

Università degli Studi di Padova

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

Corso di Laurea in Ingegneria dell' Informazione

Sistemi MIMO applicati all'analisi di segnali EEG

Laureando: Thomas MASON Relatore: Ch.mo Prof. Silvano PUPOLIN

Anno accademico2012/2013

Sistemi MIMO applicati all'analisi di segnali EEG

RELATORE: Ch.mo Prof. Silvano PUPOLIN LAUREANDO: Thomas MASON

23 Settembre 2013

ii

Indice

1	Intr	roduzione	1
2	Rilevazioni EEG		7
	2.1	Independent Component Analysis per la separazione dei segnali	8
	2.2	Identificazione della sorgente	9
3	Sistemi MIMO		11
	3.1	Descrizione del sistema $\ldots \ldots \ldots$	11
	3.2	Architettura al ricevitore	12
	3.3	Ricevitore Lineare MMSE	15
4	Modello statistico del canale		19
	4.1	Sistemi di propagazione nel canale radio-mobile	19
	4.2	Applicazione all'EEG	21
5	6 Conclusioni		23
Bi	Bibliografia		

Capitolo 1

Introduzione

Brain Computer Interface(BCI) è una tecnica multi tecnologia che permette di usare segnali generati dal cervello per interagire con dispositivi intelligenti in modo da supportare la persona nel controllo di apparati esterni come ad esempio le protesi. I segnali cerebrali possono essere acquisiti con tecniche invasive o non invasive. Per la prima si inseriscono nel cervello appropriati elettrodi mentre per la seconda si catturano i segnali dallo scalpo e/o dal corpo della persona. La via più semplice per catturare segnali dal cervello è misurare la differenza di potenziale elettrico tra un elettrodo piazzato sullo scalpo e un punto di riferimento, attraverso il cosiddetto ElettroEncefaloGramma(EEG), proposto per la prima volta da Vidal nel 1973. Un modo alternativo di rilevare gli stessi segnali è misurare il campo magnetico generato dalle correnti nel cervello appena al di sotto del cranio con un rilevatore di campo magnetico attraverso il cosiddetto MagnetoEncefaloGramma(MEG). L'EEG, essendo più robusto del MEG dato il campo elettromagnetico di fondo in cui siamo immersi ogni giorno, è oggi il sistema di rilevazione più usato.

Il cervello umano è formato da più di 100 miliardi di neuroni ed è l'organo che controlla l'intero sistema nervoso e coordina tutte le funzioni del corpo umano. I neuroni elaborano l'informazione e scambiano segnali con gli altri neuroni attraverso assoni e dendriti. Ogni assone, che ha una lunghezza che varia dalla frazione di mm al metro o più, può essere connesso a migliaia di dendriti attraverso le sinapsi. I neuroni sono detti materia grigia mentre gli assoni sono la cosiddetta materia bianca. La materia grigia situata nello strato più esterno del cervello è detta corteccia cerebrale, la quale è divisa in 52 aree dette aree di Broadman. Inoltre il cervello ha due emisferi e ogni emisfero è diviso in 4 lobi a cui sono dedicate funzioni specifiche; infine l'intero cervello è contenuto nel cranio che ha uno spessore di circa 2 mm.



Figura 1.1: Cervello umano e relative aree

Una importante proprietà del cervello è la neuroplasticità cioè la capacità di modificare l'efficienza di funzionamento delle sinapsi, di crearne di nuove e di eliminarne altre. Questo è molto importante ad esempio in caso di danni cerebrali quando le funzioni dell'area danneggiata sono prese in carico da altre aree del cervello creando nuove connessioni sinaptiche. I voltaggi che vengono misurati tra uno o più elettrodi piazzati sullo scalpo e un punto di riferimento sono proporzionali all'intensità del campo elettrico generato dai neuroni attenuato durante la sua propagazione attraverso il cervello e il cranio. Le misure EEG sono segnali tempo varianti e le loro caratteristiche dipendono dall'attività del cervello; ma per ottenere un segnale misurabile è richiesto che il segnale sia generato da qualche migliaio di neuroni sincroni fra loro e attivati contemporaneamente nella stessa regione cerebrale. Dal punto di vista delle comunicazioni ogni neurone ha una trasmissione broadcast usando l'unico assone che parte da esso e riceve informazioni in una configurazione multi utente da molti altri neuroni attraverso i dendriti.

Un'analisi dell'EEG basata sulle sue componenti in frequenza ci porta a distinguere, anche se non c'è perfetto accordo sugli intervalli di frequenza per ogni tipo, 5 tipi di segnali:

-Delta; segnale tipico nei neonati, nel sonno profondo o nelle malattie organiche cerebrali; ha uno spettro con frequenze al di sotto dei 4 Hz.

-Theta; segnale tipico nel dormiveglia, nell'infanzia, nell'adolescenza e nella prima età adulta; ha uno spettro con frequenze che variano dai 4 agli 8 Hz.

-Alpha; è il segnale più presente, tipico dello stato di rilassamento che aumenta mantenendo gli occhi chiusi e si attenua con il dormiveglia e gli occhi aperti(una variante del segnale Alpha chiamato Mu si attenua invece con il movimento o l' intenzione di esso); ha uno spettro con frequenze che variano dagli 8 ai 12 Hz.

-Beta; tipica del pensare attivo, occupato o ansioso e della concentrazione attiva se il segnale è caratterizzato da bassa ampiezza con frequenze multiple e varianti, tipica invece di patologie varie o effetti di stupefacenti se il segnale è ritmico con un insieme dominante di frequenze; ha uno spettro con frequenze comprese tra i 12 e i 30 Hz.

