

**ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITÀ DI BOLOGNA**

---

SCUOLA DI INGEGNERIA E ARCHITETTURA

DIPARTIMENTO di  
INGEGNERIA DELL'ENERGIA ELETTRICA E DELL'INFORMAZIONE  
"Guglielmo Marconi"  
DEI - Sede di Cesena

**CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA**

**TESI DI LAUREA**

in

**Laboratorio di Biomeccanica**

**SVILUPPO E TEST DI UN  
SISTEMA BCI SSVEP-BASED**

**Candidato:**

*Luca Talevi*

**Relatore:**

*Chiar.mo Prof. Angelo Cappello*

**Correlatrice:**

*PhD. Anna Lisa Mangia*

**Anno Accademico 2015 / 2016**

# Indice

<b>Abstract.....</b>	<b>1</b>
<b>1 Introduzione.....</b>	<b>2</b>
1.1 Brain Computer Interfaces.....	2
1.3 Steady State Visual Evoked Potential.....	7
1.4 BCI SSVEP-based.....	10
<b>2 Implementazione del sistema di stimolazione luminosa.....</b>	<b>13</b>
2.1 Strumenti impiegati.....	13
2.2 Progetto della stimolazione.....	14
2.3 Sistema LED.....	16
2.5 Interfaccia utente.....	17
2.5.1 Interfaccia di training.....	18
2.5.2 Interfaccia BCI.....	22
<b>3 Algoritmi utilizzati per l'elaborazione del segnale EEG.....</b>	<b>26</b>
3.1 Processing del segnale EEG.....	26
3.2 Sinc Windowing.....	26
3.3 Canonical Correlation Analysis (CCA).....	29
3.3.1 Descrizione teorica del metodo.....	29
3.3.2 Applicazione alla BCI.....	30
3.4 Support Vector Machine (SVM).....	33
<b>4 Validazione sperimentale del sistema.....</b>	<b>38</b>
4.1 Modalità di sperimentazione.....	38
4.2 Parametri sperimentali.....	38
4.3 Metodi di validazione dei risultati.....	40
4.3.1 Accuratezza di classificazione e chance level.....	40
4.3.2 Information Transfer Rate (ITR).....	41
4.4 Risultati.....	42
4.5 Discussione.....	51
<b>Conclusioni.....</b>	<b>54</b>

## SI RINGRAZIANO:

*Prof. Angelo Cappello per avermi dato l'opportunità di giocare a fare il ricercatore*

*Prof. Maurizio Lannocca per i preziosi consigli tecnici*

*Phd. Anna Lisa Mangia per aver sopportato me, le mie domande e i miei scritti*

*Dott. Valeria Mondini per i suggerimenti, la vicinanza accademica - e la frutta*

*E tutti coloro che hanno fatto progredire il mio lavoro distraendomi dal farlo, in particolare*

*Chiara Minardi*

*Manuel D'Urso*

# Abstract

Una Brain Computer Interface (BCI) è un dispositivo che permette la misura e l'utilizzo di segnali cerebrali al fine di comandare software e/o periferiche di vario tipo, da semplici videogiochi a complesse protesi robotizzate. Tra i segnali attualmente più utilizzati vi sono i Potenziali Evocati Visivi Steady State (SSVEP), variazioni ritmiche di potenziale elettrico registrabili sulla corteccia visiva primaria con un elettroencefalogramma (EEG) non invasivo; essi sono evocabili attraverso una stimolazione luminosa periodica, e sono caratterizzati da una frequenza di oscillazione pari a quella di stimolazione. Avendo un rapporto segnale rumore (SNR) particolarmente favorevole ed una caratteristica facilmente studiabile, gli SSVEP sono alla base delle più veloci ed immediate BCI attualmente disponibili. All'utente vengono proposte una serie di scelte ciascuna associata ad una stimolazione visiva a diversa frequenza, fra le quali la selezionata si ripresenterà nelle caratteristiche del suo tracciato EEG estratto in tempo reale. L'obiettivo della tesi svolta è stato realizzare un sistema integrato, sviluppato in LabView che implementasse il paradigma BCI SSVEP-based appena descritto, consentendo di:

1. Configurare la generazione di due stimoli luminosi attraverso l'utilizzo di LED esterni;
2. Sincronizzare l'acquisizione del segnale EEG con tale stimolazione;
3. Estrarre *features* (attributi caratteristici di ciascuna classe) dal suddetto segnale ed utilizzarle per addestrare un classificatore SVM;
4. Utilizzare il classificatore per realizzare un'interfaccia BCI realtime con feedback per l'utente.

Il sistema è stato progettato con alcune delle tecniche più avanzate per l'elaborazione spaziale e temporale del segnale ed il suo funzionamento è stato testato su 4 soggetti sani e comparato alle più moderne BCI SSVEP-based confrontabili rinvenute in letteratura.

# 1 Introduzione

## 1.1 Brain Computer Interfaces

Le *Brain Computer Interfaces* (“interfacce cervello-computer”, da qui in poi chiamate *BCI*) sono descrivibili come “mezzi di comunicazione diretta tra il cervello ed un dispositivo esterno”. Tale collegamento può avvenire attraverso numerosi metodi di interfacciamento e può avere ancor più numerosi scopi, dalla riabilitazione di funzionalità senso-motorie al mappaggio di network cognitivi. La ricerca sulle BCI è decisamente giovane: è opinione comune che il termine abbia avuto i propri natali nel 1970 presso la *University of California, Los Angeles* con uno studio pilota sulla possibilità di utilizzare il computer come “estensione protesica” del cervello umano.

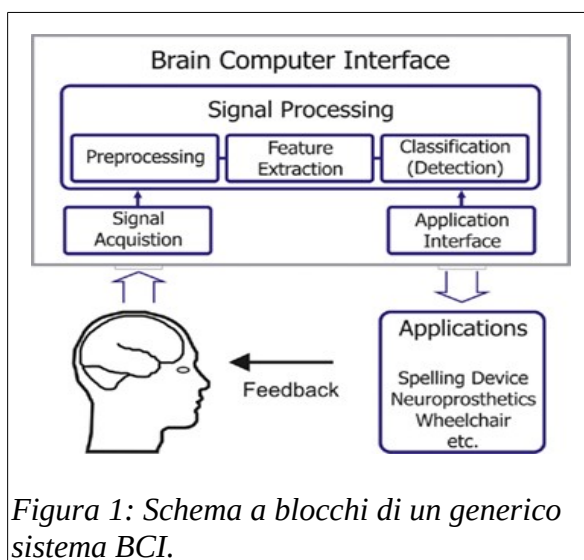


Figura 1: Schema a blocchi di un generico sistema BCI.

Da un punto di vista concettuale, possiamo pensare ad un generico sistema BCI come composto da tre blocchi: un blocco di acquisizione del segnale, uno di condizionamento (che traduce il segnale acquisito in istruzioni per la periferica) e uno di feedback, che chiude il cerchio dando un riscontro al soggetto dello stato mentale in cui si è portato. Tale schema è visualizzato in Figura 1.

I sistemi possono conseguentemente essere classificati in base alle tecniche di acquisizione del segnale di controllo, agli algoritmi di elaborazione di tali segnali e alle modalità di feedback forniti ai soggetti. Un'importante differenziazione riguarda l'invasività dello strumento di acquisizione; tra le modalità non invasive, la tecnica più diffusa in quest'ambito è l'elettroencefalografia (EEG) grazie alla sua portabilità, sicurezza per il paziente e buona risoluzione temporale. Le interfacce che utilizzano EEG si dicono *BCI EEG-based*. A loro volta, queste si suddividono sulla base dei

segnali di controllo estratti dal tracciato: i più comuni sono i VEP (Visual Evoked Potentials), i potenziali evocati P300, gli SCP (Slow Cortical Potentials) e i SMR (Sensory Motor Rhythms).

La classificazione dei segnali di controllo viene gestita dall'elaboratore, che deve essere quindi addestrato per riconoscere le caratteristiche paziente-dipendenti delle diverse classi. Una tipica sessione di BCI prevede quindi due fasi:

**TRAINING:** il software di classificazione viene addestrato attraverso la conoscenza a priori delle classi a cui appartengono le *features* (quantità descrittive dei segnali di controllo) estratte.

**UTILIZZO:** impiegando i sistemi strutturati nella fase di TRAINING, il sistema è in grado di classificare in tempo reale il tracciato prelevato dal paziente.

Il sistema descritto consente la discrezione dei segnali cerebrali in almeno due livelli (presenza / assenza, potenza relativa maggiore / minore... in generale, classe 1 / classe 2...) fornendo così un output binario. Tale output viene quindi utilizzato per classificare e riconoscere l'intenzione del soggetto che è in effetti l'obiettivo finale delle BCI.

A seconda del segnale che si sta esaminando e dell'attività cerebrale che si sta ricercando, il condizionamento richiesto per estrarre le features adatte può differire anche di molto: in generale si cercherà di elaborare il segnale in modo da estrarne caratteristiche discriminanti, ossia che permettano di identificare con la massima sicurezza ed accuratezza possibile la scelta che l'utente sta compiendo in quel momento. Tuttavia, il segnale EEG risulta generalmente avere SNR molto basso, che rende davvero difficile estrarre il segnale di controllo di interesse, e dimensionalità piuttosto elevata, problematica per una classificazione automatica. Per questi motivi, trattamenti tradizionali del segnale come un filtraggio in frequenza e un'analisi spettrale classica (FFT) non sono di solito sufficienti per l'estrazione di feature rilevanti.

La classificazione di tali features può essere sviluppata online (durante la sessione BCI) e in maniera adattiva, variando l'algoritmo in real-time, oppure offline, avendo a disposizione il data-set completo.

I classificatori possono distinguersi in supervisionati e non-supervisionati a seconda che si appoggino su un dataset di addestramento costruito preventivamente sull'utente, abbinando range di valori delle features ai comandi, o meno. Esistono vari metodi di classificazione usati nel BCI che

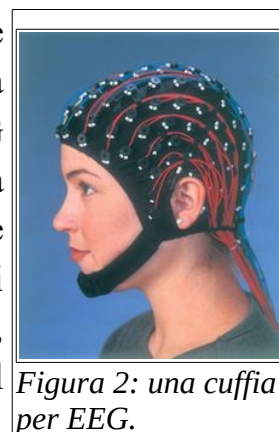
qui ci limitiamo a citare, tra cui algoritmi di Clustering, Linear Discriminant Analysis, Support Vector Machines, Reti Neurali.

Con il passare degli anni le ricerche si sono assai differenziate. Oggi le BCI vengono utilizzate in campi anche molto diversi dall'originario: esempi interessanti sono il loro impiego nel settore videoludico, nel controllo a distanza di dispositivi robotizzati, nell'ambito dell'accesso facilitato per persone con disabilità.

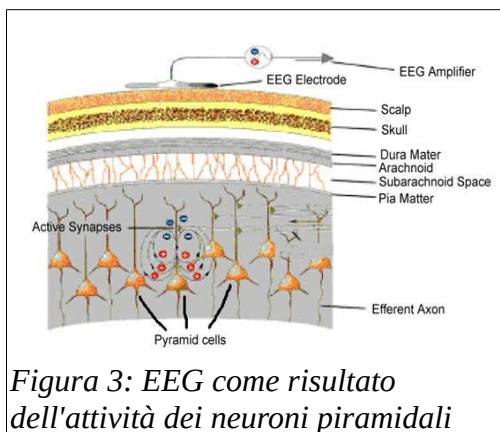
E' proprio quest'ultimo l'ambito a cui appartiene la BCI proposta in questa tesi, che utilizza come segnali di controllo i *potenziali evocati visivi steady-state* (descritti nel paragrafo 1.3).

## 1.2 EEG

L'elettroencefalografia (Figura 2) è una tecnica che valuta l'attività elettrofisiologica del cervello attraverso la misura di potenziali elettrici sullo scalpo. Il segnale EEG è un segnale ottenuto come differenza di potenziale tra due elettrodi, uno posizionato sulla zona di interesse e l'altro di *reference*, solitamente posto su uno degli orecchi; in aggiunta a questi vi è l'elettrodo di massa, posto solitamente sullo scalpo, che stabilisce il "potenziale zero" dell'apparecchiatura di acquisizione.



Ciò che rappresenta l'EEG è principalmente l'attività elettrica dei neuroni piramidali nella corteccia poiché, grazie alle loro caratteristiche di sincronizzazione, disposizione e prossimità rispetto allo scalpo, danno luogo a campi elettrici che si sommano efficacemente e sono così rilevabili in superficie [1] come rappresentato nella Figura 3. Poiché il segnale attraversa numerosi strati di tessuto prima di essere acquisito, esso risulta molto debole (nell'ordine dei microvolt) ed in quanto tale, molto sensibile al rumore (linee di distribuzione elettrica, artefatti muscolari, artefatti da movimento oculare etc); la dispersione di carica effettuata dagli strati di tessuto deteriora inoltre la risoluzione spaziale, "sfocando" gli elementi generatori dei potenziali e rendendo necessari laboriosi algoritmi di deblurring per poter rendere l'EEG applicabile ad operazioni di mapping



cerebrale [2]. Nonostante questi notevoli problemi, la non-invasività, la portabilità e l'ottima risoluzione temporale della tecnica la rende la più utilizzata nell'ambito delle BCI [3].

A causa della minuscola escursione del segnale, il punto più critico del sistema è l'interfaccia elettrodo-scalpo: l'alto valore dell'impedenza di contatto rende infatti impossibile un'acquisizione con la semplice apposizione di un elettrodo metallico sulla cute. Sono quindi stati sviluppati diversi tipi di elettrodi per rimediare a tale problema, che si possono classificare in:

1. elettrodi “wet”, ossia interfacciati tramite un gel elettrolitico, e “dry”, usati senza interfaccia;
2. elettrodi *attivi*, ossia dotati di circuiti pre-amplificatori dedicati, e *passivi*, senza pre-amplificazione diretta.

Il progetto discusso in questa tesi fa uso di elettrodi “wet” passivi di argento cloruro.

Nelle registrazioni multicanale, dove cioè si acquisiscono zone piuttosto estese dello scalpo, è opportuno seguire uno *standard di posizionamento*, detto anche “*montaggio*”: lo standard più utilizzato è il *Sistema Internazionale 10-20*, rappresentato nella Figura 4 così chiamato perché gli elettrodi sono posti a intervalli lunghi il 10% - 20% della distanza tra quattro punti di repere anatomici:

- il **nasion**, punto craniometrico situato sulla linea mediana alla radice del naso e identificabile da una piccola depressione
- l'**inion**, punto craniometrico sulla nuca corrispondente alla protuberanza occipitale esterna
- i **punti preauricolari**, piccole depressioni alla radice degli zigomi, subito anteriormente al trago

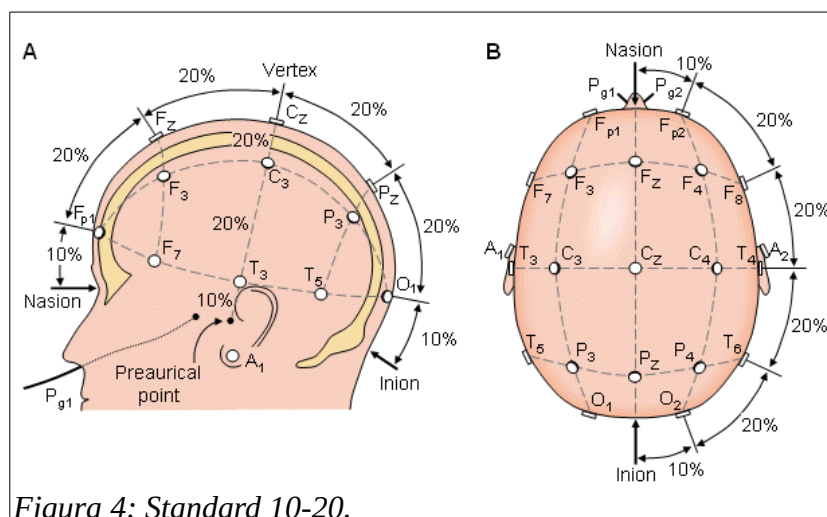


Figura 4: Standard 10-20.

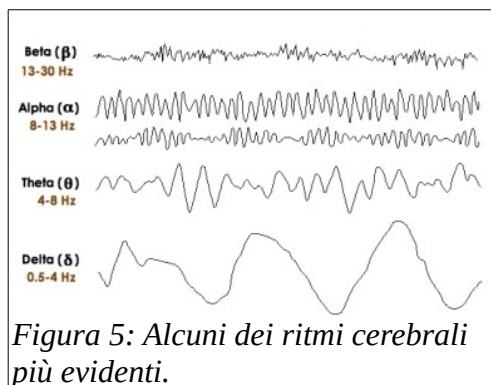
Lo standard definisce anche la nomenclatura degli elettrodi. In particolare, il nome di ogni elettrodo inizia con una sigla che dipende dalla localizzazione, dove A indica le locazioni auricolari, C per la regione centrale, P per le parietali, F per le frontali, Fp per quelle fronto-polari, O per quelle occipitali. I nomi degli elettrodi sono completati poi da un'appendice, che è un numero pari per gli elettrodi a destra, dispari per gli elettrodi a sinistra, la lettera 'z' (che sta per zero) per gli elettrodi sulla linea mediana.

Due parametri fondamentali per descrivere il segnale EEG sono l'ampiezza e la frequenza delle oscillazioni. Sullo scalpo le ampiezze registrabili sono dell'ordine del centinaio di  $\mu\text{V}$ , mentre dal punto di vista spettrale il segnale EEG occupa un range di frequenze compreso tra gli 0.5 e 100 Hz [31].

All'interno di questo range sono state individuate delle sotto-bande, dette *ritmi*, correlate a stati fisiologici (sonno, rilassamento, attenzione, concentrazione etc) o patologici (epilessia, tumori, coma etc) [4].

- **Ritmo delta:** compreso tra 0.5 e 4 Hz, negli adulti è associato a stati di sonno profondo, mentre una grande attività in banda delta nello stato di veglia è da considerarsi patologica;
- **Ritmo theta:** compreso tra 4 e 7 Hz, è associato a stati di sonno o di meditazione;
- **Ritmo alfa:** compreso tra 8 e 13 Hz, si registra in condizione di veglia in corrispondenza a uno stato di rilassamento. Nelle aree occipitali, ad esempio, l'ampiezza delle onde alfa aumenta molto quando si chiudono gli occhi, mentre diminuisce drasticamente alla riapertura. Quando il soggetto è attento o concentrato su una specifica attività, alle onde alfa si sostituiscono ritmi a frequenza maggiore;
- **Ritmo beta:** compreso tra 13 e 30 Hz, si manifesta durante lo stato di veglia ad occhi aperti quando il soggetto è coinvolto in un'attività mentale non particolarmente onerosa;
- **Ritmo gamma:** possiede frequenze maggiori di 30 Hz ed indica generalmente uno stato di profonda concentrazione.

Nella Figura 5 sono visibili alcuni dei ritmi cerebrali: si nota che le onde mostrate sono generalmente sovrapposte e difficilmente distinguibili, quindi una visualizzazione ottimale richiede filtri passabanda alle frequenze indicate.





### 1.3 Steady State Visual Evoked Potential

I potenziali sensoriali evocati (*Sensory Evoked Potentials, SEP*) sono potenziali elettrici rilevabili dal sistema nervoso centrale attraverso analisi EEG. A differenza dei potenziali spontanei, questi si presentano solamente in presenza di stimoli esterni e sempre nelle stesse tempistiche e modalità (si dicono *phase-locked*). Grazie a queste caratteristiche, essi si configurano come ottimi candidati per BCI.

Tra i SEP, i *Visually Evoked Potentials (VEP)* rivestono particolare importanza. Sono facilmente registrabili nelle aree visive e il modo in cui si configurano rispondendo a diversi stimoli visivi è ben conosciuto e schematizzato. Nel modo più generale possibile, è possibile suddividere le risposte VEP in due sottoinsiemi:

*Transient VEP (TVEP)*: generati in risposta a brevi stimoli visivi, con caratteristiche temporali specifiche dello stimolo fornito. Come dice il nome, sono “transienti”: durano una quantità definita di tempo, dopodiché scemano. Sono utili per particolari applicazioni psicologiche-cliniche in cui è necessario valutare i tempi di reazione visivi e per la ricerca neuroscientifica, ma la loro natura transitoria li rende poco adatti ad applicazioni ingegneristiche fuori dal laboratorio.

*Steady State VEP (SSVEP)*: generati in risposta a treni di stimoli ripetuti (generalmente on/off o a scacchiera), essi consistono in TVEP sovrapposti che raggiungono uno “stato stabile in frequenza”. La particolarità degli SSVEP, infatti, è di possedere uno spettro con picchi di potenza costanti nel tempo corrispondenti alla frequenza di stimolo e alle sue armoniche. Tale caratteristica di regime, più evidente se il segnale è mediato su più trial, rende questi potenziali evocati molto utili per applicazioni ingegneristiche: essi risultano molto più immuni dei TVEP agli artefatti muscolari, sono meglio identificabili e hanno minor varianza intra-soggetto. Inoltre è dimostrato dalla letteratura che le risposte a stimoli di frequenza diversa rimangono generalmente distinguibili [5], rendendo quindi possibile la costruzione di sistemi multi-input. Il sistema più diffuso ed efficace per la generazione dei pattern SSVEP è l'utilizzo di pattern di stimolo on/off a frequenza costante.

Riguardo al ruolo dell'aspetto visivo dello stimolo presentato, recenti studi (citati in [3], [5] ) hanno mostrato che la visione umana usufruisce di tre “percorsi nervosi” detti *vie visive*. Il loro complesso funzionamento parallelo è riassunto di seguito:

1. **Via MagnoCellulare:** la più antica delle tre, non trasporta informazioni spettrali (non fornisce informazioni sul colore e sulla forma) ma è quella a più alta risoluzione temporale. Fornisce inoltre informazioni sulla profondità. Reagisce solo a stimoli spaziali poco variabili in termini di luminanza (basse frequenze spaziali). Si ritiene che questa sia la via decretata all'analisi del movimento.
2. **Via ParvoCellulare:** trasporta informazioni sul verde e sul rosso e codifica anche la forma degli oggetti, tuttavia ha più bassa risoluzione temporale. Reagisce alle alte frequenze spaziali, quindi consente una buona discriminazione dei contorni. Si ritiene che questa sia la via decretata all'analisi dei dettagli dell'oggetto. Notare che molti animali posseggono solo queste prime due vie (ad esempio i cani).
3. **Via KonioCellulare:** trasporta informazioni sul blu e sul giallo. Sostanzialmente non consente discriminazione temporale, tuttavia è la più precisa nell'identificare il colore degli oggetti.

