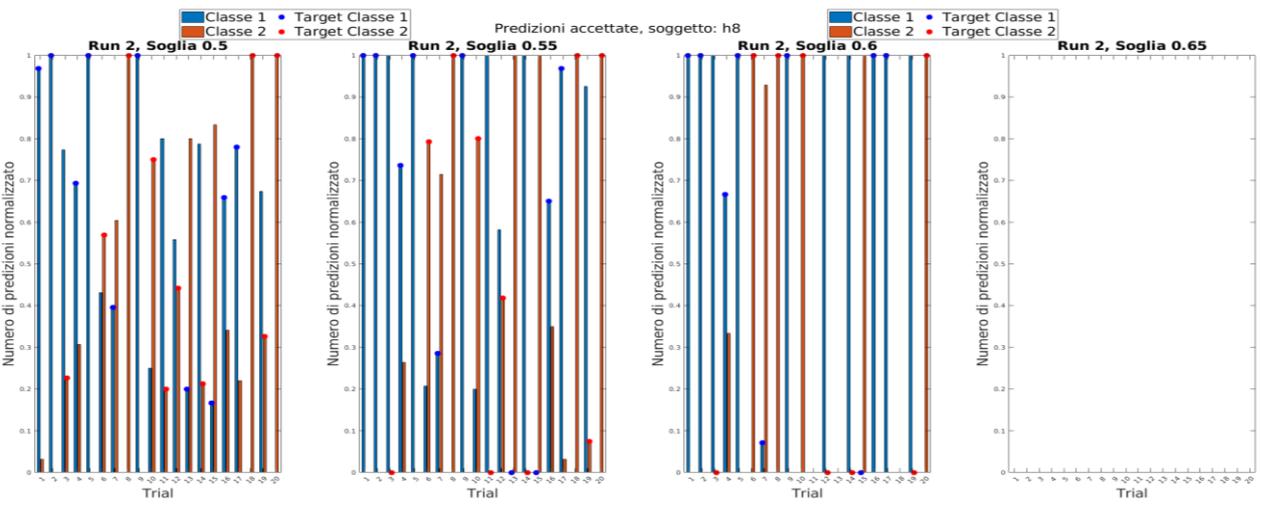


Figura 4.52: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto h7 per una run di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

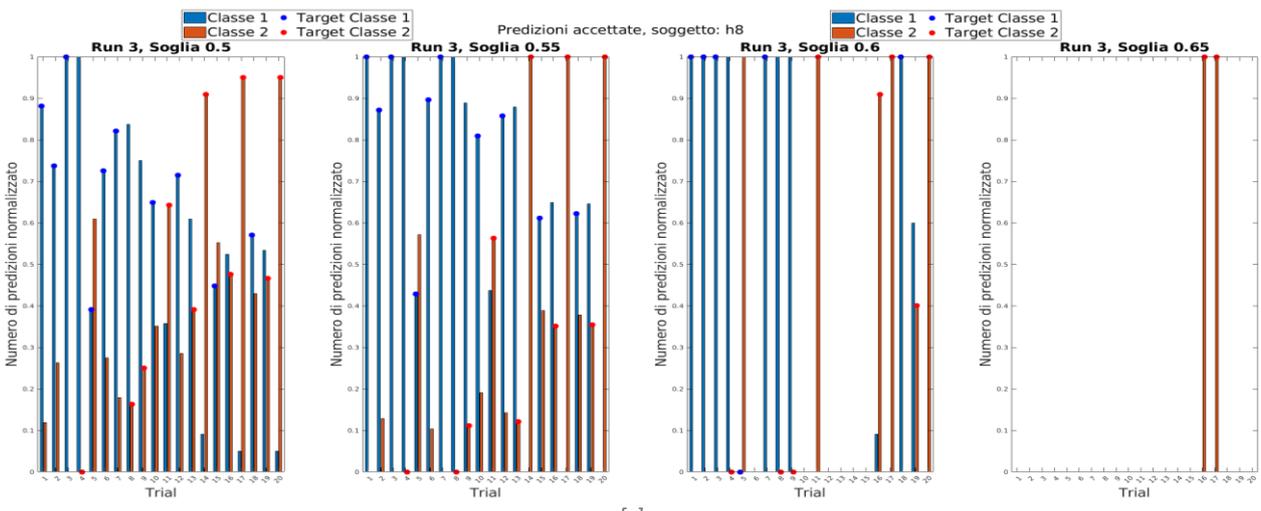
Il soggetto h8, di cui vengono mostrati i dati nelle figure 4.53 e 4.54, dimostra di riuscire ad invertire l'andamento delle probabilità integrate, o ad aumentarlo nel caso di plateau, ottenendo una classificazione corretta prima dello scadere del tempo per la classe 1. La figura 4.53b, per la run 2, a soglia 0.5 mostra le predizioni ottenute dal classificatore che sono concordi con l'andamento delle probabilità integrate presentato nella figura 4.54.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.53: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto h8 durante la fase di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso

modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

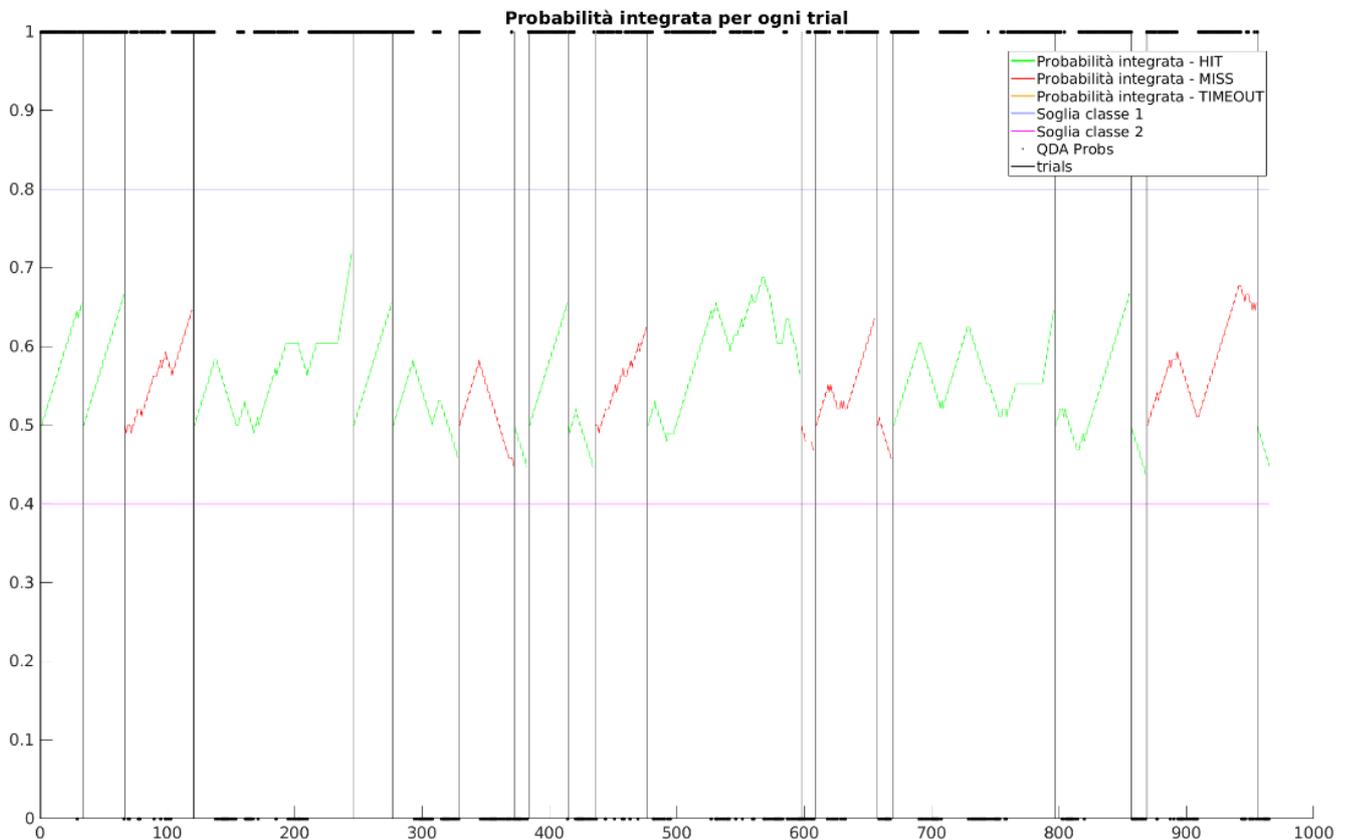
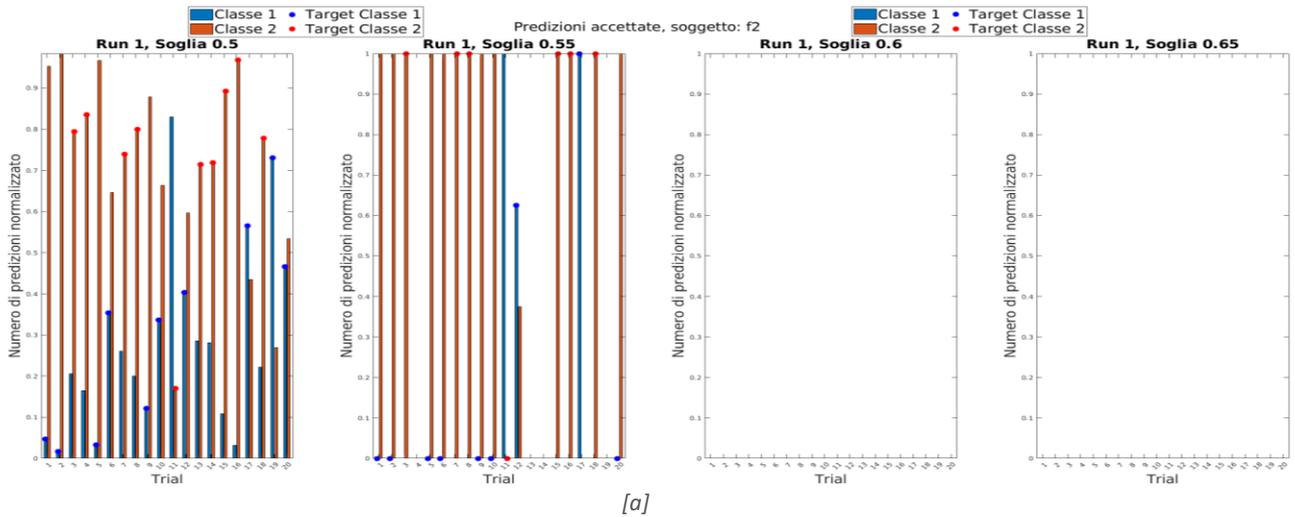
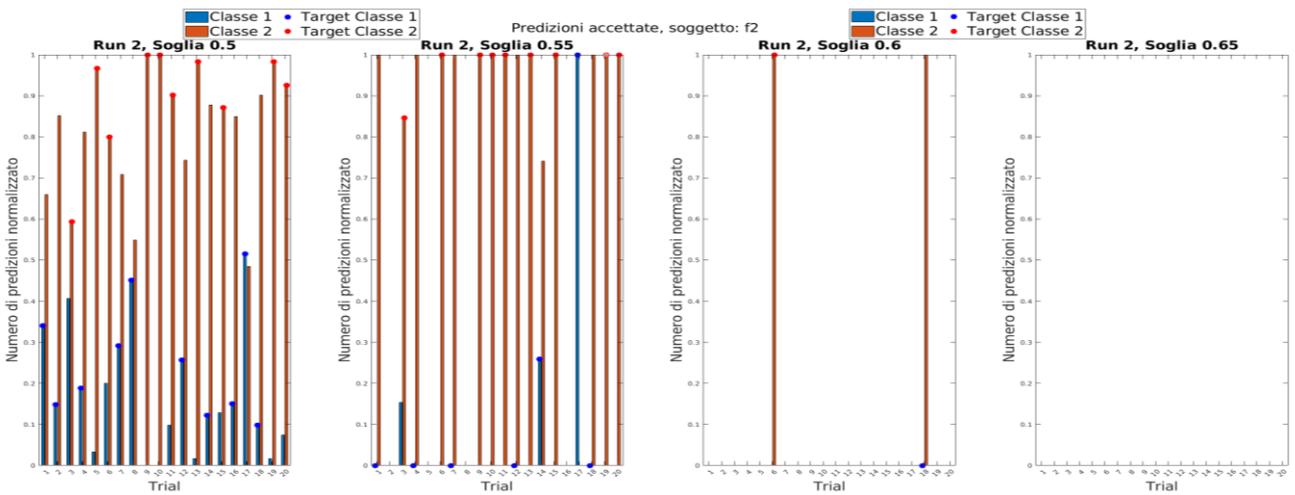