-Gamma; tipica delle attività mentali più complesse come la percezione, la risoluzione di problemi, la paura e la coscienza; ha uno spettro con frequenze tra i 30 e i 100 Hz.

Quando una persona è rilassata, quindi, abbiamo una prevalenza di segnali Alpha. Al presentarsi di attività motorie o uno o più stimoli rilevati dal sistema sensoriale la forma periodica caratterizzante i segnali Alpha sparisce quasi completamente; osserviamo quindi la cosiddetta desincronizzazione e l'apparizione di un nuovo segnale correlato allo stimolo(evoked potential). Per identificare questi segnali, che durano dai 0,5 ai 2 secondi, abbiamo bisogno di altre informazioni come l' area del cervello dove è stato generato il segnale, le forme d'onda di base dei segnali, la larghezza di banda ecc. Bisogna evidenziare che se il segnale è generato da n neuroni nel caso di segnali sincroni avremo un'ampiezza n volte quella del singolo neurone, mentre nel caso della desincronizzazione avremo un'ampiezza proporzionale alla radice quadrata del numero di neuroni coinvolti. Si può osservare quindi un calo drastico nell'ampiezza del segnale durante questo fenomeno. Bisogna notare, però, che gli elettrodi misurano, oltre alle attività dei neuroni, anche rumore e disturbi derivanti da sorgenti non cerebrali(artefatti) come il movimento degli occhi, la contrazione dei muscoli dello scalpo o il distaccamento temporaneo di uno o più elettrodi, il contributo di questo tipo di disturbi può essere a volte addirittura maggiore di quello dei segnali cerebrali. Uno degli scopi del rilevatore è quello di aumentare il Signal-to-noise ratio(SNR) in modo da ridurre l'effetto del rumore e dei disturbi: maggiore è il SNR migliore è l'EEG.

Purtroppo l'analisi del campo elettrico nel cervello risulta difficoltosa a causa delle varie materie di cui è composto il cervello, poiché ognuna di queste ha le sue caratteristiche elettriche in termini di resistività, capacità, induttanza e alcune di esse sono anisotropiche, cioè il comportamento elettrico cambia a seconda della direzione della corrente. Nei modelli semplificati si distinguono, infatti, due discontinuità tra materiali omogenei: la prima è rappresentata dalla corteccia cerebrale poiché risulta un buon conduttore rispetto al cervello e la seconda è rappresentata dal cranio poiché risulta invece un ottimo isolante rispetto al cervello. Così, applicando o un dipolo o una sorgente di corrente in una posizione data all'interno del cervello, sarebbe possibile computare accuratamente il campo elettrico sullo scalpo e di conseguenza le differenze di potenziali che possiamo misurare tra gli elettrodi EEG e quello di riferimento e trovare l'area da dove il segnale è stato generato.



Figura 1.2: Configurazione elettrodi per casco EEG

Il dipartimento di Ingegneria dell'Informazione di Padova nelle persone del professor Silvano Pupolin e della dottoranda Giulia Cisotto in collaborazione con l'ospedale san Camillo di Venezia, sta cercando di applicare l'analisi di segnali EEG alla riabilitazione di soggetti affetti da disturbi motori dovuti da malattie come l'ictus. Il soggetto dell'esperimento è un uomo di 47 anni colpito da un ictus ischemico nella zona destra del cervello. Il paziente deve eseguire con il braccio malato e con quello sano varie sessioni di movimenti semplici (lungo le direzioni cardinali), indicatigli da un punto luminoso posto su uno schermo davanti a lui, a intervalli regolari, regolati da un segnale acustico. Durante queste prove vengono rilevati i segnali cerebrali del paziente attraverso un caschetto elettroencefalografico provvisto di 29 elettrodi, filtrati con un filtro passa banda tra 0.1 e 60 Hz seguito da un filtro notch che elimini le frequenze dei 50 Hz dovuti alle linee di potenza. In seguito vengono analizzati per quantificare la movement-related desynchronization(MRD), cioè la desincronizzazione legata al movimento nelle bande $\mu \in \beta$. I valori processati di MRD vengono inviati al blocco di feedback che a seconda delle necessità da assistenza al paziente mediante un braccio robotico. I dati raccolti vengono poi analizzati offline per studiare le prestazioni degli esperimenti. Ciò che manca è un modello che permetta di individuare i segnali generati nel cervello, la posizione da cui sono generati, quali segnali vengono desincronizzati e a quali attività sono legati i singoli segnali per riuscire ad analizzare in tempo reale i segnali ricevuti e migliorare l'esperienza riabilitativa.

Capitolo 2

Rilevazioni EEG

Nello studio di segnali EEG troviamo una struttura caratterizzata da n_t antenne trasmittenti(i neuroni) e da un ricevitore con n_r antenne(il caschetto degli elettrodi per la rilevazione del segnale) in cui il canale non è noto, così come la legge di attenuazione che lo governa, e pure la posizione delle sorgenti dei segnali rilevati sullo scalpo.