Da tutto ciò si evince che stimoli on/off bianchi attiveranno (principalmente) la via MC, stimoli rossi/verdi la PC, blu/gialli la KC – con “on” = colore e “off” = sfondo nero. Queste informazioni verranno sfruttate nella progettazione dello stimolo luminoso affrontata nel Capitolo 2.

Oltre ad essere ottimi candidati per generiche interfacce BCI, gli SSVEP hanno trovato numerose applicazioni cliniche, nelle quali le metodologie che ne fanno uso vengono spesso indicate come “*photic driving*”, e nell'ambito delle neuroscienze cognitive, dove vengono chiamate “*frequency tagging*”.

Si indicano di seguito alcuni scenari dove vengono frequentemente utilizzati:

### ***1. Attenzione Visiva e rivalità binoculare***

Sottoponendo un utente a una stimolazione binoculare contemporanea con due “frequency tag” diversi, uno per occhio, si osserva che i picchi SSVEP associati alla frequenza del tag su cui è maggiormente concentrata l'attenzione sono lievemente più alti [6]; recenti ricerche [7] sembrano indicare che questa proprietà rimane valida anche nel caso in cui siano presentate all'utente molteplici stimolazioni chiedendogli di concentrarsi su una sola. BCI sufficientemente precise da sfruttare le differenze di ampiezza date dalla “attenzione indiretta” potrebbero diventare la prima interfaccia di comunicazione disponibile a coloro che soffrono di sindrome di locked-in.

### ***2. Studio del ritmo alfa***

Numerosi studi (ad esempio [3]) indicano che le risposte SSVEP, generalmente, presentano la distribuzione di ampiezza mostrata di seguito (che prosegue anche con un picco intorno agli 80 Hz). Nella Figura 6 si vede chiaramente che il primo picco è nei pressi delle frequenze associate al *ritmo alfa* e gli altri picchi si trovano intorno alle armoniche pari del ritmo.

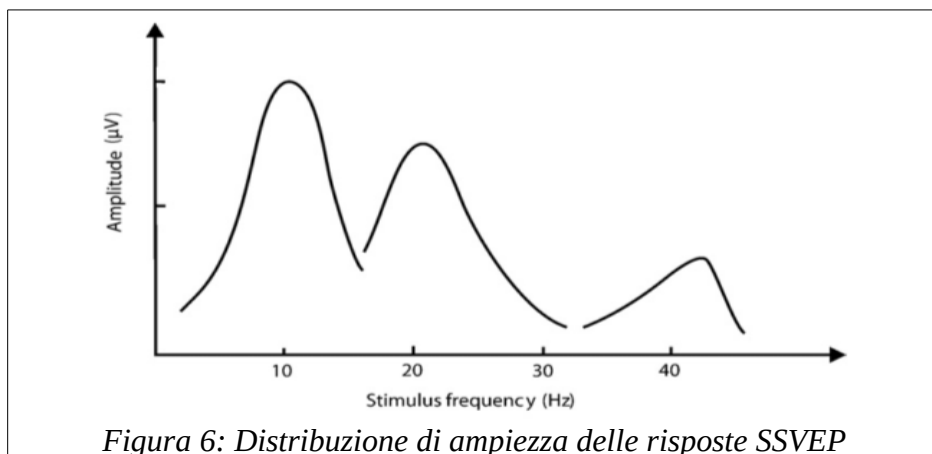


Figura 6: Distribuzione di ampiezza delle risposte SSVEP

Come già detto nel paragrafo dedicato all'EEG, il ritmo alfa è l'oscillazione che il segnale EEG tende ad assumere quando il cervello è "a riposo", per esempio quando un soggetto sta meditando ad occhi chiusi. Capire il meccanismo che sembra correlare il sistema SSVEP con il ritmo alfa potrebbe aiutare enormemente nella comprensione della funzione di tale ritmo e persino consentire di collegarlo funzionalmente con gli altri ritmi cerebrali, che si trovano presso i successivi picchi del grafico. Tutto ciò potrebbe portare grandi miglioramenti nella comprensione sistemica di base del cervello e nei modelli matematici delle sue funzioni.

### ***3. Identificazione di autismi***

L'autismo è un disturbo del neurosviluppo caratterizzato dalla compromissione dell'interazione sociale e da deficit della comunicazione verbale e non verbale, associato a ristrettezza d'interessi e comportamenti ripetitivi; coloro che sono affetti da questo disordine presentano sovente l'incapacità di filtrare stimoli irrilevanti. Questa caratteristica può essere evidenziata utilizzando un sistema di "photic driving" a due stimoli omofrequenziali alternati: richiedendo al paziente esaminato di alternare la propria attenzione tra i due target in tempi molto piccoli, la risposta colta dalla corteccia visiva di un autistico diviene estremamente elevata, come se i due stimoli (alternati!) si sommassero temporalmente [3].

### ***4. Epilessia***

Gli SSVEP possono generare risposte epilettiche, specialmente sfruttando stimoli ad alto contrasto cromatico e/o luminoso. Utilizzando apposite

procedure di photic driving e valutando la presenza delle cosiddette “onde iperfasiche” nell’EEG risultante è possibile diagnosticare il disturbo epilettico e la sua gravità. Questa procedura è spesso oggetto di dibattito, in quanto la stimolazione può produrre episodi di crisi anche violente: un esempio popolare è la fotoepilessia di massa causata da una sequenza di immagini lampeggianti rosse-blu in un episodio dei Pokemon nel 1997, in effetti rassomigliabile ad una stimolazione on/off SSVEP. Recenti ricerche puntano a ridurre la probabilità delle crisi utilizzando bassissime frequenze di stimolazione [3].

## 1.4 BCI SSVEP-based

Sistemi BCI SSVEP-based sono studiati fin dalla metà degli anni '80 [8]. Un primo approccio nell'utilizzo delle SSVEP, dettato da una iniziale incertezza sull'effetto combinato di più frequenze di stimolazione, consisteva in una luce che lampeggiava a una frequenza prefissata e che richiedeva al soggetto una modulazione volontaria della risposta evocata. In una BCI simile, l'impartizione del comando avviene portando l'ampiezza del potenziale evocato al di sopra o al di sotto di una soglia, stabilita a seconda dell'escursione complessiva. Tale meccanismo, che ha i non trascurabili svantaggi di richiedere apprendimento e di consentire unicamente un input binario, è stato applicato nel settore dell'aeronautica [9] e in alcuni dispositivi per la stimolazione funzionale.

Solo in seguito è stato sviluppato il metodo oggi più impiegato e diffuso in letteratura, consistente nel selezionare tramite il movimento degli occhi stimoli numerosi luminosi presentati al soggetto a diversa frequenza. Il comando impartito viene quindi interpretato dalla BCI analizzando le caratteristiche del segnale legate alle specifiche frequenze di stimolazione, ad esempio la potenza spettrale negli intorni delle loro armoniche. I comandi disponibili per questo secondo approccio possono essere tanti quante sono le luci a diversa frequenza, con l'importante aggiunta del comando nullo, ovvero del periodo in cui l'utente non fornisce al dispositivo nessun comando (*idle state*). In [10] troviamo una BCI che può distinguere fino a 48 diversi comandi, utilizzati per il controllo di un dispositivo elettrico per la deambulazione assistita, valutati attraverso un'analisi spettrale alle frequenze di stimolazione.

Una BCI basata sulle SSVEP presenta alcuni vantaggi:

1. Il dispositivo riesce a classificare nuovi dati con buona accuratezza anche con training limitato [11], e in alcune particolari implementazioni anche senza alcun training [12]
2. Grazie ad un SNR notevolmente più elevato rispetto ad altri potenziali evocati e ad alla sua natura frequenzialmente stabile, il segnale SSVEP è rilevabile anche senza tecniche di sincronizzazione con lo stimolo
3. La quantità di comandi selezionabili e l'accuratezza e la velocità con cui sono compresi dalla BCI sono molto più elevate rispetto ad altre tipologie di interfacce [13]
4. Con le dovute ottimizzazioni dedicate all'utente in oggetto, è possibile ottenere una buona accuratezza anche senza movimentazione oculare, sfruttando la sola attenzione [14]

Ma allo stesso tempo richiede che il soggetto:

1. Abbia davanti a sé un mezzo per la stimolazione visiva
2. Dedichi tutta la sua attenzione alla percezione dello stimolo
3. Non sia soggetto ad attacchi epilettici, poiché le risposte SSVEP più evidenti si ottengono proprio nella banda più critica per tale disturbo [15]
4. Possieda una qualche residua capacità visiva

Queste caratteristiche rendono le BCI SSVEP-based particolarmente indicate per utenti con paralisi gravi al punto da possedere una vista molto ridotta e quasi nessuna capacità di movimentazione oculare: studi recenti hanno riportato dei buoni successi al riguardo [14] [16].

Gli SSVEP vengono solitamente indotti attraverso LED, monitor a tubo catodico (CRT) o schermi LCD. Sebbene LCD e CRT siano più facilmente interfacciabili a un computer, mentre un dispositivo che controlla un LED ha bisogno di un'elettronica dedicata, questi sono da preferire in dispositivi BCI con più di due opzioni, dal momento che permettono un controllo in

frequenza più preciso (poiché libero da interferenze dovute ai trasferimenti di controllo gestiti dal sistema operativo) ed indipendente dal calcolatore.

Come già detto, l'attività rilevabile della corteccia visiva presenta picchi alla stessa frequenza dello stimolo e alle sue armoniche, modulata dall'attenzione rivolta dall'utente allo stimolo stesso.

Molti studi sono stati compiuti nel tempo per cercare di definire una frequenza di stimolazione ottimale in grado di produrre la risposta più elevata. I risultati in letteratura, pur presentando quasi sempre una distribuzione come quella evidenziata precedentemente parlando del ritmo alfa, sono abbastanza discordanti tra loro: a parte una notevole differenza inter-soggetto (come sempre accade quando si trattano biosegnali) la distribuzione sembra dipendere grandemente dalle modalità di applicazione dello stimolo (colore, frequenza spaziale, tipologia di stimolo). Ad esempio in [17] e [18] viene evidenziato come usando una luce verde che lampeggia con cerchi concentrici si nota un picco a 8 Hz mentre con un LED blu la risposta diminuisce non linearmente con la frequenza trovando un picco a 4 Hz. Usando invece la stimolazione magnetica transcraniale (TMS) con una stimolazione a LED rosso [19] si è riportato un picco a 10-12 Hz.

Tenere conto di questi fattori e decidere accuratamente meccanismi e frequenza di stimolazione è fondamentale nella progettazione di un dispositivo BCI basato sulle SSVEP per un'ottimizzazione delle prestazioni: per questo motivo l'argomento verrà trattato più approfonditamente nel paragrafo 2.2.

Quanto detto sinora è schematicamente riassunto nella Figura 7.

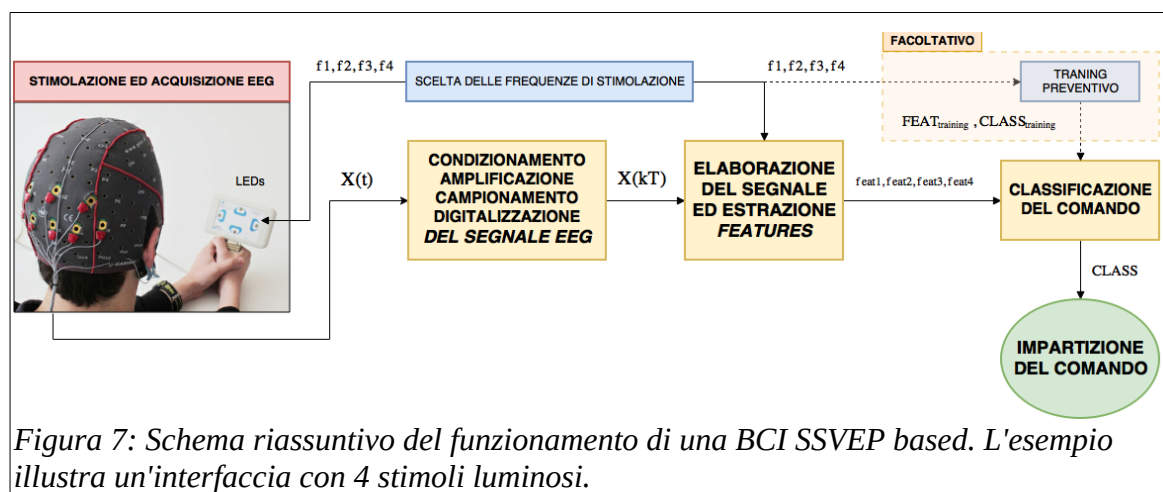


Figura 7: Schema riassuntivo del funzionamento di una BCI SSVEP based. L'esempio illustra un'interfaccia con 4 stimoli luminosi.

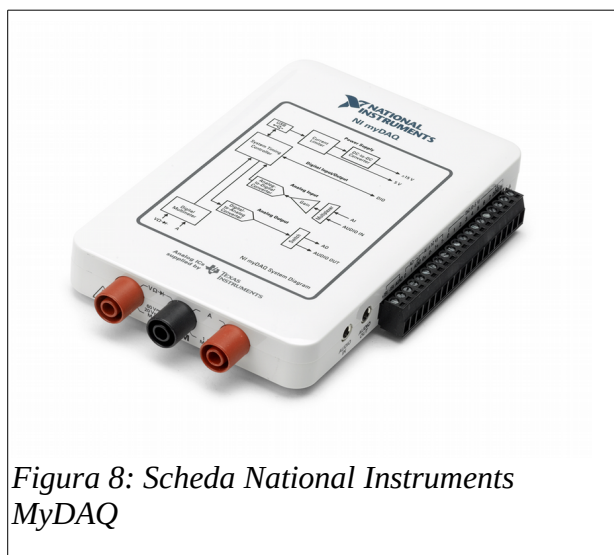
## 2 Implementazione del sistema di stimolazione luminosa

### 2.1 Strumenti impiegati

Per la registrazione è stato impiegato un sistema BrainTronics BRAINBOX EEG-1166. Esso fornisce sampling rate di 128/256/512 Hz con filtro Notch tagliabanda a 50 Hz ed un filtro FIR passabanda inclusi nel blocco amplificatore, funzioni tutte controllabili via software attraverso connessione ethernet; il segnale, prelevato dai 46 pin EEG disponibili (+18 EMG, +REF + GROUND), è reso disponibile al computer grazie alla stessa connessione.

L'interfacciamento con il sistema elettroencefalografico è stato effettuato attraverso il software National Instruments LabView, una suite di programmazione grafica che rende l'utente in grado di creare “strumenti virtuali” capaci di interagire con dispositivi hardware esterni all'elaboratore. Il programma di generazione ed acquisizione di SSVEP è stato creato a sua volta con LabView come componente modulare del software principale di interfacciamento ed acquisizione EEG già in possesso del Laboratorio di Ingegneria Biomedica (“EEG LIB”). La suite ed il programma sono entrambi progettati per essere in futuro migliorati ed ampliati da moduli aggiuntivi.

La stimolazione è stata implementata attraverso LED, transistori NPN, resistenze e la scheda NI MyDAQ (Errore: sorgente del riferimento non trovata). Quest'ultima è provvista di 10 uscite (2 analogiche ed 8 digitali), ciascuna capace di fornire un massimo di 5V per 2 mA, più due “uscite di alimentazione”, una a 15V e l'altra a 5V, capaci di fornire un massimo di 100mA; è inoltre presente un clock integrato a 100 Mhz.



## 2.2 Progetto della stimolazione

La configurazione del protocollo di stimolazione è stata realizzata a partire dal sistema SSVEP impiegato da **OpenVibe** (OV), un diffuso programma open-source utilizzato nell'ambito delle BCI.

Tale sistema prevede l'impiego di quattro quadrati colorati su uno sfondo più scuro di cui tre si accendono e si spengono (Figura 9), stimolando la via MC e quella associata

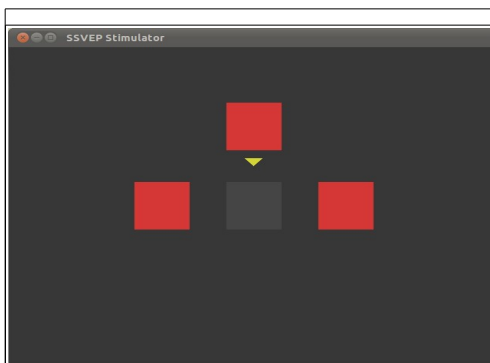


Figura 9: Interfaccia di stimolazione software di OpenVibe

ai colori impiegati. La risposta del soggetto al quadrato fisso, nel protocollo sperimentale di OV, viene utilizzata come una sorta di “baseline”. Colori, dimensioni, ordine di presentazione dei segnali (vedi più avanti), durata di ogni fase e durata complessiva dell'esperimento sono selezionabili dall'utilizzatore.

Durante il TRAINING, ogni fase di stimolazione è divisa in tre parti:

1. Preambolo (“Preamble”, nell'interfaccia di training): tutti i quadrati sono fermi e, attraverso un triangolino giallo (indicatore del target, *IT*), viene segnalato al soggetto il quadrato che dovrà fissare per tutta la fase di stimolo.
2. Stimolazione (“Epoch duration”): tutti i quadrati flickerano contemporaneamente ciascuno alla frequenza preimpostata dall'operatore.
3. Riposo (“Break period”): cessa la stimolazione e scompare l'*IT*, in attesa del prossimo preambolo.

Il software OV ha però la limitazione di non poter essere interfacciato con l'EEG posseduto dal laboratorio, impedendo così un'analisi online dei dati e, di conseguenza, la realizzazione del sistema BCI. Il mio lavoro ha avuto l'obiettivo di realizzare un sistema di stimolazione luminosa simile a quello implementato in OV ma in grado di gestire un'analisi real-time attraverso l'integrazione con EEG LIB.

Nell'ottica di costruire una BCI capace di fornire un output sì/no, ho scelto di utilizzare solo tre quadrati, di cui due di stimolo e uno di riferimento. Come scritto nell'introduzione sugli SSVEP, per caratterizzare l'aspetto dello



stimolo ho studiato diversi *paper* sugli SSVEP; considerando le informazioni tratte da tali studi, ritengo sia lecito e coerente ipotizzare che:

1. Due luci lampeggianti bianche tenderebbero a stimolare la via MC, quindi bisognerebbe stare molto attenti a posizionarle abbastanza lontane (a causa della bassa discrezione spaziale della via) e occorrerebbe essere certi della precisione temporale del pattern (alta discrezione temporale)
2. Due luci lampeggianti verdi o rosse attiverrebbero MC e PC, la prima a causa della variazione in luminanza e la seconda in seguito alla presenza dei due colori associati. Questa situazione dovrebbe portare ad una sorta di “media” delle due risposte, consentendo più libertà sia in senso spaziale che temporale. Poiché entrambe le vie continuano a codificare per le variazioni temporali, tuttavia, resterebbe il rischio che stimoli a frequenze incerte evocino risposte non chiare, soprattutto su tempi brevi.
3. Due luci lampeggianti blu o gialle attiverrebbero MC e KC. Poiché quest'ultima quasi non risponde alle variazioni temporali, questo set-up dovrebbe risentire minimamente di piccoli errori sulle frequenze di stimolo. Inoltre, la luce blu è quella che risulterebbe più riposante per la vista dell'utente.

In seguito alle suddette valutazioni ho scelto di utilizzare come colore principale di stimolazione **il blu**, che a parità di variazione di luminanza (in ambiente ben contrastato) risulta meno sensibile ad imprecisioni nella stimolazione e molto meno fastidioso per gli occhi dei soggetti.

Tale decisione è stata implementata a livello hardware con degli stimolatori sincronizzati a luce LED blu, come visibile nella Figura 10.

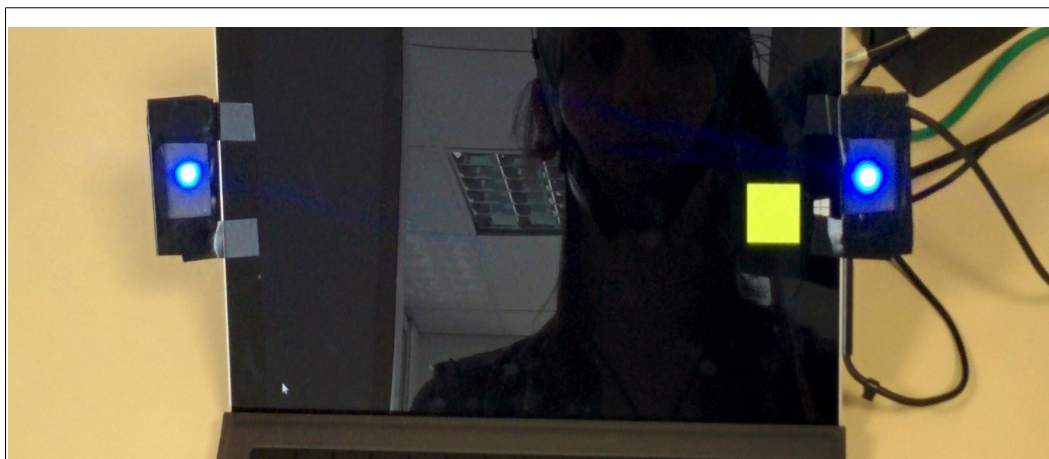
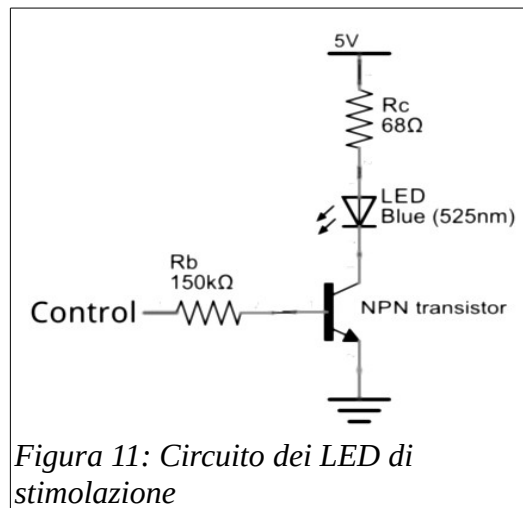


Figura 10: Interfaccia di stimolazione luminosa

## 2.3 Sistema LED

Il sistema di stimolazione esterno a LED implementato è **dotato di clock proprio**. Quest'ultimo e l'interfacciamento col PC sono forniti dalla scheda NI myDAQ (le cui specifiche sono state già fornite nella sezione **[Strumenti utilizzati]**). Ho quindi costruito i circuiti di pilotaggio dei LED per gli stimoli on/off (Figura 11).