Figura 4.54: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto h8 per una run di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

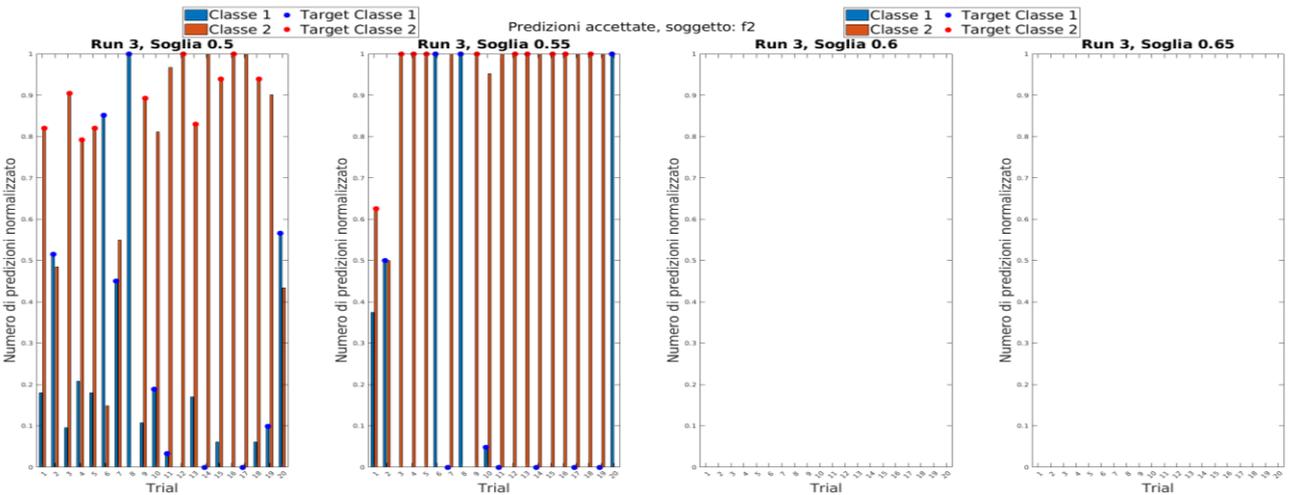
Anche nella seconda sessione il soggetto f2 predilige la classe 2 nelle classificazioni. La figura 4.55b, per la run 2, a soglia 0.5 mostra le predizioni ottenute dal classificatore che sono concordi con l'andamento delle probabilità integrate presentato nella figura 4.56. Come si può osservare, a meno di due trial, in nessuna run (figura 4.55abc) le predizioni superano la soglia del 60%, dunque è possibile ipotizzare che in questo caso il classificatore non risulta robusto ai cambiamenti degli EEG che possono esser accaduti nel passaggio da calibration ad evaluation per il soggetto.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.55: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto f2 durante la fase di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso

modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

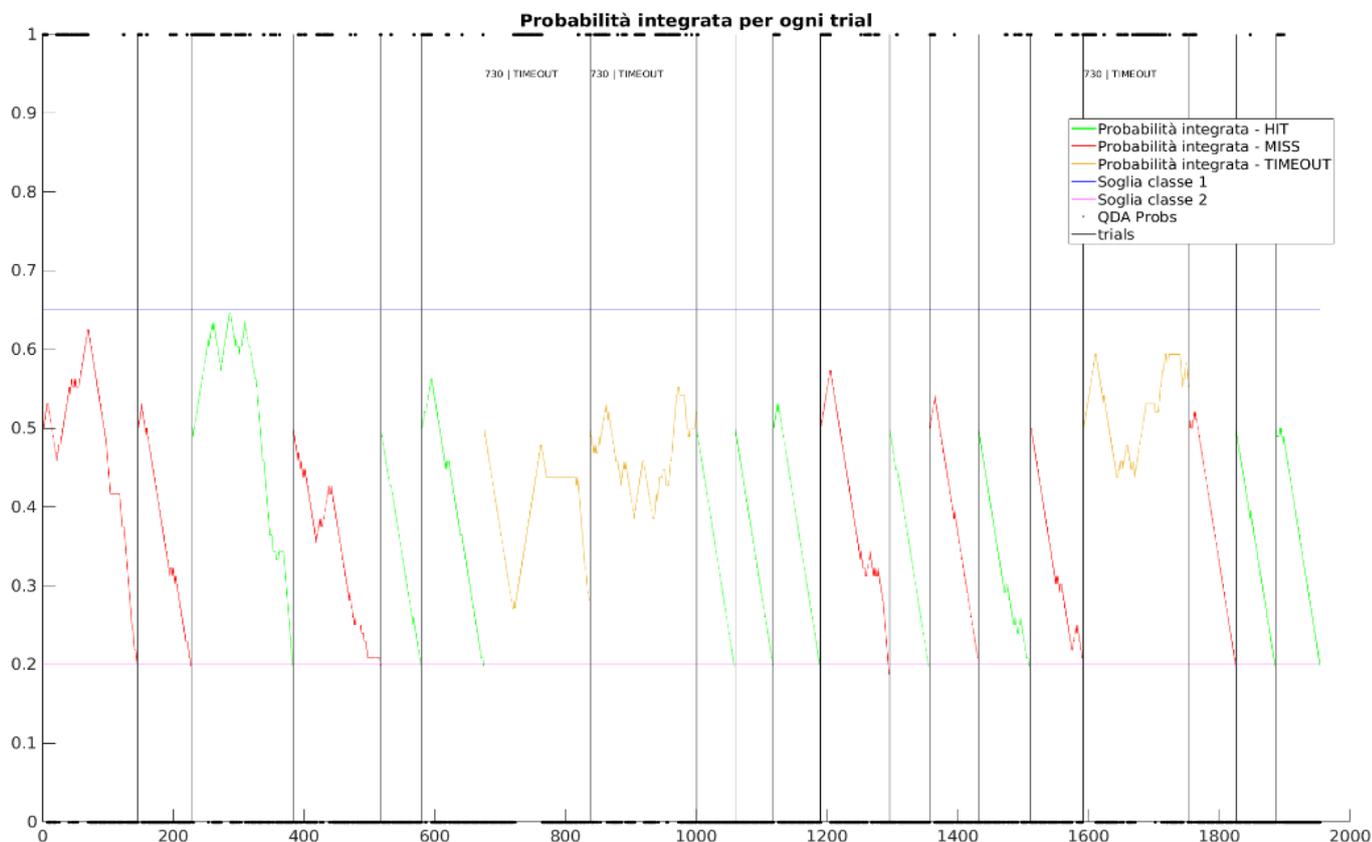
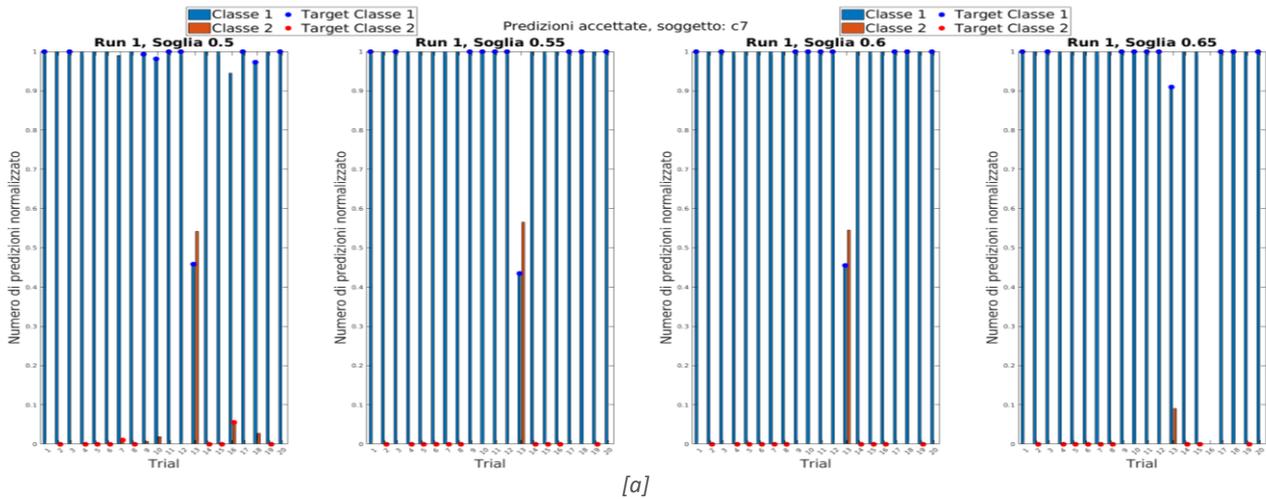
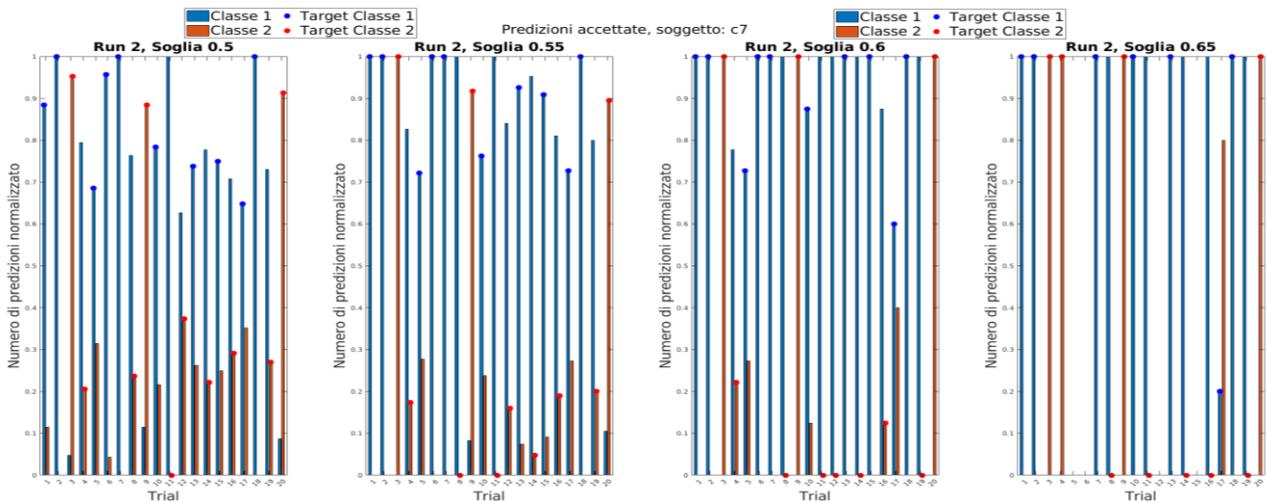


Figura 4.56: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto f2 per una run di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

