



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE  
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

---

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Biomedica

**Definizione e validazione del set-up sperimentale per  
acquisizione del segnale meccanomiografico**

Definition and validation of the experimental set-up for acquisition of the  
mechanomyographic signal

Relatore:

Alessandro Mengarelli, Ph.D

Tesi di Laurea di:

Sofia Quinzi

Correlatore:

Federica Verdini, Ph.D

Andrea Tigrini, Ph.D

A.A. 2022/2023

---

# Indice

## 1 Introduzione

1.1	<i>Riconoscimento dei gesti</i> .....	1
1.2	<i>Meccanomiografia</i> .....	3

## 2 Metodi

2.1	<i>Protocollo sperimentale</i> .....	7
2.2	<i>Segmentazione e filtraggio</i> .....	9
2.3	<i>Estrazione delle feature</i> .....	12
2.4	<i>Classificazione</i> .....	23

## 3 Risultati

3.1	<i>Risultati nelle singole prove</i> .....	25
3.2	<i>Risultati ottenuti utilizzando i dati provenienti da tutte le prove</i> .....	26

4	<i>Discussione</i> .....	29
---	--------------------------	----

5	<i>Conclusione</i> .....	31
---	--------------------------	----

## Bibliografia

# 1. Introduzione

## 1.1 Riconoscimento dei gesti

Molte persone in tutto il mondo subiscono l'amputazione della mano per molte ragioni come guerre, incidenti e malattie.[1] Il ruolo delle mani nella vita quotidiana è vitale e poiché il loro movimento è controllato da muscoli, per il riconoscimento e il controllo protesico, si può utilizzare l'informazione associata al segnale mioelettrico sviluppato dai muscoli e prelevato con elettrodi opportuni. Recentemente, come metodo alternativo, o a supporto del pattern recognition svolto sulla base del solo segnale mioelettrico, si studia la vibrazione causata a livello cutaneo, che può essere correlata con l'attività mioelettrica.[1].

Le protesi mirano a sostituire l'aspetto e la funzionalità di un arto mancante ed il problema più grande del controllo protesico è quello di trovare il giusto segnale di controllo ; nella ricerca accademica a questo scopo vengono utilizzati i sistemi basati sul pattern recognition, i quali, hanno avuto molto successo nel decodificare l'intenzione di movimento e hanno recentemente trovato la loro strada nei prodotti commerciali. I metodi di classificazione sono stati ampiamente utilizzati per decodificare movimenti del polso e individuare i movimenti delle mani.[2]

Le applicazioni del riconoscimento dei gesti si concentrano quindi sul controllo protesico ma anche sull'interfaccia uomo-macchina. Alcune di esse hanno applicato metodi senza contatto come le telecamere per catturare le immagini dei gesti della mano, le quali si stanno diffondendo sempre di più grazie ai loro numerosi usi e alla capacità di comunicare facilmente con le macchine. Tuttavia, l'identificazione della posizione delle mani diventa un compito difficile se gli sfondi sono affollati e se il soggetto in esame, attraverso il proprio corpo impedisce una visuale nitida della sua mano.[3]

Altri hanno applicato metodi a contatto come l'elettromiografia (EMG), il meccanomiogramma (MMG), l'imaging a ultrasuoni, i sensori di forza e di pressione. Ogni metodo ha i propri vantaggi e svantaggi e attualmente l'MMG e l'EMG attirano l'attenzione maggiore da parte della ricerca. L'utilizzo dei segnali EMG per identificare gesti e movimenti della mano è una delle tante applicazioni dei dispositivi di oggi ma la sua affidabilità e le sue misurazioni sono soggette ad essere influenzate da disturbi esterni come la sudorazione o un ambiente secco, unitamente ai costi elevati delle apparecchiature[4].