Per evitare problemi di assorbimento eccessivo dalle uscite, ho implementato due transistor NPN pilotati in base: quando l'uscita connessa al circuito diventa 1, il LED viene polarizzato dalla corrente che scorre dall'uscita 5V al GROUND della scheda.

Entrambi i circuiti sono stati dimensionati in modo che il LED sia polarizzato con una corrente di circa 3 mA.

I segnali on/off che i due LED dovranno mostrare è generato a priori ed inviato alla scheda, che viene programmata per eseguirli temporizzandoli sul proprio clock.

Gli IT vengono visualizzati ai centri dei lati sinistro, destro e superiore dello schermo da un apposito Sub-VI (“*Target*” nelle immagini) seguendo le usuali rispettive indicazioni 1, 2 e 0.

Questo sistema ha diversi vantaggi rispetto ad un'implementazione software che avrebbe sfruttato lo schermo del PC per la stimolazione:

1. Basandosi su un clock esterno dedicato, il codice può essere eseguito senza alcun ritardo dovuto ai trasferimenti di controllo dell'OS e la sincronizzazione è un problema risolvibile con semplicità;

2. Non c'è alcuna limitazione imposta dal refresh dello schermo alle frequenze visualizzabili, quindi è possibile una maggiore personalizzazione del sistema.

A titolo esemplificativo, parte dello schema a blocchi dell'algoritmo di sincronizzazione con l'hardware viene mostrata di seguito nella Figura 12.

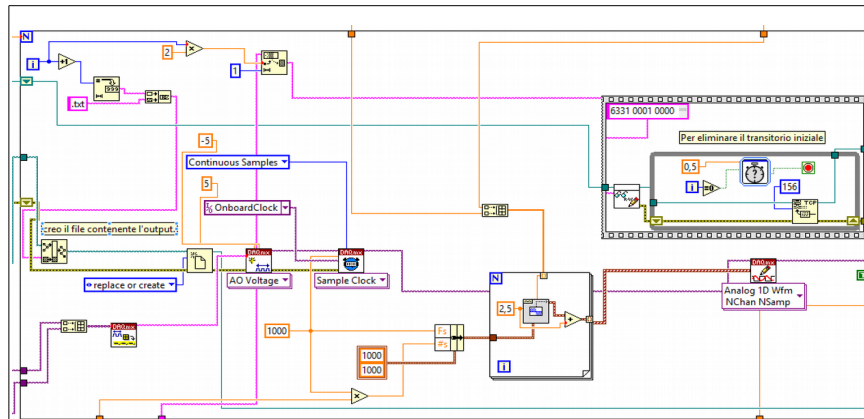


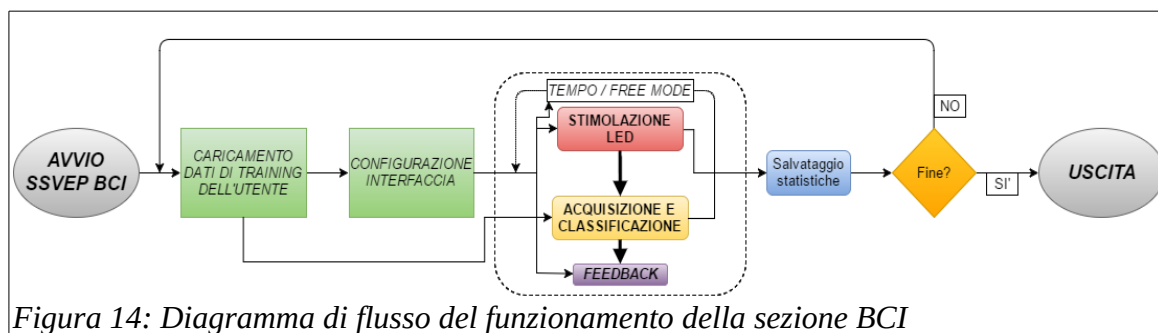
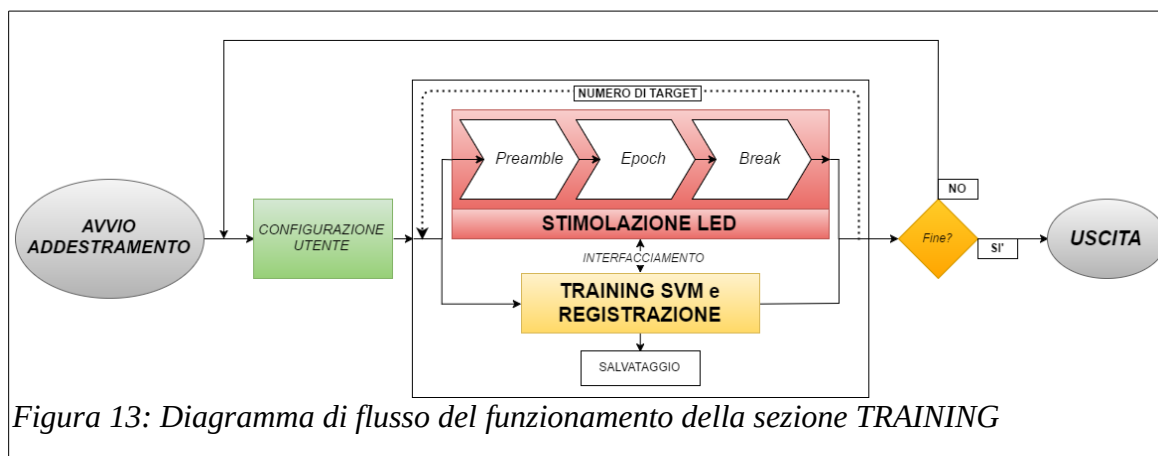
Figura 12: Inizializzazione dell'interfaccia e dei segnali. Le due linee viola in basso a sinistra sono i valori scelti nell'interfaccia utente nei campi "Set device pins". Il segnale è composto da due onde rettangolari con frequenze pari a quelle selezionate e duty cycle 0.5. Si noti il while di 5 secondi per la soppressione dello spike di inizio registrazione.

## 2.5 Interfaccia utente

L'interfaccia della BCI è divisa in due parti: "training" e "brain computer interface". La grafica e i controlli sono stati disposti e strutturati in modo da minimizzare sia il tempo necessario all'utente per comprendere l'interfaccia, sia gli errori logici che egli potrebbe fare non conoscendo il funzionamento interno del software. Ad esempio, l'interfaccia BCI è accessibile solo dopo l'addestramento del classificatore, di modo che non sia possibile per l'utente tentare una classificazione senza aver caricato un *training set* – procedura che porterebbe ad un errore irreversibile del software.

Quasi tutto ciò che il sistema processa o genera viene salvato in una cartella, creata al momento dell'addestramento, specifica dell'utente e del momento dell'acquisizione (in una suddivisione ad albero del tipo "Nome Utente"\`AnnoMeseGiorno.OreMinuti`\<files della prova>). In ogni istante è possibile effettuare un nuovo addestramento o caricare un training set generato in passato.

Il funzionamento del sistema è sommariamente riassunto negli schemi delle Figure 13 e 14.



## 2.5.1 Interfaccia di training

In questa prima sezione dell'interfaccia, visibile nella Figura 15, viene gestito tutto ciò che concerne l'ottenimento del *training set* necessario al classificatore SVM per funzionare.

Sono stati resi disponibili all'utente quasi tutti i parametri del sistema, in modo da rendere l'ambiente il più possibile flessibile – sono stati tuttavia nascoste le impostazioni dei filtri, in modo da aumentare la riproducibilità inter- ed intra- soggetto ed evitare effetti imprevisti sui risultati.

Una volta ottenuto il training set, tutti i comandi tranne i controlli dei canali d'uscita della scheda per il controllo dei LED (6) vengono disabilitati fino alla pressione del pulsante “forget training” (2) o allo spegnimento del sistema.

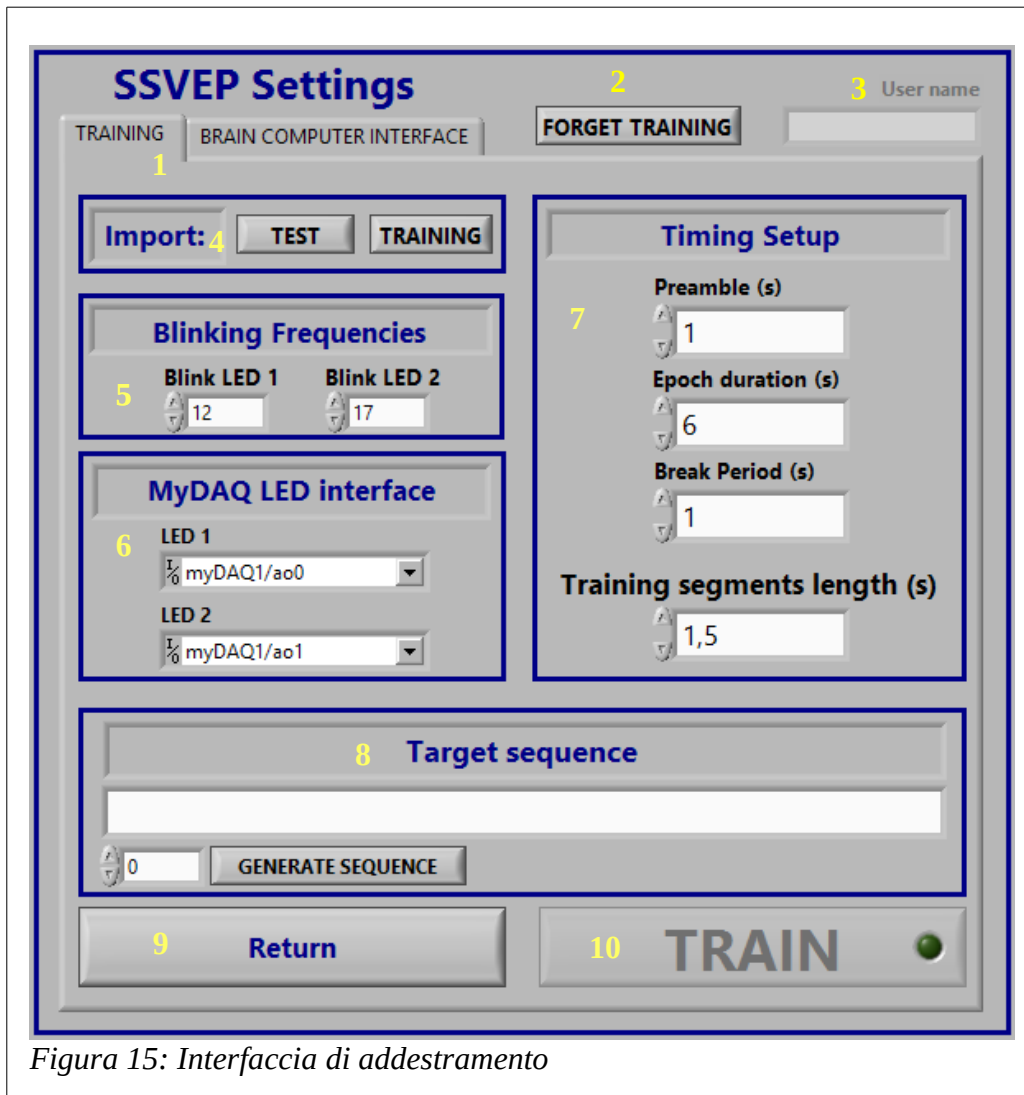


Figura 15: Interfaccia di addestramento

Saranno di seguito elencati e descritti i principali oggetti che costituiscono l'interfaccia di Training:

1. *Control Tab per la selezione dell'attività da svolgere (Training/BCI)*

Una volta effettuato (o caricato) il training, permette all'utente di passare liberamente dalla sezione corrente a quella dedicata all'interfaccia BCI real-time vera e propria.

2. *Pulsante "forget training"*

Permette di cancellare l'addestramento del classificatore e resettare il sistema allo stato di partenza.

3. *Campo "User Name"*

Identifica l'utente sul quale è stato addestrato il classificatore. Può essere cambiato prima del training, ma una volta effettuato il training il

campo viene bloccato. Il nome qui visualizzato corrisponde anche al nome della cartella nella quale viene salvata la prova.

#### 4. *Import test e training*

Questa sezione permette l'importazione dei parametri di test e di training da esperimenti passati. Poiché il training set riveste particolare importanza nella performance del sistema, ogni volta che lo si importa viene creato un file nel quale viene evidenziata la posizione dell'esperimento originario in cui era stato generato. Nel caso di importazione del training set da un esperimento nel quale era già stato importato, il sistema tiene conto *solo* della posizione dell'esperimento originario.

#### 5. *Blinking Frequency*

Ognuno dei due campi stabilisce la frequenza alla quale oscillerà il rispettivo LED. E' assicurata l'accuratezza di stimolazione fino al primo decimale.

#### 6. *MyDAQ LED Interface*

I pin indicati devono corrispondere ai *gate* dei transistori dei LED di stimolazione.

#### 7. *Timing Setup*

Questa sezione permette di controllare completamente le tempistiche di ciascun set della sessione di addestramento. I segmenti di training sono gli intervalli temporali da ciascuno dei quali vengono estratte le *features* sul quale verrà addestrato il classificatore; vengono acquisiti solo e soltanto durante "Epoch". Lo schema a blocchi che gestisce il funzionamento di questa sezione è visibile nella Figura 16.

#### 8. *Target Sequence*

Permette di generare automaticamente (blocco generatore pseudo-random visibile nella Figura 17) o di selezionare la sequenza seconda la quale verranno presentati gli indicatori IT, ossia in che ordine verrà richiesto all'utente di guardare i led. "1" corrisponde ad un IT che indica il LED a frequenza  $f_1$  (sinistra); "2" porrà l'IT a destra, vicino al LED a frequenza  $f_2$ ; "0" genererà un IT in alto, dove l'utente potrà momentaneamente riposare gli occhi tra un set e l'altro. Poiché le features estratte durante un "set 0" corrisponderebbero ad un *idle state* della BCI, che qui non viene



## 2.5.2 Interfaccia BCI

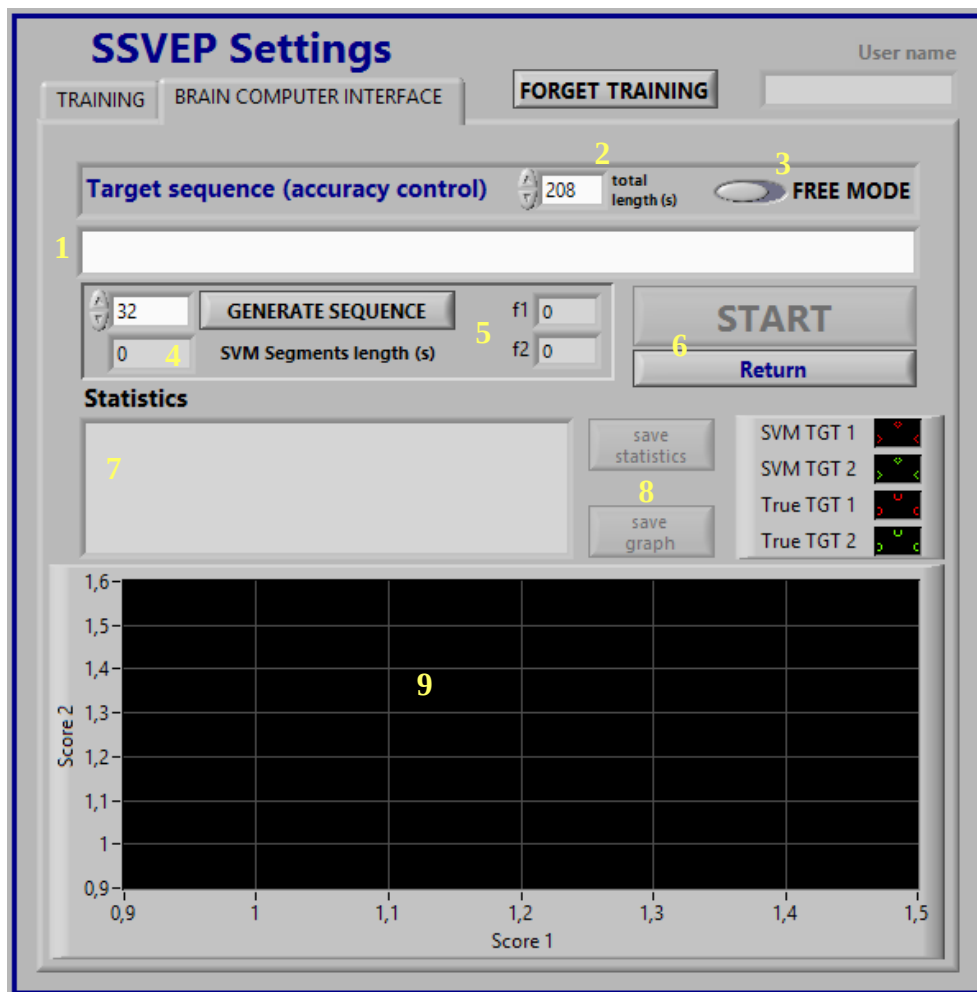


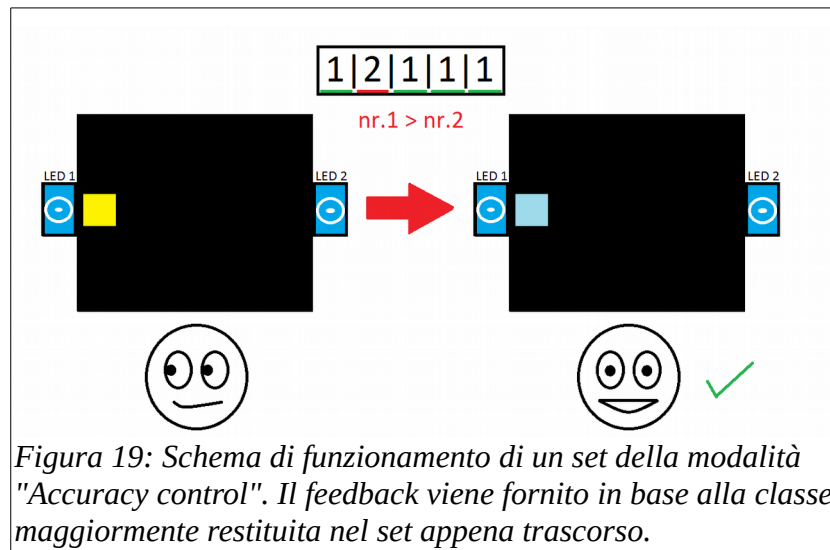
Figura 18: Interfaccia BCI

Come già accennato, questa sezione del software (Figura 18) è accessibile solamente dopo aver generato o acquisito un training set nella parte di addestramento. Sono previste due diverse modalità di classificazione real-time:

### *Accuracy control / Validation*

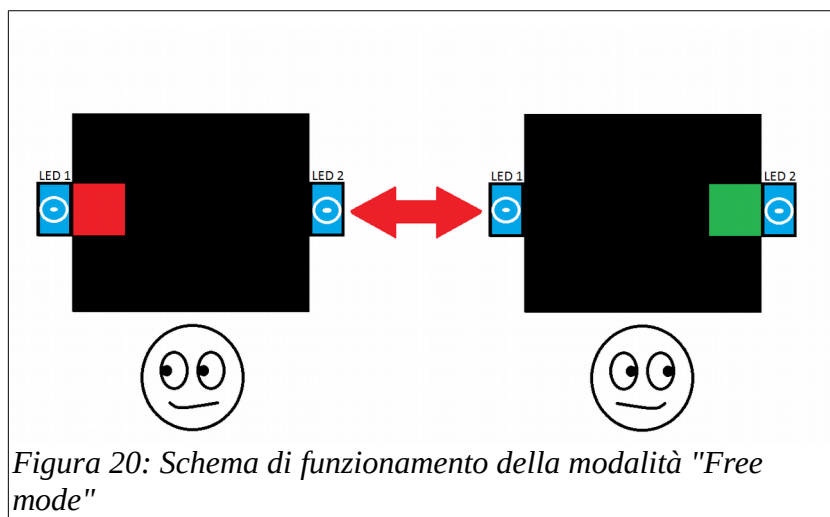
Il software indica una certa sequenza arbitraria di target all'utente e, contemporaneamente, classifica il segnale da egli generato durante i set; genera quindi un elenco di statistiche (affrontate nel paragrafo Metodi del capitolo Validazione sperimentale) confrontando le classi ("frequenza 1" o "frequenza 2") ottenute dalla classificazione con la sequenza degli IT impostata precedentemente. Il funzionamento è schematizzato nella Figura 19. Notare che si fornisce all'utente un lieve feedback al termine di ogni set come ricompensa della sua concentrazione.





### Free mode

In questa modalità, l'utente può liberamente sperimentare il reale funzionamento che il sistema avrebbe se fosse implementato clinicamente: la stimolazione luminosa è continua e l'utilizzatore riceve un feedback visivo a sinistra o a destra a seconda della classe alla quale il classificatore SVM ha associato il segnale, estratto a sua volta in modo continuo. Il funzionamento è rappresentato nella Figura 20



Saranno di seguito elencati e descritti i principali oggetti che costituiscono l'interfaccia BCI

#### 1. Target sequence (Accuracy control)

Il principio di funzionamento è lo stesso mostrato per il suo omonimo nella sezione di addestramento, tuttavia la sua implementazione è qui modificata per generare solo sequenze random di "1" e "2": questo perché la validazione deve essere effettuata in modo simile al

funzionamento reale, che non prevede un *idle state*. Il controllo viene disattivato se è abilitato lo switch 3.

## 2. *Total Length*

Ciascun set dura (lunghezza totale) / (numero di set) e i suoi intervalli di tempo sono divisi in percentuali fissate, con un 20% della durata del set dedicato a *preamble*, un 70% dedicato ad *epoch* e un 10% a *break*. Anche questo controllo viene disattivato se è abilitato lo switch 3.