Ci troviamo a lavorare con un sistema la cui relazione ingressi-uscite è caratterizzata da una matrice di trasferimento i cui coefficienti non sono determinati ma aleatori dipendenti dal materiale attraversato durante la trasmissione e da altri fattori(età,stato psico-fisico ecc.) che causano oscillazioni attorno ad un valore di attenuazione media. Riuscendo a determinare con esattezza le leggi che governano la trasmissione all'interno del canale sarebbe possibile separare, nel segnale complessivo ricevuto, i contributi delle varie sorgenti tra loro e dal rumore di fondo. Dopo aver ottenuto la divisione dei vari contributi sarebbe possibile individuare la posizione delle sorgenti con un algoritmo di triangolazione simile a quello GPS ma, risultato ancora più interessante, sarebbe possibile trovare quali sorgenti siano legate alla desincronizzazione del segnale e di conseguenza a quali attività specifiche siano legate.

Ma il fatto che ogni segnale sia corrotto da rumore e interferenze comporta che l'area da dove è originato il segnale sia data da un insieme probabilistico. Quello che otteniamo è una regione dove il segnale rilevato è stato generato con una probabilità più alta di una certa soglia.

2.1 Independent Component Analysis per la separazione dei segnali

Per questi motivi la separazione cieca delle sorgenti(Blind Source Separation, BSS) è un ampio campo di ricerca nel quale si cerca appunto di separare i vari contributi delle sorgenti arrivati mescolati al ricevitore avendo pochissime informazioni sulle sorgenti e sul canale. Un modello BSS può essere espresso come y(n) = Hx(n) + w(n) dove x(n) risulta il vettore n_tx1 dei segnali di sorgente, y(n)è il vettore n_rx1 dei segnali osservati e w(n) indica il vettore n_rx1 del rumore tutti espressi ad un certo istante n, H è una mixing matrix n_rxn_t . Per effettuare la separazione utilizziamo W, una separating o unmixing matrix n_txn_r che risulta essere l'inversa di $H (W = H^{-1})$ se il numero di ingressi e uscite è lo stesso oppure è uguale alla pseudoinversa di $H(W = H^{\dagger})$ se $n_r \neq n_t$. Esiste un procedimento che permette di scomporre i segnali ricevuti nelle loro varie componenti indipendenti sotto il nome di analisi delle componenti indipendenti(Independent Component Analysis,ICA) e che si può applicare alla BSS.

Esistono tre modi principali di applicare l'ICA al BSS: 1.Fattorizzare la PDF(Probability Distribution Function) congiunta dei segnali ricevuti nelle varie PDF marginali; l'indipendenza può essere calcolata come distanza statistica tra la distribuzione congiunta e le marginali. 2.Decorrelare i segnali ottenuti dal ricevitore, cioè diagonalizzare le matrici di covarianza ad ogni istante di tempo; se i segnali risultano mutualmente indipendenti gli elementi esterni dalla diagonale nella matrice di covarianza sono nulli. 3. Diagonalizzare la matrice di correlazione per cercare di eliminare così la correlazione tra i vari segnali.

Sono stati effettuati numerosi tentativi di applicazione della BSS all'analisi EEG attraverso la separazione dei normali ritmi cerebrali, segnali legati a particolari eventi o a particolari azioni fisiche o mentali. Quando il numero delle sorgenti supera quello dei ricevitori con i metodi BSS elencati precedentemente riesco a



Figura 2.1: BSS applicata ai segnali cerebrali

separare un numero di sorgenti pari al numero di ricevitori grazie alla pseudoinversa di H. I contributi delle singole sorgenti risultano però affetti da interferenza. Il metodo più utilizzato per analizzare gli EEG è l'Instantaneous BSS, in cui si assume che i segnali arrivino agli elettrodi tutti allo stesso momento. Si cerca di minimizzare l'informazione mutua tra ingressi e uscite cioè trovare una W adatta che minimizzi la funzione $J(W) = I(z, x) = H(z) - H(z \mid x)$ dove H(z) è l'entropia dell'uscita e $H(z \mid x)$ è l'entropia condizionata dell'uscita. Per trovare il minimo di questa funzione si usa la tecnica del gradiente. Il gradiente della suddetta funzione dipende solamente da quello di H(z) poiché l'entropia condizionata $H(z \mid x)$ è indipendente da W. Il gradiente di J sarà della forma $\nabla_W J = \nabla_W I(z, x) W^T W$.

2.2 Identificazione della sorgente

Un metodo usato oggi nell'identificazione dell'origine del segnale è il lowresolution electromagnetic tomography algorithm(LORETA). In questo algoritmo Y = HX è la relazione che lega la matrice Y dei segnali osservati, X rappresentante le effettive grandezze delle sorgenti e H matrice $n_r x 3n_t$ dei coefficienti di trasmissione da ogni sorgente al vettore dei sensori. La matrice L è fatta in modo che su ogni sua colonna ci siano i potenziali osservati agli elettrodi quando il vettore sorgente ha ampiezza unitaria in una direzione e nulla nelle altre. Le ampiezze delle sorgenti, X, possono essere calcolate attraverso la soluzione inversa dei minimi quadrati(Least Squares,LS): $X = (H^T H)^{-1} H^T Y$. Si può approssimare H operando $3 \cdot n_t$ simulazioni di flusso di corrente all'interno del cranio dopo aver risolto l'equazione di Poisson $\nabla \cdot \sigma \nabla X = -\rho \operatorname{con} \sigma$ conduttività del volume cerebrale(S/m) e ρ densità di corrente della sorgente (A/m^3) . Ma poiché il numero di sorgenti n_t è molto maggiore rispetto al numero di elettrodi il sistema definito in precedenza è indeterminato e questo metodo non è applicabile.