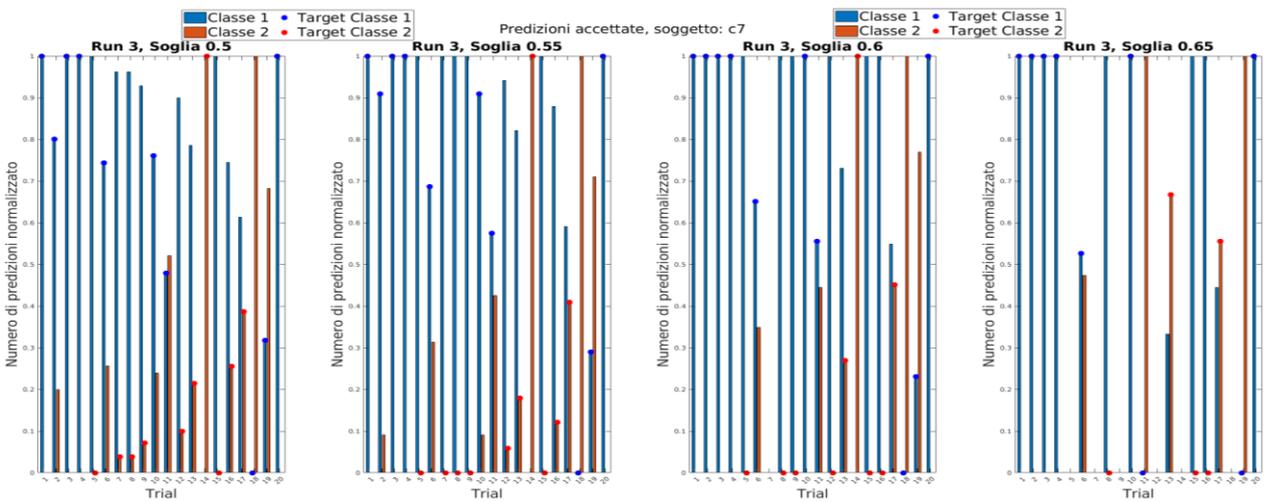
Il soggetto c7 dimostra una maggiore tendenza a classificare correttamente la classe 1. Dalla figura 4.57bc si può ugualmente osservare come il soggetto fosse capace di ottenere predizioni anche per la classe 2, anche se in maniera più disparata. Coerentemente con i risultati della sezione 4.4.2 il tempo impiegato per predire correttamente la classe 2 è breve. Si può inoltre notare una leggera tendenza a predire la classe 2 nell'immediato inizio dei trial della seconda run, mostrata nella figura 4.58. E' possibile ipotizzare che il soggetto, avendo percepito una maggiore difficoltà verso tale classe si "preparasse" in anticipo a porre la propria attenzione in basso a destra, per contrastare le tendenze del classificatore, per poi spostarla nel caso in cui dovesse compiere l'altro task.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.57: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto c7 durante la fase di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per

la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

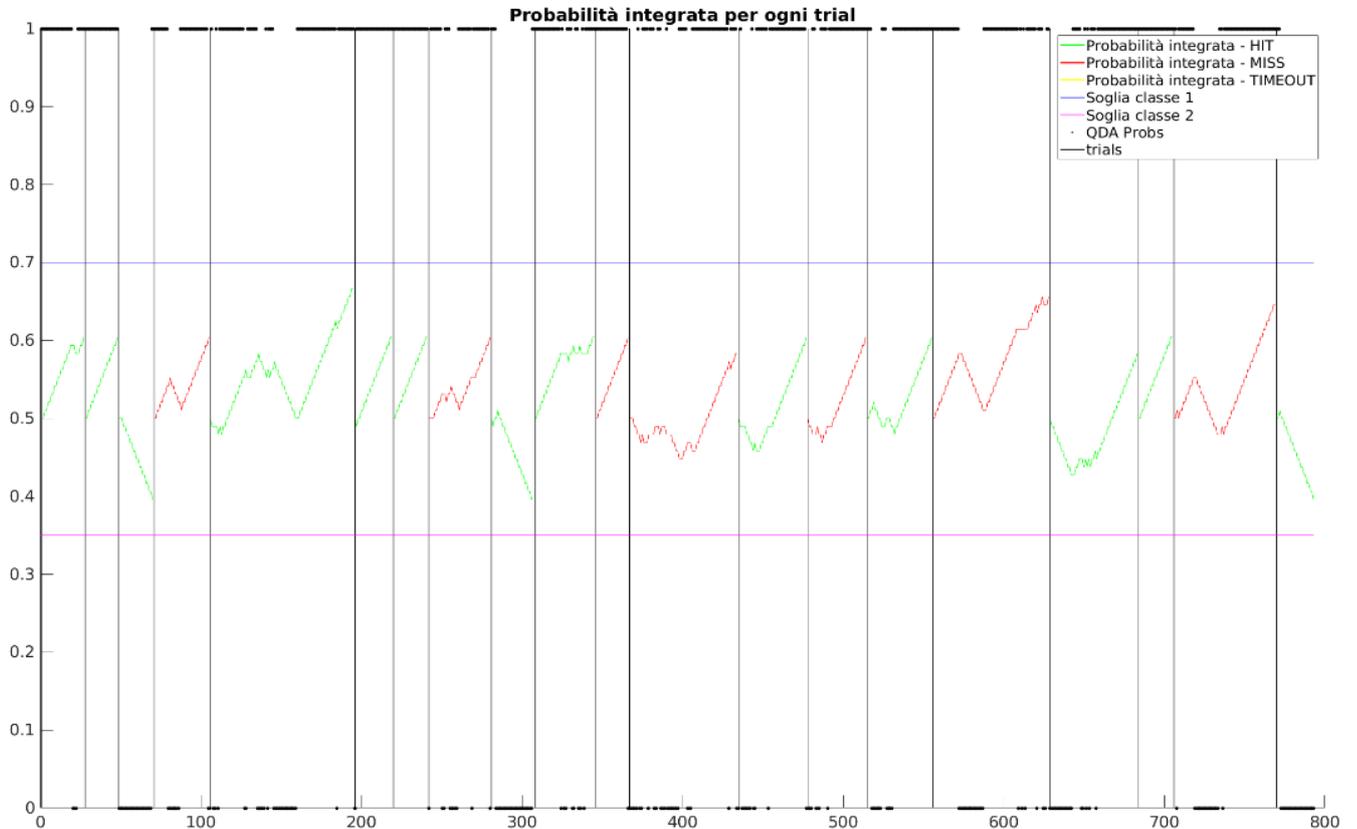
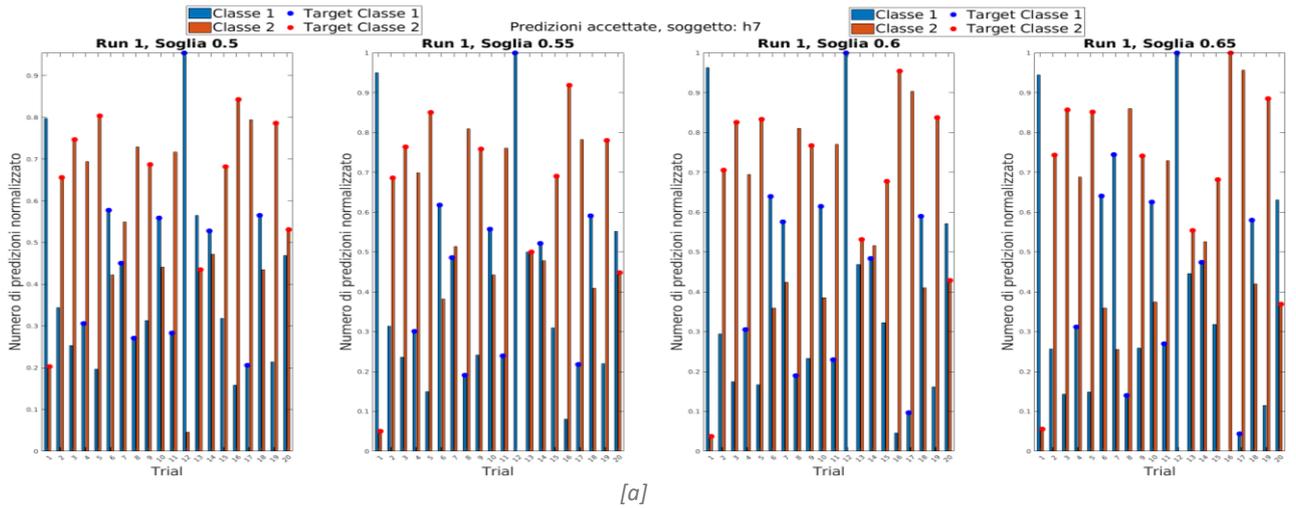


Figura 4.58: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto c7 per una run di evaluation della seconda sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocrato per timeout.

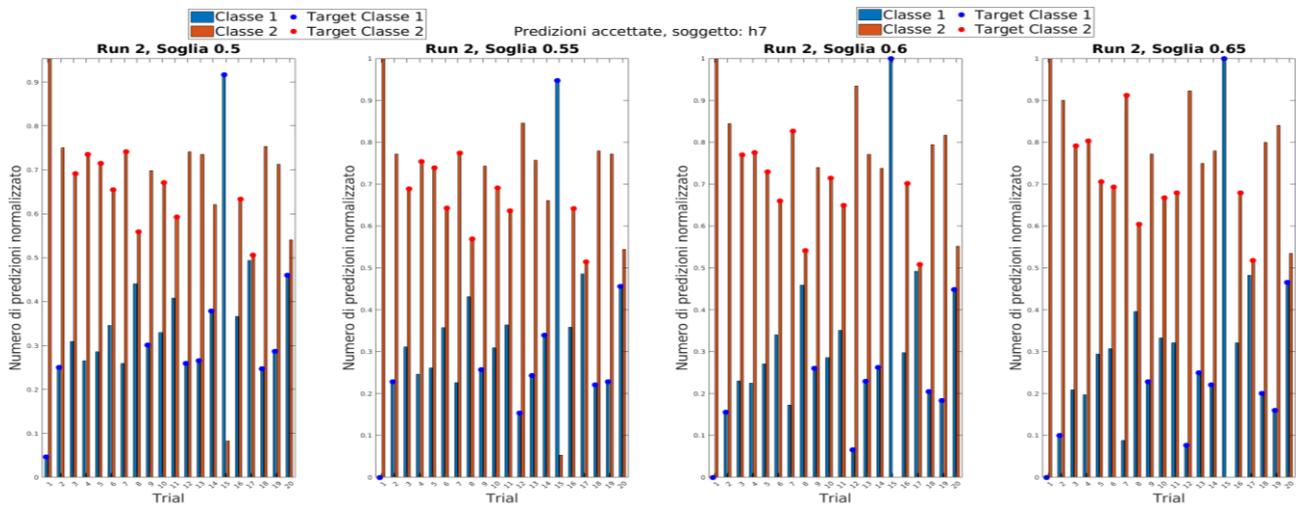
4.5.3 TERZA SESSIONE

Considerando il soggetto h7, la figura 4.59 presenta il numero di predizioni prodotte dal classificatore durante le tre run di evaluation e la figura 4.60 mostra l'andamento delle rispettive probabilità integrate per la run 1 a soglia 0.5. Il modello di QDA utilizzato per tale soggetto durante la terza sessione classifica con maggiore decisione i dati come appartenenti alla classe 2, come si vede in figura 4.59. Mentre per quanto riguarda la classe 1 il soggetto riesce a contrastare la tendenza del classificatore, ma raggiunge il valore di soglia di riempimento del buffer solo in tempi brevi (come riportato nelle analisi della sezione 4.4.3), altrimenti accade che prevalga nuovamente