## 3. Interruttore “*Accuracy control*” / “*Free mode*”

L’attivazione di questo switch salva i valori degli altri controlli e ne disattiva la modifica; la sua disattivazione riporta quindi il sistema 0 allo stato precedente.

## 4. *SVM segments length*

Il valore, uguale a quello stabilito durante il training, è fissato e non può essere modificato.

## 5. *Frequenze di stimolazione f1/f2*

Anche questi valori sono legati a quelli stabiliti nel training senza possibilità di modifica.

## 6. *Start/Return*

Se è attiva la modalità “*accuracy control*”, il pulsante è disabilitato fino a quando non viene stabilita una sequenza di stimolazione; se invece è abilitata la “*free mode*”, il pulsante è sempre attivo. Nota che, una volta avviata, la prima modalità non può essere interrotta fino alla fine prevista; il “*free mode*” prevede invece un pulsante di stop che istantaneamente riporta l’utente all’interfaccia BCI.

## 7. *Statistics*

Alla fine della procedura di validazione, un elenco di statistiche pre-impostato viene visualizzato in questo riquadro. Se è abilitata la “*free mode*”, che non consente statistiche, viene invece visualizzato il testo “FREE MODE”.

## 8. *Save Graph/Save Statistics*

Il primo pulsante permette di salvare il contenuto del riquadro a fianco in un file di testo di nome “stats.txt” nella cartella del test in corso. Similmente, il secondo consente di salvare il grafico sottostante in un file “graph.png” di uguale posizione.

## 9. Graph

Il grafico fornisce un'indicazione visiva della performance del sistema. I punti tracciati corrispondono alle coppie di features estratte e classificate dal sistema durante l'ultima sessione, indicate da diverse forme e colori a seconda del risultato atteso e di quello ottenuto. Nella configurazione di default (poiché le forme e i colori si possono cambiare a piacimento), la codifica è la seguente:

- un cerchio rosso indica una classe f1 indicata dagli IT e quindi attesa
- un crocetta rossa indica una classe f1 classificata dall'SVM
- un cerchio verde indica una classe f2 indicata dagli IT e quindi attesa
- una crocetta verde indica una classe f2 classificata dall'SVM

Una classificazione corretta è quindi indicata da un cerchio contenente una crocetta di uguale colore.

Se il sistema è in “*accuracy mode*” vengono presentati tutti e quattro i grafici, dove le “classi attese” sono fornite dalla sequenza di target (controllo 1); se invece è in “*free mode*” il grafico presenta solo le crocette.

# 3 Algoritmi utilizzati per l'elaborazione del segnale EEG

## 3.1 Processing del segnale EEG

Il segnale EEG registrato dovrà essere sottoposto ad una serie di elaborazioni al fine di:

1. filtrare il segnale temporalmente e/o spazialmente per evidenziare l'effetto SSVEP. Questa prima operazione viene eseguita attraverso un filtro "Sinc Windowing".
2. ridurre le dimensioni del segnale a due valori numerici attribuibili all'osservazione di uno stimolo piuttosto che l'altro. La riduzione delle features è stata realizzata attraverso il metodo di "Canonical Correlation Analysis".
3. utilizzare tali valori per classificare il comando dell'utente in tempo reale. Il classificatore utilizzato è un "Support Vector Machine" (SVM) lineare.

Tali funzioni e algoritmi sono schematicamente rappresentate nella Figura 21.

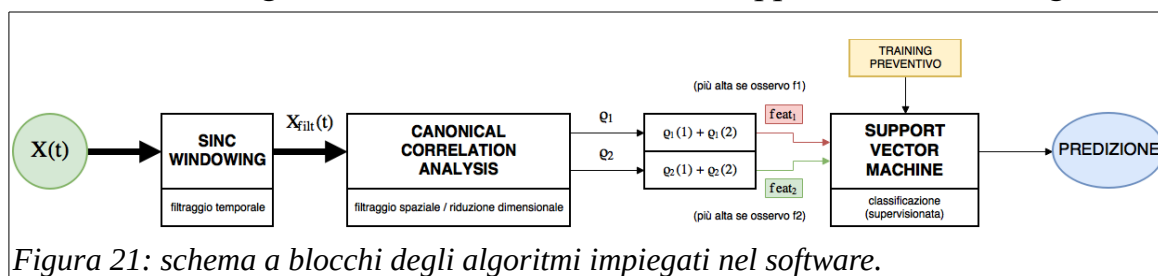


Figura 21: schema a blocchi degli algoritmi impiegati nel software.

I prossimi paragrafi descriveranno nel dettaglio tali metodi e la loro applicazione.

## 3.2 Sinc Windowing

Poiché il segnale SSVEP è concentrato su frequenze ben definite e conosciute, risulta naturale pensare ad un filtraggio a banda stretta che isoli le componenti frequenziali di interesse: è in effetti dimostrato che questa operazione porta vantaggi consistenti all'SNR del segnale .

All'uopo si è scelto di adoperare un filtraggio di tipo **sinc-windowing**, ossia eseguendo una convoluzione tra il segnale EEG e funzioni *seno cardinali* adeguatamente modulate con coseni alle frequenze di interesse.

L'approccio funziona grazie alle proprietà di dualità e di convoluzione dell'analisi di Fourier: l'operazione sopra descritta equivale infatti all'isolamento di un gruppo di armoniche nel dominio delle frequenze con un filtro rettangolare.

In formule, se il filtro è largo  $M_f$  e centrato in  $f_{tgt}$ :

$$X_{EEG}(f) \left( \text{rect} \left( \frac{f - f_{tgt}}{M_f} \right) + \text{rect} \left( \frac{f + f_{tgt}}{M_f} \right) \right) \xrightarrow{\mathcal{F}^{-1}} x_{EEG}(t) * 2M_f \text{sinc}(M_f t) \cos(2\pi f_{tgt} t)$$

L'equazione descrive un filtraggio idealmente perfetto (senza distorsioni e con taglio netto). La computazione richiede tuttavia il passaggio ad un **dominio discreto**:

$$t \mapsto kT$$

Dove  $k = -\frac{K}{2}, -\frac{K}{2} + 1, \dots, +\frac{K}{2} - 2, +\frac{K}{2} - 1$ ,  $K$  è il numero totale di campioni acquisiti e  $T$  è il tempo di *sampling* del sistema.

La *sinc* è dunque rappresentata in modo necessariamente troncato ed è quindi inevitabile il presentarsi di un *ripple* ai bordi della finestra, causato dal cosiddetto **fenomeno di Gibbs**. Esso è dovuto alla rappresentazione a banda finita di segnali discontinui: in questo caso avviene poiché la sinc troncata è, di fatto, una “rappresentazione a banda finita” del *rect* (per dualità).

I grafici seguenti mostrano il fenomeno al variare di  $K$ , cioè al crescere del numero di campioni acquisiti e conseguentemente del numero di campioni che costituiscono la *sinc*.

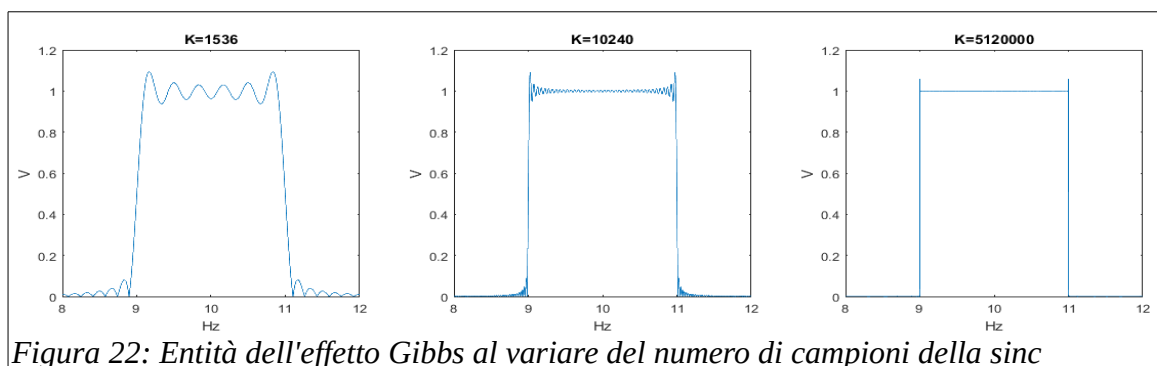


Figura 22: Entità dell'effetto Gibbs al variare del numero di campioni della *sinc*

Com'era lecito aspettarsi, la durata del ripple decresce con il crescere dell'estensione della *sinc* (ma non l'ampiezza della sovraelongazione, che rimane sempre del 9% circa)

L'efficacia del filtro cresce quindi al crescere di  $K$ ; tuttavia, l'aumento dell'estensione della sinc provoca un aumento a cascata dei costi computazionali dell'intera BCI. E' dunque necessario operare una scelta ben equilibrata, tenendo a mente che uno dei principali vantaggi del paradigma SSVEP è una maggiore velocità rispetto ad altre interfacce – qualità che è bene non limitare trovando un giusto compromesso tra velocità del sistema e accuratezza.

Considerando anche l'influenza del tempo di sampling del sistema, vale:

$$v_{\text{decadimento ripple}} \propto (M_f K T)^{-1}$$

In seguito ad una serie di prove ho quindi scelto  $K = \frac{100}{M_f T}$ , buona compensazione tra costo computazionale e precisione di filtraggio.

Tenendo conto che, nell'ambito di questa BCI, si vogliono filtrare contemporaneamente due frequenze di stimolazione ed  $N$  loro armoniche, il filtro discreto ha formula:

$$f_{\text{ilt}}(kT) = 2M_f T \text{sinc}(M_f kT) \left( \sum_{n=1}^N \cos(2\pi n f_1 kT) + \cos(2\pi n f_2 kT) \right)$$

Si mostra nella Figura 23 un esempio di filtraggio *sinc-windowed* con gli stessi parametri della BCI ( $M_f = 2\text{Hz}$  e  $F = 256\text{Hz}$ ), eseguito sopra un segnale artificiale costituito da una cosinusoide a 10 Hz sommata a del rumore bianco. Si noti la notevole maggior visibilità dell'armonica nel segnale filtrato.

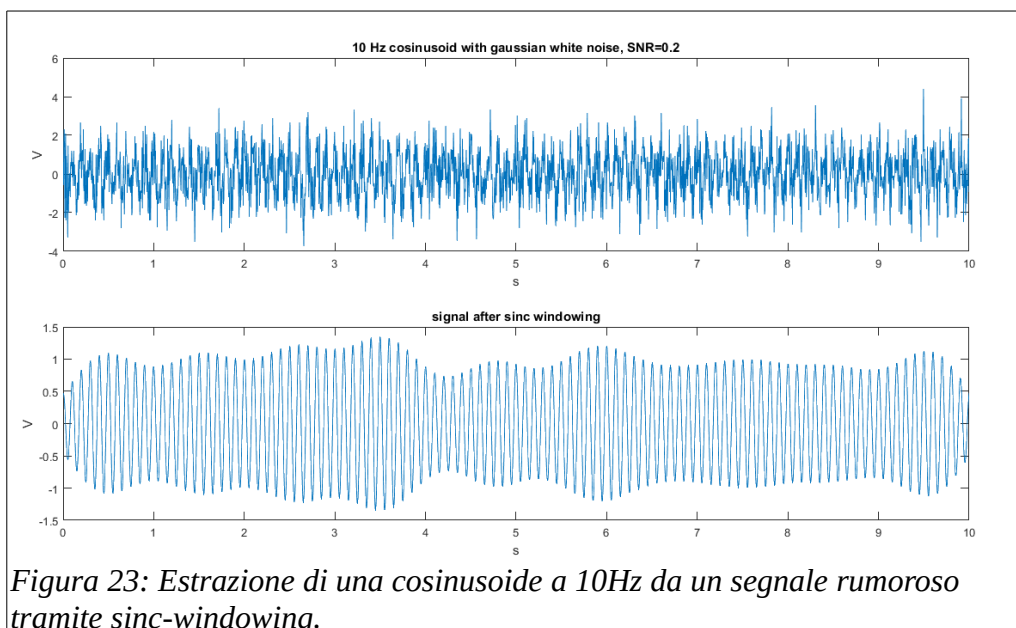


Figura 23: Estrazione di una cosinusoide a 10Hz da un segnale rumoroso tramite sinc-windowing.

### 3.3 Canonical Correlation Analysis (CCA)

L'analisi alle correlazioni canoniche è un metodo di riduzione dimensionale che permette di studiare le relazioni esistenti tra due set di variabili  $\mathbf{X}$  e  $\mathbf{Y}$  riferite allo stesso oggetto di studio. E' un metodo principalmente utilizzato in ambiti economici, comportamentali o clinici per investigare le relazioni tra enormi insiemi di informazioni di cui si vogliono investigare i rapporti senza eccessivi costi computazionali.

#### 3.3.1 Descrizione teorica del metodo

Dati  $\mathbf{X} = (X_1 X_2 \dots X_p)$  e  $\mathbf{Y} = (Y_1 Y_2 \dots Y_q)$ , con  $p \leq q$  per convenienza computazionale, l'analisi CCA prevede di calcolare  $p$  variabili canoniche  $U$  e  $V$  contenenti ciascuna  $p$  combinazioni lineari delle variabili di ciascun set:

$$\begin{aligned} U_1 &= a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p & V_1 &= b_{11}Y_1 + b_{12}Y_2 + \dots + b_{1q}Y_q \\ U_2 &= a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p & V_2 &= b_{21}Y_1 + b_{22}Y_2 + \dots + b_{2q}Y_q \\ & & & \vdots \\ U_p &= a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p & V_p &= b_{p1}Y_1 + b_{p2}Y_2 + \dots + b_{pq}Y_q \end{aligned}$$

con coefficienti tali per cui sia massimizzata la correlazione

$$\rho_i = \frac{\text{cov}(U_i, V_i)}{\sqrt{\text{var}(U_i)\text{var}(V_i)}}, \text{ con i tre vincoli:}$$

1.  $\text{var}(U_i) = \text{var}(V_i) = 1$

*necessario per ottenere coefficienti unici dalla minimizzazione - in un'ottica lagrangiana è la funzione vincolare  $g(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ .*

2.  $\text{cov}(U_i, V_j) = \text{cov}(V_i, U_j) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, i - 1$

3.  $\text{cov}(U_i, U_j) = \text{cov}(V_i, V_j) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, i - 1$

*utilizzati per obbligare le variabili canoniche ad essere differenti tra loro - in altre parole, per condurre l'analisi "sotto altri punti di vista"; matematicamente, i due vincoli azzerano le correlazioni intervariabile.*

Una volta ottenute le  $p$  triplette  $(U_i, V_i, \rho_i)$  si possono scartare quelle con  $\rho$  sufficientemente bassa ed analizzare le rimanenti per studiare le relazioni tra  $\mathbf{X}$  e  $\mathbf{Y}$ .

### 3.3.2 Applicazione alla BCI

Il gruppo di ricerca guidato dal professor Zhonglin Lin ha proposto nel 2006 un metodo di estrazione di SSVEP basato sulla CCA [20]; oltre ad avere un costo computazionale al più comparabile a quello di un'analisi frequenziale *PSDA* (*Power Spectral Density Analysis*), i risultati ottenuti dal team di ricerca sembrano indicare una maggiore precisione nella determinazione degli SSVEP.

Il metodo conduce la CCA tra i segnali pervenuti dagli elettrodi (pre-filtrati con il sinc-windowing, nel caso in oggetto) e due gruppi di *risposte SSVEP pure* alle frequenze di stimolazione:

$$\mathbf{X} = ( x_{EEG_1}(kT) , x_{EEG_2}(kT) , \dots , x_{EEG_M}(kT) )$$

$$\mathbf{Y}_1 = ( Y_{11} , Y_{12} , \dots , Y_{1N} )$$

$$\mathbf{Y}_2 = ( Y_{21} , Y_{22} , \dots , Y_{2N} )$$

$$\text{con } Y_{ij} = ( \cos(2\pi j f_i kT) , \sin(2\pi j f_i kT) )$$

Dove  $k = 0, 1, 2, \dots, K - 1$ ,  $M$  è il numero di elettrodi,  $N$  è il numero di armoniche considerate nell'analisi,  $K$  è il numero di campioni e  $T$  è il tempo di sampling.

Sono presenti sia le cosinusoidi che le sinusoidi a tutte le armoniche di interesse affinché sia possibile analizzare oscillazioni con qualsiasi fase, infatti la correlazione tra due coseni è massima quando lo sfasamento è nullo e minima (nulla) quando lo sfasamento è di  $90^\circ$ .

Le due CCA ( $\mathbf{X}$  e  $\mathbf{Y}_1$ ,  $\mathbf{X}$  e  $\mathbf{Y}_2$ ) producono due vettori di  $M$  correlazioni canoniche, di cui generalmente solo la prima è influente: **quella maggiore tra queste identifica la frequenza di stimolazione osservata dall'utente.**

Il metodo presenta diversi **vantaggi** rispetto alla classica *PSDA*:

1. non sfrutta soglie numeriche calcolate su spettri di potenza ma comparazioni “qualitative” con un template, quindi risulta meno suscettibile al rumore di fondo del segnale EEG;
2. permette di considerare contemporaneamente tutti i canali di acquisizione, “scartando” i meno influenti durante il calcolo;
3. Poiché il modulo della correlazione tra  $\cos(2\pi f t)$  e  $\cos(2\pi(f + \Delta f)t)$  cala molto rapidamente al crescere di  $|\Delta f|$ , la CCA risulta sostanzialmente indipendente da armoniche vicine a quelle di stimolazione. Questa è una caratteristica utile soprattutto quando si sfruttano i picchi della distribuzione



in ampiezza degli SSVEP, che si trovano presso le armoniche della banda alfa e che da esse sono spesso mascherati.

Lo **svantaggio** principale dell'analisi CCA è che non può estrarre informazioni dal segnale né darne una misura quantitativa, quanto piuttosto verificare qualitativamente l'effettiva presenza nel suo andamento di proprietà ipotizzate esternamente.

Numerosi studi (ad esempio, [21] e [22]) provano che il metodo appena descritto sorpassa la classica analisi PSDA sia in velocità computazionale, che in accuratezza di classificazione. Ho in effetti riscontrato in alcune analisi preliminari risultati compatibili con tali studi, riportati di seguito:

Tempo di esecuzione	f1 corrette	f2 corrette	CCA			PSDA		
<b>SET 1</b> (lungh.=2 s, Fs=128 Hz)			145 $\mu$ s	97 %	88 %	818 $\mu$ s	64 %	48 %
<b>SET 2</b> (lungh.=2 s, Fs=128 Hz)			31.4 $\mu$ s	77 %	55 %	288 $\mu$ s	54 %	50 %
<b>SET 3</b> (lungh=1.2 s, Fs=128 Hz)			477 $\mu$ s	88%	81%	684 $\mu$ s	47%	75%

Il metodo PSDA utilizzato, come negli studi citati, prevede il confronto della potenza negli intorno delle frequenze di stimolazione con quella di baseline negli stessi intorno. Per ottenere le percentuali di accuratezza è stato utilizzato un classificatore SVM lineare con un gruppo di test grande il 20% dell'intero insieme acquisito. I metodi sono applicati a parità di parametri di sistema e filtraggio del segnale.

Sebbene i dati non siano in alcun modo statisticamente rilevanti, la tendenza osservabile è decisamente a favore della CCA – confermando le osservazioni degli studi riportati.

Un'ultima considerazione: poiché la CCA non effettua un'analisi frequenziale, i parametri che dipendono dall'utilizzatore sono solo la lunghezza del segnale ed il numero di armoniche analizzate; al contrario, una PSDA richiede un numero di parametri molto maggiore, poiché ogni utente possiede una distribuzione di potenza spettrale diversa e diversamente risponde a filtri e soglie.

Questa differenza diventa importante nella eventuale personalizzazione della BCI: l'obiettivo è sempre molto più semplice con la CCA.

Nello studio in oggetto si è deciso di utilizzare come features per la classificazione la somma delle prime due correlazioni canoniche di ciascuno dei due set ottenuti, poiché diverse prove preliminari hanno dimostrato una maggiore coerenza di classificazione rispetto al metodo classico. Si riportano due grafici di esempio riferiti allo stesso dataset: la Figura 25 è ottenuta con la prima correlazione canonica di ciascun gruppo mentre la Figura 24 con il metodo accennato.

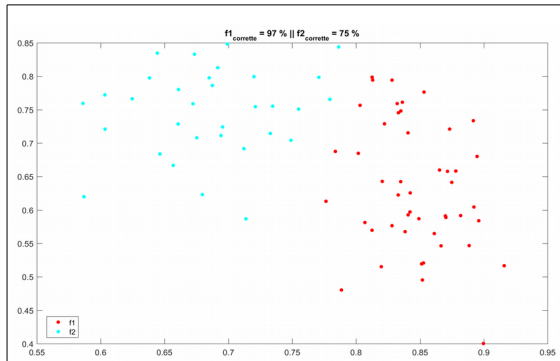


Figura 25: Prima correlazione canonica.  
f1\_corr=97% | f2\_corr=75%

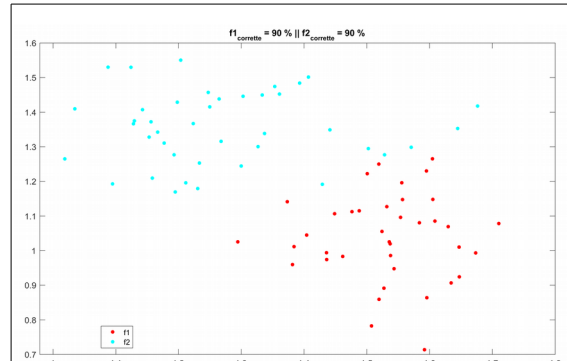


Figura 24: Somma delle prime due correlazioni. f1\_corr=90% | f2\_corr=90%

A parte il caso mostrato, il secondo metodo tende generalmente a ridurre il bias della BCI per una delle due frequenze; questo è importante, come si vedrà nel capitolo della validazione.

