



*Consiglio Nazionale delle Ricerche
Istituto di Calcolo e Reti ad Alte Prestazioni*

State of the Art of EEG-Based Brain-Computer Interface Systems: A Technical Report on Devices, Applications, Signal Processing, and Classification Algorithms

Luigi Rizzo, Massimo Micieli

RT-ICAR-CS-25-08

Giugno 2025



Consiglio Nazionale delle Ricerche, Istituto di Calcolo e Reti ad Alte Prestazioni (ICAR)

– Sede di Cosenza, Via P. Bucci 8-9C, 87036 Rende, Italy, URL: www.icar.cnr.it

– Sezione di Napoli, Via P. Castellino 111, 80131 Napoli, URL: www.icar.cnr.it

– Sezione di Palermo, Via Ugo La Malfa, 153, 90146 Palermo, URL: www.icar.cnr.it

Sommario

Premessa	3
1. Dispositivi EEG commerciali	4
2. Stato dell'arte delle applicazioni BCI EEG-Based	4
3. Applicazioni basate su ERD/ERS	6
3.1. <i>Reducing Sensors in Mental Imagery Based Cognitive Task for Brain Computer Interface</i>	7
3.2. <i>Artificial Neural Network Classification of Motor-Related EEG: An Increase in Classification Accuracy by Reducing Signal Complexity</i>	9
3.3. <i>Brain-Computer-Interface-Based Smart-Home Interface by Leveraging Motor Imagery Signals</i>	10
3.4. <i>Motor Imagery Approach for BCI Game Development</i>	12
3.5. <i>Machine Learning Approach for the Classification of EEG Signals of Multiple Imagery Tasks</i>	13
3.6. <i>EEG Conformer: Convolutional Transformer for EEG Decoding and Visualization</i>	14
4. Applicazioni basate su Segnali Evocati (SSVEP, P300)	15
4.1. <i>Remote Control the Drone with SSVEP</i>	15
4.2. <i>A P300-Based Threshold-Free Brain Switch and Its Application in Wheelchair Control</i>	16
5. Applicazioni basate su Segnali Oculari e Blink-Based	16
5.1. <i>A Brain-Computer Interface for Controlling IoT Devices using EEG Signals</i>	17
5.2. <i>Real-Time Control System for Wheelchair of Disabled People using EEG Signal</i>	18
6. Design Ottimizzato dei Dispositivi EEG	19
6.1. <i>Design of Wearable EEG Devices Specialized for Passive Brain-Computer Interface Applications</i>	19
7. Focus su algoritmi di Deep Learning adottati nei sistemi BCI	20
7.1. <i>Deep Learning-Based Electroencephalography Analysis: A Systematic Review</i>	20
8. Focus su Applicazioni Mental/Motor Imagery e Mental States	21
Conclusioni	24
Bibliografia	26

Premessa

Le interfacce cervello-computer (BCI, Brain-Computer Interface) rappresentano una tecnologia in forte sviluppo, capace di abilitare nuove modalità di interazione uomo-macchina attraverso la decodifica dell'attività neurale. In particolare, le BCI basate su segnali elettroencefalografici (EEG) offrono soluzioni non invasive, economiche e portabili per molteplici ambiti applicativi, dalla riabilitazione neurologica al controllo di dispositivi smart.

L'obiettivo di questo rapporto è esplorare i principali filoni di ricerca e applicazione delle BCI EEG-based, analizzando in dettaglio studi accademici rappresentativi, metodologie di elaborazione del segnale, tecniche di classificazione e implementazioni pratiche.

Dopo una descrizione delle principali soluzioni presenti in commercio di caschetti EEG, si entrerà nel dettaglio dello stato dell'arte della ricerca in tale ambito, con l'analisi dei lavori selezionati come più rappresentativi, in grado di abbracciare i diversi campi di applicazione e le diverse strategie adottate per i sistemi BCI. In particolare, tale analisi riguarderà le seguenti categorie principali:

- Imagery mentale/motoria
- Segnali evocati (SSVEP, P300)
- Controllo tramite blinking oculare
- Design ottimizzato di dispositivi wearable
- Deep learning per classificazione EEG

Questo lavoro è stato reso possibile grazie alle attività realizzate nell'ambito dei progetti:

- “SoBigData.it – Strengthening the Italian RI for Social Mining and Big Data Analytics”, finanziato dall'Unione Europea – NextGenerationEU – National Recovery and Resilience Plan (Piano Nazionale di Ripresa e Resilienza, PNRR) – Prot. IR0000013 – Avviso n. 3264 del 28/12/2021;
- “COCOWEARS - A framework for Continuum COmputing WEARable Systems”, finanziato dall'Unione Europea – Next Generation EU, Missione 4 Componente 1 – the Italian Ministry of University and Research, PRIN 2022, grant n. 2022T2XNJE, CUP B53D23013190006.

1. Dispositivi EEG commerciali

Tra i principali caschetti EEG indossabili per applicazioni BCI presenti in commercio vi sono: l'Emotiv EPOC X, l'Emotiv Insight, l'InteraXon Muse 2 e il BitBrain Diadem. Questi caschetti rappresentano una nuova generazione di soluzioni consumer-grade caratterizzate da un numero ridotto di canali (tra 4 e 14) rispetto agli standard clinici (fino a 74 elettrodi nel sistema 10-10).

Il loro successo risiede principalmente nella portabilità, facilità d'uso, e costi contenuti, che li rendono ideali per applicazioni BCI non cliniche come neuromarketing, neurocinematica, neuroeducazione, monitoraggio del sonno, valutazioni sensoriali, controllo di dispositivi.

Tuttavia, questi caschetti presentano alcune limitazioni funzionali, soprattutto per quanto riguarda le applicazioni motorie e imagery: in particolare, la mancanza degli elettrodi C3, Cz e C4, noti per essere ottimali nella rilevazione dei fenomeni ERD/ERS legati alla corteccia motoria. Di conseguenza, gli studi che utilizzano questi dispositivi per l'analisi dell'imagery mentale o motoria devono rielaborare le informazioni da altri elettrodi disponibili, ricorrendo spesso a tecniche avanzate di filtraggio spaziale o selezione delle caratteristiche per compensare la mancanza dei segnali corticali centrali.

L'impiego diffuso di questi caschetti dimostra comunque che, se adeguatamente trattati, anche segnali EEG ottenuti da posizionamenti non ottimali possono contribuire efficacemente alla realizzazione di interfacce neurali robuste e funzionali in contesti real-time e distribuiti.

Dispositivo	N. Canali EEG	Posizionamento elettrodi (Sistema 10-20)	Note
Emotiv EPOC X	14	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4	Ampia copertura frontale, temporale, parietale e occipitale; elettrodi salini idratibili
Emotiv Insight	5	AF3, AF4, T7, T8, Pz	Caschetto leggero e wireless; adatto a pBCI e monitoraggio cognitivo
InteraXon Muse 2	4	AF7, AF8, TP9, TP10	Semplice, portatile, elettrodi secchi; spesso usato per ricerca su SSVEP e imagery
BitBrain Diadem	12	Fp1, Fp2, AF7, AF8, F3, F4, P3, P4, PO7, PO8, O1, O2	Elettrodi a secco; pensato per applicazioni pBCI e neuromarketing

Tabella 1 - Principali caschetti EEG presenti in commercio

2. Stato dell'arte delle applicazioni BCI EEG-Based

Tra i vari paper scientifici individuati ed analizzati, ne sono stati selezionati ed approfonditi alcuni che potessero offrire un'ampia panoramica e casistica sui campi applicativi ed i rispettivi meccanismi adottati per l'implementazione dei sistemi Brain-Computer Interface basati su segnali elettroencefalografici.