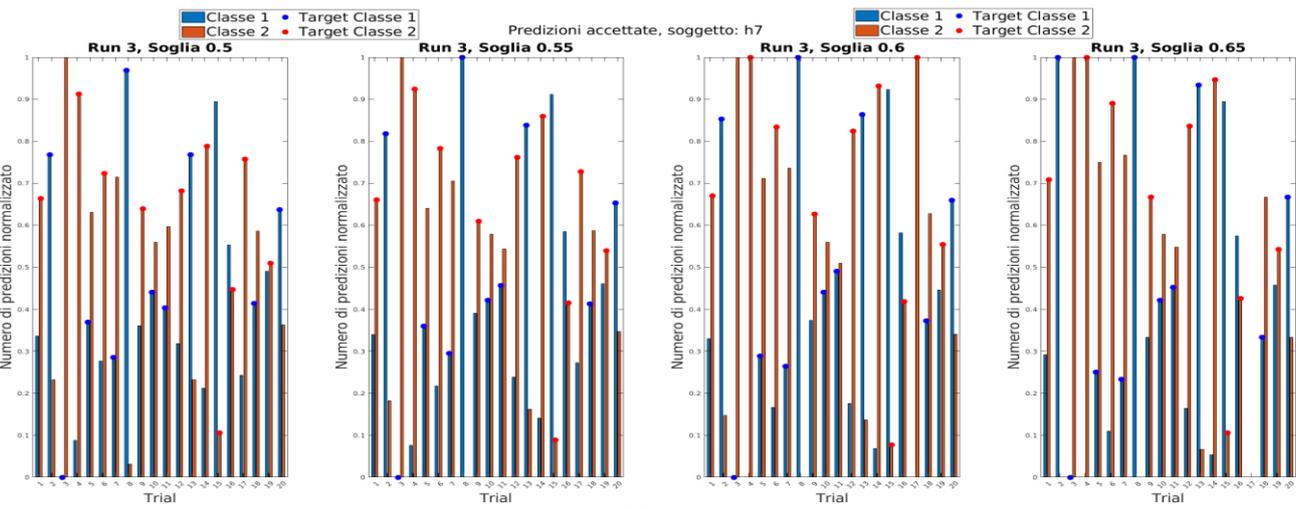
la classe 2 oppure che superi il tempo massimo per la durata del *continuous feedback*. In quest'ultimo caso è possibile visionare, dalla figura 4.60, come in almeno 3 *trial* vi sia, in un certo istante, una differenza dello 0.01% tra il massimo valore della probabilità integrata ottenuta in quel *trial* e il valore di soglia necessario per la classificazione della classe 1: il *buffer* dell'integratore si riempie velocemente all'inizio del *trial* senza però raggiungere tale valore di soglia e, con il progredire del *trial*, le predizioni per la classe opposta prevalgono nel *buffer*. Dalla figura 4.59 si può inoltre notare un altro aspetto interessante, che risaltava anche nelle due sessioni precedenti: se si fosse utilizzata una soglia di scarto per le probabilità grezze sul 60%, in tutte le *run* la maggioranza dei *trial* avrebbe come numero di predizioni maggiore la classe effettivamente richiesta per quel *trial*.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.59: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto h7 durante la fase di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per

la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

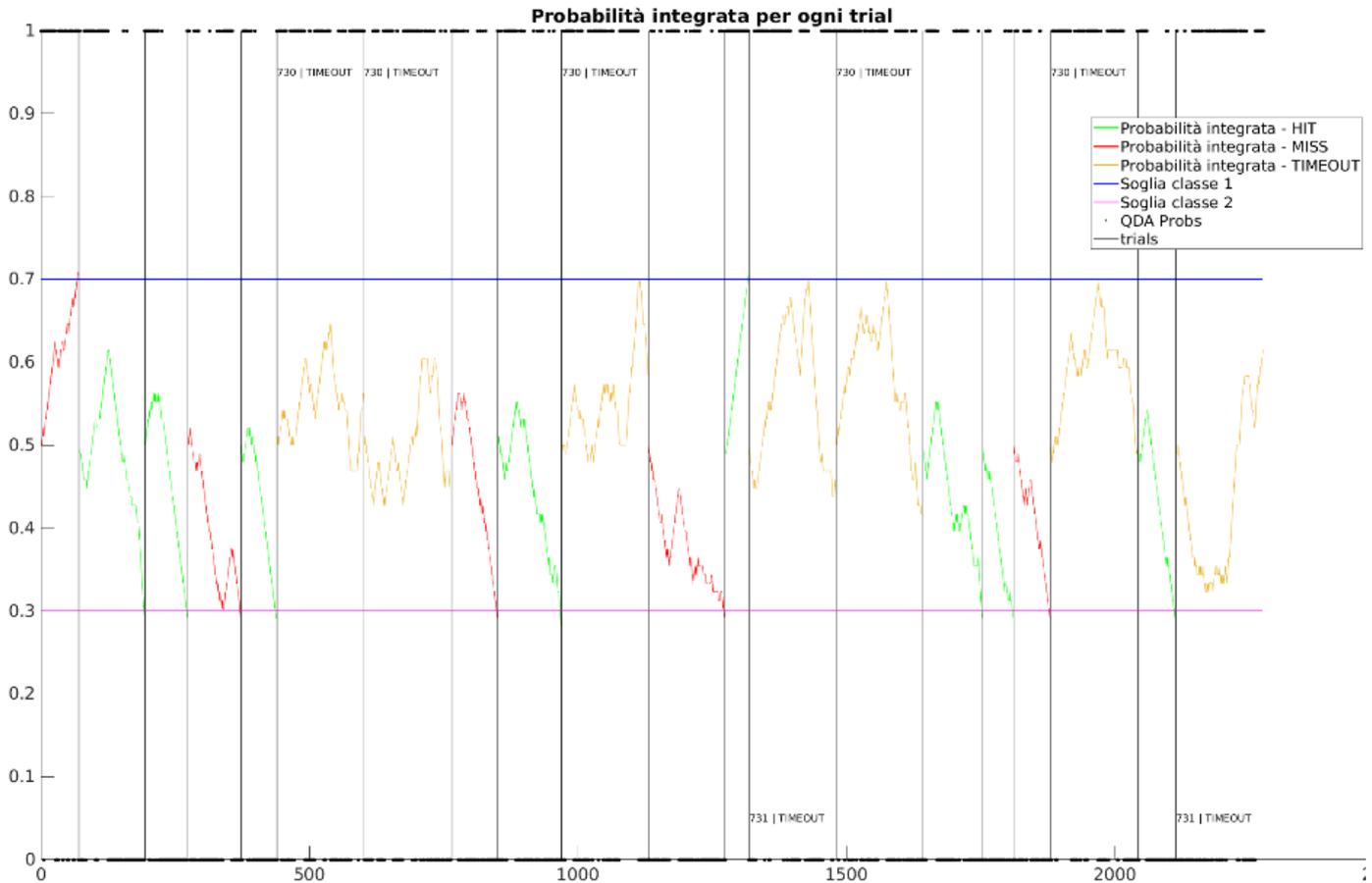


Figura 4.60: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto h7 per una run di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocre per timeout.

Per il soggetto h8 il modello impiegato predice prevalentemente la classe 1, coerentemente con le sessioni precedenti. La figura 4.61 mostra chiaramente questa tendenza per ogni run. Inoltre si può osservare che il soggetto acquisisce un migliore controllo anche nei task della classe 2: nella figura 4.62 viene riportata la prima run della sessione e si può rilevare come nella seconda metà della run il soggetto riesca a condizionare le predizioni del classificatore per raggiungere anche il valore di soglia della classe 2. Come per il soggetto h7, anche in questo caso si riscontrano risultati di miss o

timeout dovuti a un non completo riempimento del *buffer* dell'integratore per la classe voluta piuttosto che ad uno direttamente errato.

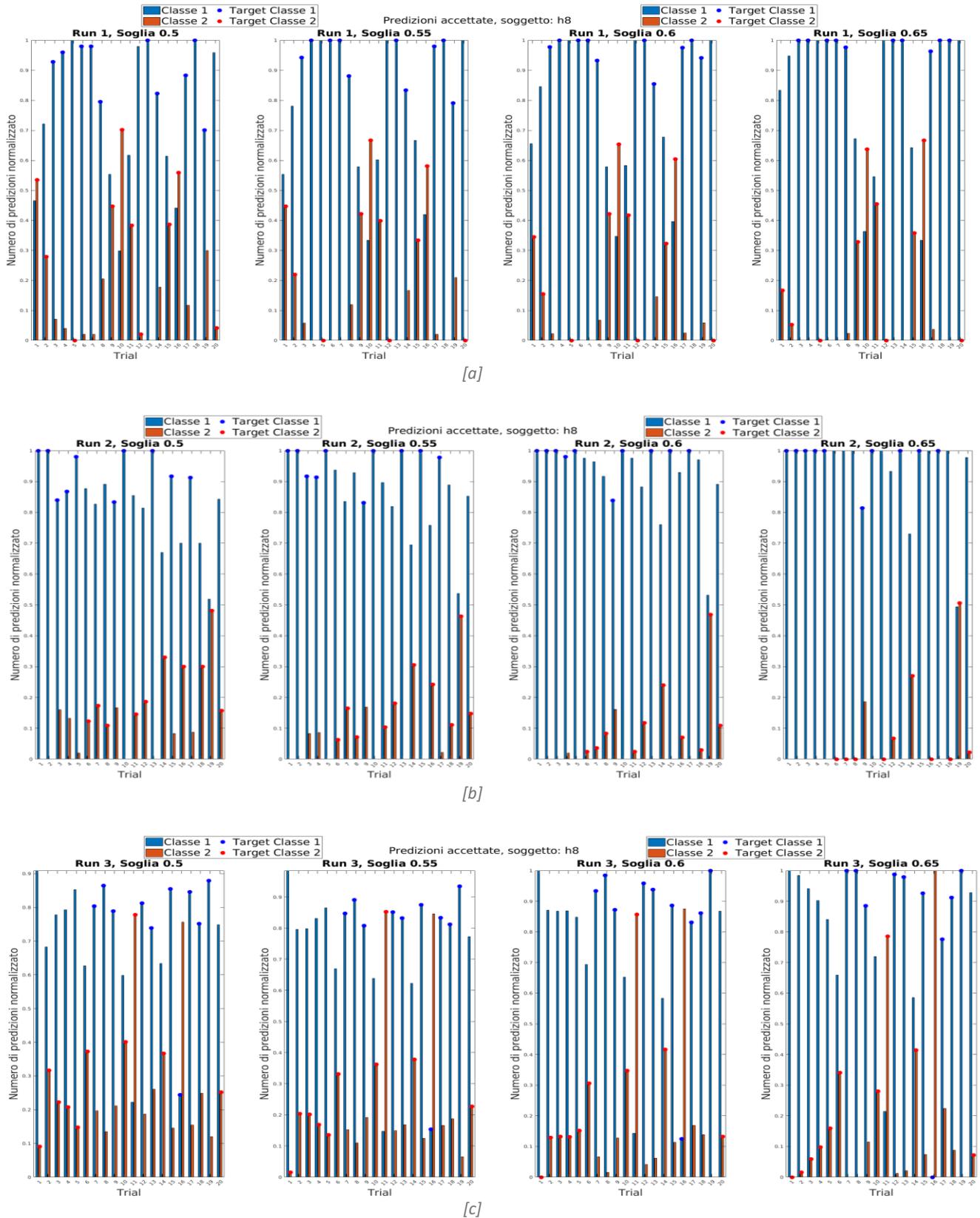


Figura 4.61: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto h8 durante la fase di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentata, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate

per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run

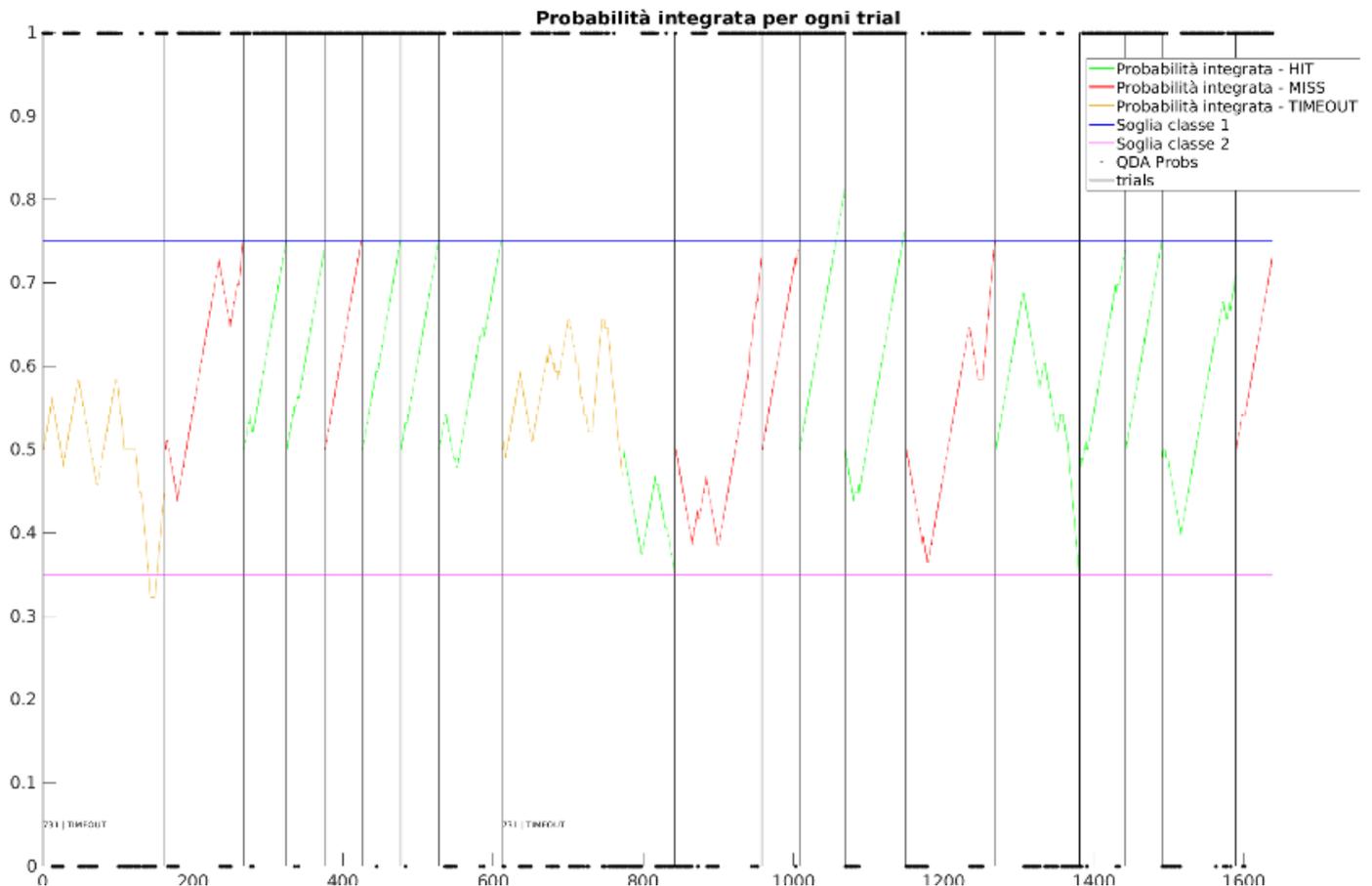
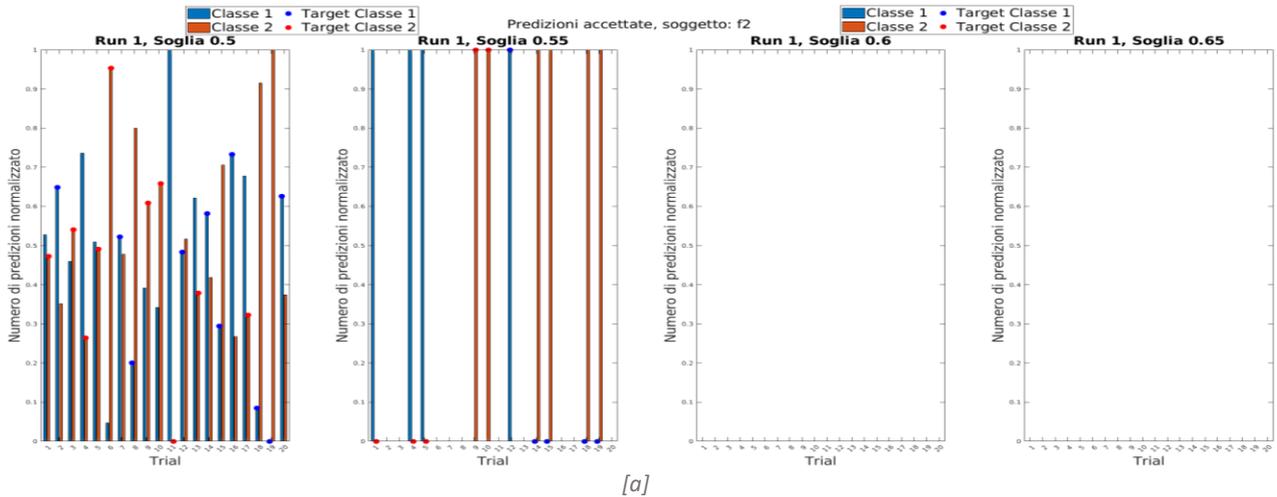
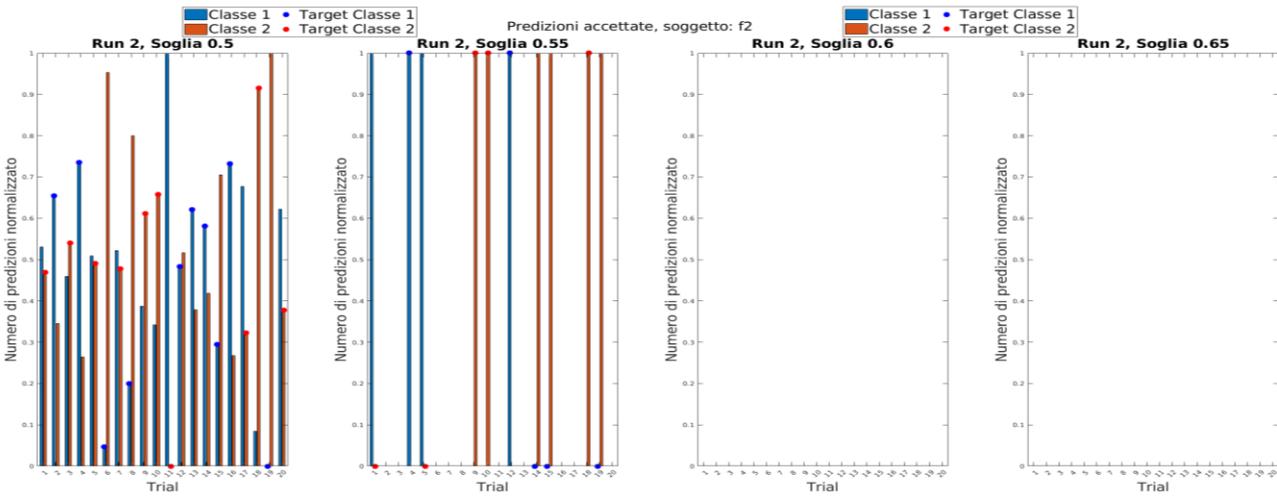


Figura 4.62: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto h8 per una run di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

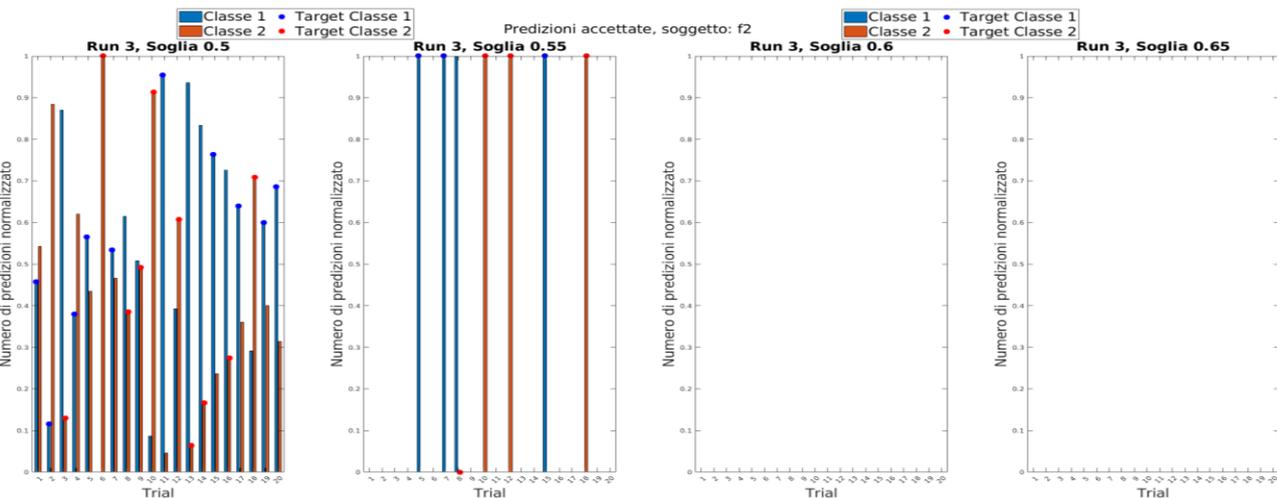
Il modello utilizzato per il soggetto f2 in questa sessione non risulta robusto o sensibile alle variazioni del segnale EEG, infatti nella figura 4.63 si osserva come solo poche predizioni superino la soglia del 55%. E' presente una leggera tendenza alla classe 2: dalla figura 4.64 si nota che il soggetto impiega un minor tempo per ottenere una classificazione per la classe 2 rispetto alla 1; tuttavia l'andamento della probabilità integrata risulta abbastanza erratico, che presume una bassa capacità di controllo esibita da parte del soggetto.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.63: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto f_2 durante la fase di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per