L'effetto descritto è probabilmente dovuto al fatto che, poiché le seconde variabili canoniche sono calcolate in modo che siano incorrelate alle prime, *la seconda correlazione canonica contiene informazioni sulle relazioni del segnale con le sinusoidi in quadratura rispetto a quelle preponderanti nella prima correlazione canonica: sommarle permette quindi di valutare effettivamente tutti gli attributi del segnale.*

*Si mostra di seguito un ESEMPIO di tale effetto.*

Il segmento di segnale multi-elettrodo impiegato nei calcoli seguenti è stato registrato da uno dei soggetti che hanno partecipato al test.

$$\mathbf{X} = ( x_{PO7}(kT) , x_{O1}(kT) , x_{O2}(kT) , x_{PO8}(kT) )$$

$$\mathbf{Y}_1 = ( \cos(2\pi f_1 kT) , \sin(2\pi f_1 kT) )$$

$$\mathbf{Y}_2 = ( \cos(2\pi f_2 kT) , \sin(2\pi f_2 kT) )$$

I due set di correlazioni canoniche risultanti sono:

$$\rho_1 = ( 0.7014, 0.3290 ) \quad \text{e} \quad \rho_2 = ( 0.4096 , 0.2659 )$$

per cui sappiamo già da subito che l'insieme di segnali  $\mathbf{X}$  è rappresentato prevalentemente da  $\mathbf{Y}_1$ .

Per vedere il modo in cui il primo set prevale sul secondo, eseguiamo:

1. la correlazione tra  $\mathbf{Y}_1$  e le due variate canoniche di  $\mathbf{X}$  calcolate in  $CCA(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_1)$ , cioè  $U_{11}$  e  $U_{12}$

$\mathbf{Y}_1$	$U_{11}$	$U_{12}$
(coseno a f1)	0.6537	0.1193
(seno a f1)	0.2562	-0.3063

2. la correlazione tra  $\mathbf{Y}_2$  e le due variate canoniche di  $\mathbf{X}$  calcolate in  $CCA(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_2)$ , cioè  $U_{21}$  e  $U_{22}$

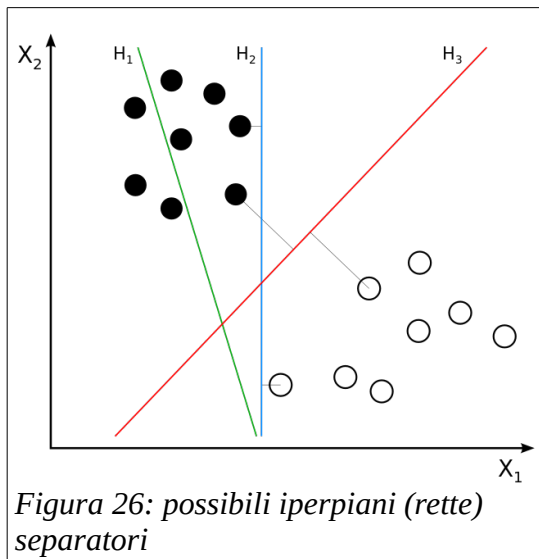
$\mathbf{Y}_2$	$U_{21}$	$U_{22}$
(coseno a f2)	-0.3203	0.1657
(seno a f2)	0.2540	0.2086

Poiché le variate canoniche di un gruppo di segnali sono calcolate in modo da “assomigliare massimamente” all'altro gruppo, queste operazioni hanno lo scopo di verificare quanta della somiglianza tra  $\mathbf{Y}_i$  e  $U_{ij}$  sia dovuta ai coseni e quanta ai seni. Oltre alla prevedibile prevalenza delle correlazioni con le armoniche del gruppo 1, in entrambi i casi c'è una netta dualità tra le correlazioni con la prima e la seconda variata canonica del segnale: se  $U_{i1}$  (quindi  $\rho_i(1)$ ) è maggiormente correlata al coseno a f1,  $U_{i2}$  (quindi  $\rho_i(2)$ ) è maggiormente correlata al seno, come precedentemente ipotizzato. Ne risulta, come anticipato, che considerare la somma delle correlazioni permette di valutare gli SSVEP con più completezza.

### 3.4 Support Vector Machine (SVM)

Nell'ambito del *Machine Learning*, le Macchine a Vettori di Supporto sono modelli di **apprendimento supervisionato**: questo significa che basano la propria capacità di classificare dei dati di un certo *Dataset* in due (o più) categorie su un *training* precedentemente effettuato con un sottoinsieme **conosciuto** (cioè già classificato) dello stesso *Dataset*.

Data una rappresentazione cartesiana in  $p$  dimensioni di un insieme di dati, il principio alla base delle SVM è la ricerca dell'*iperpiano*  $p - 1$ dimensionale capace di meglio **separare** i punti di una categoria da quelli opposti.



Nella Figura 26 si mostra il caso 2D, nel quale l'iperpiano separatore è una retta. Il classificatore, osservando l'insieme di training bianco/nero, ha costruito nell'esempio tre rette:

$H_1$  non separa le classi;

$H_2$  li separa, ma con un margine piccolo;

$H_3$  presenta invece il margine più ampio possibile.

Le SVM sono nate come classificatori *lineari*, cioè capaci di dividere i punti del dataset  $p$  dimensionale con un iperpiano  $p - 1$  dimensionale – come nell'esempio appena mostrato. Quando i dati sono **linearmente separabili** (cioè esiste un iperpiano capace di separarli *nettamente*) tale approccio, detto **hard-margin**, è sufficiente: tuttavia è realisticamente quasi impossibile che la situazione sia tanto favorevole. Esistono quindi delle modifiche delle SVM lineari che permettono di operare la classificazione nonostante la non-separabilità dell'insieme.

Generalmente, tali SVM modificate si dividono in:

1. SVM lineari **soft-margin**
2. SVM “**non**-lineari”

L'accezione “non-lineare” può essere motivo di discussione, poiché in realtà il classificatore continua ad essere lineare hard/soft-margin: tuttavia, prima della messa in opera dell'SVM l'insieme non-separabile viene sottoposto ad un **rimappaggio in uno spazio  $p + q$  dimensionale** (detto *feature-space*) **in cui è invece linearmente separabile**. Questo artificio è chiamato *kernel trick* e le possibilità da esso offerte sono oggetto di numerosissimi studi.

E' esposta di seguito la trattazione matematica su cui si basa il metodo SVM. Si mostreranno solo i casi hard- e soft-margin delle SVM lineari, poiché quelle non-lineari esulano decisamente dalle richieste di classificazione della BCI oggetto della tesi.

### SVM lineare hard-margin

Supponiamo di possedere un insieme di  $N$  dati nella forma:

$$(\vec{x}_1, y_1), (\vec{x}_2, y_2), \dots, (\vec{x}_N, y_N)$$

dove  $y_i$  può essere -1 o +1 a seconda della classe di appartenenza.

Ogni iperpiano nello spazio, come rappresentato nella Figura 27, può essere rappresentato dall'equazione:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$$

dove  $\vec{w}$  è il vettore normale alla sua superficie.

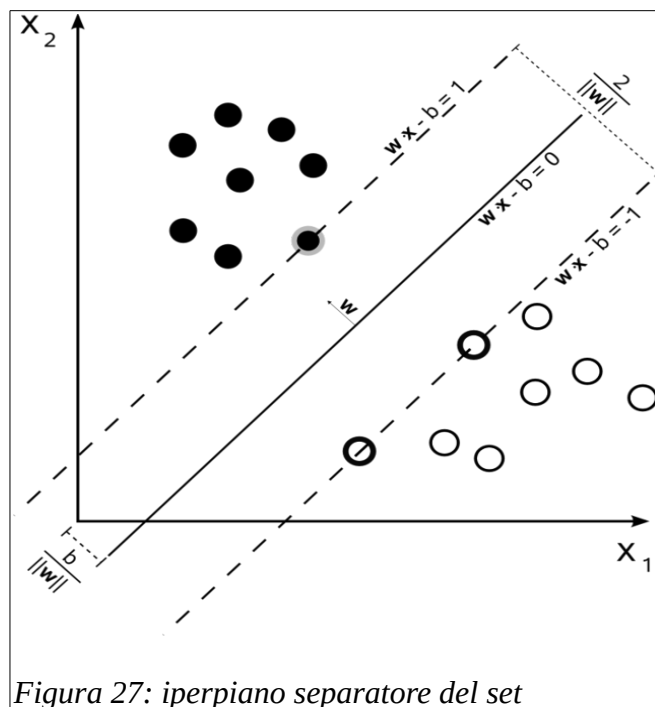


Figura 27: iperpiano separatore del set

Con questa formulazione,  $\frac{b}{\|\vec{w}\|}$  indica l'offset dell'iperpiano dall'origine, mentre  $\frac{1}{\|\vec{w}\|}$  è la distanza che intercorre tra l'iperpiano candidato e uno dei due "iperpiani limite" delle due classi (identificati dai *support vector*, automaticamente risultanti dal processo di ottimizzazione), ai quali vengono imposte le equazioni:

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = -1 \quad (\text{per la "classe -1"})$$

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = +1 \quad (\text{per la "classe +1"})$$

Poiché si vuole massimizzare tale distanza, lo scopo del metodo è minimizzare  $\|\vec{w}\|$ .

Come sappiamo dal metodo lagrangiano, tuttavia, per operare una ottimizzazione occorre avere delle restrizioni adeguate: in questo caso è necessario imporre

1.  $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq 1$       se  $y_i = 1$
2.  $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1$       se  $y_i = -1$

o, in un'unica equazione:

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1 \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

Si da quindi il problema di ottimizzazione nella sua forma completa:

$$\text{Minimizza } \|\vec{w}\| \text{ soggetto a } y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1 \quad \forall i = 1, 2, \dots, N.$$

$b$  e  $\vec{w}$  che risolvono il problema determinano il classificatore SVM lineare hard-margin ricercato.

### SVM lineare soft-margin

*Nel caso in cui i dati risultino non linearmente separabili, il problema posto in precedenza non è risolvibile.*

Questo accade perché, per qualsiasi  $b$  e  $\vec{w}$ , esistono dei punti di classe  $y_i = 1$  per cui vale  $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1$  e viceversa – quindi non è possibile soddisfare il vincolo nella sua forma hard-margin.

E' tuttavia possibile ampliare il vincolo introducendo la cosiddetta *hinge loss function*:

$$\xi_i = \max(0, 1 - y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b))$$

- Se la classificazione è giusta, ossia  $y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1$ , la funzione ritorna 0;
- Se invece è sbagliata, la funzione ritorna un *errore* tanto maggiore di 0 quanto più grande è la distanza dal suo “giusto iperpiano limite”.

Questo immediatamente porta a pensare ad un nuovo problema di ottimizzazione, che consiste nel minimizzare la media degli errori:

$$\left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max(0, 1 - y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b)) \right]$$

Tuttavia, in tal modo si perde il riferimento alla minimizzazione di  $\|\vec{w}\|$ . Per tenerne conto, si introduce il **parametro di soft-margin**  $\lambda$ :

$$\left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max(0, 1 - y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b)) \right] + \lambda \|\vec{w}\|^2$$

1. Un  $\lambda$  basso porta ad un classificatore ben addestrato sopra il set di training, con il rischio di “*over-fitting*”, ossia di creare un classificatore adatto unicamente al set di addestramento;
2. Un  $\lambda$  alto porta ad un classificatore meno specifico, che tiene conto delle distribuzioni generali delle classi più che dei punti che ne caratterizzano la separazione.

La scelta del  $\lambda$  adatto all’insieme di dati analizzato rientra nell’ambito del *problema della generalizzazione*, che può essere sommariamente riassunto nella domanda: “quanto il mio set di addestramento rispecchia l’intero dataset?”.

La funzione costo scritta sopra, pur essendo corretta, non è nella forma più conosciuta; per completezza, si riporta di seguito la forma del problema di ottimizzazione a cui si riferiscono quasi tutti gli studi a riguardo:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizza } \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \\ & \text{soggetto a } y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \forall \quad i = 1, 2, \dots, N \\ & \text{dove } \xi_i = \max(0, 1 - y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b)) \end{aligned}$$

La scelta del parametro  $C$  (che si comporta come l’inverso di  $\lambda$ ) è legata all’implementazione del metodo, dal dataset che si vuole classificare e dal training set scelto. E’ quindi una decisione estremamente difficile da automatizzare, sebbene esistano metodi statistici per farne inferenze; in mancanza di informazioni attendibili, di solito si usa prendere un  $C$  pari al range di valori degli attributi (*features*) delle classi [23].

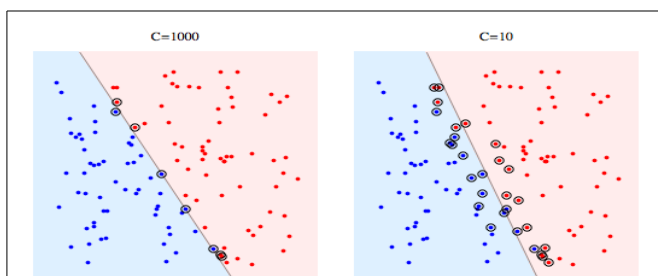


Figura 28: Posizione ed angolazione dell’iperpiano separatore in un set non separabile al variare del soft-margin parameter  $C$ .

Si mostra nella Figura 28 un esempio di classificazione soft-margin, effettuata con tre diversi valori di  $C$ , per chiarificare la sua funzione. Si noti come con un soft margin piccolo vengano presi come *support vectors* anche elementi non-limite grazie al vincolo più morbido.

## 4 Validazione sperimentale del sistema

### 4.1 Modalità di sperimentazione

Il sistema è stato testato su 4 soggetti sani, sottoponendo ciascuno di loro ad una sessione di training e tre di validazione (attraverso la modalità “Accuracy control”). Il montaggio degli elettrodi è stato scelto in modo da coprire tutta la zona della corteccia visiva primaria ed è riportato nella Figura 29.

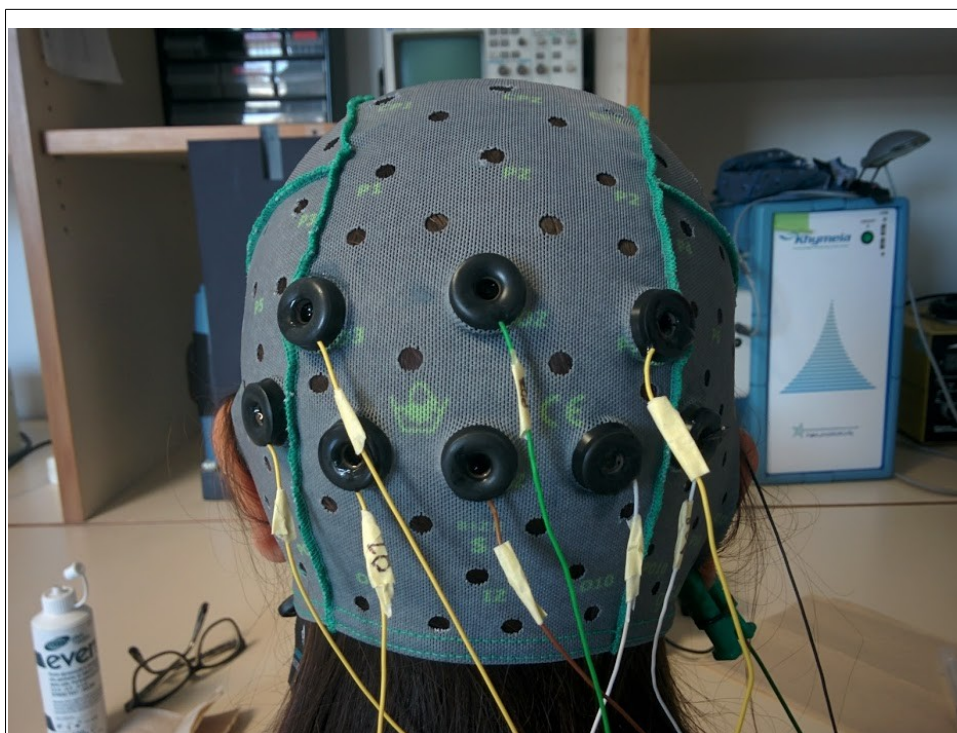


Figura 29: Posizionamento degli elettrodi  
( O1,O2,PO2,PO3,PO7,PO8,Oz,POz )

### 4.2 Parametri sperimentali

I parametri di test scelti, costanti per tutti i soggetti partecipanti, sono i seguenti:

- **Parametri di sistema:**
  - Frequenza di campionamento = 256 Hz
  - Filtro tagliabanda a 50 HZ
- **Frequenze di stimolazione:** 12 Hz – 17 Hz
  - La scelta è stata compiuta in modo tale che le stimolazioni fossero entrambe prossime ai picchi di risposta SSVEP indicati nell'introduzione, senza tuttavia rischiare di avere sovrapposizioni



di armoniche in un raggio ragionevole di multipli (la prima sovrapposizione tra le due è a 204 Hz)

- **Larghezza del filtraggio sinc-windowed (SW): 2 Hz**
  - Un filtraggio troppo stretto rischierebbe di rendere il sistema instabile, mentre un filtro troppo ampio impedirebbe una discrezione corretta delle armoniche delle due stimolazioni, nel caso fossero vicine. Tale valore è stato scelto con alcune indagini preliminari offline.
- **Parametro di soft-margin: 2**
  - In mancanza di altre informazioni, è evidenziato dalla letteratura [23] che è d'uso impiegare il range di valori delle feature come parametro. L'escursione di valori della somma delle prime due correlazioni canoniche è 0-2 (ciascuna può valere 0 o 1).
- **Lunghezza dei segmenti sottoposti a SW e CCA: 1.5 secondi**
  - E' l'intervallo di estrazione delle *features*. E' stato stabilito in modo da ottenere un'interfaccia veloce ed al contempo consentirle di valutare un numero di oscillazioni sufficientemente lungo da risaltare sul rumore di background nell'analisi CCA. Il valore è stato scelto in seguito ad alcune indagini preliminari.
- **ADDESTRAMENTO:**
  - Preambolo: 1 secondo
  - Stimolazione: 6 secondi
  - Pausa: 1 secondo
  - 24 set, da cui (tolti gli 0) risulta un training set bilanciato\* di  $\frac{16 \cdot 6}{1.5} = 48$  punti
- **VALIDAZIONE:**
  - lunghezza totale: 156 secondi (stimolazione complessiva di  $0.7 \cdot 156 = 109.2$  secondi, poiché l'*epoch length* nella m)
  - 24 set, da cui risulta un set di 72 punti (1.5 volte il training set)

La decisione di fissare i due valori è stata presa per rendere più confrontabili i dati ottenuti dagli esperimenti. Si nota tuttavia che si potrebbero ottenere risultati migliori calibrando i parametri a seconda del soggetto: ad esempio,

cambiare la larghezza del filtraggio potrebbe aiutare a compensare un rapporto più sfavorevole del solito tra SSVEP ed attività di background, mentre variare il soft-margin permetterebbe di adattare il classificatore alla separabilità dei risultati di uno specifico training set; infine, come già accennato e specificato ulteriormente in numerosi studi [24], variare le frequenze di stimolazione e poter quindi scegliere le più efficaci per ciascun utente sarebbe probabilmente la calibrazione più efficace in termini di accuratezza aggiunta.

*\*bilanciato: ciascuna classe è rappresentata dallo stesso numero di punti.*

### 4.3 Metodi di validazione dei risultati

La validazione è attuata attraverso la modalità “Accuracy control mode” nella sezione BCI dell’interfaccia utente, come descritto nel capitolo dedicato. L’output di tale procedura, come detto, è un insieme di 72 punti con associati due set di label, uno indicante la classificazione attesa e l’altro quella ottenuta. Confrontandoli, è possibile effettuare una validazione statistica della performance della BCI. Un’indagine sui metodi più utilizzati ha evidenziato, oltre all’accuratezza di classificazione, un frequente impiego dell’Information Transfer Rate (ITR) come indicatore di performance per il confronto tra interfacce diverse. A queste ho aggiunto lo chance level, utilizzato per indicare la rilevanza statistica dell’accuratezza e dell’ITR calcolati.

#### 4.3.1 Accuratezza di classificazione e *chance level*

L’Accuratezza di classificazione e’ la percentuale di punti classificati correttamente rispetto al numero totale di punti classificati dal sistema. Benché sia un’indicatore visivamente immediato del buon funzionamento dell’interfaccia, fornito da solo non è sufficiente per affermare che il sistema non abbia ottenuto quel risultato in modo completamente casuale [25]. Riducendosi al caso limite di soli due punti, uno per classe, si intuisce che è in effetti molto semplice ottenere un’accuratezza del 100% da un classificatore completamente randomico.

La possibilità che un buon risultato sia stato ottenuto per caso decresce quindi con il crescere della dimensione dell’insieme di validazione; con un insieme

*infinito* di punti, l'unico valore di accuratezza che un classificatore random potrebbe mai raggiungere è il 50%, poiché una qualsiasi traccia di addestramento avrebbe portato ad almeno una classificazione corretta.

Queste considerazioni logiche sono rappresentate dal concetto di *chance level* descritto dal già citato [25] secondo lo studio riportato, posso pensare di possedere un classificatore correttamente addestrato con significanza  $\alpha$  (ossia, c'è solo un  $\alpha$  di probabilità che mi stia sbagliando) solo se

$$p > \bar{p} + \sqrt{\frac{\bar{p}(1 - \bar{p})}{n + 4}} z_\alpha$$

Dove  $p$  è l'accuratezza,  $\bar{p}$  è la probabilità che si presenti una classe piuttosto che un'altra ( $\bar{p} = 0.5$  nel nostro caso, poiché la validazione è bilanciata),  $n$  è il numero di punti valutati e  $z_\alpha$  è il valore dell'ascissa che lascia un  $\alpha$  dell'area totale di una distribuzione normale standardizzata nelle sue code. Si nota che  $n = \infty \Rightarrow p = \bar{p}$ , come precedentemente discusso.

Poiché sia il bilanciamento delle classi che il numero di punti è fissato, lo *chance level* ad una data significatività è a sua volta costante in questo esperimento:

$$p_{random} = 61.24 \%$$

**con significatività del 5 %.**

Tutte le validazioni che otterranno un'accuratezza superiore al valore appena indicato indicheranno quindi un buon funzionamento del sistema (con il 95% di probabilità che sia un'indicazione esatta)

#### 4.3.2 Information Transfer Rate (ITR)

L'ITR è attualmente la metrica più applicata per la valutazione della performance complessiva di una BCI [26]. Una sua possibile interpretazione è "*il numero massimo di scelte differenti che il sistema può classificare correttamente al minuto*". Il metodo più impiegato per calcolarla, riportato dallo studio appena citato, è il seguente:

$$ITR(bit/min) = \frac{60}{T} \left( \log_2(N) + p \cdot \log_2(p) + (1 - p) \log_2\left(\frac{1 - p}{N - 1}\right) \right)$$

Dove  $N$  è il numero di scelte possibili (2, nel caso di questa BCI),  $p$  è l'accuratezza di classificazione e  $T$  è l'intervallo (1.5 nell'esperimento in oggetto).