Control Signals	Article Title	Publication Year	Application	Supported Commands	Used Electrodes	Extracted Features	EEG Signal Preprocessing	Algorithms
ERD/ERS	Reducing sensors in mental imagery based cognitive task for brain computer interface	2020	Mental imagery recognition	Left, Right, Push, Pull	Various combinations: {FC5, FC6, P7, P8, AF3, AF4}; {FC5, FC6, AF3, AF4}; {P7, P8, AF3, AF4}	Band Power (BP), Approximate Entropy (ApEn), statistical features, wavelet-based features	Artifact removal	DT, RF, SVM, KNN
	Artificial neural network classification of motor-related eeg: An increase in classification accuracy by reducing signal complexity	2018	Leg motor imagery recognition	Movement of left/right leg	Fp2, Fp1, Fp2, Fz, F3, F4, F7, F8	Difference between the values of wavelet energy associated with right leg and left leg motor imagery	Low-pass filter with cutoffs at $f_{c1} = 4\text{Hz}$ and $f_{c2} = 15\text{Hz}$	RBF, MLP, SVM-RBF with nonlinear kernel based on radial basis function
	Brain-computer-interface-based smart-home interface by leveraging motor imagery signals	2023	Motor imagery recognition for Home Automation	Two mental states: imagery right-hand and left-hand movements	AF3, F3, F7, FC5, T7, P7, O1 (Left side); AF4, F4, F8, FC6, T8, P8, O2 (Right side)	-	Band-pass filter; RCPSP filter	LDA
	Motor imagery approach for bci game development	2022	Gaming	Left/right motor imagery and eye blink	TP9, AF7, AF8, TP10	Energy of each band	Butterworth band-pass filter 8-40 Hz, Time-windows extraction; Split into 5 frequency bands	LDA
	Machine learning approach for the classification of eeg signals of multiple imagery tasks	2020	Motor Imagery and Mental Imagery tasks recognition	Eight cognitive imagery tasks: forward, backward, left, right, hungry, food, water, sleep	TP9, AF7, AF8, TP10	Absolute band powers for each channel, based on the logarithm of the PSD values	Notch filter (50-60 Hz) to filter out the power noise; Artifact removal	LR, QDA
SSVEP	Eeg conformer: Convolutional transformer for eeg decoding and visualization	2023	Motor imagery and emotion recognition	Left hand, right hand, both feet, tongue	Dataset 1: 22 electrodes Dataset 2: C3, Cz, C4 Dataset 3: 62 electrodes	-	Band-pass filter; Z-score standardization; Data Augmentation	CNN and Transformer
	Remote control the drone with ssvep	2021	Device control (drone)	Forward, backward, left turn, right turn, rise, fall	Oz	-	-	Matched filter detector
P300	A p300-based threshold-free brain switch and its application in wheelchair control	2017	Wheelchair control system	Start/Stop	Fz, Cz, P3, Pz, P4, P07, P08, Oz	P300 feature vectors	Band-pass filter (0.5-30 Hz) and normalization ($[-1, +1]$ interval)	Two SVMs
EYE-BLINK	A brain-computer interface for controlling iot devices using eeg signals	2021	Person blinks detection for IoT devices controlling	Short blinks, long blinks, no blinks	TP9, AF7, AF8, TP10	-	EEG envelope	KNN
	Real time control system for wheel chair of disabled people using eeg signal	2022	Wheelchair control system	Forward, stop, right, left	Various combinations: {AF3, AF4, FC1, FC2, P3, P4, O1, O2}; {AF3, AF4}	Power, Recursive Energy Efficiency (REE), Root Mean Square, and Logarithmic REE, all extracted through Discrete Wavelet Transform	Band-pass filter; Hann Windowing; Fast Fourier Transform	ANN
	Design of wearable eeg devices specialized for passive brain-computer interface applications	2020	Emotion, Attention, General-purpose	-	Various combinations: {AF3, AF4, FC1, FC2, P3, P4, O1, O2}; {AF3, AF4, C3, C4, P03, P04, P7, P8}	Power spectral density (PSD), differential asymmetry (DASM), rational asymmetry (RASM), Hjorth parameters (HP), Shannon entropy (SE), Hurst exponent (HE), Kolmogorov complexity (KC), higher-order cumulants (HOC), and common spatial pattern (CSP)	Band-pass filter; Artifact removal (Eye-blink rejection)	SVM, LDA, DT

Tabella 2 - Stato dell'arte dei sistemi BCI EEG-based

La Tabella 2 raccoglie quindi una serie di studi recenti che esplorano diverse applicazioni, organizzati secondo paradigmi distinti: motor/mental imagery, steady-state visually evoked potentials (SSVEP), P300, eye-blink detection e approcci di tipo passive BCI (pBCI). Per ciascun lavoro sono riportati i dettagli essenziali: anno di pubblicazione, applicazione implementata (dal gaming al controllo di dispositivi domestici e ausili per persone con disabilità), tipologia di comandi supportati, posizionamento e numero di elettrodi, caratteristiche estratte dal segnale EEG, tecniche di preprocessing e algoritmi di classificazione adottati. I contributi analizzati mostrano una forte eterogeneità metodologica: si passa da approcci basati su feature semplici (band power, energia di banda, componenti principali) a trasformazioni più sofisticate (wavelet, CSP, feature vettoriali del P300), mentre le tecniche di elaborazione spaziano da filtri notch e band-pass fino a procedure di rimozione artefatti e normalizzazioni avanzate. Sul piano algoritmico, si osserva un'evoluzione dall'uso di classificatori tradizionali (LDA, SVM, k-NN) all'adozione di modelli di deep learning (CNN, Transformer, reti neurali multilivello), a conferma della tendenza crescente a sfruttare architetture più complesse per migliorare l'accuratezza e la robustezza. Complessivamente, la tabella offre una panoramica compatta e comparativa dei diversi paradigmi BCI, evidenziando sia le specificità tecniche dei singoli studi, sia le traiettorie comuni di sviluppo tecnologico, che saranno approfondite nella descrizione dettagliata dei lavori.

In aggiunta ai lavori riportati nella tabella, verranno presentati ulteriori lavori che da un lato si focalizzano in maniera particolare sugli algoritmi di Deep Learning maggiormente adottati nei sistemi BCI e dall'altro approfondiscono ulteriormente le applicazioni in ambito Mental/Motor Imagery e Mental States.

3. Applicazioni basate su ERD/ERS

Le applicazioni basate su Event-Related Desynchronization (ERD) ed Event-Related Synchronization (ERS) rappresentano uno dei paradigmi più consolidati nelle BCI, in particolare nei compiti di motor imagery. L'ERD/ERS descrive la variazione di potenza nelle bande alfa (8–13 Hz) e beta (13–30 Hz) durante l'immaginazione o l'esecuzione reale di un movimento, fenomeno che riflette l'attivazione corticale delle aree motorie e premotorie.

Grazie a queste caratteristiche neurofisiologiche, l'ERD/ERS consente di distinguere diversi stati mentali (es. immaginazione di movimento della mano destra o sinistra, dei piedi, di compiti cognitivi specifici) utilizzando configurazioni EEG anche con un numero ridotto di canali.

Gli studi riportati in tabella mostrano come questo paradigma sia stato sfruttato in molteplici contesti:

- riconoscimento di imagery motorio per sviluppare interfacce di controllo (mani, piedi, arti superiori e inferiori);
- applicazioni cognitive e multimodali, dove il motor imagery è combinato con compiti mentali o con stimoli aggiuntivi;
- contesti applicativi reali, come il gaming, l'automazione domestica e i sistemi assistivi.

Le metodologie adottate includono sia tecniche classiche di estrazione di feature (potenza spettrale, entropia, componenti principali) che trasformazioni più complesse (wavelet, CSP), supportate da algoritmi di classificazione che spaziano da approcci lineari (LDA, SVM) fino a reti neurali artificiali e modelli deep learning come CNN e Transformer.

Di seguito vengono presentati in dettaglio i diversi paper individuati.

3.1. Reducing Sensors in Mental Imagery Based Cognitive Task for Brain Computer Interface

L'obiettivo principale dello studio è la progettazione di un sistema BCI in grado di classificare accuratamente l'immaginazione mentale dell'utente (mental imagery), utilizzando un numero ridotto di elettrodi EEG prelevati da un dispositivo commerciale a basso costo, mantenendo alte performance di classificazione.

Contesto sperimentale

- **Dispositivo EEG:** *Emotiv EPOC* (14 elettrodi)
- **Partecipanti:** 13 soggetti
- **Fasi della raccolta dati:**
 1. Rilassamento con occhi chiusi – 5 minuti
 2. Rilassamento con occhi aperti – 5 minuti
 3. Training delle azioni: imagery delle azioni “push” e “pull” su cubo animato su schermo – 3 ripetizioni
 4. Applicazione del comando mentale sul cubo animato – 5 minuti

Durante queste fasi, gli utenti osservavano un cubo animato sullo schermo ed eseguivano azioni mentali simulate (senza movimento muscolare reale).

Preprocessing

Il preprocessing è stato effettuato manualmente tramite il toolbox EEGLAB di MATLAB:

- **Filtro passa-banda:** 1–30 Hz (sono esclusi i segnali gamma, ritenuti non informativi per la mental imagery)
- **Rimozione artefatti:**
 - Attività muscolare (EMG)
 - Movimenti oculari (EOG)
 - Interferenze elettriche esterne

Feature Extraction

L'approccio di estrazione si basa su finestre mobili temporali (sliding window), applicate su ogni canale EEG.