Un diverso approccio è quello di minimizzare la norma di X per trovare una soluzione con contributo pari a zero da parte della maggioranza delle sorgenti: min $|| X ||_2^2$, con soluzione $X = H^T (HH^T)^{\dagger} Y$. Questo metodo difetta in prestazioni sugli spazi tridimensionali; a questo proposito il metodo precedente viene modificato nella weighted minimum norm(WMN) espressa come min $|| MX ||_2^2$ con soluzione $X = M^{-1}H^T (HM^{-1}H^T)^{\dagger} Y$, dove M è la matrice $3n_t x 3n_t M = diag \left[\frac{1}{||H_1||_2}, \frac{1}{||H_2||_2}, ..., \frac{1}{||H_{3n_t}||_2}\right]$ e $|| H_i ||$ rappresenta la norma euclidea dell'i-esima colonna della matrice H, quindi M corrisponde all'inverso della distanza tra le sorgenti e gli elettrodi.

L'algoritmo LORETA ha però un difetto cioè considera il cervello omogeneo su tre sfere concentriche: il cervello, il liquido che circonda il cervello nelle meningi e il cranio. Ma da quanto detto anche in precedenza il cervello non è né omogeneo né isotropo dal punto di vista elettrico.

Capitolo 3

Sistemi MIMO

3.1 Descrizione del sistema

Poiché l'EEG è composto da più segnali rilevati in parti diverse dello scalpo otteniamo un sistema Multiple Input Multiple Output (MIMO) dove gli ingressi sono i segnali generati dalla materia grigia e le uscite sono le differenze di potenziale misurate dagli elettrodi. Un sistema MIMO rappresenta un modello di telecomunicazioni caratterizzati da n_t antenne trasmittenti e da un ricevitore con n_r antenne riceventi non necessariamente collocate, come sarebbe invece immaginabile per un sistema radio. La relazione ingresso-uscita è descritta da una matrice H di dimensione $n_t x n_r$. Il canale tempo-invariante è descritto dall'espressione y = Hx + w dove $x \in C^{n_t}, y \in C^{n_r} e w \sim CN(0, N_0 I_{n_r})$ indicano rispettivamente il segnale trasmesso, il segnale ricevuto e il rumore bianco Gaussiano ad un certo istante di tempo. La matrice di canale $H \in C^{n_r x n_t}$, con rank R_H , è deterministica e assunta sempre costante e nota sia al trasmettitore che al ricevitore. L'elemento della matrice h_{ij} rappresenta il guadagno del canale dall'antenna di trasmissione j all'antenna di ricezione i.

Questo appena descritto è un canale MIMO deterministico in cui tutti i coefficienti della matrice di trasferimento sono noti ma spesso non è così: esistono infatti anche modelli MIMO statistici. Tra le antenne trasmittenti e le antenne riceventi è presente un valore di attenuazione media lungo il canale; attorno a questo valore avvengono oscillazioni, così come esiste una attenuazione media e delle oscillazioni di intensità diversa a seconda del canale particolare considerato(*fading channel*).

3.2 Architettura al ricevitore

Avere informazioni sullo stato del canale(Channel State Information, CSI) imperfette può causare effetti dannosi sulla rilevazione coerente dei simboli e conseguentemente sulla prestazione dell'intero sistema. Questo aspetto è particolarmente rilevante nei sistemi MIMO, dato che l'incertezza dello stato del canale può compromettere gravemente l'incremento nella capacità del sistema rispetto agli schemi a singola antenna. Quando il canale è noto sia al trasmettitore che al ricevitore è possibile attraverso delle operazioni lineari inviare dal trasmettitore flussi di dati paralleli cosicché possano arrivare ortogonalmente al ricevitore senza interferenza fra di loro.



Figura 3.1: Architettura SVD

E' possibile decomporre la matrice di trasferimento con decomposizione a valori singolari(Singular Value Decomposition,SVD) come $H = U\Sigma V^H$, con U e V matrici quadrate $n_r x n_r$ e $n_t x n_t$ rispettivamente e unitarie $(U^H U = I_{n_r} e V^H V = I_{n_t})$ e Σ matrice diagonale $n_r x n_t$ di elementi σ_i definiti come la radice quadrata dell'iesimo autovalore più grande della matrice HH^H . Allora è possibile attuare una decomposizione parallela del canale e giungere ad un modello semplificato SISO operando operazioni lineari sia sul trasmettitore che sul ricevitore nel seguente modo: sul vettore di ingresso come $\tilde{x} = Vx$ e sul vettore di uscita come $\tilde{y} = U^H y$. Otteniamo $\tilde{y} = U^H (Hx + n) = U^H (U\Sigma V^H V \tilde{x} + n) = U^H (U\Sigma V^H V \tilde{x} + n) =$ $U^H U\Sigma V^H V \tilde{x} + U^H n = \Sigma \tilde{x} + \tilde{n}$, con \tilde{n} avente la stessa distribuzione di n e $\parallel \tilde{x} \parallel^2 = \parallel x \parallel^2$. L'energia è preservata e otteniamo una rappresentazione equivalente del canale MIMO in R_H canali paralleli grazie all'architettura SVD.