La formula descritta è valida solo se sono soddisfatte le seguenti condizioni:

1. il sistema deve essere senza memoria, cioè la classificazione deve essere svolta in tempo reale e senza basarsi su input precedenti;
2. tutte le scelte devono essere equiprobabili;
3. l'accuratezza di classificazione deve essere la stessa per tutti i simboli;
4. l'errore di accuratezza associato ai rimanenti simboli è uguale per ciascuno di essi (cioè, volendo selezionare un simbolo, in caso di errore qualsiasi altro output è equiprobabile).

La modalità "Accuracy mode" è strutturata appositamente per soddisfare quanto detto finora:

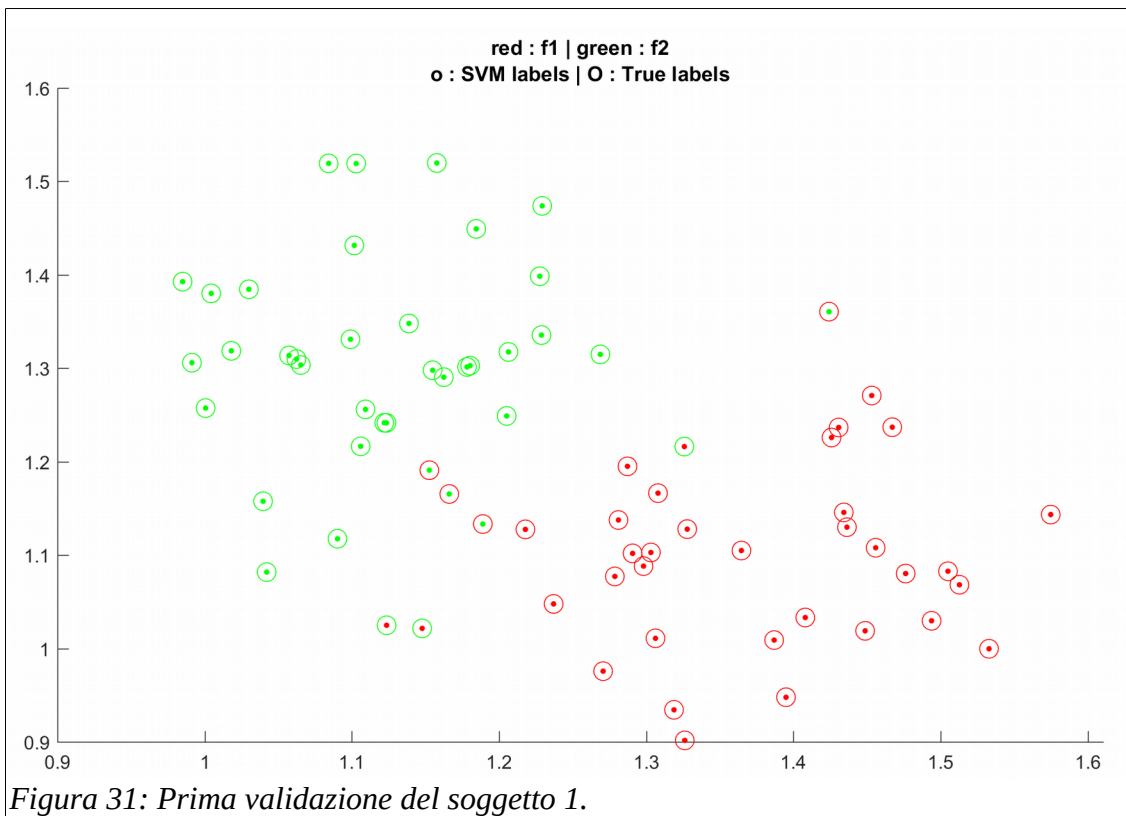
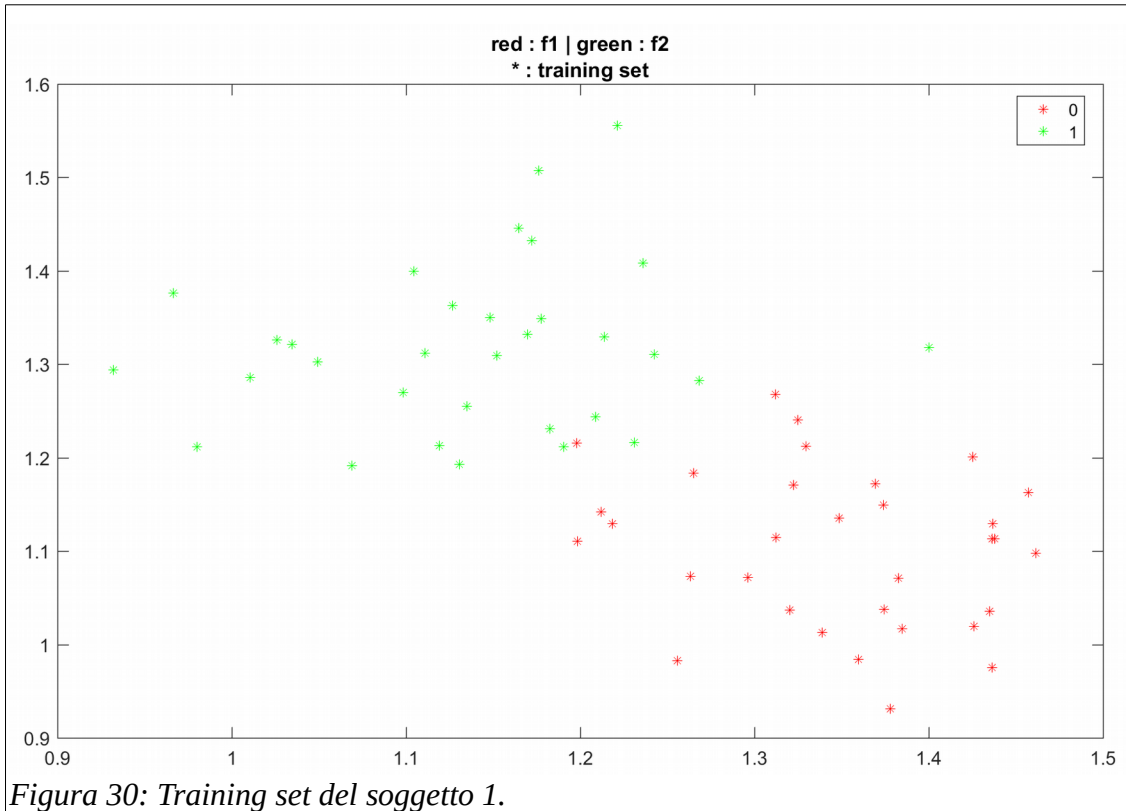
- sebbene il feedback sia fornito attraverso un processo dotato di memoria (viene ritornata visivamente la classe più restituita nel set corrente), l'output di interesse, cioè la classificazione, è senza memoria - come richiesto dalla condizione 1;
- le condizioni 2 e 4 sono soddisfatte dalla costruzione stessa del sistema, che prevede due sole scelte;
- la condizione 3 è sostanzialmente impossibile da rispettare in questo contesto, tuttavia il suo soddisfacimento è stato massimizzato con il particolare metodo di estrazione delle features descritto nel paragrafo 3.3.2 .

Si nota che la modalità "Free mode" non è valutabile con l'ITR, poiché non è definibile un'accuratezza (non ci sono label di riferimento).

## 4.4 Risultati

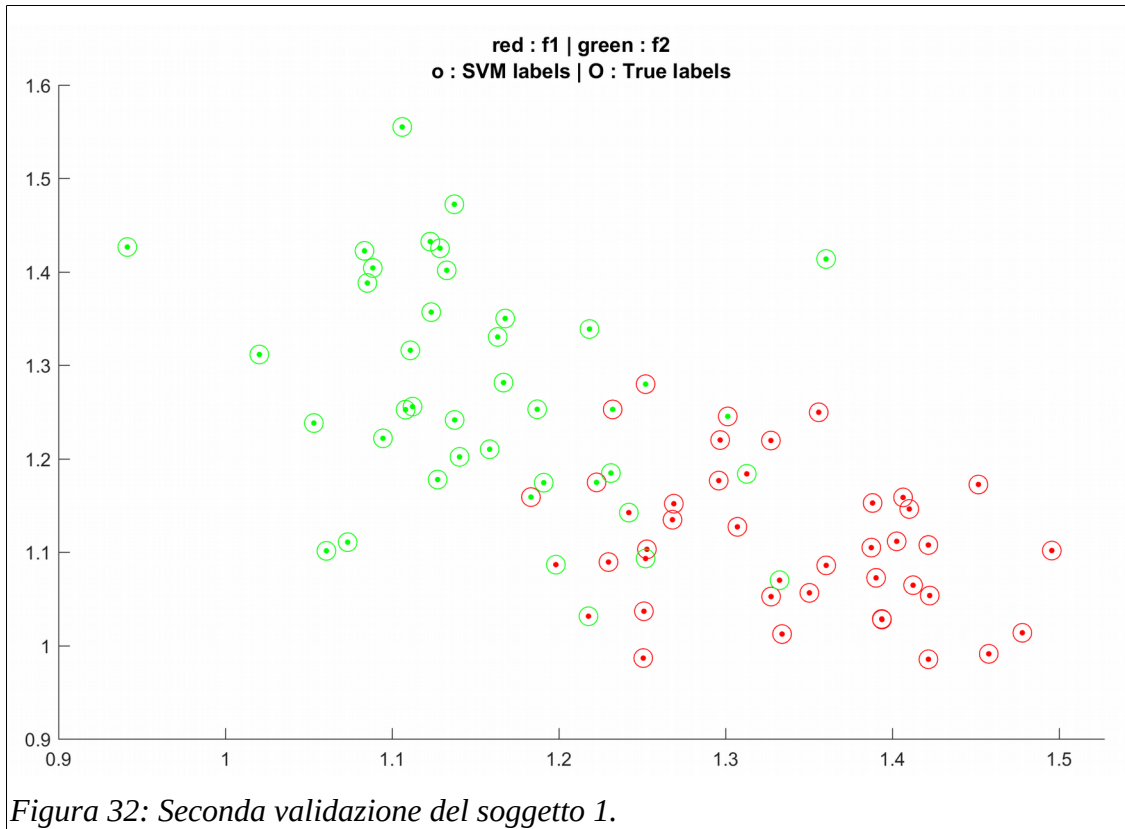
Si mostrano di seguito i grafici di training e di validazione dei 4 soggetti, correlati alle performance ottenute. Al termine dei grafici, una tabella con le performance medie complessive permetterà uno sguardo d'insieme sulla validazione. Seguirà un paragrafo di discussione.

# SOGGETTO 1

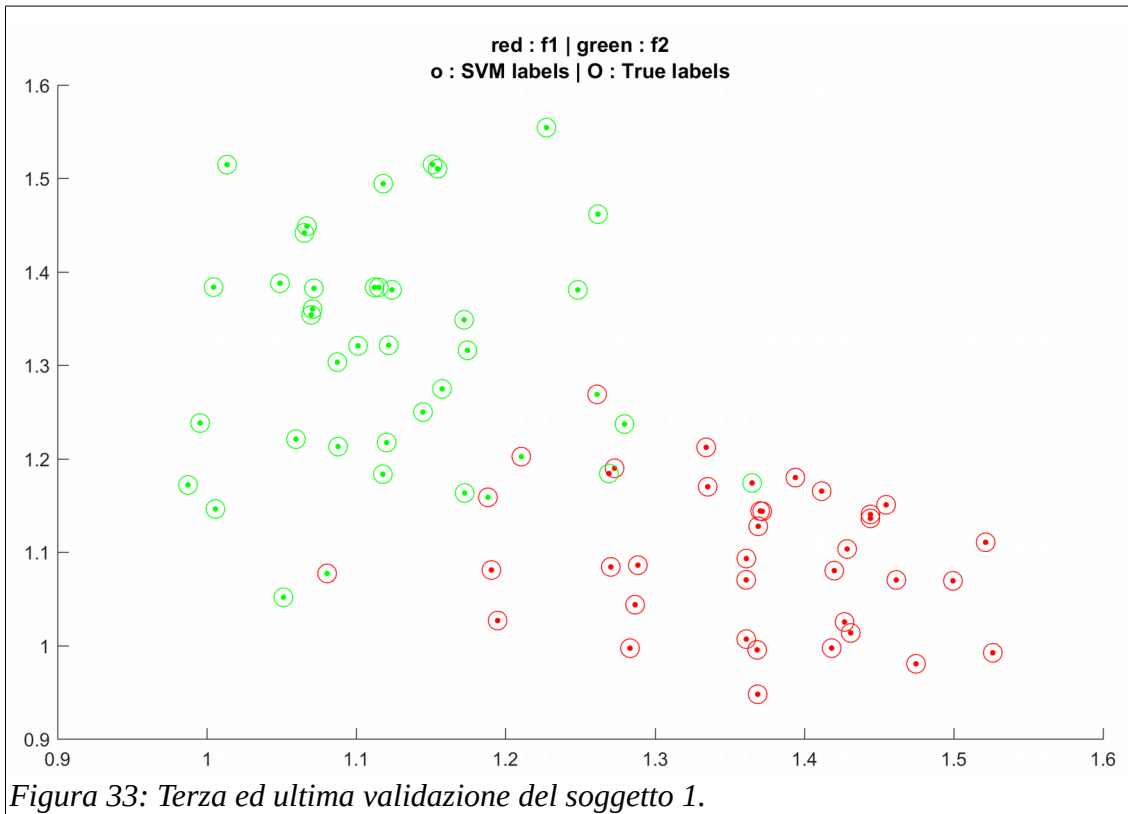


P = 90.28 %

ITR = 21.59 bits/min

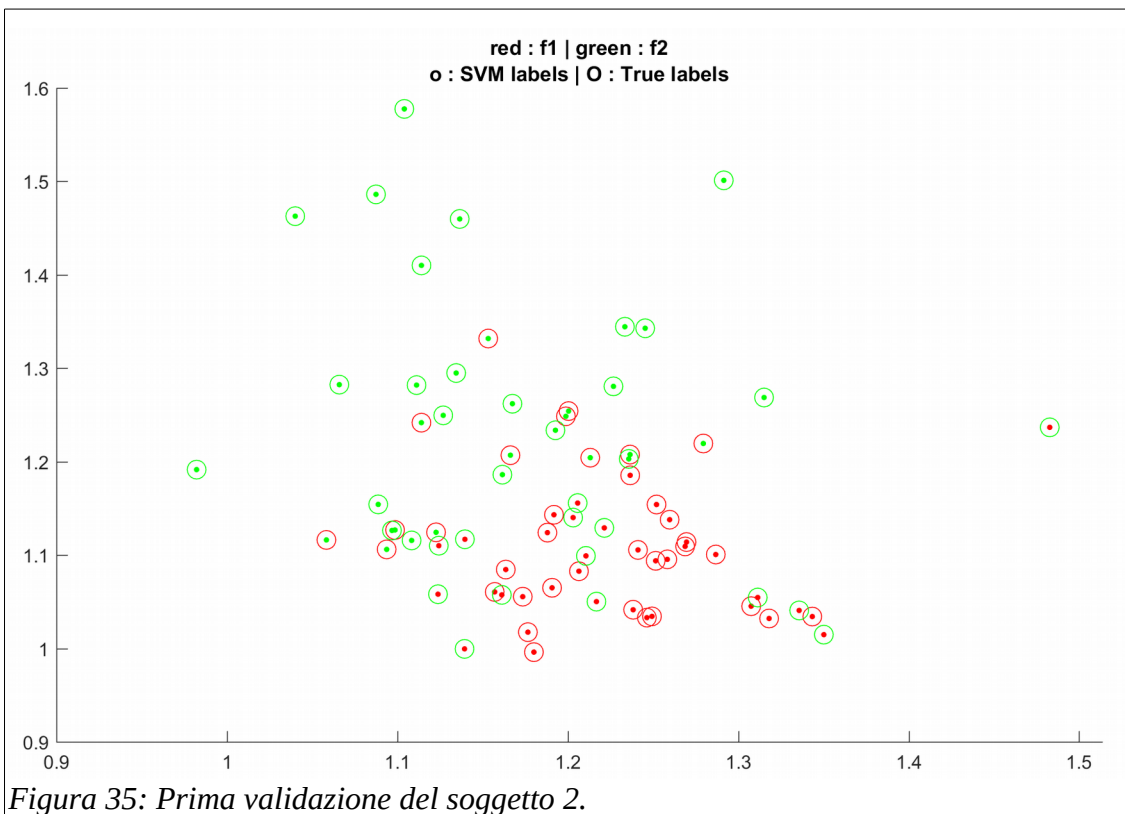
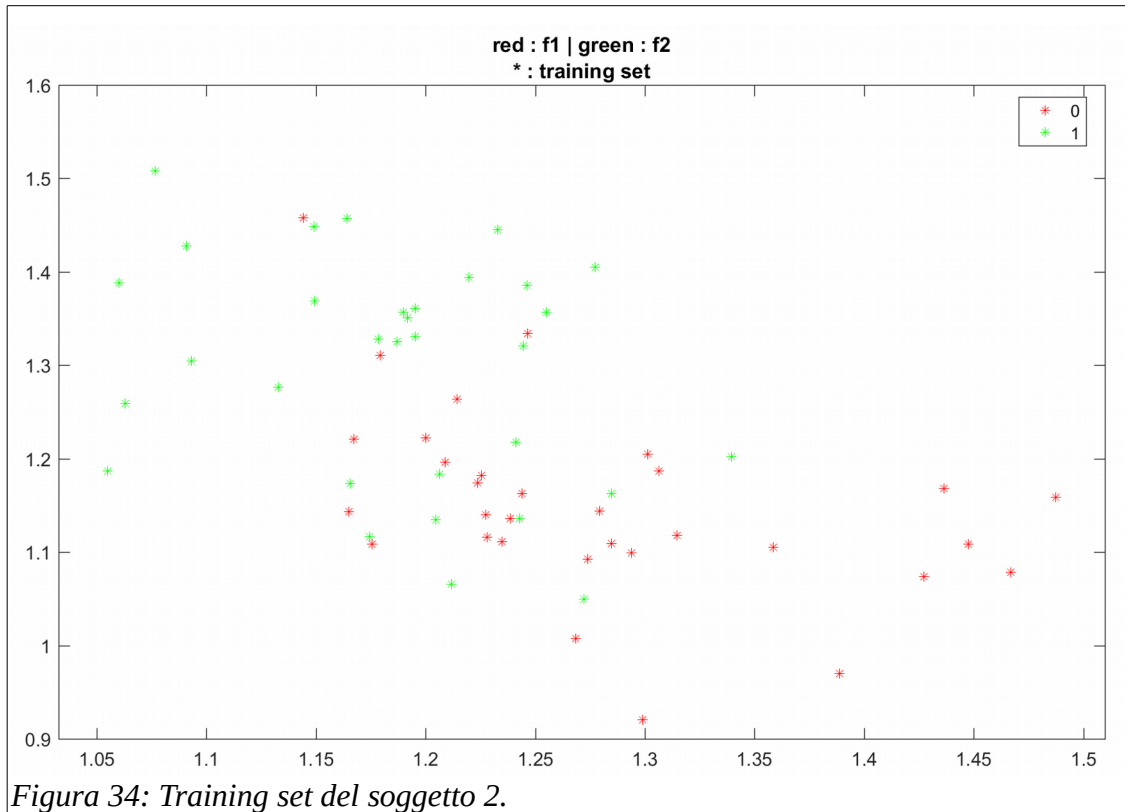


P = 84.72 %	ITR = 15.33 bits/min
-------------	----------------------



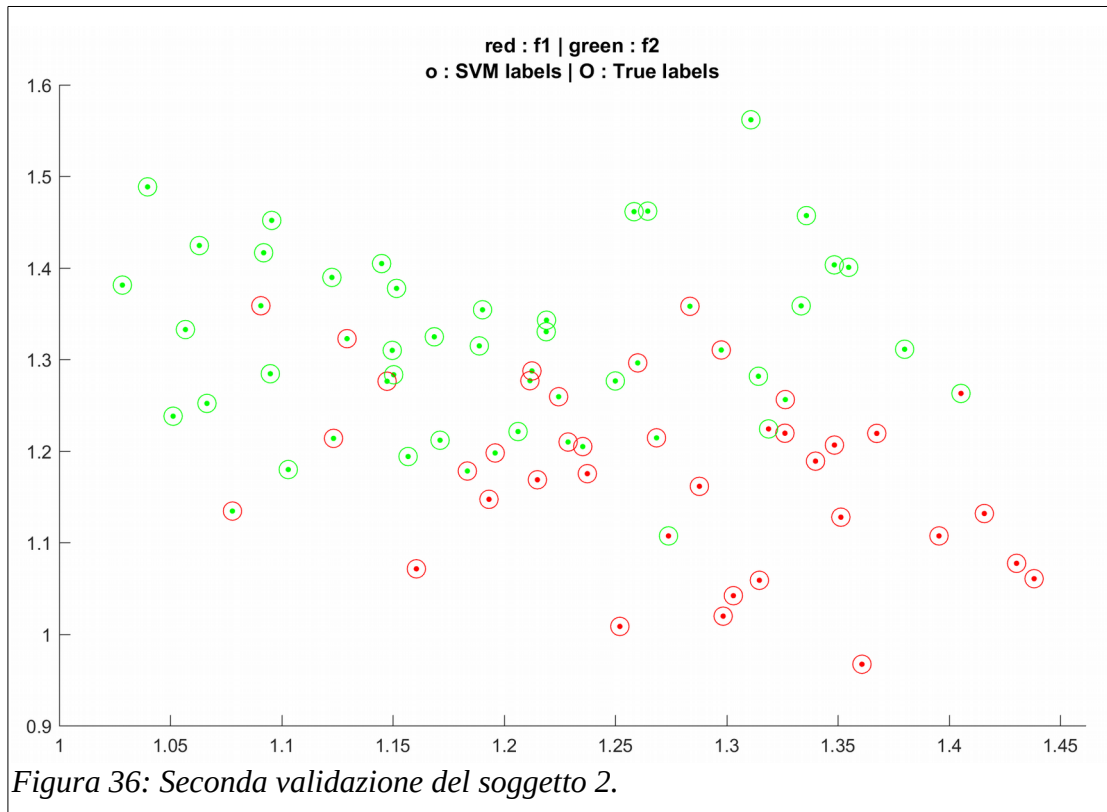
P = 91.67 %	ITR = 23.45 bits/min
-------------	----------------------