Le feature estratte includono:

1. **Band Power (BP)** – Ampiezza normalizzata nel dominio delle frequenze (derivata dalla PSD)
2. **Entropia Approssimata (ApEn)** – Misura della complessità del segnale EEG
3. **Caratteristiche Statistiche per canale:**
 - Media

- Deviazione standard
- Media del valore assoluto della prima e seconda differenza (anche del segnale normalizzato)

4. Feature wavelet:

- Discrete Wavelet Transform (DWT)
- Calcolo di media, deviazione standard ed energia delle componenti D1 (banda beta) e D2 (banda alpha)

Classificazione

Sono stati testati quattro algoritmi:

- **Decision Tree (DT)**
- **Random Forest (RF)**
- **K-Nearest Neighbors (KNN)**
- **Support Vector Machine (SVM)**

Valutazione delle performance

- **Metodo di validazione:** *10-fold cross-validation*
- **Accuratezza:** calcolata per diverse combinazioni di feature ed elettrodi

Dataset e classi

- **4 classi distinte:** LEFT, RIGHT, PUSH, PULL
- I dati sono stati etichettati secondo le intenzioni motorie simulate dell'utente, osservando il cubo animato.

Risultati sperimentali

Lo studio riporta i risultati di accuratezza per classificazioni singola feature e feature combinate, utilizzando diverse combinazioni di elettrodi.

È possibile raggiungere un'accuratezza media di cross-validazione del 98,55% utilizzando soltanto gli elettrodi FC5, FC6, AF3 e AF4, con le feature BP e ApEn e l'algoritmo di classificazione KNN.

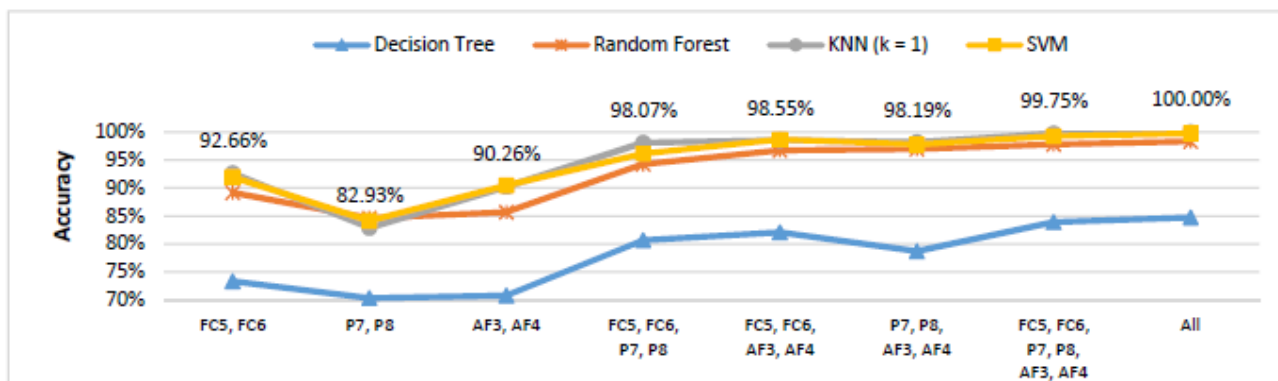


Figura 1 - Accuratezza media con feature BP e ApEn ed elettrodi usati FC5, FC6, AF3, AF4

Conclusioni dello studio

- È possibile ridurre significativamente il numero di elettrodi EEG mantenendo prestazioni elevate nella classificazione di mental imagery;
- Le feature combinate forniscono una maggiore robustezza rispetto a quelle singole;
- L'uso di dispositivi commerciali economici è compatibile con sistemi intelligenti di BCI per applicazioni real-time.

3.2. Artificial Neural Network Classification of Motor-Related EEG: An Increase in Classification Accuracy by Reducing Signal Complexity

Questo studio propone un metodo per migliorare la classificazione dei segnali EEG correlati alla motor imagery degli arti inferiori. L'approccio si basa su due principi fondamentali:

1. **Riduzione della complessità del segnale EEG** tramite filtraggio specifico;
2. **Selezione ottimale dei canali EEG**, finalizzata alla classificazione efficace di movimenti immaginari della gamba sinistra e destra.

Dispositivo e Protocollo Sperimentale

- **Dispositivo EEG:** *BE Plus LTM* (EB Neuro SPA)
- **Numero di elettrodi:** 31
- **Partecipanti:** 12 soggetti
- **Esperimento suddiviso in due fasi:**
 - **Fase 1 – Condizione di veglia passiva:**
 - 3 minuti con occhi aperti
 - 3 minuti con occhi chiusi
 - 4 minuti in stato di riposo stabile
 - **Fase 2 – Condizione di task motorio:**
 - Movimenti reali e immaginari della gamba sinistra/destra per 30 minuti

Ogni soggetto ha generato due dataset distinti (sinistra e destra), ciascuno composto da 6000 campioni EEG, pari a 24 secondi suddivisi in otto prove di 3 secondi.

Preprocessing e Selezione dei Canali

Il preprocessing include:

- **Filtro passa basso** con due valori di cutoff distinti: 4 Hz e 15 Hz, per ridurre rumore ad alta frequenza
- **Combinazioni diverse di canali** sono selezionate in base alla loro localizzazione funzionale sulla corteccia cerebrale

Feature Extraction

L'approccio di analisi delle feature è basato su analisi tempo-frequenza con:

- **Continuous Wavelet Transform (CWT)**

Si calcolano le energie dei segnali EEG nei seguenti range:

- δ -band: 1–5 Hz
- μ/α -band: 8–13 Hz
- β -band: 15–30 Hz

Modelli di Classificazione

Tre classificatori sono stati addestrati per ciascun soggetto:

- **Radial basis function (RBF) Neural Network**
- **Multilayer perceptron (MLP)**
- **Support vector machine (SVM-RBF) con kernel basato su RBF**

Risultati Sperimentali

I risultati evidenziano che:

- L'ottimizzazione dei canali EEG (8 su 31) e la scelta della banda spettrale ottimale consentono di raggiungere accurati livelli di classificazione;
- L'accuratezza ottimale ottenuta è pari a $90 \pm 5\%$ utilizzando la combinazione di 8 elettrodi: Fpz, Fp1, Fp2, Fz, F3, F4, F7, F8.

Conclusioni dello Studio

- L'uso combinato di riduzione della complessità, selezione canali e feature spettrali localizzate si dimostra efficace per la classificazione del motor imagery degli arti inferiori;
- Le reti neurali MLP e RBF risultano particolarmente adatte al compito, superiori rispetto a metodi tradizionali, se ben calibrate.

3.3. Brain-Computer-Interface-Based Smart-Home Interface by Leveraging Motor Imagery Signals

Questo studio propone un sistema BCI per il controllo di dispositivi domotici (smart home) basato su segnali EEG generati durante l'immaginazione motoria (Motor Imagery). L'obiettivo è classificare correttamente l'immaginazione del movimento della mano sinistra o destra per controllare dispositivi reali, in particolare luci smart.

Configurazione Sperimentale

- **Dispositivo EEG:** *Emotiv EPOC X*
- **Numero di elettrodi:** 14
- **Partecipanti:** 4 soggetti

Protocollo di Esperimento

Ogni sessione sperimentale è composta dalle seguenti fasi:

1. **Fase di riposo iniziale (40 secondi):** i partecipanti si rilassano e si concentrano
2. **Fase di fissazione visiva:** una croce compare al centro dello schermo

3. **Fase di cue visivo (1.25 s):** una freccia (sinistra o destra) appare sulla croce per indicare il tipo di imagery richiesto
4. **Fase di imagery (3.75 s):** il soggetto immagina un movimento della mano sinistra o destra secondo l'indicazione

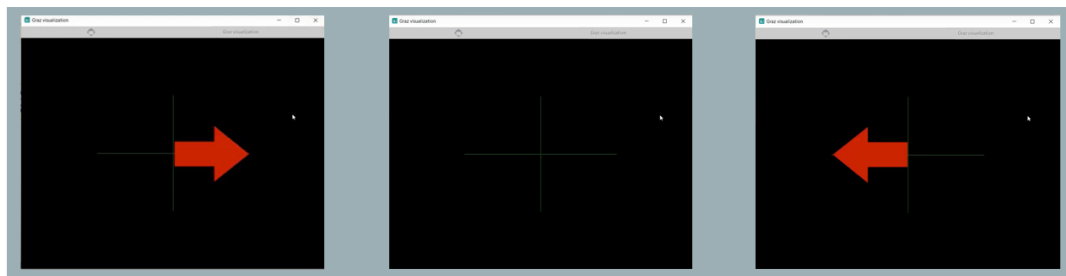


Figura 2 - Fasi dell'esperimento

Preprocessing EEG

- **Filtro passa-banda:** 8–30 Hz (Butterworth, 5° ordine): eliminazione di artefatti e rumore
- **Filtraggio spaziale:** RCSP (*Regularized Common Spatial Pattern*): migliorare il rapporto segnale-rumore dei dati EEG

Classificazione

- **Algoritmo:** *Linear Discriminant Analysis (LDA)*, efficace per classificazioni binarie tra due classi linearmente separabili.
- **Software:** OpenVibe (piattaforma open-source per BCI)

Elettrodi Utilizzati

I canali EEG considerati sono suddivisi per emisfero cerebrale:

- **Lato sinistro:**
 - AF3, F3, F7, FC5, T7, P7, O1
- **Lato destro:**
 - AF4, F4, F8, FC6, T8, P8, O2

Risultati

- I soggetti sono riusciti a controllare con successo due lampade smart (una per mano sinistra, una per mano destra) tramite imagery, con un'accuratezza fino all'80%;
- Il sistema ha dimostrato la fattibilità di un'interfaccia smart home BCI low-cost basata su dispositivi EEG consumer e classificazione LDA.