Quando al trasmettitore, invece, non è noto il canale questo procedimento non è praticabile e i flussi di dati indipendenti inviati dal trasmettitore arrivano tutti al ricevitore cross-coupled. In questi casi è necessario quindi dividere i diversi contributi ricevuti al ricevitore e a questo scopo utilizziamo un Linear Decorrelator. Innanzitutto guardiamo al caso tempo invariante dove la matrice di canale è fissata, allora possiamo scrivere il vettore dei segnali ricevuti al tempo m come $y[m] = \sum_{i=1}^{n_t} h_i x_i[m] + w[m]$ dove $h_1, ..., h_{n_t}$ sono le colonne di H e i flussi di dati trasmessi sulle antenne sono tutti indipendenti. Isolando il flusso k-esimo otteniamo $y[m] = h_k x_k[m] + \sum_{i \neq k} h_i x_i[m] + w.$

Questo risultato ci mostra come a differenza del caso SIMO a singolo ingresso ci sia un'altra fonte di interferenza dovuta agli altri flussi di dati. Per eliminare questo problema si può progettare il segnale ricevuto y sul sottospazio ortogonale a quello generato dai vettori $h_1, ...h_{k-1}, h_{k+1}, ...h_{n_t}$, chiamiamo questo spazio V_k la cui dimensione è d_k . Per avere successo in questa operazione di annullamento di interferenza tra i segnali dobbiamo supporre $n_t < n_r$. A questo punto possiamo scrivere la proiezione di y come $\mathbf{y}[m] = Q_k y[m] = Q_k h_k x_k[m] + \mathbf{w}[m]$ dove $\mathbf{w}[m]$ è il rumore gaussiano bianco dopo l'operazione di proiezione e Q_k è la matrice di dimensione $d_k x n_r$ le cui righe formano una base ortonormale di V_k . In seguito all'operazione di proiezione possiamo ottenere un'ottima demodulazione applicando un match filtering al vettore $Q_k h_k$, la cui uscita ha SNR uguale a $\frac{P_k \parallel Q_k h_k \parallel^2}{N_0}$. La combinazione di queste due operazioni è chiamato decorrelator, o anche interference nulling oppure zero-forcing receiver; essendo combinazione di due operazioni lineari risulta essere un filtro lineare con espressione $c_k = (Q_k^H Q_k) h_k$. Per applicare questo ragionamento all'intero vettore dei segnali esiste una semplice formula: il decorrelatore per il k-esimo segnale è la k-esima riga della pseudoinversa della matrice H $H^{\dagger} = (H^H H)^{-1} H^H$.

Per quanto riguarda le performance del canale cominciamo ad analizzarla nel caso di una matrice H deterministica. In queste circostanze il massimo data rate è dato da $C_k = \log\left(1 + \frac{P_k \parallel Q_k h_k \parallel^2}{N_0}\right)$. Se l'interferenza intersegnale fosse assente ci troveremmo nel caso di canale SIMO, situazione nella quale il filtro risulterebbe \mathbf{h}_k e il SNR ottenuto sarebbe $\frac{P_k \parallel h_k \parallel^2}{N_0}$. Dato che l'interferenza intersimbolo ostacola il recupero del k-esimo segnale, le prestazioni del decorrelatore saranno inferiori rispetto a quelle di un matched filter in cui questa è assente. Questo può essere anche provato in quanto l'operazione di proiezione non aumenta le dimensioni di un vettore, cioè $\parallel Q_k h_k \parallel \leq \parallel h_k \parallel$ e di conseguenza $SNR_{decorr} \leq SNR_{mf}$. Il rate totale nella comunicazione è definito come la somma di tutti i rate particolari ed è dato da $\sum_{k=1}^{n_t} C_k$. Considerando invece canali caratterizzati da comportamento fading e tempo-varianti, il rate massimo ottenibile è calcolato come la media della distribuzione stazionaria del processo di canale H[m] espresso come $R_{decorr} = \sum_{k=1}^{n_t} \bar{C}_k$, dove $\bar{C}_k = E \left[log \left(1 + \frac{P_k \parallel Q_k h_k \parallel^2}{N_0} \right) \right]$. Il valore del rate ottenuto è generalmente minore o uguale alla capacità del canale fading MIMO con CSI al ricevitore.

Una variante di questo metodo è quello delle cancellazioni successive nel quale una volta che un segnale è stato recuperato possiamo sottrarlo al vettore dei segnali ricevuti cosi da ridurre il carico sui ricevitori dei flussi rimanenti. Questo processo viene iterato finché l'ultimo decorrelatore non ha più nessuna interferenza da trattare proveniente dagli altri flussi. Questo tipo di algoritmo prende il nome di *decorrelator-SIC*(decorrelatore con successive interference cancellation). Un problema di questo tipo di struttura al ricevitore è l'errore di propagazione: infatti un errore nella decodifica del k-esimo segnale provoca una propagazione dell'errore in tutti i segnali successivi poiché i flussi sottratti risultanti saranno sbagliati.

I metodi precedenti minimizzano l'interferenza tra i segnali stessi ma non



Figura 3.2: Struttura di un decorrelatore-SIC

danno nessun contributo riguardo al rumore di fondo, a questo proposito esiste il matched filtering. Il matched filter invece di annullare il contributo dei flussi di segnale interferenti, come fa il decorrelatore, intensifica il segnale dell'utente k-esimo facendo la proiezione del vettore dei segnali ricevuti sul vettore h_k , diminuendo così le fonti di interferenza e aumentando il SNR. Il difetto di questo metodo è che tratta allo stesso modo l'interferenza intersegnale e il rumore non dandomi alcuna informazione su come i segnali interferiscano tra loro.