la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run

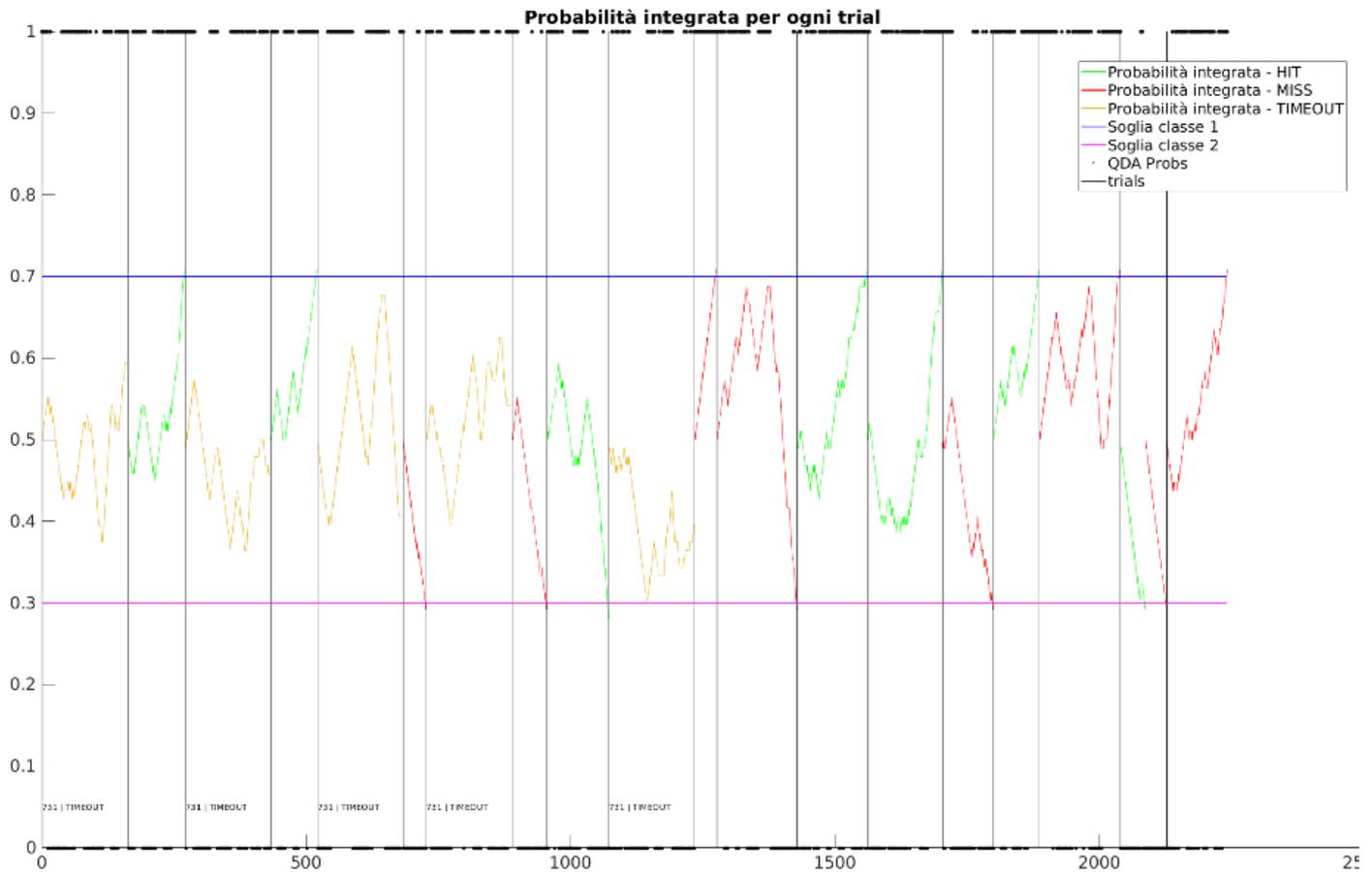
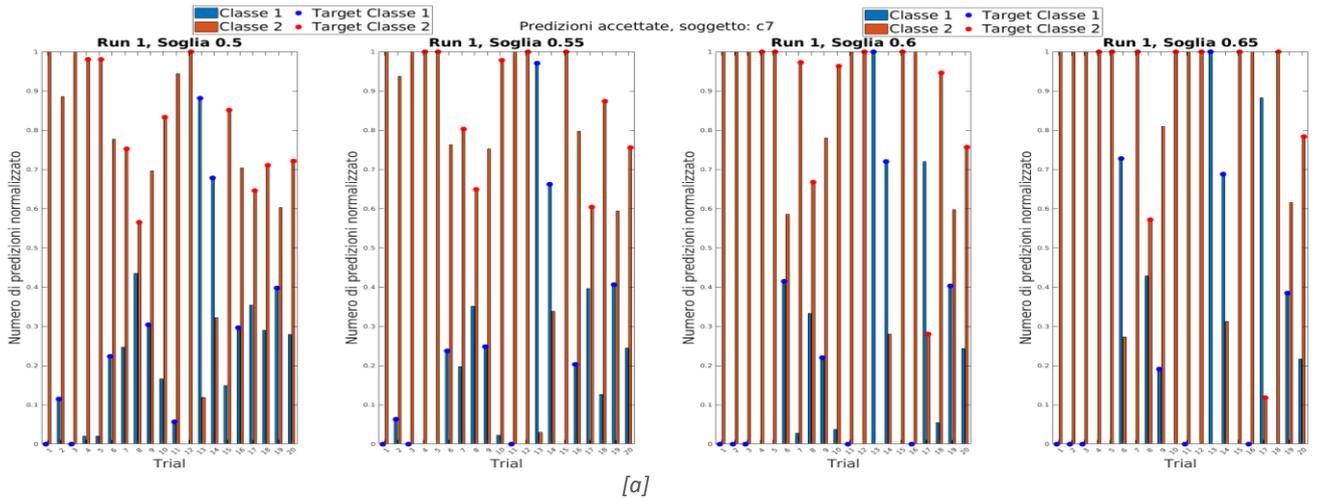
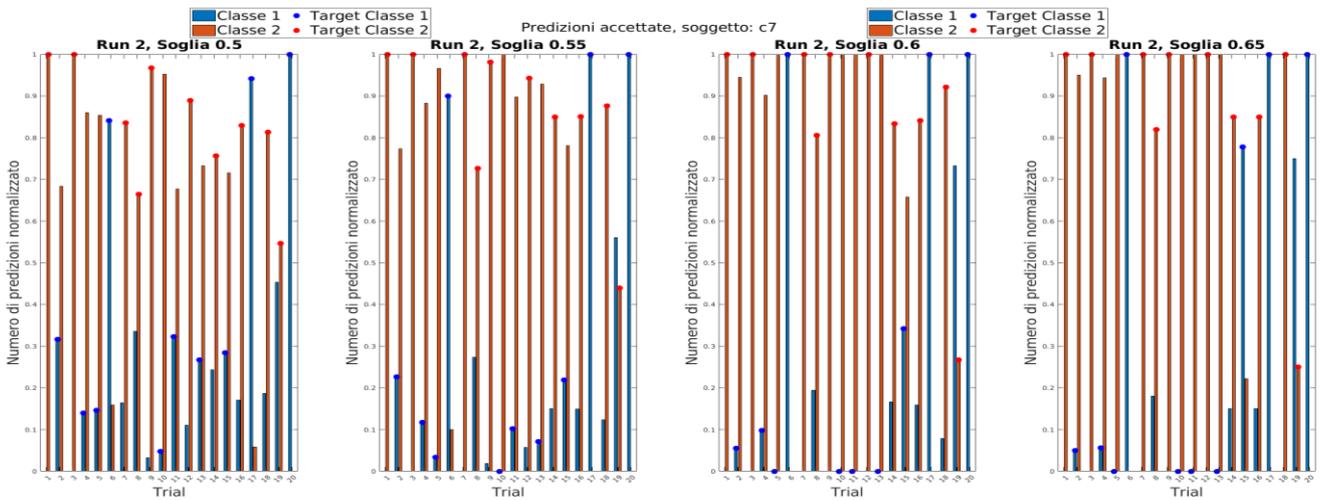


Figura 4.64: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto f2 per una run di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

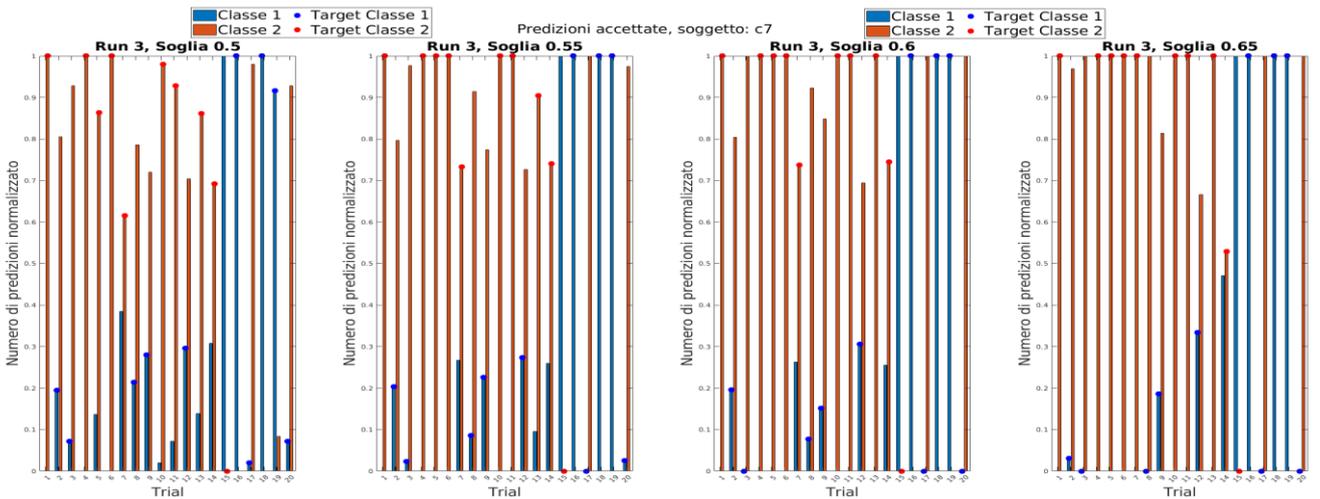
Il soggetto c7 invece mostra una chiara maggiore tendenza a classificare campioni per la classe 2 riuscendo, in alcuni casi isolati, ad ottenere classificazioni corrette anche per la classe 1. Nella figura 4.55a si osserva come il numero di predizioni rimanga generalmente costante, di conseguenza si può supporre che il classificatore impiegato, per quanto sbilanciato verso una classe, fosse capace di risentire delle variazioni del segnale EEG del soggetto durante le fasi dell'esperimento. La figura 4.55b conferma la tendenza del modello nel predire più facilmente la classe 2 e valida quanto affermato nella sezione 4.4.3.



[a]



[b]



[c]

Figura 4.65: La figura mostra l'andamento delle predizioni del classificatore utilizzato per il soggetto c7 durante la fase di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In [a] è rappresentato, per mezzo di un istogramma, il numero di predizioni effettuate per le due classi target dal modello QDA del classificatore per ogni trial della prima run. Per una migliore uniformità nella visualizzazione, per ogni trial, il numero di predizioni di ciascuna classe è normalizzato rispetto al totale numero di predizioni effettuate dal modello in quel trial. Le barre di colore blu si riferiscono alle predizioni per la classe 1, quelle rosse alle predizioni per

la classe 2. Allo stesso modo sono riportati dei pallini, al di sopra delle barre dell'istogramma, che mostrano la classe target da raggiungere. Inoltre questo calcolo viene effettuato per le diverse soglie di rifiuto: 0.50, 0.55, 0.60, 0.65. In [b] e [c] sono riportati il numero delle predizioni durante la seconda e terza run.