Conclusioni dello Studio

- La combinazione di strumenti accessibili (Emotiv + OpenVibe) e algoritmi leggeri rende il sistema adatto per scenari domestici real-time;
- L'utilizzo del filtro RCSP migliora significativamente la separazione spaziale dei segnali.

- L'approccio può essere esteso ad altri dispositivi smart o assistivi.

3.4. *Motor Imagery Approach for BCI Game Development*

Lo studio presenta lo sviluppo di un videogioco 3D controllato tramite un'interfaccia BCI. Il gioco si basa su tre comandi mentali:

1. Immaginazione di movimento della **mano sinistra**
2. Immaginazione di movimento della **mano destra**
3. **Blink oculare** ogni due secondi

L'obiettivo del gioco è raccogliere il maggior numero di monete possibile, simulando così un ambiente immersivo interattivo basato su comandi mentali.

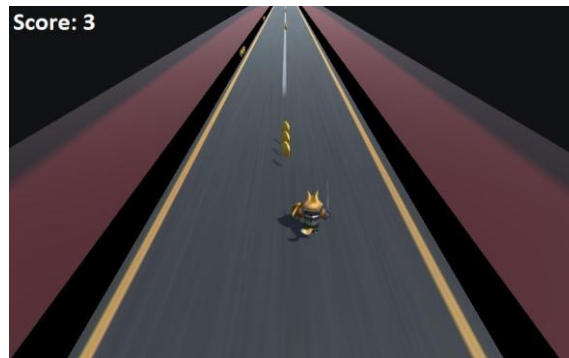


Figura 3 - Screenshot del gioco implementato

Dispositivo EEG e Partecipanti

- **Dispositivo utilizzato:** *Muse 2 Headband* (4 elettrodi)
- **Elettrodi:** TP9, AF7, AF8, TP10
- **Numero di soggetti:** 7 partecipanti

Protocollo di Raccolta Dati

Per ogni soggetto, l'esperimento è diviso in tre registrazioni separate:

1. **Prima sessione:** il soggetto guarda verso sinistra e immagina di muovere la mano sinistra
2. **Seconda sessione:** il soggetto guarda verso destra e immagina di muovere la mano destra
3. **Terza sessione:** il soggetto esegue un blink ogni 2 secondi, come comando oculare

Preprocessing e Estrazione delle Feature

- **Filtro Butterworth:** banda 8–40 Hz applicata su ciascun canale per rimuovere rumore e artefatti
- **Segmentazione (epoching)** del segnale continuo
- **Suddivisione in bande di frequenza:** Alpha (8-13 Hz), Beta 1 (13-20 Hz), Beta 2 (20-30 Hz), Gamma 1 (30-35 Hz), Gamma 2 (35-40 Hz).

- **Feature utilizzate:** energia calcolata per ciascuna banda per ogni canale

Classificazione

- **Algoritmo scelto:** *Linear Discriminant Analysis (LDA)*
- Il classificatore è addestrato sui dati delle 3 classi: *left imagery, right imagery, blink*

Risultati

L'Accuratezza media di classificazione ottenuta è pari a 94.86%.

Conclusioni dello Studio

- La combinazione di imagery mentale e comandi oculari è efficace per interfacce multicomando a basso costo;
- L'approccio si dimostra stabile su più soggetti, anche utilizzando un headset a 4 elettrodi.

3.5. Machine Learning Approach for the Classification of EEG Signals of Multiple Imagery Tasks

Questo studio mira a espandere il paradigma della motor imagery introducendo task immaginativi “non motori”, come pensare a cibo, sete o sonno, in combinazione con i comandi direzionali classici (*forward, backward, left, right*). L'obiettivo è creare una classificazione multi-task per interfacce BCI più intuitive e comunicative.

Dispositivo e Partecipanti

- **Dispositivo EEG:** *Muse 2 Headband*
- **4 elettrodi:** TP9, AF7, AF8, TP10
- **Partecipanti:** 7 soggetti

Protocollo Sperimentale

Per ogni soggetto, la procedura è così strutturata:

1. Rilassamento su sedia (60 s)
2. Indossare il dispositivo EEG (60 s)
3. Esecuzione di un task immaginativo con occhi chiusi per 60 s
4. Pausa e rilassamento prima del task successivo

I task immaginativi includono:

- Motor imagery: *forward, backward, left, right*
- Mental Imagery: *hungry, food, water, sleep*

Preprocessing

- **Filtro Notch** per eliminare rumore di rete elettrica
- **Rimozione artefatti** oculari e muscolari

Feature Extraction

Vengono applicate FFT e DFT per il calcolo delle potenze spettrali delle bande: delta, theta, alpha, beta, gamma.

Classificazione

Gli algoritmi utilizzati sono:

- Logistic Regression (LR)
- Quadratic Discriminant Analysis (QDA)

Risultati

L'accuratezza media raggiunta dal classificatore è pari al 72,5% e al 74,7% per LR e QDA, rispettivamente.

Conclusioni dello Studio

- Il sistema dimostra la possibilità di espandere l'interfaccia mentale a comandi più naturali e simbolici, anche con l'uso di pochi elettrodi;
- Il modello ha potenziale per applicazioni in BCI per comunicazione aumentativa, dove i comandi devono riflettere bisogni interni o stati mentali.

3.6. EEG Conformer: Convolutional Transformer for EEG Decoding and Visualization

L'obiettivo principale dello studio è la progettazione di un'architettura innovativa (EEG Conformer) per la decodifica dei segnali EEG, capace di combinare i vantaggi delle reti convoluzionali (CNN) nell'estrazione di pattern spaziali e temporali locali con quelli dei Transformer nel modellare relazioni temporali a lungo raggio.

Contesto sperimentale

- **Architettura proposta:** Convolutional Transformer (EEG Conformer)
- **Dataset utilizzati:** benchmark pubblici di BCI (in particolare dataset imagery e workload cognitivo, come BCI Competition IV)
- **Compiti classificati:** motor imagery multi-classe (es. mani/piedi) e emozioni
- **Partecipanti:** dati da più soggetti per valutare robustezza inter-soggetto

Preprocessing

- Filtro passa-banda (6-order Chebyshev filter)
- Z-score standardization
- Data Augmentation

Risultati sperimentali

Il modello EEG Conformer ha riportato prestazioni superiori rispetto agli approcci tradizionali (CNN, RNN, LSTM), con accuratezza anche fino al 98 % per i diversi task e dataset.

4. Applicazioni basate su Segnali Evocati (SSVEP, P300)

Oltre al paradigma dell'ERD/ERS, le applicazioni BCI basate su segnali evocati hanno acquisito un ruolo centrale grazie alla loro robustezza, affidabilità e alta accuratezza. In questo contesto si distinguono principalmente due categorie:

- **Steady-State Visually Evoked Potentials (SSVEP):** si tratta di risposte cerebrali generate quando un soggetto osserva uno stimolo visivo periodico (ad esempio, una luce lampeggiante a una frequenza specifica). Il segnale SSVEP compare soprattutto nelle regioni occipitali e presenta picchi spettrali in corrispondenza della frequenza di stimolazione e delle sue armoniche. Questo rende l'SSVEP particolarmente adatto a sistemi di selezione rapida, come il controllo di droni, robot o interfacce grafiche, in quanto consente di codificare più comandi simultanei con un singolo canale EEG.
- **P300:** è una componente positiva del potenziale evento-correlato (ERP) che si manifesta circa 300 ms dopo la presentazione di uno stimolo target raro o atteso. È tipicamente utilizzata in paradigmi di tipo oddball e trova applicazione in sistemi di comunicazione assistiva (speller), brain switch per l'attivazione/disattivazione di dispositivi e controlli binari semplici (start/stop).

Gli studi riportati nella tabella mostrano applicazioni molto concrete:

- nel caso degli SSVEP, il controllo remoto di droni e veicoli assistivi si basa sull'associazione tra frequenze luminose e comandi direzionali;
- nel caso dei P300, sono stati sviluppati brain switch e sistemi di controllo per sedie a rotelle, capaci di distinguere in modo affidabile l'intenzione dell'utente anche in configurazioni con pochi elettrodi.