3.3 Ricevitore Lineare MMSE

I due esempi precedenti non hanno sempre prestazioni ottimali. Il decorrelatore è ottimo nel caso di interferenza tra i segnali, massimizza il SNR eliminando completamente l'interferenza. Il matched filtering è ottimale per canali SIMO in cui non c'è nessuna interferenza tra i flussi di dati e il problema principale è il rumore di fondo. Quindi mentre il primo è ottimo per valori alti del signal-to-noise ratio, in cui l'interferenza tra i segnali è predominante, il secondo è preferibile per valori bassi del SNR. E' necessario quindi trovare un compromesso tra questi due metodi per contrastare allo stesso tempo l'interferenza tra segnali e il rumore Gaussiano di background, cioè massimizzare il signal-to-interference-plus-noise ratio(SINR) all'uscita per ogni valore del SNR. Allora a seconda del valore specifico del SNR questo ricevitore sarà più simile al decorrelatore(alto SNR) o più simile al matched filter(basso SNR).

Consideriamo il seguente vettore generico di canale $\mathbf{y} = \mathbf{h}x + \mathbf{z}$ dove \mathbf{z} è rumore colorato complesso e circolare simmetrico con matrice di covarianza invertibile \mathbf{K}_{z} , \mathbf{h} è un vettore deterministico e x è il simbolo scalare sconosciuto da stimare, \mathbf{z} e x sono assunti scorrelati. Bisogna scegliere un filtro con SNR massimo d'uscita. Se il rumore fosse bianco la tecnica per progettare \mathbf{y} sarebbe quella di costruirlo sulla direzione di \mathbf{h} . Dunque è necessario rendere il rumore \mathbf{z} bianco e poi seguire la tecnica descritta precedentemente. La matrice di covarianza K_z può essere scritta come $U\Lambda U^H$ con matrice di rotazione U e matrice diagonale Λ definita positiva. Allora definiamo $K^{1/2}$ è definita come $U\Lambda^{1/2}U^H$ con $\Lambda^{1/2}$ matrice diagonale i cui elementi sulla diagonale sono la radice quadrata di quelli di Λ . A questo punto passiamo **y** attraverso la trasformazione lineare invertibile $K_z^{-1/2}$ così da rendere bianco il rumore $K_z^{-1/2}\mathbf{y} = K_z^{-1/2}\mathbf{h}x + K_z^{-1/2}\mathbf{z}$. In seguito si progetta l'uscita sulla direzione di $K_z^{-1/2}\mathbf{h}$ per ottenere un canale scalare col seguente risultato: $(K_z^{-1/2}\mathbf{h})^H K_z^{-1/2} \mathbf{y} = \mathbf{h}^H K_z^{-1} \mathbf{y} = \mathbf{h}^H K_z^{-1} \mathbf{h} x + \mathbf{h}^H K_z^{-1} \mathbf{z}.$ Così il ricevitore lineare risulta rappresentato dal vettore $v_{mmse} = K_z^{-1} \mathbf{h}$ e massimizza il SNR. Inoltre poiché questo ricevitore, con un appropriato scaling, minimizza l'errore quadratico medio nella stima di $x(E[(x - \hat{x})^2])$ è chiamato anche ricevitore *Linear MMSE*. In questo caso il SINR risulta $\sigma_x^2 h^H K_z^{-1} h$.

Possiamo ora migliorare l'architettura del ricevitore sostituendo il decorrelatore di ogni flusso con il ricevitore LMMSE. Consideriamo adesso,come in precedenza, che la matrice di canale H sia fissata e il canale per il flusso k-esimo sia $y[m] = h_k x_k[m] + z_k[m]$ in cui l'ultimo termine $z_k[m]$ sta a indicare la combinazione di interferenza e rumore di fondo incontrata dal segnale k-esimo, cioè $z_k[m] = \sum_{i \neq k} h_i x_i[m] + w[m]$. Detta P_i la potenza del segnale i-esimo scriviamo la covarianza di z_k come $K_{z_k} = N_0 I_{n_r} + \sum_{i \neq k}^{n_t} P_i h_i h_i^H$. Quindi sostituendo nelle espressioni precedenti troviamo l'espressione per il ricevitore lineare del k-esimo segnale trasmesso data da $(N_0 I_{n_r} + \sum_{i \neq k}^{n_t} P_i h_i h_i^H)^{-1} h_k$ e l'espressione del SINR risulta $P_k h_k^H (N_0 I_{n_r} + \sum_{i \neq k}^{n_t} P_i h_i h_i^*)^{-1} h_k$.

Con SNR bassi, cioè le potenze dei segnali trasmessi sono piccole rispetto a N_0 , la matrice di covarianza si può esprimere come $K_{z_k} \approx N_0 I_{n_r}$ poiché il termine del rumore di fondo è dominante rispetto all'interferenza intersegnale e il ricevitore si riduce ad un matched filter. Mentre con alti valori del SNR eseguendo l'operazione lineare con $K_{z_k}^{-1/2}$ torniamo al caso del decorrelatore. In questo caso il rate massimo che il canale può sostenere in modo affidabile risulta $C_k = \log (1 + P_k h_k^* K_{z_k} h_k)$; mentre nel caso di fading channel tempo-variante si ottiene un rate per il k-esimo flusso pari a $\bar{C}_k = E \left[\log \left(1 + P_k h_k^H K_{z_k} h_k \right) \right]$. Anche in questo caso come nel decorrelatore si può migliorare la struttura in ricezione e ottenere prestazioni migliori applicando i ricevitori LMMSE all' architettura a successive cancellazioni(MMSE-SIC).