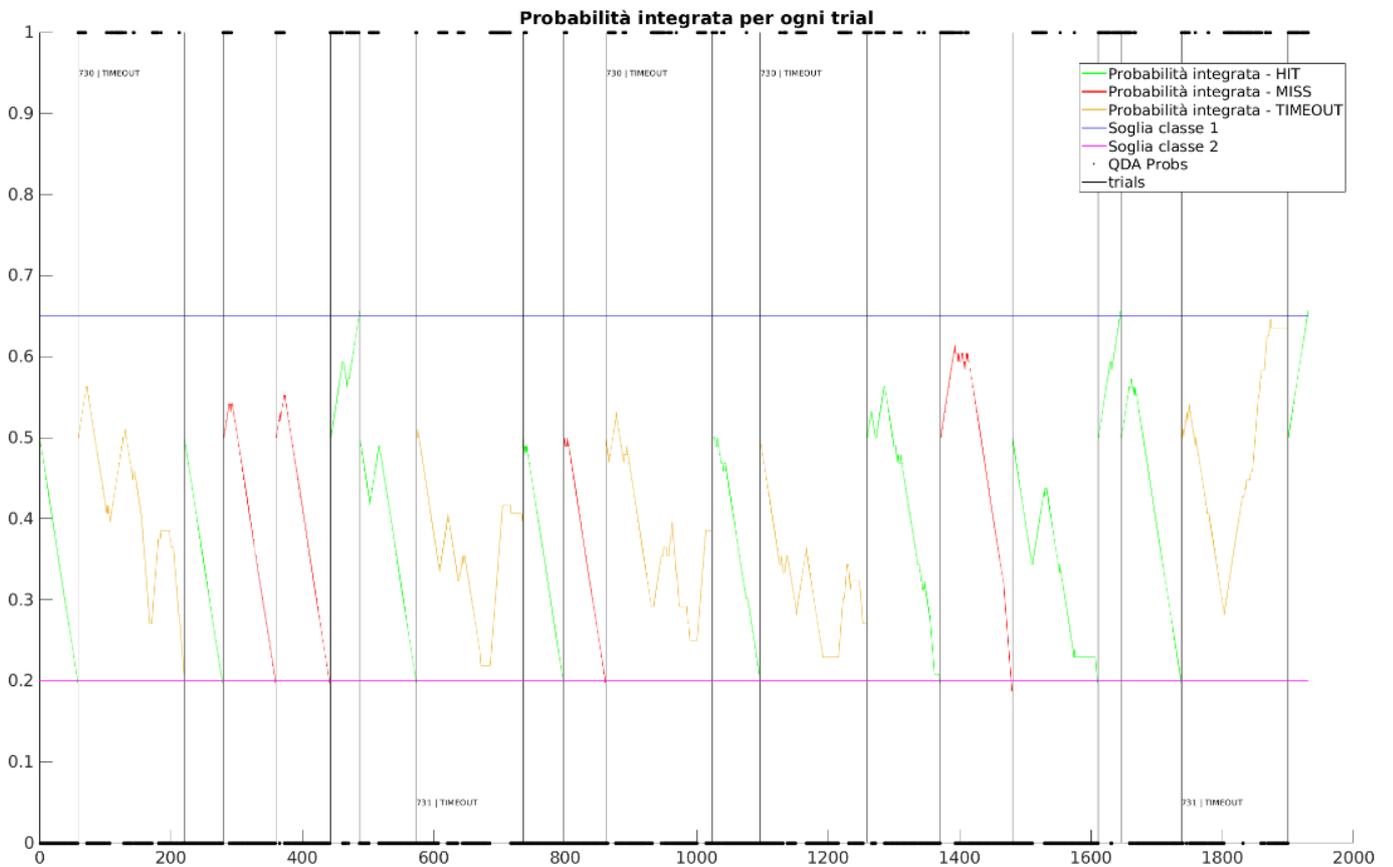


Figura 4.66: La figura mostra l'andamento delle probabilità integrate del soggetto c7 per una run di evaluation della terza sessione di acquisizioni. In particolare viene riportato l'andamento della probabilità integrata della classe 1. Le linee nere verticali rappresentano l'inizio e la fine dei periodi di continuous feedback per ogni trial, le linee blu e rosa invece rappresentano i valori di soglia per la classificazione delle due classi obiettivo. Il grafico della probabilità integrata può presentare tre colori, riferiti ciascuno a un risultato di classificazione del trial: rosso per miss, verde per hit e giallo ocra per timeout.

5 DISCUSSIONE

In questo capitolo si discutono i risultati presentati nel capitolo 4. Come evidenziato nella sezione 1.5 l'obiettivo principale di questa tesi era quello di valutare la fattibilità di impiegare il segnale derivante da fenomeni di CVSA (*Covert Visual Spatial Attention*) come segnale di controllo in tempo reale per un sistema BCI *online*. Per fare questo sono stati utilizzati modelli, soggetto-specifici, di un classificatore QDA basati sulle *features* più discriminanti della potenza logaritmica del segnale EEG nella zona parieto-occipitale del cranio, filtrate in 6 bande di frequenza di interesse nell'intervallo 8-18 Hz, quindi comprendenti le onde α . Come descritto in sezione 3.2, sono state eseguite 3 sessioni dell'esperimento per ogni soggetto, in modo da raccogliere un sufficiente numero di dati e valutare eventuali caratteristiche comuni. Ciascuna sessione prevedeva lo stesso protocollo sperimentale.

Dalle prime analisi riguardanti la potenza logaritmica del segnale è interessante osservare come ad ogni sessione i soggetti sviluppino delle *features* specifiche e rilevanti durante il *continuous feedback*. Questo dimostra che la presenza di attività cerebrale correlata ai *task* di CVSA è rilevabile a partire dal paradigma impiegato in questo lavoro di tesi in modo coerente con la letteratura. Inoltre l'evoluzione di fenomeni di sincronizzazione/desincronizzazione in diversi intervalli temporali può simboleggiare che la CVSA sia un segnale generalmente di durata limitata nel tempo ma che può risultare impattante non solo nell'istante in cui avviene lo spostamento dell'attenzione, ma anche per un periodo più prolungato, mantenendo un grado di attivazione cerebrale sufficiente per determinarne una classificazione definitiva. Infatti, come si osserva anche nella sezione 4.2, l'andamento della potenza logaritmica del segnale EEG nell'arco di un *trial* presenta più momenti specifici in cui avvengono fenomeni di lateralizzazione di ERD/ERS. In particolare nella figura 4.16 si possono osservare fenomeni di ERD/ERS che si sviluppano nei primi 500 ms successivi al periodo di cue, circa 1000 ms dopo lo stesso e negli istanti finali del periodo di analisi. Di conseguenza può risultare interessante allungare il periodo di analisi o far iniziare la classificazione dopo un certo tempo: si ipotizzano 500/1000 ms (come stato visionato in [27]) qualitativamente ma è necessario un migliore studio statistico per determinare un intervallo rilevante. I fenomeni di questo tipo si possono attribuire anche al riposizionamento dell'attenzione da parte del soggetto, dovuto ad esempio all'affaticamento nello svolgimento del *task*.

Per valutare la qualità e realizzabilità del sistema BCI *online* proposto, si osserva anche l'operato dei classificatori per ogni soggetto nelle 3 sessioni di acquisizione.

Nella prima sessione i risultati mostrano che i modelli di due soggetti (h7 e h8) raggiungono buone prestazioni, con accuratezza e accuratezza con rifiuto $\geq 60\%$ in almeno 2 *run* su 3, in particolare nella seconda *run* ottengono il loro massimo: per h7 l'accuratezza è pari a 60% e l'accuratezza con rifiuto pari al 65%, mentre per h8 i valori sono rispettivamente pari a 65% e 73.3%. Inoltre anche c7 ha raggiunto un'accuratezza con rifiuto pari a 68%. Livelli di accuratezza di questo tipo insinuano che i modelli utilizzati abbiano una buona capacità di classificazione per le due classi analizzate in questo lavoro. Avvalendosi dei risultati dal calcolo della AUC (tabella 4.1), si può osservare che i modelli dei soggetti c7 e f2 presentano valori di AUC per la fase di *evaluation* rispettivamente del 52% e 48%, che determinano una leggera, se non quasi assente per f2, capacità di classificare in modo distinto le due classi richieste. Infatti osservando le figure 4.31 e 4.32, entrambi i modelli tendono a classificare con maggiore facilità la classe 2 (attenzione rivolta in basso a destra) rispetto alla classe 1 (attenzione rivolta in basso a sinistra). Ciò comporta che l'utente non sia effettivamente in controllo dell'*output* del sistema e quindi fa risultare necessaria una ricalibrazione del modello. Mentre i modelli dei soggetti h7 e h8 dimostrano un valore costante di AUC pari a 58% nella fase di *evaluation* per entrambi, che comporta comunque una classificazione leggermente pilotata dal modello verso una classe (dalle sezioni 4.4.1 e 4.4.2 si nota che in questo caso è la classe 1) ma che può essere contrastata più facilmente dai soggetti per non incorrere in classificazioni errate e ottenere un maggiore controllo nei *task* ritenuti più difficili, come si osserva nelle figure 4.45 e 4.46.

Bassi valori di AUC dimostrano quindi una capacità dei modelli di classificare fortemente solo una classe, che determina una maggiore difficoltà da parte dei soggetti di contrastare tale tendenza per ottenere una classificazione corretta per la classe "non preferita" dal modello, che porta a perdere (o non provare) la sensazione di controllare l'*output* del sistema. Lo sbilanciamento dei classificatori rispetto a una classe può essere dovuto a una distribuzione sbilanciata delle classi nei dati appartenenti alle *features* selezionate: è possibile che selezionando *features* provenienti da un solo emisfero del cranio, esse si dimostrino maggiormente discriminanti durante la fase di *evaluation* solo per una delle due classi e di conseguenza il modello prediliga la stessa classe. Per risolvere questo problema si può provare a bilanciare le *features* selezionate durante la fase di *calibration*, cercando di selezionarne di rilevanti (ovviamente se non lo fossero il problema sussisterebbe) in entrambi gli emisferi. Inoltre è possibile considerare l'effetto che i valori di soglia e la dimensione del *buffer*

dell'integratore hanno sulla classificazione finale: un valore di soglia più vicino a 1 per una classe o una dimensione maggiore del *buffer* richiedono un più cospicuo numero di campioni classificati per tale classe per ottenere una predizione corretta, rendendola più impegnativa. Di conseguenza, nei casi in cui un modello del classificatore predica più facilmente una classe o l'utente incontra una maggiore difficoltà in un *task*, tali parametri possono bilanciare l'*output* del classificatore e supportare l'utente nel *task* sentito come più difficile. Ciò permette all'utente di ottenere classificazioni in breve tempo per la classe a cui il modello tende di meno. Tuttavia è doveroso ricordare che un valore di soglia o una dimensione del buffer troppo elevati possono portare ad una mancata classificazione del *trial* oppure ad una errata.

Nella seconda sessione i modelli dei soggetti h7 e h8 vengono mantenuti, mentre per i soggetti c7 e f2, a causa del poco controllo percepito, vengono ricalibrati. Così facendo le *performance* di tutti i soggetti migliorano per accuratezza e accuratezza con rifiuto, passando rispettivamente da una media generale del 48,12% a 53,74% e da 52,92% a 59,1%. Inoltre i soggetti c7, f2 e h8 raggiungono almeno il 65% di accuratezza con rifiuto in almeno una delle *run* di valutazione *online*, dimostrando, soprattutto nei casi dei soggetti f2 e h8, una maggiore capacità di controllo rispetto alla prima sessione. I modelli dei soggetti presentano anche in questa sessione valori di AUC non superiori al 60%, per cui mantengono ancora una classificazione preferenziale per una classe, ma con il procedere delle *run* i soggetti riescono a controllare meglio tali tendenze riuscendo ad ottenere, entro un breve periodo, delle classificazioni corrette per la classe "non preferita" dai rispettivi classificatori, come si osserva per il soggetto c7 nelle figure 4.36 e 4.51. Il soggetto h7, contrariamente alla sessione precedente, riesce a classificare con più facilità la classe 2. Dalla figura 4.48 si osserva chiaramente questa predisposizione del modello, dovuta probabilmente ad una variazione nell'attivazione delle *features* selezionate: si ipotizza che il soggetto si adatti al sistema e, cosciente che nella sessione precedente aveva avuto successo maggiormente su di una classe, prova a concentrarsi di più per raggiungere buoni risultati nell'altra, che comporta una variazione nell'attività cerebrale rilevata tramite le *features* selezionate. Con il procedere delle *run* il soggetto riesce però a compensare questa tendenza del modello, ottenendo il 30% di classificazioni corrette per la classe 1 e il 70% per la classe 2.