## SOGGETTO 2



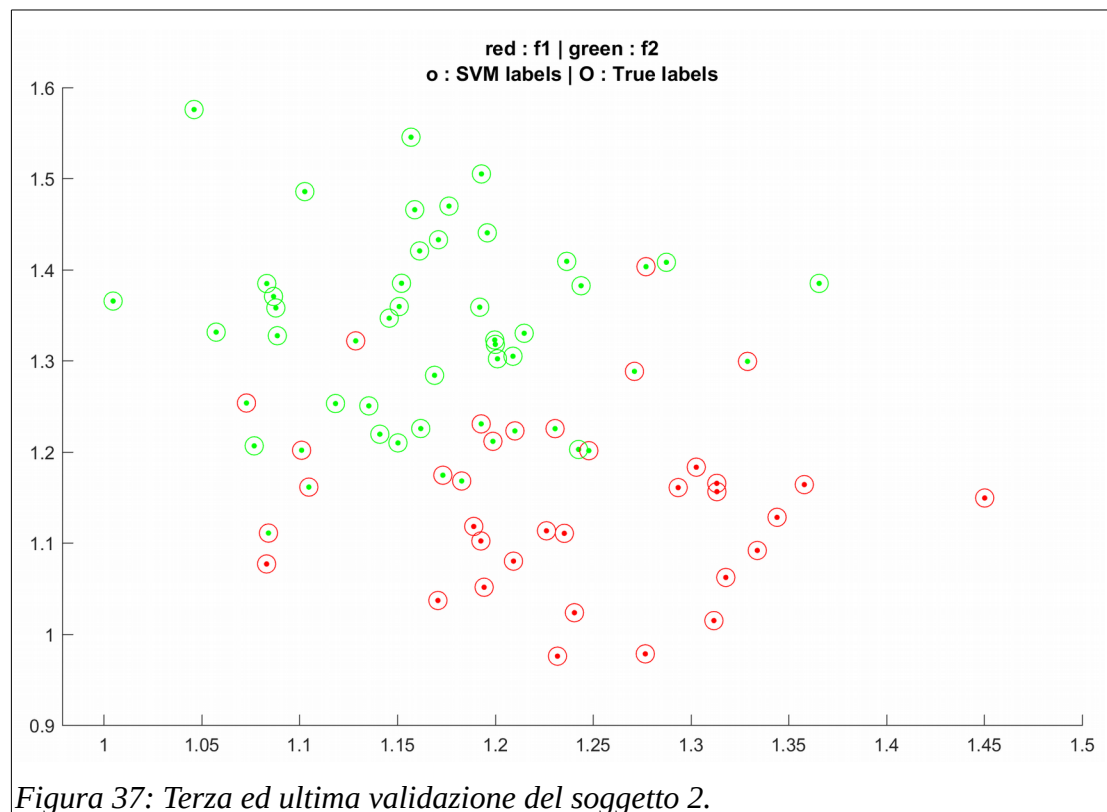
P = 63.89 %

ITR = 2.26 bits/min



P = 72.22 %

ITR = 5.90 bits/min





P = 79.17 %

ITR = 10.47 bits/min

### SOGGETTO 3

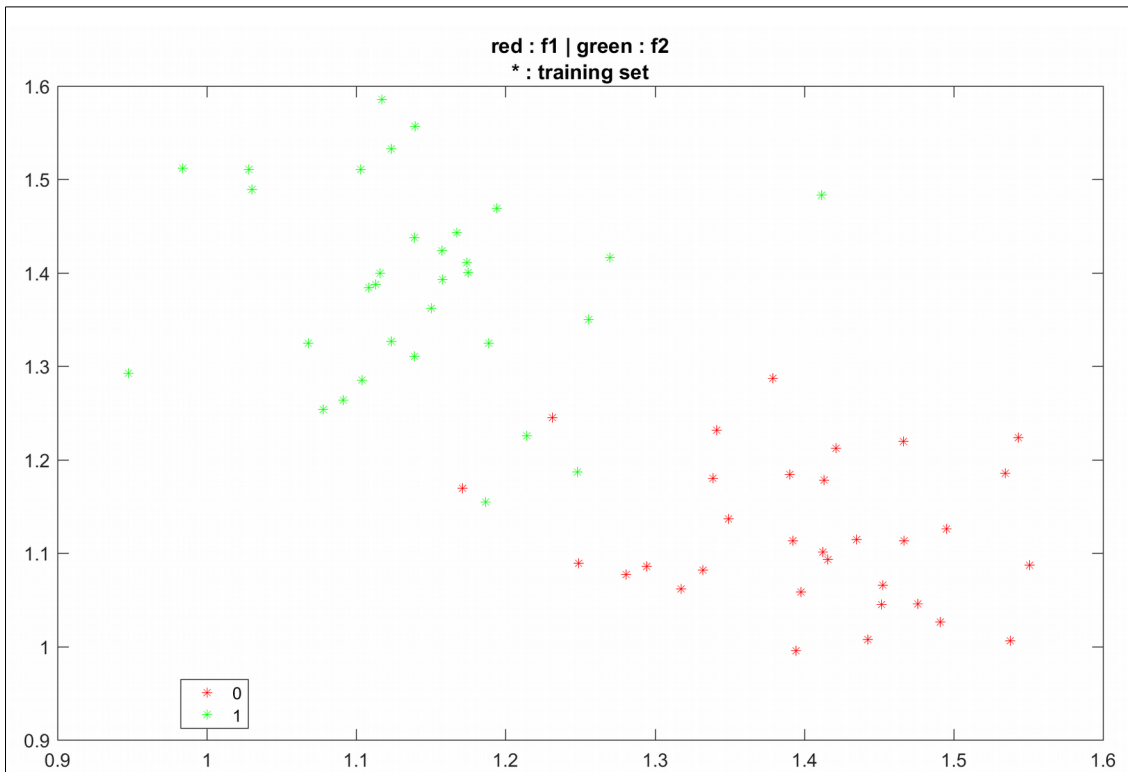


Figura 38: Training set del soggetto 3.

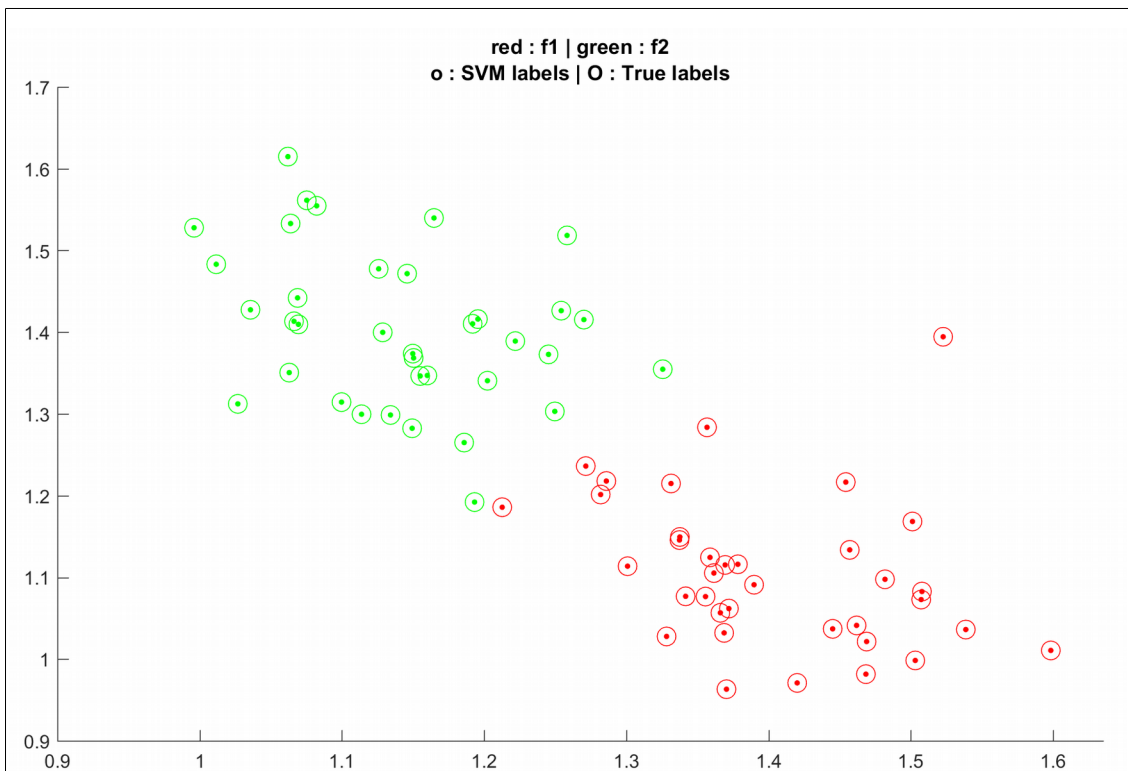


Figura 39: Prima validazione del soggetto 3.

P = 100.00 %

ITR = 40.00 bits/min

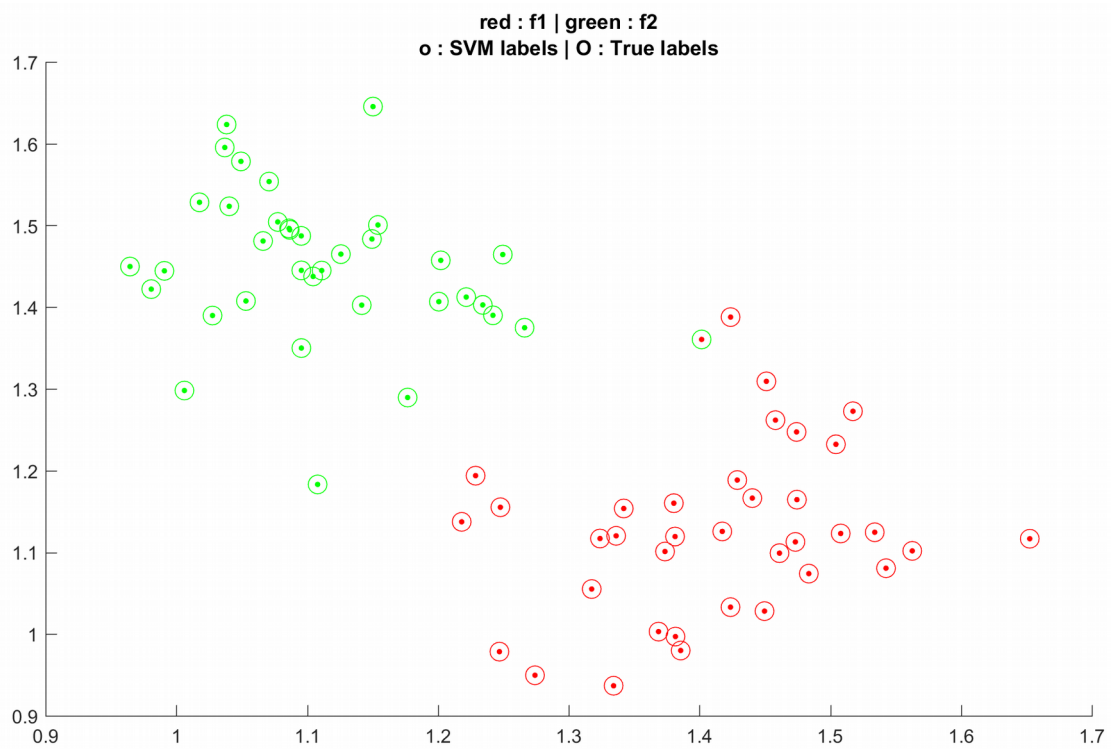


Figura 40: Seconda validazione del soggetto 3.

P = 98.61 %

ITR = 35.78 bits/min

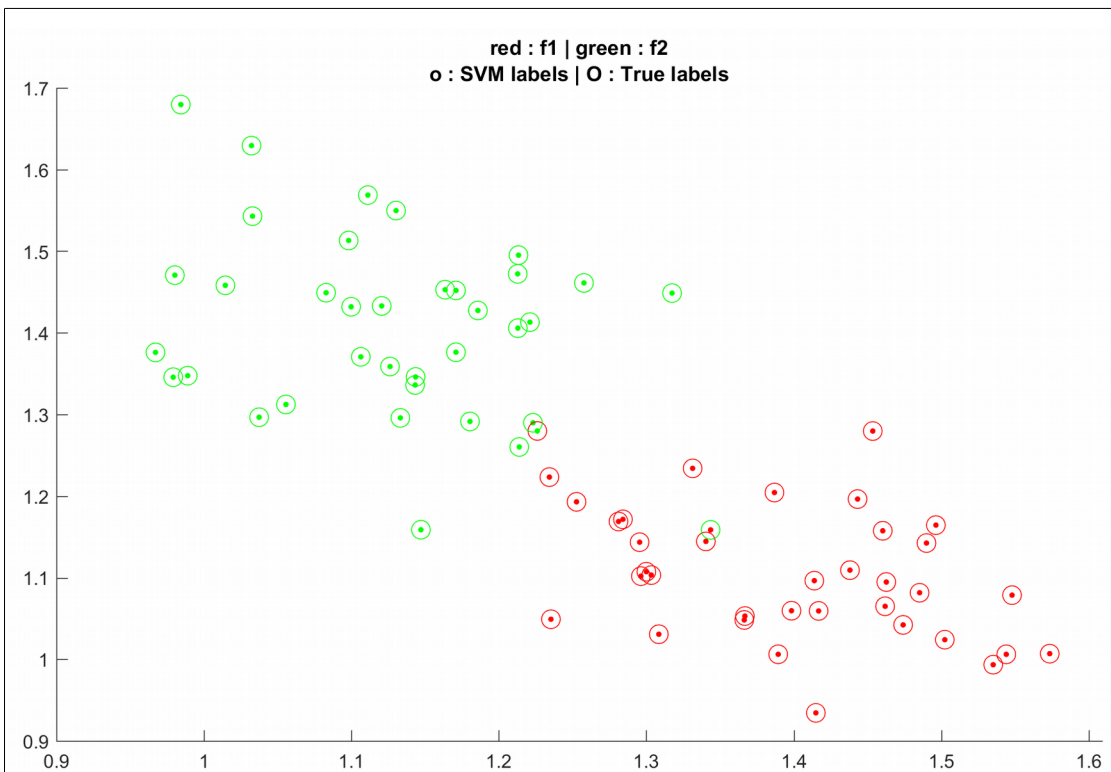


Figura 41: Terza ed ultima validazione del soggetto 3.

P = 97.22 %

ITR = 32.68 bits/min

### SOGGETTO 4

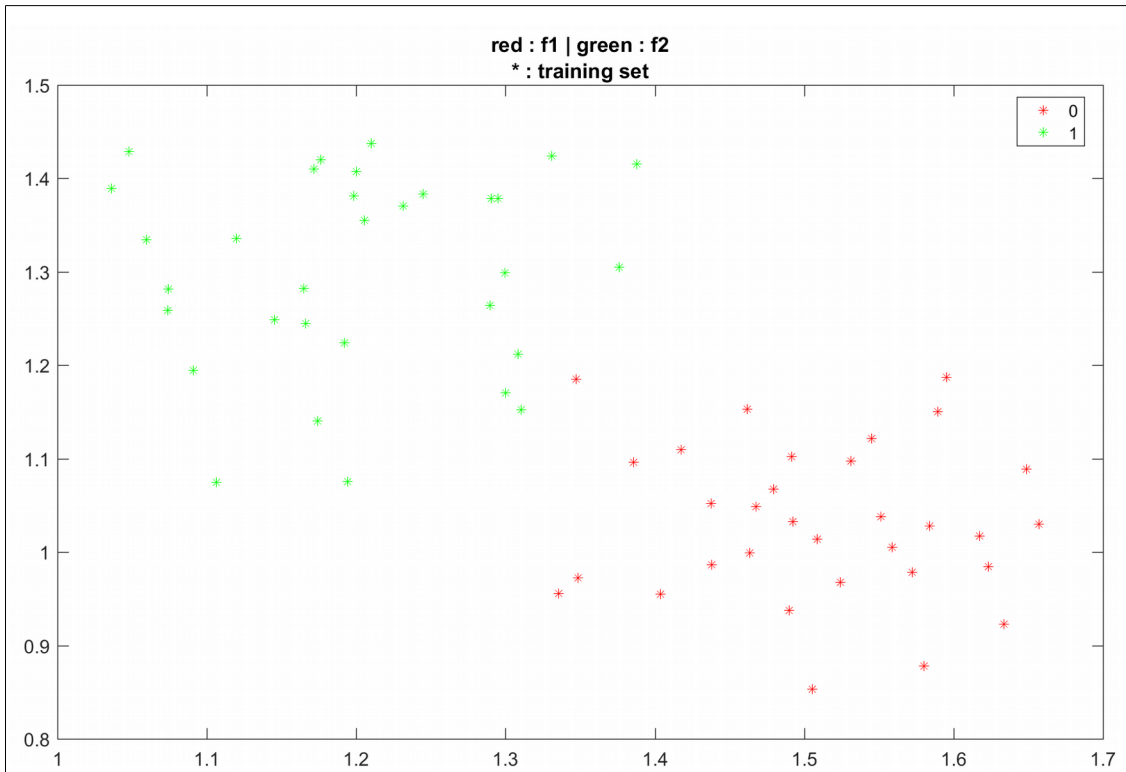


Figura 42: Training set del soggetto 4.

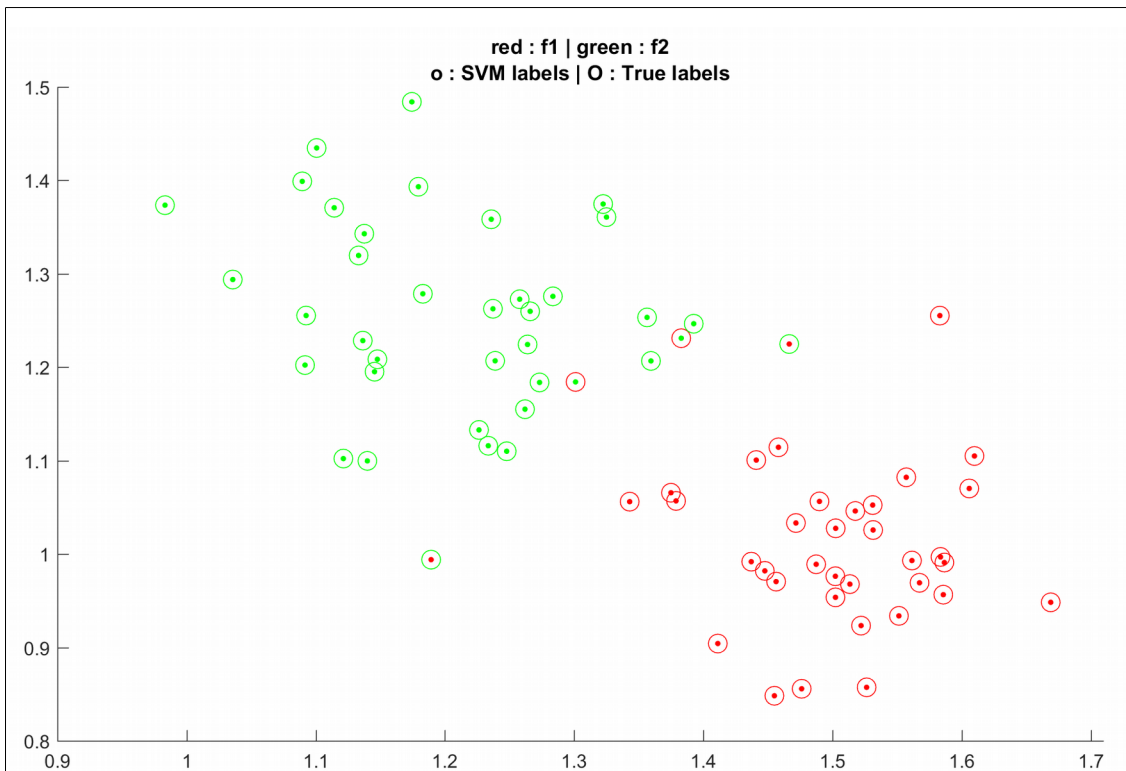
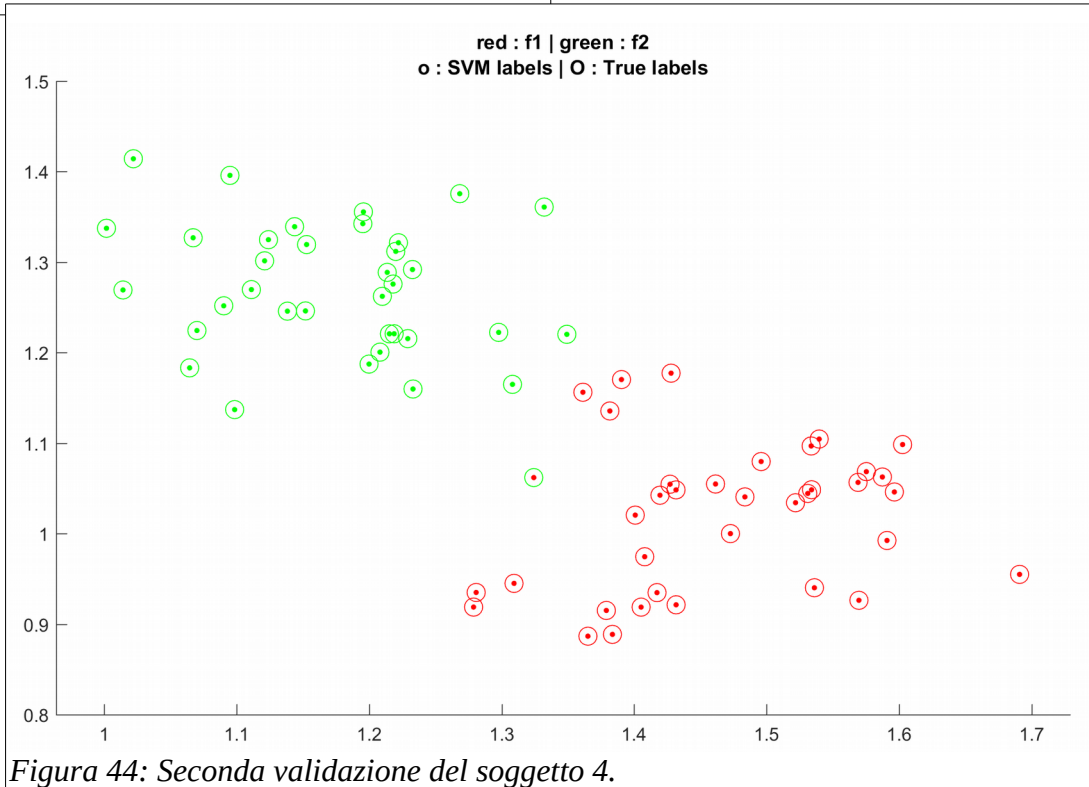


Figura 43: Prima validazione del soggetto 4.