Capitolo 4

Modello statistico del canale

4.1 Sistemi di propagazione nel canale radio-mobile

I modelli introdotti nel capitolo precedente, applicati nelle comunicazioni wireless nel campo radio e della telefonia, possono essere il punto di partenza per costruire un modello duale per le trasmissioni che avvengono tra i neuroni e i rilevatori EEG. Nei sistemi radiomobili sono stati creati vari modelli per la propagazione del segnale diversi a seconda dell'ambiente in cui la propagazione avviene. Nel modello a spazio libero, per esempio, la potenza ricevuta è data dall'espressione $P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2 L}$ dove P_r è la potenza ricevuta, P_t è la potenza trasmessa, G_t è il guadagno dell'antenna di trasmissione, G_r è il guadagno dell'antenna in ricezione, d è la distanza tra trasmettitore e ricevitore in metri, L il fattore di perdita del sistema e λ la lunghezza d'onda in metri. La potenza ricevuta diminuisce quindi come il quadrato della distanza. Spesso nei canali radio il modello precedente non è sufficiente, per questo è stato introdotto il modello riflessione due raggi che sfrutta le proprietà fisiche della riflessione considerando sia il percorso diretto tra sorgente e ricevitore che quello riflesso sul terreno e l'espressione della potenza ricevuta risulta $P_r = P_t G_t G_r \frac{h_t^2 h_r^2}{d^4}$, con $h_t \in h_r$ altezze di trasmettitore e ricevitore rispettivamente. In questo modello a grandi distanze $(d \gg \sqrt{h_t h_r})$ la potenza ricevuta è inversamente proporzionale a d^4 , l'attenuazione sarà quindi molto più rapida rispetto al caso free space. Altri fenomeni fisici importanti sono la diffrazione che permette ai segnali radio di propagarsi attorno alla superficie

terrestre e oltre agli ostacoli (diffrazione a lama di coltello) e lo scattering, fenomeno di diffusione ottica presente quando un onda colpisce un ostacolo. Quest'ultimo fenomeno è di particolare importanza quando è presente nelle trasmissioni radar a lunga distanza dove la potenza ricevuta in dBm è espressa come $P_R(dBm) =$ $P_T(dBm) + G_T(dBi) + 20 \log(\lambda) + RCS[dB \cdot m^2] - 30log(4\pi) - 20 \log d_T - 20 \log d_R$ con d_T e d_R distanze del trasmettitore e del ricevitore dall'oggetto di scattering, RCS rappresenta la Radar Cross Section definita come il rapporto tra la densità di potenza del segnale diffuso verso il ricevitore e la densità di potenza dell'onda radio incidente e ha la dimensione di un'area.



Figura 4.1: Principali fenomeni ottici utilizzati nella trasmissione radiomobile

In tutti i modelli di propagazione si evidenzia come la potenza media del segnale ricevuto decresca come il logaritmo della distanza moltiplicato per un esponente n che dipende dall'ambiente di propagazione e quindi l'attenuazione(Path Loss) media è data da $\bar{A}(dB) = \bar{A}(d_0) + 10n \log \left(\frac{d}{d_0}\right)$ con d_0 distanza sperimentale di riferimento. Il modello cambia se consideriamo la possibile variazione dell'attenuazione nel caso di grandi ostacoli ambientali come montagne

o palazzi(il cosiddetto *shadowing*) e all'attenuazione media dobbiamo aggiungere X_{σ} variabile aleatoria gaussiana a media zero e a varianza σ . Nelle trasmissioni all'esterno sono stati ideati vari modelli tra i quali il primo è stato nel 1967 quello di Longley-Rice applicabile in un intervallo di frequenze che varia dai 40 MHz ai 100 GHz su diversi tipi di terreni sfruttando le proprietà dell'ottica. Un altro esempio è il modello Okumura, uno dei più usati nelle aree urbane, utilizzabile tra i 150 e i 1920 MHz, con distanze comprese tra 1 e 100 km e altezze tra i 30 e i 1000 m. Per questo modello si può esprimere il 50 per cento dell'attenuazione, cioè la mediana, come $L_{50}(dB) = L_F + A_{mu}(f,d) - G(h_{te}) - G(h_{re}) - G_{AREA}$ dove L_F è l'attenuazione a spazio libero, A_{mu} è un valore trovato sperimentalmente e rappresenta l'attenuazione mediana relativa allo spazio libero, $G(h_{te})$ è il guadagno dell'antenna trasmittente della stazione base dipendente dall'altezza, $G(h_{re})$ è il guadagno dell'antenna mobile dipendente anch'essa dall'altezza e G_{AREA} è il guadagno dovuto all'ambiente in cui avviene la propagazione. Infine ennesimo esempio è il modello Hata le cui espressioni hanno un significativo valore pratico poiché scritte per ambienti di propagazione specifici: ad esempio nelle aree urbane l'attenuazione mediana è espressa come $L_{50}(urbana)(dB) =$ $69.55 + 26.16 \log f_c - 13.82 \log h_{te} - a(h_{re}) + (44.9 - 6.55 \log h_{te}) \log d \operatorname{con} f_c$ frequenza che può variare tra i 150 e i 1500 MHz, h_{te} altezza della stazione base trasmittente che va dai 30 ai 200 m, h_{re} altezza dell'antenna mobile ricevente che varia da 1 a 10 m, d è la distanza in km tra trasmettitore e ricevitore e $a(h_{re})$ è il fattore di correzione in funzione dell'area di copertura del ricevitore e assume valori diversi ad esempio per città medio-piccole o per grandi città, così come si ottengono valori differenti per l'attenuazione mediana se consideriamo zone suburbane o zone rurali. Altri modelli sono stati ideati per il microcellulare e per la propagazione del segnale in ambienti interni.