Nella terza sessione i modelli dei soggetti dimostrano un peggioramento nell'accuratezza, dovuto a un numero di *trial* conclusi senza una classificazione entro il tempo limite (*timeout*) pari al 20% del totale. L'accuratezza con rifiuto (figura 4.27b) mostra invece un migliore andamento: i soggetti c7, h7 e h8 ottengono almeno il 65% di accuratezza in almeno una *run*, dimostrando quindi un maggiore adattamento al *task* richiesto. Tuttavia i valori di AUC dei

modelli dei soggetti si mantengono al di sotto del 60% in fase di *evaluation*, tranne per il soggetto h8 che raggiunge il 61%. Di conseguenza essi mantengono una certa tendenza a predire una classe rispetto all'altra, ma in alcuni casi i soggetti riescono a contrastarla. Ad esempio nel caso del soggetto h7, il modello dimostra la tendenza a classificare maggiormente la classe 2 ma, dalla figura 4.52, si può notare che il soggetto riesce a contrastare il modello e ottiene anche classificazioni corrette per la classe 1, se esse avvengono in tempi brevi (come visto in sezione 4.4.3). Oppure come nel caso del modello del soggetto h8 (figura 4.53b), che predice maggiormente la classe 1 ma, in alcuni *trial*, il soggetto riesce a invertire l'andamento e ottenere una classificazione anche per la classe 2. In questi due casi si possono osservare anche dei *trial* classificati come *timeout* che possono comunque essere informativi riguardo la capacità dell'utente di controllare l'output del sistema: in alcuni *trial* la probabilità integrata si avvicina molto al valore di soglia della classe voluta in breve tempo ma, non raggiungendolo, decade; in altri *trial* la probabilità integrata sta per raggiungere il valore di soglia della classe voluta ma il *trial* viene interrotto, o in altri ancora il soggetto non riesce a recuperare per tempo la classificazione a causa di una distrazione o di una codifica errata da parte del classificatore.

Generalmente, dallo svolgimento delle tre sessioni, si può inoltre osservare che:

- L'andamento della classificazione per ogni *trial* dipende dalla specificità del modello e dalle naturali capacità dell'utente di muovere l'attenzione: generalmente nel caso della classe predetta più naturalmente dal modello, il tempo impiegato per ottenere una classificazione positiva è più breve rispetto all'altra classe. Mentre nel caso della classe predetta con minor continuità si osserva che i soggetti o riescono a raggiungere subito il valore di soglia per la classificazione (reso minore dell'altra classe proprio come ausilio) oppure impiegano molto più tempo e spesso ottengono una classificazione errata o mancata. Questa difficoltà nell'ottenere una classificazione in un tempo un po' più prolungato può essere fatta risalire alla fatica che l'utente incontra nel contrastare le tendenze del modello e il conseguente *feedback* sonoro riprodotto dal sistema, siccome può fuorviare l'attenzione dell'utente.
- Con il procedere delle *run* all'interno di ogni sessione, l'utente riesce ad adattarsi al funzionamento del sistema. L'apprendimento è dimostrato da un miglioramento nei tempi impiegati per la classificazione corretta di un *trial* e da una loro maggiore costanza: l'utente riconosce il *task* che deve svolgere e, grazie all'allenamento, riesce ad applicarsi per svolgerlo con una cadenza più precisa. Ciò permette di ottenere

classificazioni in tempi più brevi anche per la classe “meno preferita” dal modello utilizzato, oltre che a lasciare più tempo al soggetto per correggere la classificazione nel caso di una distrazione dell’utente o di una variazione, opposta alla classe voluta, della probabilità integrata.

- Dalle analisi effettuate nella sezione 4.5, risulta interessante l'applicazione di una soglia di affidabilità alla probabilità in uscita dal classificatore: in questa tesi tale soglia è sempre rimasta fissa a 50%. Un'ipotesi che si potrebbe analizzare in futuro è appunto legata all'utilizzo di tale soglia nella classificazione *online*. Infatti dai risultati riportati nella sezione 4.5 per i soggetti h7 e h8, utilizzando una soglia sul 60%-65%, si nota che le *performance*, in termini di accuratezza della *run* aumentano, arrivando anche ad avere 2 *trial* classificati correttamente in più.

6 CONCLUSIONI

Il principale obiettivo di questa tesi era quello di condurre un'analisi preliminare su una possibile nuova struttura per un sistema BCI online basato sulla CVSA (*Covert Visual Spatial Attention*), visto che nella letteratura sono presenti diversi studi per un sistema *offline* ma pochi propongono risvolti anche in un contesto di *real-time*. Principalmente si sono voluti valutare aspetti come: la selezione di features rilevanti a partire dal calcolo della potenza logaritmica in 6 bande di frequenze di interesse, le prestazioni di modelli soggetto-specifici derivanti da un classificatore QDA e la corrispettiva capacità del soggetto di controllare l'output del sistema in base alla *cue* richiesta.

Dai risultati ottenuti durante le 3 sessioni sperimentali si osserva che la relazione tra la potenza logaritmica del segnale EEG registrato e lo spostamento dell'attenzione visiva verso una delle due direzioni predeterminate è rilevabile, come lo dimostrano le mappe topografiche della sezione 4.2, e può essere impiegata come segnale di controllo in tempo reale in un sistema BCI *cue-paced*. I risultati ottenuti dai 4 soggetti dell'esperimento confermano questa intuizione, infatti, in particolare nella prima e nella seconda sessione, si nota un definitivo miglioramento dell'accuratezza dei modelli e dei loro valori di AUC che, per un'analisi preliminare, raggiungono valori discretamente buoni. Ciò dimostra anche che, attraverso le sessioni di allenamento, i soggetti possono migliorare la loro capacità di controllo del segnale per ottenere un migliore risultato dal sistema.

Tuttavia si possono fare alcune osservazioni riguardo il lavoro svolto e possibili aspetti da sviluppare in un futuro. Anzitutto la valutazione online risulta di limitata generalizzazione a causa dei pochi soggetti e della bassa frequenza con cui sono stati svolti gli esperimenti, quindi futuri lavori potrebbero aumentare entrambi questi aspetti. Secondariamente, si osserva che gli eventi di ERD/ERS insorgono in momenti differenti del *continuous feedback* e non sempre immediatamente dopo il periodo di *cue*, inoltre in alcuni casi la classificazione di un trial avviene in maniera particolarmente veloce e risulta difficile distinguere tra l'intenzione dell'utente e le tendenze del modello; di conseguenza può essere interessante valutare di ritardare il momento in cui inizi la classificazione. Infine la riproduzione di un *feedback* sonoro è un fattore di supporto se l'esecuzione del trial sta avvenendo in maniera coerente con la *cue* richiesta, altrimenti rende più faticoso all'utente dover invertire la classificazione; un ulteriore lavoro futuro potrebbe valutare un *feedback* meno impattante sull'attenzione degli utenti. Si può quindi approfondire questo protocollo per un sistema BCI basato sulla CVSA.

7 BIBLIOGRAFIA

1. J. R. Wolpaw, "Brain-computer interfaces." *Handbook of clinical neurology*. Elsevier, 110:47-74, 2013.
2. H. Yuan e B. He. Brain-computer interfaces using sensorimotor rhythms: current state and future perspectives. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 61(5): 1425–1435, 2014.
3. J. R. Wolpaw, Brain-computer interface research comes of age: traditional assumptions meet emerging realities. *Journal of motor behavior*, 42(6): 351-353, 2010.
4. L. F. Nicolas-Alonso, J. Gomez-Gil. Brain computer interfaces, a review, *Sensors (Basel)*,12(2): 1211–1279, 2012.
5. A. Hillebrand et al. A new approach to neuroimaging with magnetoencephalography. *Human brain mapping* 25(2): 199-211, 2005.
6. G L. Holmes, R. Khazipov. Basic neurophysiology and the cortical basis of EEG. *The clinical neurophysiology primer* 1: 19-33, 2007.
7. D. J. Krusienski, E. W. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayouth, D. J. McFarland, T. M. Vaughan and J. R. Wolpaw. A comparison of classification techniques for the P300 Speller. *Journal of Neural Engineering*. 3(4): 299–305, 2006
8. P. W. Ferréz, J. del R. Millán. Error-Related EEG Potentials Generated During Simulated Brain-Computer Interaction, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55(3):923-29, 2008
9. A. X. Fidencio, C. Klaes, I. Iossifidis. Error-related potentials in reinforcement learning-based brain-machine interfaces, *Frontiers in Human Neuroscience*, 16: 806517, 2022.
10. M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun, K. S. Jones. Brain-computer interfaces based on the steady-state visual evoked response. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2): 211-214, 2000.
11. M. E. A. Abdel-Hadi, R. A. El-Khoribi, M. I. Shoman and M. M. Refaey. Classification of motor imagery tasks with LS-SVM in EEG-based self-paced BCI. *Fifth International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC)*, p.244-249, 2015.
12. G. Pfurtscheller. Functional brain imaging based on ERD/ERS. *Vision Research*, 41(10-11): 1257-1260, 2001.
13. D. J. McFarland, L. A. Miner, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw. Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements. *Brain Topography*, 12(3):177–86, 2000.

14. T. A. Rihs, C. M. Michel, G. Thut. Mechanisms of selective inhibition in visual spatial attention are indexed by α -band EEG synchronization. *European Journal of Neuroscience*, 25(2): 603-610, 2007.
15. M. I. Posner., C. R. Snyder, B. J. Davidson. Attention and the detection of signals. *Journal of experimental psychology: General*, 109(2): 160, 1980.
16. H. E. Egeth and S. Yantis. Visual attention: Control, representation, and time course. *Annual Review of Psychology*, 48(1):269–97, 1997.
17. W. A. Johnston, V. J. Dark. Selective attention. *Annual Review of Psychology*, 37:43–75, 1986.
18. S. K. A. L. G. Ungerleider. Mechanisms of visual attention in the human cortex. *Annual review of neuroscience*. 23(1): 315-341, 2000.
19. M. S. Treder, N. M. Schmidt, and B. Blankertz. Gaze-independent brain-computer interfaces based on covert attention and feature attention. *Journal of Neural Engineering*, 8(6):066003, 2011
20. L. Tonin et al. An online EEG BCI based on covert visuospatial attention in absence of exogenous stimulation. *Journal of neural engineering*. 10(5): 056007.
21. S. P. Kelly, E. Lalor, R. B. Reilly, & J. J. Foxe. Independent brain computer interface control using visual spatial attention-dependent modulations of parieto-occipital alpha. *Conference Proceedings. 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, (pp. 667-670). IEEE, 2005.
22. A. Bahramisharif et al. Covert attention allows for continuous control of brain–computer interfaces. *European Journal of Neuroscience* 31(8): 1501-1508, 2010.
23. N. M. Schmidt, B. Blankertz and M. S. Treder. Alpha-modulation induced by covert attention shifts as a new input modality for EEG-based BCIs. *Proc. 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. pp 481–487, 2010.
24. M. S. Treder, S. Matthias, et al. Brain-computer interfacing using modulations of alpha activity induced by covert shifts of attention. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 8: 1-10, 2011.
25. P. Andersson, N. F. Ramsey, M. Raemaekers, M. A. Viergever, and J. P. W. Pluim. Real-time decoding of the direction of covert visuospatial attention. *Journal of Neural Engineering*, 9 (4):045004, 2012.
26. A. Bahramisharif, M. van Gerven, T. Heskes, and O. Jensen. Covert attention allows for continuous control of brain-computer interfaces. *European Journal of Neuroscience*, 31(8):1501–8, 2010.

27. L. Tonin, R. Leeb, and J. d. R. Millán. Time-dependent approach for single trial classification of covert visuospatial attention. *Journal of Neural Engineering*, 9(4):045011, 2012
28. H. H. Jasper. The ten twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10:371–5, 1958.
29. M. S. Treder, A. Bahramisharif, N. M. Schmidt, M. van Gerven, and B. Blankertz. Braincomputer interfacing using modulations of alpha activity induced by covert shifts of attention. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 8(1):24, 2011.
30. T. A. Rihs, C. M. Michel, and G. Thut. A bias for posterior alpha-band power suppression versus enhancement during shifting versus maintenance of spatial attention. *NeuroImage*, 44(1):190–9, 2009
31. G. Müller-Putz, et al. Better than random: a closer look on BCI results. *International journal of bioelectromagnetism* 10(1): 52-55, 2008.