Dal punto di vista metodologico, queste applicazioni si caratterizzano per l'uso di feature relativamente semplici (ampiezza spettrale, envelope, feature vettoriali P300), tecniche di preprocessing basate su filtri passa-banda e notch, e classificatori che spaziano da metodi lineari (LDA, QDA, SVM) fino a soluzioni più avanzate come CNN e Transformer.

In generale, i paradigmi basati su segnali evocati risultano meno soggetti alla variabilità individuale rispetto al motor imagery e richiedono tempi di calibrazione ridotti, rendendoli estremamente promettenti per applicazioni real-time in scenari quotidiani e assistivi.

4.1. *Remote Control the Drone with SSVEP*

L'obiettivo dello studio è quello di realizzare un sistema di controllo wireless per droni basato su stimolazione visiva SSVEP, elaborato tramite LabVIEW e controllato mentalmente da EEG.

Metodo

- **Stimolazione SSVEP:** sei frequenze visive diverse rappresentano 6 comandi (forward: 15Hz, backward: 17Hz, left turn: 19Hz, right turn: 21Hz, rise: 25Hz, fall: 27Hz)
- **Rilevamento:** sistema di matched filter detector, con filtri progettati specificamente per ciascuna frequenza

- **Elettrodo utilizzato:** Oz, posizionato sulla corteccia visiva

Risultati

Il sistema è in grado di decodificare i comandi mentali SSVEP in tempo reale, con un'accuratezza media del 90 %.

Conclusioni dello studio

- L'uso di un singolo elettrodo in posizione occipitale rende il sistema minimamente invasivo;
- Il controllo del drone avviene tramite semplici focalizzazioni visive su LED lampeggianti;
- È una soluzione efficace e facilmente estendibile ad altri robot o dispositivi mobili.

4.2. A P300-Based Threshold-Free Brain Switch and Its Application in Wheelchair Control

L'obiettivo dello studio è quello di progettare un "interruttore mentale" P300-based per attivare o disattivare il comando di una sedia a rotelle autonoma, senza l'uso di soglie fisse.

Contesto sperimentale

- **Dispositivo:** *Emotiv Insight* (8 elettrodi: Fz, Cz, P3, Pz, P4, PO7, PO8, Oz)
- **Partecipanti:** 8 soggetti
- **Fase 1 (training target):** il soggetto si concentra su un bottone lampeggiante
- **Fase 2 (non-target):** ignora tutti i bottoni lampeggianti

Preprocessing

- **Bandpass filter:** 0.5–30 Hz
- **Normalizzazione:** valori tra -1 e 1
- **Feature Extraction:** 200 feature P300 per bottone

Classificazione

- **SVM1:** classifica lo stimolo come target/non-target
- **SVM2:** decide se attivare/disattivare lo stato di controllo in base ai punteggi SVM1

Risultati

- Riconoscimento robusto del comando P300;
- Attivazione affidabile dello switch per comando start/stop di navigazione.

5. Applicazioni basate su Segnali Oculari e Blink-Based

Un ulteriore filone di ricerca nell'ambito delle BCI riguarda l'utilizzo di segnali oculari e, in particolare, dei blink come fonte di controllo per applicazioni pratiche. A differenza dei paradigmi

basati su attività corticali (ERD/ERS, SSVEP, P300), i segnali oculari derivano prevalentemente da potenziali elettro-oculografici (EOG) registrati con gli stessi elettrodi EEG, sfruttando la forte componente elettrica prodotta dai movimenti degli occhi e dall'atto di sbattere le palpebre.

Le applicazioni più comuni includono:

- controllo di dispositivi semplici tramite pattern di blink (es. un blink per “start”, due blink per “stop”);
- brain switch basati su blink, utilizzati per attivare o disattivare un sistema BCI;
- sistemi di assistive technology, come il controllo di sedie a rotelle o dispositivi domestici, che sfruttano sequenze di battiti oculari per distinguere comandi binari.

Gli studi riportati in tabella mostrano come gli short e long blink possano essere discriminati con elevata affidabilità, e come combinazioni temporali diverse possano generare più comandi da un segnale molto semplice e facilmente rilevabile. In termini tecnici, le feature estratte includono l'ampiezza e la durata dell'onda EOG, mentre il preprocessing si limita spesso a filtraggi passa-banda per isolare la componente a bassa frequenza (<10 Hz). Per la classificazione vengono adottati sia approcci lineari (SVM, LDA) che reti neurali leggere, capaci di riconoscere pattern temporali ricorrenti nei blink.

L'uso dei segnali oculari presenta diversi vantaggi: è robusto, non richiede configurazioni complesse di elettrodi, riduce i tempi di calibrazione e consente tempi di risposta rapidi. Tuttavia, questi approcci sono limitati dalla bassa complessità informativa del segnale (generalmente comandi binari o a bassa cardinalità) e dal fatto che i blink possono essere generati anche involontariamente, introducendo falsi positivi.

Nel complesso, le BCI basate su segnali oculari e blink costituiscono una soluzione efficace e a basso costo per applicazioni assistive di base, in particolare per utenti con disabilità motorie gravi che necessitano di sistemi di comunicazione e controllo semplici e immediati.

5.1. A Brain-Computer Interface for Controlling IoT Devices using EEG Signals

L'interfaccia BCI proposta ha l'obiettivo di controllare dispositivi IoT (come una TV) tramite segnali EEG derivanti da sequenze di blink oculari. I comandi sono basati su tre classi di blink:

- Short Blink (SB)
- Long Blink (LB)
- No Blink (NB)

Dispositivo e Partecipanti

- **EEG Headset:** Muse (4 elettrodi: TP9, AF7, AF8, TP10)
- **Partecipanti:** 10 soggetti
- **Dataset:** 1500 campioni (50 per classe $\times$ 3 classi $\times$ 10 soggetti)

Preprocessing

- **Filtro Butterworth** del 5° ordine, con cutoff a 2 Hz e frequenza di campionamento di 256 Hz

- Calcolo dell'**involuppo EEG** per estrarre le caratteristiche salienti dei blink

Classificazione

L'algoritmo usato è k-Nearest Neighbors, con $k = 5$.

Applicazione dimostrativa

Due task:

1. Attivare sistema → accendere TV → disattivare sistema
2. Attivare sistema → accendere TV → cambiare canale → spegnere TV → disattivare sistema

Conclusioni

- Il sistema è semplice, reattivo e adatto a utenti con mobilità limitata;
- L'uso di blink EEG come comando è praticabile anche con solo 4 elettrodi.

5.2. Real-Time Control System for Wheelchair of Disabled People using EEG Signal

Lo studio propone un sistema real-time per il controllo di una sedia a rotelle elettrica, utilizzando blink oculari registrati da segnali EEG per dirigere il movimento.

Setup

- **Dispositivo EEG:** *Emotiv Insight* (5 elettrodi)
- **Partecipanti:** 10 soggetti
- **Protocollo:** 20 secondi di registrazione per ogni tipo di blink:
 - Bilaterale (entrambe le palpebre)
 - Occhio sinistro
 - Occhio destro
 - Blink breve

Preprocessing e Feature Extraction

- **Filtro bandpass + Hann windowing**
- **Fast Fourier Transform (FFT)**
- **Discrete Wavelet Transform (DWT)**

Le feature calcolate sono:

- Potenza
- Recursive Energy Efficiency (REE)
- Root Mean Square (RMS)
- Logarithmic REE

Classificazione

- **Back Propagation Neural Network**

Comandi di controllo

- Doppio blink → Avanti
- Blink sinistro → Sinistra
- Blink destro → Destra
- Doppio blink → Stop

Conclusioni

- AF3 e AF4 sono i canali più importanti per il riconoscimento direzionale;
- Il sistema è preciso e reattivo anche in contesti real-time e con l'utilizzo di soli 2 canali.

6. Design Ottimizzato dei Dispositivi EEG

Il design ottimizzato degli headset EEG per applicazioni BCI, specialmente nel contesto delle interfacce passive (pBCI), rappresenta un'area di ricerca strategica per bilanciare portabilità, comfort, accuratezza di classificazione e facilità d'uso. Diversi studi recenti hanno affrontato il problema della configurazione ideale di elettrodi, concentrandosi su piccoli numeri di canali target in funzione dell'applicazione desiderata.

Il dispositivo Diadem di Bitbrain è un esempio pratico di design erede di tali principi:

- È un headset portatile a 12 elettrodi secchi, posizionati su aree pre-frontali, frontali, parietali e occipitali, selezionati per monitorare stati emotivi e cognitivi
- Offre comfort, facilità di posizionamento autonomo, streaming Bluetooth, alta risoluzione (24-bit, 256 Hz) e robustezza (active shielding).
- È stato testato nel paradigma c-VEP (rapid speller), dimostrando elevate prestazioni in scenari reali.