4.2 Applicazione all'EEG

Conoscendo i modelli caratteristici del canale radio-mobile possiamo cercare di definire un'espressione per l'attenuazione del canale, in funzione della distanza sorgente ricevitore, nel nostro caso di rilevazione di segnali EEG come $a(r) = f(r) \cdot \alpha$.

f(r) è una funzione deterministica, anch'essa dipendente dalla distanza sorgenteelettrodo, dell'attenuazione media che non tiene conto dell'aleatorietà delle rilevazioni EEG e che può avere un'espressione simile a quella del caso LORETA. α è una variabile aleatoria o un processo stocastico, se dipende anche dal tempo, che tiene conto delle innumerevoli variabili che entrano in gioco nelle trasmissioni cerebrali come età del soggetto, stato psico-fisico, resistività del materiale attraversato dal segnale, condizioni climatiche al momento della rilevazione, anisotropia e presenza di fluidi in movimento. I parametri di α andranno trovati sperimentalmente, dando una visione migliore e più realistica sul comportamento reale delle trasmissioni cerebrali rispetto al modello a tre strati usato per LORETA e comprendendo veramente come avviene la trasmissione all'interno del cervello.

Capitolo 5

Conclusioni

I sistemi MIMO nelle comunicazioni radiomobili sono più efficienti in quanto, impiegando più antenne, possono sostenere più traffico e di conseguenza quanto più aumenta la probabilità di ricevere un segnale tanto migliore è l'elaborazione dei segnali; possono inoltre aumentare il SNR e permettere accesso multiplo al canale. Permettere accesso multiplo al canale vuol dire che più utenti si interfacciano con il sistema e di conseguenza questi utenti possono anche essere rintracciati. Applicando al nostro sistema di rilevazione EEG i sistemi MIMO, che rappresentano in modo efficace la struttura delle trasmissioni neuroni-elettrodi, si potranno usare gli algoritmi ampiamente usati nel campo radiomobile per poter separare i contributi delle numerose sorgenti e identificarne la posizione. Dovrà inoltre essere definito sperimentalmente un modello statistico e i suoi parametri per raggiungere una piena conoscenza dei fenomeni di trasmissione intracranici.

Con questi nuovi strumenti si farebbero numerosi passi in avanti, ad esempio, nell'esperimento del san Camillo avendo la possibilità di migliorare l'analisi dei segnali EEG del paziente ed eventualmente dare in tempo reale un feedback adeguato. Conoscendo la posizione delle sorgenti si potrà arrivare ad una migliore conoscenza del fenomeno della neuroplasticità, osservando quali nuovi zone sinaptiche vengono create per prendersi carico delle funzioni cerebrali svolte precedentemente dall'area danneggiata e cercando di rieducare la stessa area cerebrale. Sviluppando in questa direzione avremo progressi non solo nella riabilitazione assistita attraverso



Figura 5.1: Schema BCI

il monitoraggio dei segnali cerebrali ma in tutte le applicazioni di BCI che nei prossimi decenni cresceranno enormemente. Sono innumerevoli le possibili future applicazioni di BCI: tecnologie che possono aiutare a raggiungere lo stato mentale desiderato e migliorare la concentrazione; tecnologie che aiutino i dottori a identificare malattie cerebrali prima che appaiano i sintomi; tecnologie che permettano di comunicare in modo più chiaro e interessante ad un pubblico valutando le attività neurali di esso; tecnologie che ci permettano di avere il controllo diretto di oggetti con applicazioni biomedicali o videoludiche; tecnologie che agiscano come sistema di controllo analizzando i processi cerebrali legati alla percezione dell'errore o tecnologie che riescano a predire cosa l'utente sta per comunicare.

Bibliografia

- S.Pupolin(2013) MIMO systems and application to Brain Computer Interface by using EEG, in CONASENSE, Communications, Navigation, Sensing and Services, Aalborg, River Publishers, p.1-194, ISBN978-87-92982-39-1
- [2] G. Cisotto,S. Pupolin,S. Silvoni,M. Cavinato,M. Cavinato,M. Agostini,F. Piccione(2013) Brain-Computer Interface in Chronic Stroke: sensorimotor closedloop and contingent force feedback make the difference, in IEEE ICC'2013 Conference, ISBN: 9781467331210, Budapest, Ungheria, 9-13 Giugno, 2013
- [3] D. Tse, P. Viswanath (2005) Fundamentals of Wireless Communications, Cambridge University Press
- [4] S. Makeig, C. Kothe, T. Mullen, N. Bigdely-Shamlo, Z. Zhang, K. Kreutz-Delgado(2012), Evolving Signal Processing for Brain-Computer Interface, Proceedings of the IEEE, vol. 100, pp. 1567-1578
- [5] S. Saeid, J.A. Chambers (2007), *EEG Signal processing*, Wiley, Cardiff University, UK
- [6] T.S. Rappaport(2002), Wireless Communications Principles and Practice, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River
- [7] Brett J. Lance, S.E. Kerick, A.J.Ries, K.S. Oie, K. McDowell (2012), Brain-Computer Interface Technologies in the Coming Decades, Proceedings of the IEEE, vol. 100, pp. 1585-1595