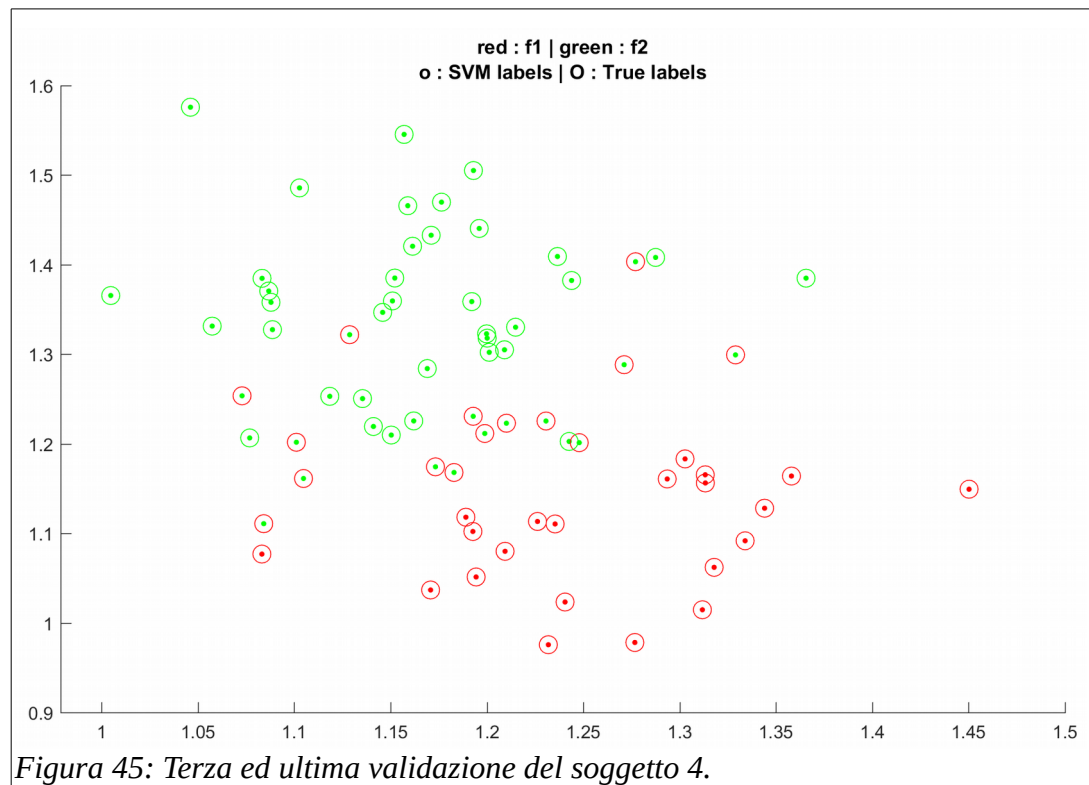
P = 94.44 %

ITR = 27.62 bits/min



P = 98.61 %

ITR = 35.78 bits/min



P = 97.22 %	ITR = 32.68 bits/min
-------------	----------------------

### PERFORMANCE COMPLESSIVA

Soggetto	Accuratezza media (%)	ITR medio ( bits/min )
<b>S1</b>	88.89	20.12
<b>S2</b>	71.76	6.21
<b>S3</b>	98.61	36.15
<b>S4</b>	96.76	32.03
<b>MEDIA TOTALE</b>	89.01 ( <i>mediana: 92.83</i> )	23.63 ( <i>mediana: 26.07</i> )

**Chance level al 5 % = 61.24 %** (paragrafo 4.3.1)

Tutte le prove sono significative al 5 % con uno scarto minimo del 2.65 % e medio del 27.77 % .

## 4.5 Discussione

La performance complessiva del sistema si presenta ottima, con il solo soggetto 2 che ha presentato una performance complessiva molto lontana dalla media degli altri. Nella Figura 34, che rappresenta il training set del soggetto appena citato, si può vedere chiaramente una separabilità bassissima dei punti, ben distante da quella ottenuta in tutti gli altri training set (Figure 30, 38 e 42): si può ipotizzare che questo abbia impedito al classificatore di apprendere correttamente la differenza tra le due classi nel soggetto. Nello stesso utente si può tuttavia vedere un fatto positivo, ossia un probabile apprendimento nel corso della sperimentazione: le accuratze infatti crescono durante la sperimentazione, partendo da un valore poco al di sopra dello chance level per arrivare vicino all'80%. L'ultimo grafico, nella Figura 37, presenta una distribuzione ben più separabile dei primi due – tuttavia il risultato è stato invalidato dal classificatore male addestrato, che ha posto troppo in basso la retta di separazione delle classi (Figura 46)

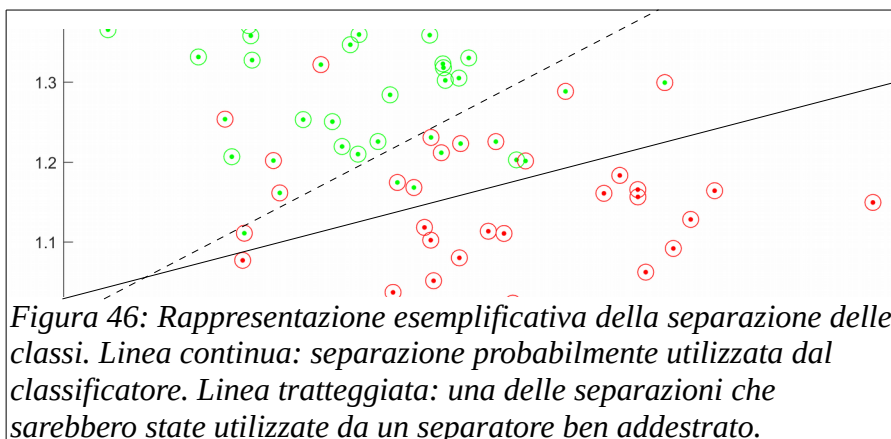


Figura 46: Rappresentazione esemplificativa della separazione delle classi. Linea continua: separazione probabilmente utilizzata dal classificatore. Linea tratteggiata: una delle separazioni che sarebbero state utilizzate da un separatore ben addestrato.

Dal lato opposto in termini di performance si trova la prima validazione del soggetto 3, mostrata nella Figura 39: qui i punti sono separabili al punto che è possibile trovare ad occhio una retta separatrice dell'insieme. Si può notare quanto la distribuzione dei punti ottenuta sia simile a quella del training set del soggetto, molto separabile malgrado due punti “fuori posto”: questa coerenza è evidentemente alla base della corretta collocazione della retta rispetto ai set individuati durante le tre validazioni (con particolare rilevanza della prima). Nella Figura 47 si mostra un confronto tra i grafici del training set e della migliore validazione nei casi del soggetto 2 e del soggetto 3, dove è possibile apprezzare la maggior separabilità e coerenza alla base della notevole performance del secondo.

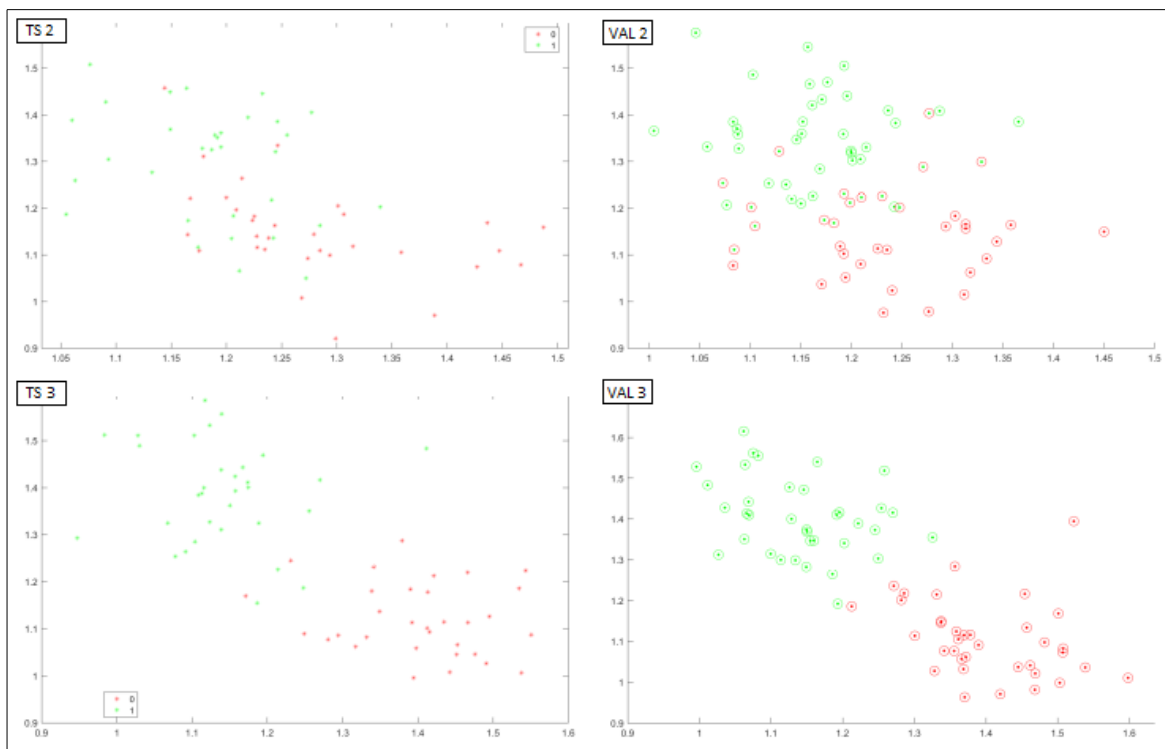


Figura 47: Confronto dei training set e delle migliori validazioni del soggetto 2 (il peggiore del test) e il soggetto 3 (il migliore). Si noti la maggior coerenza tra le distribuzioni del training set e della validazione del soggetto 3 rispetto al soggetto 2.

Per concludere, si comparano le performance della BCI sviluppata con la più recente BCI SSVEP-based a 2 scelte trovata in letteratura [27]:

	ITR (bits/min)	Accuratezza ( % )	T di classificazione
Sviluppata	max = 40.00 media = 23.63	max = 100.00 media = 89.01	1.5 s
Riferimento	max = 10.30 media = $X$	max = 89.50 media = $X$	3 s

La BCI sviluppata risulta più veloce di quella di riferimento.

Si nota che, a causa dell'alto SNR degli SSVEP, è poco significativo confrontare diverse BCI in termini di accuratezza. E' tuttavia importante comparare gli ITR: esso è infatti indicatore della velocità di acquisizione ed è dipendente dall'accuratezza in modo logaritmico, quindi punisce molto le grandi variazioni di performance; un ITR medio di alto valore indica quindi una buona velocità ed anche una significativa stabilità.

Non è stato possibile confrontare la BCI costruita con modelli più recenti di quello citato (del 2005) poiché tutte le implementazioni attuali prevedono più di due classi, alzando quindi l'ITR a prescindere dalla velocità di classificazione e dall'accuratezza. Uno degli ultimi studi in materia è riuscito ad ottenere un ITR massimo di 124 bits/min e medio di 61.70 bits/min utilizzando un paradigma a 4 classi con tempi di classificazione ottimizzati sull'utente [28]. Poiché tuttavia il sistema implementato è facilmente scalabile, l'ottima performance ottenuta rispetto alla BCI di confronto fa sperare in risultati altrettanto buoni con tempi di classificazione ridotti ed un numero più alto di scelte.

# Conclusioni

I risultati ottenuti, statisticamente validi anche nel caso peggiore, dimostrano che l'obiettivo di sviluppare una BCI SSVEP-based è stato raggiunto con successo.

Gli algoritmi implementati sembrano fornire un'alternativa molto promettente ai sistemi classicamente sviluppati: la BCI costruita si è infatti dimostrata in media più veloce e precisa dell'interfaccia più recente con cui è stato possibile comparare le metriche (cioè basata sulla stessa tecnica di stimolazione e a due sole scelte), raggiungendo un Information Transfer Rate medio di 23.63 bits/min contro uno massimo di 10.30 bits/min. Si evidenzia il fatto che il sistema potrebbe essere persino più veloce, poiché il tempo di classificazione è stato tenuto più alto del necessario per scelta di validazione.

La criticità del sistema, evidenziata dalla validazione con accuratezza peggiore (63.89 %), è una certa instabilità del classificatore al fronte di frequenze di stimolazione “inadatte” all'utente: una implementazione futura potrebbe prevedere un protocollo di selezione delle migliori frequenze di stimolo, ad esempio basandosi sul probabile legame tra la distribuzione di ampiezza degli SSVEP ed il ritmo alfa del soggetto (paragrafo 1.3)

Un importante futuro sviluppo della BCI potrebbe essere inoltre l'introduzione di un sistema di stimolazione software con un numero di bersagli arbitrario, così da aumentare la versatilità del sistema ed al contempo la sua portabilità, non dipendendo più da stimolatori a LED. Un lato negativo di una simile aggiunta sarebbe l'impossibilità di produrre stimoli a qualsiasi frequenza con una precisione adeguata, dovendo dipendere dal refresh dello schermo; recenti studi hanno tuttavia evidenziato delle tecniche di programmazione che potrebbero rimediare almeno in parte a questo problema [29].

Si fa notare infine che il raggiungimento degli obiettivi prefissati con un tal grado di successo dimostra che lo sviluppo di BCI sta diventando progressivamente più semplice ed abordabile: concorde con questa considerazione, la letteratura evidenzia un crescente tentativo di commercializzazione di interfacce low-cost indossabili [30]. In quest'ottica, un futuro sviluppo di questo sistema potrebbe riguardare la sostituzione dell'EEG impiegato con una piattaforma a basso prezzo ed alta portabilità, ad esempio il dispositivo open-source OpenBCI [31].



# Bibliografia

- [1] G. Buzsáki, C. A. Anastassiou, e C. Koch, «The origin of extracellular fields and currents — EEG, ECoG, LFP and spikes», *Nat. Rev. Neurosci.*, vol. 13, n. 6, pagg. 407–420, giu. 2012.
- [2] J. Le e A. Gevins, «Method to reduce blur distortion from EEG's using a realistic head model», *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, n. 6, pagg. 517–528, giu. 1993.
- [3] F.-B. Vialatte, M. Maurice, J. Dauwels, e A. Cichocki, «Steady-state visually evoked potentials: focus on essential paradigms and future perspectives», *Prog. Neurobiol.*, vol. 90, n. 4, pagg. 418–438, apr. 2010.
- [4] V. Mondini, «Sviluppo di un sistema bci eeg-based per il controllo del movimento di un modello di arto superiore», Tesi di laurea, 2015.
- [5] A. Fabbri, «Studio degli effetti della stimolazione transcranica a corrente diretta (tdcs) sui potenziali evocati visivi steady state», Tesi di laurea, 2014.
- [6] P. Zhang, K. Jamison, S. Engel, B. He, e S. He, «Binocular rivalry requires visual attention», *Neuron*, vol. 71, n. 2, pagg. 362–369, lug. 2011.
- [7] S. Walter, C. Quigley, S. K. Andersen, e M. M. Mueller, «Effects of overt and covert attention on the steady-state visual evoked potential», *Neurosci. Lett.*, vol. 519, n. 1, pagg. 37–41, giu. 2012.
- [8] E. E. Sutter, «The visual evoked response as a communication channel», in *Proceedings of the IEEE Symposium on Biosensors*, 1984, pagg. 95–100.
- [9] M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun, e K. S. Jones, «Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response», *IEEE Trans. Rehabil. Eng. Publ. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 8, n. 2, pagg. 211–214, giu. 2000.
- [10] X. Gao, D. Xu, M. Cheng, e S. Gao, «A BCI-based environmental controller for the motion-disabled», *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, n. 2, pagg. 137–140, giu. 2003.
- [11] D. Zhu, J. Bieger, G. Garcia Molina, e R. M. Aarts, «A Survey of Stimulation Methods Used in SSVEP-Based BCIs», *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2010, 2010.
- [12] P. M. Vasquez, H. Bakardjian, M. Vallverdu, e A. Cichocki, «Fast Multi-command SSVEP Brain Machine Interface without Training», in *Artificial Neural Networks - ICANN 2008*, V. Kůrková, R. Neruda, e J. Koutník, A c. di Springer Berlin Heidelberg, 2008, pagg. 300–307.
- [13] S. Amiri, A. Rabbi, L. Azinfar, e R. Fazel-Rezai, «A Review of P300, SSVEP, and Hybrid P300/SSVEP Brain- Computer Interface Systems», in *Brain-Computer Interface Systems - Recent Progress and Future Prospects*, R. Fazel-Rezai, A c. di InTech, 2013.
- [14] D. Zhang, A. Maye, X. Gao, B. Hong, A. K. Engel, e S. Gao, «An independent brain-computer interface using covert non-spatial visual selective attention», *J. Neural Eng.*, vol. 7, n. 1, pag. 16010, 2010.
- [15] R. S. Fisher, G. Harding, G. Erba, G. L. Barkley, e A. Wilkins, «Photic- and Pattern-induced Seizures: A Review for the Epilepsy Foundation of America Working Group», *Epilepsia*, vol. 46, n. 9, pagg. 1426–1441, set. 2005.
- [16] J.-H. Lim, H.-J. Hwang, C.-H. Han, K.-Y. Jung, e C.-H. Im, «Classification of binary intentions for individuals with impaired oculomotor function: 'eyes-closed' SSVEP-based brain-computer interface (BCI)», *J. Neural Eng.*, vol. 10, n. 2, pag. 26021, 2013.
- [17] J. Ding, «Attentional Modulation of SSVEP Power Depends on the Network Tagged by the Flicker Frequency», *Cereb. Cortex*, vol. 16, n. 7, pagg. 1016–1029, ott. 2005.

- [18] G. P. Krishnan, J. L. Vohs, W. P. Hetrick, C. A. Carroll, A. Shekhar, M. A. Bockbrader, e B. F. O'Donnell, «Steady state visual evoked potential abnormalities in schizophrenia», *Clin. Neurophysiol.*, vol. 116, n. 3, pagg. 614–624, mar. 2005.
- [19] V. E. Amassian, R. Q. Cracco, P. J. Maccabee, J. B. Cracco, A. Rudell, e L. Eberle, «Suppression of visual perception by magnetic coil stimulation of human occipital cortex», *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Potentials Sect.*, vol. 74, n. 6, pagg. 458–462, nov. 1989.
- [20] Z. Lin, C. Zhang, W. Wu, e X. Gao, «Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs», *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, n. 6, pagg. 1172–1176, giu. 2007.
- [21] Q. Wei, M. Xiao, e Z. Lu, «A Comparative Study of Canonical Correlation Analysis and Power Spectral Density Analysis for SSVEP Detection», in *2011 International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*, 2011, vol. 2, pagg. 7–10.
- [22] G. Hakvoort, B. Reuderink, e M. Obbink, «Comparison of PSDA and CCA detection methods in a SSVEP-based BCI-system», *ResearchGate*, gen. 2011.
- [23] D. Mattera e S. Haykin, «Advances in Kernel Methods», B. Schölkopf, C. J. C. Burges, e A. J. Smola, A c. di Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1999, pagg. 211–241.
- [24] I. Volosyak, H. Cecotti, e A. Gräser, «Impact of Frequency Selection on LCD Screens for SSVEP Based Brain-Computer Interfaces», in *Bio-Inspired Systems: Computational and Ambient Intelligence*, J. Cabestany, F. Sandoval, A. Prieto, e J. M. Corchado, A c. di Springer Berlin Heidelberg, 2009, pagg. 706–713.
- [25] G. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brunner, R. Leeb, e G. Pfurtscheller, «Better than random: A closer look on BCI results.», *Int. J. Bioelectromagn.*, vol. 10, n. EPFL-ARTICLE-164768, pagg. 52–55, 2008.
- [26] P. Yuan, X. Gao, B. Allison, Y. Wang, G. Bin, e S. Gao, «A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces», *J. Neural Eng.*, vol. 10, n. 2, pag. 26014, apr. 2013.
- [27] E. C. Lalor, S. P. Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. B. Reilly, e G. McDarby, «Steady-state VEP-based Brain-computer Interface Control in an Immersive 3D Gaming Environment», *EURASIP J Appl Signal Process*, vol. 2005, pagg. 3156–3164, gen. 2005.
- [28] I. Volosyak, «SSVEP-based Bremen-BCI interface—boosting information transfer rates», *J. Neural Eng.*, vol. 8, n. 3, pag. 36020, 2011.
- [29] M. Nakanishi, Y. Wang, Y.-T. Wang, Y. Mitsukura, e T.-P. Jung, «Generating Visual Flickers for Eliciting Robust Steady-State Visual Evoked Potentials at Flexible Frequencies Using Monitor Refresh Rate», *PLOS ONE*, vol. 9, n. 6, pag. e99235, giu 2014.
- [30] F. Carrino, J. Dumoulin, E. Mugellini, O. A. Khaled, e R. Ingold, «A self-paced BCI system to control an electric wheelchair: Evaluation of a commercial, low-cost EEG device», in *2012 ISSNIP Biosignals and Biorobotics Conference: Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC)*, 2012, pagg. 1–6.
- [31] A. F. Azocar, «Evaluation of the OpenBCI Neural Interface for Controlling a Quadrotor Simulation», Texas A&M University, 2015.