6.1. Design of Wearable EEG Devices Specialized for Passive Brain-Computer Interface Applications

Lo studio propone una metodologia sistematica per identificare configurazioni ottimali da 2, 4, 6 o 8 elettrodi, per applicazioni passive BCI (pBCI), con focus su:

- Riconoscimento emozioni
- Riconoscimento attenzione visiva

Metodologia

- Preprocessing: filtro passa-banda (1–55 Hz), rimozione artefatti (es. blink)
- Dataset:
 - DEAP (emozioni): 32 soggetti
 - Dataset attenzione: 31 soggetti

Risultati

- Le configurazioni ottimizzate offrono prestazioni superiori ai dispositivi consumer equivalenti con lo stesso numero di canali;
- SVM, LDA e DT mostrano accuratezze elevate per riconoscimento di emozioni/attenzione anche con 4 o 6 elettrodi;
- Configurazioni “emotion-specialized” includono gli elettrodi F7 e F8, indipendentemente dal numero totale di canali;
- Configurazioni “attention-specialized” privilegiano Fz e Pz, soprattutto nella configurazione con maggiore densità;
- Configurazioni “general purpose” ruotano attorno ai punti AF3 e AF4 con l’aggiunta progressiva di ulteriori elettrodi (es. PO3, PO4, C3, C4, P7, P8) per aumentare precisione e robustezza.

7. Focus su algoritmi di Deep Learning adottati nei sistemi BCI

Negli ultimi anni il deep learning ha rivoluzionato il panorama delle interfacce cervello-computer (BCI), superando i limiti degli approcci tradizionali di classificazione (LDA, SVM, k-NN) e aprendo nuove prospettive per l’analisi automatizzata dei segnali EEG. Rispetto alle pipeline classiche, che richiedono un’intensa attività di feature engineering (estrazione manuale di potenze spettrali, wavelet, CSP, ecc.), i modelli deep learning consentono di apprendere feature gerarchiche direttamente dai dati grezzi o da rappresentazioni trasformate (time-frequency maps, signal-to-image conversion).

7.1. Deep Learning-Based Electroencephalography Analysis: A Systematic Review

In questo studio, sono state analizzate 154 pubblicazioni (2010–2018) sull'applicazione del deep learning all'EEG nei seguenti ambiti:

- Epilessia
- Sonno
- BCI (P300, SSVEP, Motor Imagery)
- Monitoraggio affettivo e cognitivo

Risultati

- Le Convolutional Neural Networks (CNN) dominano l’analisi EEG (40% degli studi)
- Seguono: Autoencoder, RNN, Deep Belief Networks

Conclusioni

- Il deep learning mostra **ottime prestazioni**, ma presenta criticità:
 - Pochi dataset pubblici
 - Alto costo computazionale
 - Limitata interpretabilità dei modelli

8. Focus su Applicazioni Mental/Motor Imagery e Mental States

Negli ultimi anni si è osservato un interesse crescente verso le applicazioni basate su motor imagery e, più in generale, su paradigmi legati a mental imagery e mental states. A differenza di altri meccanismi neurofisiologici impiegati nelle BCI (come SSVEP o P300), che pur garantendo robustezza e alta accuratezza presentano un'interazione più vincolata agli stimoli esterni, l'imagery offre una maggiore spontaneità e flessibilità d'uso, rendendo possibile un controllo diretto e intuitivo delle interfacce. Inoltre, le potenzialità di questi paradigmi non si limitano al solo ambito del controllo motorio, ma si estendono al monitoraggio di stati cognitivi ed emotivi, con applicazioni che spaziano dalla riabilitazione clinica alle tecnologie assistive, fino a scenari educativi e di neuromarketing. Per tali ragioni, nel presente report è stato approfondito più in dettaglio tale ambito, con l'analisi di ulteriori lavori specializzati su imagery e stati mentali, in quanto rappresentano uno dei filoni più promettenti e versatili della ricerca BCI contemporanea.

La Tabella 3 presenta in maniera sintetica tali lavori, mettendo in evidenza le stesse caratteristiche principali dell'analisi più generica presentata in precedenza su tutti i meccanismi adottati in ambito BCI EEG-based.

L'analisi degli ulteriori contributi scientifici mostra un panorama molto ricco e diversificato di approcci alle interfacce cervello-computer basate su **mental e motor imagery**, con applicazioni che spaziano dal controllo di dispositivi e ambienti smart, fino alla classificazione di stati mentali complessi.

Un primo filone riguarda l'uso del **mental imagery generico** per trasformare periferiche da gaming in strumenti BCI. Studi come *Turning Gaming EEG Peripherals into Trainable BCIs* (2015) hanno esplorato la possibilità di mappare comandi semplici (push, pull, neutral) su dispositivi consumer, sfruttando elettrodi frontali, temporali e occipitali (AF3, F7, FC5, T7, O1, O2, ecc.). Le feature estratte si basano su PCA e normalizzazione, mentre i classificatori adottati (LDA, k-NN, SVM) hanno dimostrato una discreta efficacia, pur con limiti di generalizzabilità.

L'approccio più diffuso rimane però il **motor imagery**, con applicazioni alla classificazione di movimenti immaginati di mani, piedi e arti. Ad esempio, lo studio *Brain-Computer Interface: Feature Extraction and Classification of Motor Imagery-Based Cognitive Tasks* (2022) ha sfruttato 64 elettrodi in configurazione 10-10 per riconoscere movimenti immaginati delle mani e dei piedi. Sono stati applicati metodi avanzati di feature extraction come Band Power, Approximate Entropy e CSP, con classificazione tramite SVM, RF e reti neurali artificiali. Il preprocessing ha incluso filtraggio band-pass per isolare le bande rilevanti (0.5–30 Hz). Questo lavoro sottolinea come, con configurazioni dense di elettrodi, sia possibile ottenere un'elevata accuratezza anche in compiti complessi.

In studi recenti, l'attenzione si è spostata anche sulla possibilità di combinare **motor imagery e conceptual imagery** per applicazioni in ambienti smart. *A Hybrid BCI System Combining Motor Imagery and Conceptual Imagery in a Smart Home Environment* (2022) ha utilizzato 14 elettrodi (AF3, F7, FC5, ecc.) per permettere agli utenti di comandare dispositivi domestici tramite l'immaginazione di oggetti o azioni. Le feature sono state estratte tramite decomposizione wavelet

(DB8), mentre il classificatore CNN-LSTM ha dimostrato buone capacità nel gestire sequenze temporali complesse, integrando i segnali motori con concetti astratti.

Un altro contributo rilevante riguarda l'**identificazione di motor imagery tramite indici di decomposizione successiva (SDI)**, applicata a dataset pubblici (BCI Competition III e IV). Qui il preprocessing con MSPCA (Multiscale principal analysis) ha permesso di separare rumore e segnali corticali, mentre i classificatori SVM, DA e reti neurali multilivello hanno mostrato robustezza nella discriminazione delle classi. Questo approccio evidenzia l'importanza delle pipeline di preprocessing avanzate, soprattutto quando si lavora con dataset complessi e multi-soggetto.

In parallelo, alcuni studi hanno proposto metodologie innovative come la **conversione dei segnali EEG in immagini**. *Classification of Motor and Mental Imagery EEG Signals in BCI Systems Based on Signal-to-Image Conversion* (2023) ha applicato trasformazioni spettrali per rappresentare le bande EEG (delta, theta, alpha, beta) come mappe bidimensionali. Tali rappresentazioni sono poi state classificate tramite SVM, mostrando che anche feature derivate da trasformazioni visive del segnale possono essere informative e ridurre l'impatto del rumore.

Vi sono poi contributi focalizzati sulla relazione tra **performance cognitive e imagery**. Lo studio *Predicting Mental-Imagery Based BCI Performance from Psychometric Questionnaires* (2015) ha messo in luce la possibilità di correlare le prestazioni BCI con indicatori psicometrici, utilizzando feature derivate da CSP e analisi delle bande EEG. L'uso di shrinkage LDA (sLDA) ha migliorato la robustezza della classificazione, sottolineando l'importanza dei fattori psicologici nella riuscita delle sessioni BCI.

Infine, lavori più applicativi hanno esteso il paradigma motor/mental imagery al **controllo di ambienti domotici e dispositivi assistivi**. Alcuni esempi includono il controllo di luci, ventilatori e lampade tramite singoli elettrodi frontali (Fp1), con estrazione di feature tramite PSD o trasformata wavelet. Questi approcci, pur essendo più limitati in termini di accuratezza e robustezza, aprono la strada a soluzioni pratiche a basso costo, con grande potenziale per l'assistenza domiciliare di persone con disabilità.