---

Per ottenere un'elevata accuratezza nella classificazione c'è bisogno di utilizzare una grande quantità di sensori elettromiografici che, tuttavia, potrebbe essere poco pratica per l'utente. Per migliorare ulteriormente l'adozione clinica delle protesi di arto superiore, le protesi di nuova generazione devono permettere un controllo adeguato attraverso un numero di sensori che sia il più basso possibile [2].

Il segnale MMG (meccanomiografico) misura le vibrazioni causate dalla contrazione del muscolo e può essere misurato tramite accelerometri. Questi si trovano all'interno delle sonde IMU (inertial measurement unit), le quali misurano: l'accelerazione tramite l'accelerometro, la velocità angolare tramite il giroscopio e il campo magnetico, tramite il magnetometro.

Uno studio precedente ha indicato che le prestazioni dei metodi EMG e MMG sono simili per quanto riguarda il riconoscimento dei gesti delle mani [5], [6]. È stato riportato che la complessa interazione di segnali meccanici all'interno del braccio è in grado di produrre pattern ripetibili, e l'MMG può essere un segnale di controllo più adatto per le protesi commerciali rispetto all'EMG [3]. Accanto al meccanomiogramma per questo scopo può essere utilizzato anche il segnale proveniente dal magnetometro.

L'applicazione più comune per il rilevamento del campo magnetico da parte del magnetometro è quella di rilevare il campo magnetico terrestre per la navigazione. Il magnetometro misura la forza e la direzione del campo magnetico terrestre nello spazio tridimensionale. [7]

Alcuni sensori consentono ai ricercatori di registrare il campo magnetico del cuore e del cervello. Gli studi su nervi e muscoli isolati hanno risposto a domande fondamentali su come i campi biomagnetici si relazionano alle loro fonti. Le tecnologie innovative possono incoraggiare nuove applicazioni mediche. [8]

Khushaba et al [9] hanno fatto uno studio in cui una delle motivazioni principali è stata quella di individuare se l'inclusione dei dati del giroscopio e del magnetometro, oltre a quelli dell'accelerometro, fosse utile per il riconoscimento dei movimenti della mano. La loro analisi ha fornito prove a sostegno di questa ipotesi, dal momento che la classificazione che ha utilizzato i dati IMU ha superato in modo significativo la classificazione che utilizzava solo i dati accelerometrici. In questo studio si valuta l'affidabilità del meccanomiogramma per il riconoscimento dei gesti e l'opportunità di integrare i dati provenienti dal magnetometro per migliorare l'accuratezza dei risultati.

---

## 1.2 Meccanomiografia

La meccanomiografia (MMG) è una tecnica non invasiva per registrare le vibrazioni delle fibre muscolari [10]. Queste, si trovano in un range compreso tra 2 e 120Hz, tuttavia i ricercatori, filtrando, mantengono solamente la banda [5-50] poiché questa rappresenta il miglior compromesso per permettere di perdere il minor contributo possibile in frequenza del segnale ed eliminare la maggior parte del rumore.[11] La contrazione muscolare implica l'accorciamento e l'aumento di diametro delle fibre, e i cambiamenti delle dimensioni nelle fibre muscolari e il loro spostamento durante l'attivazione genera onde meccaniche che si propagano attraverso i tessuti circostanti [12].

La vibrazione registrata nella superficie della pelle dipende dalla forza di contrazione del muscolo, per questo viene utilizzato come alternativa ai classici metodi di studio muscolare come per esempio l'EMG. Tuttavia, i meccanismi di generazione dell'MMG non sono del tutto chiari. Le oscillazioni generate dal muscolo alla propria frequenza di risonanza e le onde di pressione causate dal cambiamento della dimensione delle fibre sono considerati i meccanismi dai quali l'MMG origina; tuttavia, il loro ruolo relativo e l'effetto del volume attraverso cui avviene la conduzione delle onde meccaniche è sconosciuta. [12]

Le caratteristiche del meccanomigramma sono determinate dalla sommatoria lineare o non lineare del contributo individuale di tutte le fibre attive durante la contrazione isometrica volontaria [12].