In sintesi, questi lavori mostrano quindi che il paradigma del mental e motor imagery rimane centrale nella ricerca BCI, con un'evoluzione verso: maggiore complessità delle feature (wavelet, CSP, signal-to-image conversion), integrazione di algoritmi di deep learning, applicazioni pratiche in ambienti smart e assistivi.

Article Title	Publication Year	Application	Supported Commands/States	Used Electrodes	Extracted Features	EEG Signal Preprocessing	Algorithms
Turning Gaming EEG Peripherals into Trainable Brain Computer Interfaces	2015	Mental imagery recognition	Neutral, Push, Pull	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4	Principal component analysis and data normalisation (using the mean and standard deviation)	Notch filters at 50 Hz and 60 Hz; digital 5th order sinc filter; neighbors, decision trees and support vector machines with Gaussian kernels.	Linear discriminant analysis, logistic regression and linear support vector machines, k-nearest neighbors, decision trees and support vector machines with Gaussian kernels.
Exploring the Ability to Classify Visual Perception and Visual Imagery EEG Data: Toward an Intuitive BCI System	2022	Mental imagery recognition	Three image categories (object, digit, shape) and three different images per category	32 electrodes	Time series, time-frequency maps, and CSP feature vectors	Bandpass filter: 1-50 Hz Notch filter: 60 Hz	EEGNet, 1D convolutional neural network (CNN), Multi-Rocket, MobileNet, support vector machine (SVM)
Brain-Computer Interface: Feature Extraction and Classification of Motor Imagery-Based Cognitive Tasks	2022	Motor imagery recognition	Motor imagery recognition Left and right hand MI: both fists and both feet MI	44 electrodes	Band Power (BP), Approximate Entropy (ApEn), statistical features, wavelet-based features, Common Spatial Pattern	Filtering: 0.5 - 30 Hz	Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbors (KNN), Artificial Neural Network (ANN)
Mental Imagery for brain-computer interface control and communication in non-responsive individuals	2020	Motor imagery recognition	Sport, Navigation, Feet (hand, arm or feet movements)	AF2, F1, Fz, F2, FC3, FC1, FCz, FC2, FC4, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, P5, P3, P1, Pz, P4, P6, PO3, POz, PO4, Oz	Logarithmic band power features (α : 8-13 Hz, β : 13-19 Hz, β M: 19-25 Hz, γ : 25-30 Hz) for ERD/ERS detection	Band pass filter: 0.5 to 100 Hz and notch filter 50 Hz	Fisher's linear discriminant analysis
A hybrid BCI system combining motor imagery and conceptual imagery in a smart home environment	2022	Motor imagery and conceptual imagery	Equipment selection (lamps, water heaters, and electric fans) through conceptual imagery; instructions for control through motor imagery (left hand, right hand, both feet, idle state)	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4		Band-pass filtering: 0.3-40 Hz; Denoising (DB8 wavelet)	LF-CNN; CNN-LSTM
Identification of Motor and Mental Imagery EEG in Two and Multiclass Subject-Dependent Tasks Using Successive Decomposition Index	2020	Motor/Mental imagery recognition		Various combinations: public datasets IVa, IVb, and V from BCI competition III	Successive decomposition index (SDI)-based feature extraction based on discrete wavelet transform (DWT).	Multiscale principal analysis (MSPCA) process to separate noise from the raw EEG signal	Support Vector Machine (SVM), Discriminative analysis (DA), Multilayer Perceptron with One Hidden Layer, Multilayer Perceptron with Two Hidden Layers, Cascade Feedforward Neural Network (CFNN), Feed-Forward Neural Network (FFNN)
Predicting Mental-Imagery Based Brain-Computer Interface Performance from Psychometric Questionnaires	2015	Motor/Mental imagery recognition	Mental rotation, left-hand motor imagery and mental subtraction	F3, Fz, F4, F7, FC5, FC3, FCz, FC4, FC6, F8, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP3, CPz, CP4, P5, P3, P1, Pz, P2, P4, P6, PO7, PO8	Band power of the spatially filtered EEG signals	Band-pass filter in 8-30Hz; Spatial filter using 3 sets of Common Spatial Pattern (CSP) filters	Multiclass shrinkage Linear Discriminant Analysis (sLDA), built by combining three sLDA in a one-versus-the-rest scheme
Classification of Motor and Mental Imagery EEG Signals in BCI Systems Based on Signal-to-Image Conversion	2023	Motor/Mental imagery recognition	MI of the right hand, MI of both feet, word association, mental subtraction, and spatial navigation	30 electrodes	For each sub-bands (delta (0-4 Hz), theta (4-8 Hz), alpha (8-13 Hz), and beta (13-30 Hz)): statistical, textural, and PCA-based features	Noisy channels and trials excluded; Signal to Image Conversion	Support Vector Machine (SVM)
A Brain Computer Interface for Smart Home Control	2020	Cognitive state recognition for Home Automation	Fan and bulb ON/OFF	Not indicated	Alpha and theta wave amplitudes	Filtering	NO ML/DL
Design and Implementation of Brain-Based Home Automation System	2023	Attention level recognition for Home Automation	Smart home electrical devices ON/OFF	Fp1	Power Spectral Density (PSD) of Alpha, Beta sub-bands	Band-pass filter: 0.3-100Hz Filtering 50 Hz	NO ML/DL
BCI-control and monitoring system for smart home automation using wavelet classifiers	2022	Brain state recognition for Home Automation	Relax with eyes closed; Relax with eyes opened; Grab an object with two hands; Move the right hand horizontally; Move the left hand horizontally; Listen to the Quran; Listen to music	2 electrodes: between Fp1 and Fp2; between the left ear clip and Fpz	Logarithmic power for the δ (0.2-4 Hz), θ (4-8 Hz), α (8-13 Hz), β (13-30 Hz) and γ (30-400 Hz) sub-bands; Discrete wavelet transform (DWT)	Band pass filters: 0.2 to 400 Hz; notch filter 60 Hz	Multi-layer perceptron (MLP), linear discriminant analysis (LDA), convolutional neural networks (CNN)
Brainwave Sensor-based Smart Home Controller for Paralyzed People	2023	Attention level recognition + eye blink for Home Automation	Smart home electrical devices ON/OFF				Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), Neural Network (NN)
KNX-based Lighting System Controlled by Brain Signals (EEG)	2024	Facial expressions recognition for Home Automation	Lights ON/OFF	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4			

Tabella 3 - Approfondimento su Mental/Motor Imagery

Conclusioni

Le tecnologie EEG-based per BCI mostrano un'evoluzione continua, alimentata da nuove architetture di machine learning, ottimizzazione hardware e miniaturizzazione. L'uso crescente di dispositivi commerciali a basso costo e di dataset pubblici favorisce l'accelerazione della ricerca e lo sviluppo di soluzioni real-time in ambito clinico, domestico e assistivo.

Le applicazioni esaminate in questo rapporto coprono una varietà di paradigmi cognitivi (motor imagery, segnali evocati, blinking), tecniche di elaborazione e classificazione, architetture di deep learning e approcci di design hardware, restituendo una panoramica completa delle tendenze attuali nel settore.

Le applicazioni basate su imagery mentale e motoria rappresentano ancora oggi uno dei principali ambiti di sviluppo delle BCI. Le evidenze sperimentali dimostrano che è possibile ottenere ottime performance di classificazione anche con pochi canali EEG (da 4 a 8), purché si adottino tecniche robuste di preprocessing e selezione delle caratteristiche. In particolare, l'uso di feature spettrali (PSD, DWT) e l'impiego di classificatori come SVM, Random Forest e reti neurali (CNN, MLP, RBF) consente una buona discriminazione tra classi mentali complesse. Anche in contesti immersivi come videogiochi 3D o ambienti smart home, le BCI basate su motor imagery si dimostrano efficaci, con accuratezze vicine o superiori al 90%.

Parallelamente, gli studi basati su segnali evocati, in particolare SSVEP e P300, mettono in luce l'elevata affidabilità di questi paradigmi per applicazioni sincrone o di tipo "brain switch". Le interfacce che utilizzano flash visivi a frequenze diverse, come nel caso del controllo di un drone, offrono tempi di risposta rapidi e tassi di accuratezza elevati anche con l'uso di un solo elettrodo posizionato sull'area occipitale. Le interfacce P300, grazie alla loro natura asimmetrica, si prestano invece al controllo binario di dispositivi (attiva/disattiva, start/stop), come dimostrato nel controllo di sedie a rotelle autonome.

Un altro filone in forte crescita è quello delle BCI basate su blinking oculare, che offrono un'interfaccia naturale e semplice, adatta a soggetti con disabilità motorie. Diversi studi dimostrano come il riconoscimento di blink (brevi, lunghi, assenti) possa essere utilizzato per controllare dispositivi domotici, navigare tra opzioni, o anche dirigere il movimento di sedie a rotelle. L'impiego di algoritmi leggeri come k-NN o reti neurali a propagazione inversa consente un'implementazione real-time anche con hardware consumer-grade.

Un aspetto particolarmente interessante riguarda l'introduzione del deep learning nell'analisi EEG. Mentre le architetture CNN e LSTM si dimostrano promettenti nella classificazione di segnali complessi (emozioni, sonno, immagini mentali), la loro efficacia è ancora limitata dalla scarsità di dataset pubblici sufficientemente ampi e bilanciati. Tuttavia, modelli come EEGNet e EEG Conformer rappresentano soluzioni efficienti e interpretabili che potrebbero costituire lo standard per le future implementazioni BCI. Inoltre, l'integrazione di tecniche di self-supervised learning e data augmentation apre nuovi scenari per l'addestramento di modelli generalizzabili anche in condizioni reali.

Infine, il tema della miniaturizzazione e ottimizzazione dei dispositivi EEG è centrale per l'adozione quotidiana delle BCI. I risultati ottenuti con configurazioni di elettrodi ridotte (2–8) indicano che anche le interfacce passive (pBCI), destinate a monitorare attenzione o emozioni, possono mantenere buone prestazioni se opportunamente progettate. Questo apre la strada a dispositivi indossabili a basso costo, utilizzabili anche in contesti non clinici.

In sintesi, la letteratura analizzata conferma che le BCI EEG-based stanno attraversando una fase di consolidamento tecnologico, in cui la combinazione tra semplicità hardware, efficienza algoritmica e applicazioni user-friendly può finalmente tradursi in prodotti concreti per la comunicazione, l'assistenza, la riabilitazione e l'intrattenimento. Le sfide principali restano oggi l'ottimizzazione dei sistemi per l'uso fuori dal laboratorio, la gestione della variabilità inter-soggetto e l'integrazione efficace con dispositivi IoT e ambienti intelligenti. Tuttavia, i risultati ottenuti nei progetti analizzati dimostrano che tali obiettivi sono alla portata della prossima generazione di interfacce neurali.

Bibliografia

- H. Nisar, T. C. Hoe, and R. Nawaz, "Reducing sensors in mental imagery based cognitive task for brain computer interface," in 2020 14th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS), 2020, pp. 1–10.
- V. A. Maksimenko, S. A. Kurkin, E. N. Pitsik, V. Y. Musatov, A. E. Runnova, T. Y. Efremova, A. E. Hramov, and A. N. Pisarchik, "Artificial neural network classification of motor-related eeg: An increase in classification accuracy by reducing signal complexity," *Complexity*, vol. 2018, no. 1, p. 9385947, 2018. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1155/2018/9385947>
- S. Cariello, D. Sanalitro, A. Micali, A. Buscarino, and M. Bucolo, "Brain–computer-interface-based smart-home interface by leveraging motor imagery signals," *Inventions*, vol. 8, no. 4, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2411-5134/8/4/91>
- G. Prapas, K. Glavas, A. T. Tzallas, K. D. Tzamourta, N. Giannakeas, and M. G. Tsipouras, "Motor imagery approach for bci game development" in 2022 7th South-East Europe Design Automation, Computer Engineering, Computer Networks and Social Media Conference (SEEDACECNSM), 2022, pp. 1–5.
- S. Tiwari, S. Goel, and A. Bhardwaj, "Machine learning approach for the classification of eeg signals of multiple imagery tasks," in 2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), 2020, pp. 1–7.
- Y. Song, Q. Zheng, B. Liu, and X. Gao, "Eeg conformer: Convolutional transformer for eeg decoding and visualization," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 710–719, 2023.
- C.-T. Chang, L.-C. Hung, and C.-W. Li, "Remote control the drone with ssvep," in 2021 9th International Conference on Orange Technology (ICOT), 2021, pp. 1–4.
- S. He, R. Zhang, Q. Wang, Y. Chen, T. Yang, Z. Feng, Y. Zhang, M. Shao, and Y. Li, "A p300-based threshold-free brain switch and its application in wheelchair control," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 25, no. 6, pp. 715–725, 2017.
- K. O. Chicaiza and M. E. Benalcazar, "A brain-computer interface for controlling iot devices using eeg signals," in 2021 IEEE Fifth Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), 2021, pp. 1–6.
- N. A. Sayel, B. M. Sabbar, and S. Albermany, "Real time control system for wheel chair of disabled people using eeg signal," in 2022 4th International Conference on Advanced Science and Engineering (ICOASE), 2022, pp. 71–76.
- S. Park, C.-H. Han, and C.-H. Im, "Design of wearable eeg devices specialized for passive brain–computer interface applications," *Sensors*, vol. 20, no. 16, 2020. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/16/4572>
- Roy Y, Banville H, Albuquerque I, Gramfort A, Falk TH, Faubert J., "Deep learning-based electroencephalography analysis: a systematic review". *J Neural Eng*. 2019 Aug 14;16(5):051001. doi: 10.1088/1741-2552/ab260c. PMID: 31151119.
- V. Devaki* and M. Suganya, "A Brain Computer Interface for Smart Home Control," *IJITEE*, vol. 9, no. 4, pp. 1973–1976, Feb. 2020, doi: 10.35940/ijitee.d1326.029420

R. Liu, M. Lyu and J. Yang, "A hybrid BCI system combining motor imagery and conceptual imagery in a smart home environment," 2022 IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom), Wuhan, China, 2022, pp. 1066-1071, doi: 10.1109/TrustCom56396.2022.00146

H. Nisar, K. Wee Boon, Y. Kim Ho and T. Shen Khang, "Brain-Computer Interface: Feature Extraction and Classification of Motor Imagery-Based Cognitive Tasks," 2022 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems (I2CACIS), Shah Alam, Malaysia, 2022, pp. 42-47, doi: 10.1109/I2CACIS54679.2022.9815460

N. C, S. B, S. R and V. R, "Brainwave Sensor based Smart Home Controller for Paralysed People," 2023 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS), Erode, India, 2023, pp. 801-807, doi: 10.1109/ICSCDS56580.2023.10104682

S. Khooyooz and S. H. Sardouie, "Classification of Motor and Mental Imagery EEG Signals in BCI Systems Based on Signal-to-Image Conversion," 2022 29th National and 7th International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME), Tehran, Iran, Islamic Republic of, 2022, pp. 124-128, doi: 10.1109/ICBME57741.2022.10052897

Rafiq, M. M., Noon, S. K., Mannan, A., Awan, T., & Nisar, N. (2023). Design and Implementation of Brain-Based Home Automation System. *VFAST Transactions on Software Engineering*, 11(3), 53–61. <https://doi.org/10.21015/vtse.v11i3.1577>

Lee, S.; Jang, S.; Jun, S.C. Exploring the Ability to Classify Visual Perception and Visual Imagery EEG Data: Toward an Intuitive BCI System. *Electronics* 2022, 11, 2706. <https://doi.org/10.3390/electronics11172706>

Sadiq, M.T.; Yu, X.; Yuan, Z.; Aziz, M.Z. Identification of Motor and Mental Imagery EEG in Two and Multiclass Subject-Dependent Tasks Using Successive Decomposition Index. *Sensors* 2020, 20, 5283. <https://doi.org/10.3390/s20185283>

Al-Canaan, A., et al.: BCI-control and monitoring system for smart home automation using wavelet classifiers. *IET Signal Process.* 16(2), 141–156 (2022). <https://doi.org/10.1049/sil2.12080>

S. Alsaffar, L. Canale, Z. Araoud, G. Zissis and M. Hamady, "KNX-based Lighting System Controlled by Brain Signals (EEG)," 2024 IEEE Sustainable Smart Lighting World Conference & Expo (LS24), Eindhoven, Netherlands, 2024, pp. 1-4, doi: 10.1109/LS2463127.2024.10881370

Lugo ZR, Pokorny C, Pellas F, Noirhomme Q, Laureys S, Müller-Putz G, Kübler A. Mental imagery for brain-computer interface control and communication in non-responsive individuals. *Ann Phys Rehabil Med.* 2020 Jan;63(1):21-27. doi: 10.1016/j.rehab.2019.02.005. Epub 2019 Apr 9. PMID: 30978530.

Jeunet, Camille & kaoua, Bernard & Hachet, Martin & Lotte, Fabien. (2015). Predicting Mental-Imagery Based Brain-Computer Interface Performance from Psychometric Questionnaires.

Senadeera, Manisha & Maire, Frederic & Rakotonirainy, A.. (2015). Turning Gaming EEG Peripherals into Trainable Brain Computer Interfaces. 498-504. 10.1007/978-3-319-26350-2_44

<https://www.emotiv.com/products/epoc-x>

<https://www.emotiv.com/products/insight>

<https://choosemuse.com/products/muse-2>

<https://www.bitbrain.com/neurotechnology-products/dry-eeeg/diadem>