Un problema interessante è la direzione di propagazione delle onde meccaniche che formano il segnale MMG. Si pensava che le onde meccaniche viaggiassero in tutte le direzioni a partire dalla fonte (nel caso del muscolo, le fibre sono la fonte della generazione dell'onda) e che venissero filtrate dagli oggetti circostanti (cioè pelle, tessuti adiposi, fascia, tendini, e osso). Al contrario, i ricercatori hanno dimostrato che l' MMG riflette le oscillazioni laterali a bassa frequenza delle fibre muscolari scheletriche attive.[13]

Cescon et al.[14] hanno scoperto che un segnale MMG generato da una singola unità motoria si propaga nella direzione trasversale (normale alla superficie), ma non nella direzione longitudinale (parallela alle fibre muscolari).

Essendo un indice meccanico della contrazione muscolare, l'MMG è stato utilizzato per studiare l'affaticamento muscolare, malattie muscolari pediatriche e come segnale di controllo per le protesi degli arti superiori[15].

---

L' MMG offre notevoli benefici rispetto ad alcuni aspetti più delicati legati al segnale EMG tra cui la minima preparazione della pelle, la possibilità di trascurare l'impedenza cutanea, la minore suscettibilità ai rumori esterni ed il fatto che non genera interferenze elettromagnetiche che possono corrompere le altre misure. Un altro vantaggio, che rende questa tecnica più adatta della sua controparte elettrica, l'elettromiografia di superficie, è l'informazione relativa alle proprietà contrattili muscolari. [16]

Il segnale EMG è un segnale elettrico di attivazione neuromuscolare associato a una contrazione muscolare. È particolarmente usato nell'analisi del controllo dei movimenti della mano, del polso, del gomito e della gamba. Il metodo più popolare per la registrazione del segnale EMG è quello non invasivo che prevede l'utilizzo di due o più elettrodi posizionati su punti specifici del muscolo che permettono di ottenere informazioni sul campo elettrico generato dalla depolarizzazione e la ripolarizzazione delle cellule muscolari, che precede la contrazione [16].

L'sEMG è una tecnica ben sviluppata che è stata applicata in varie aree legate alla fisiologia muscolare compresa la valutazione muscolare, lo sviluppo di protesi ed esoscheletri e l'analisi della fatica muscolare. Studi rivelano che i segnali sEMG sono sensibili tra le altre cose, all'intensità dell'esercizio, alla variazione di velocità e al comportamento cognitivo [16].

L'MMG, invece, è stato studiato solo di recente per alcune delle aree sopra-menionate, i suoi risultati sono stati trovati promettenti e le sue applicazioni sono sempre più diffuse. La capacità dell'MMG di quantificare le funzioni del muscolo utilizzando mezzi non invasivi ne consente il potenziale utilizzo per applicazioni cliniche. È stato dimostrato che le proprietà contrattili dei muscoli, che sono direttamente correlate alla composizione e al tipo di muscoli, possono essere meglio stimate facendo un'analisi in frequenza del segnale MMG [16]

Diversi tipi di trasduttori tra cui accelerometri, sensori di contatto piezoelettrici, microfoni e sensori di spostamento laser possono acquisire i segnali MMG. Poiché il trasduttore registra le oscillazioni superficiali sulla pelle, il rischio di potenziali disturbi è piuttosto elevato, quindi gli accelerometri possono essere considerati una delle migliori opzioni per l'acquisizione del segnale MMG [16].

Ci sono però dei limiti nell'usare questi sensori per registrare l'attività dei muscoli, per esempio il crosstalk cioè la contaminazione del segnale del muscolo di interesse a causa del segnale proveniente da un altro muscolo o gruppo di muscoli in prossimità. Lo studio condotto da Islam et al (2013) [13] ha avuto come obiettivo quello di quantificare il livello di crosstalk nella meccanomiografia (MMG) dagli assi longitudinale(parallelo

---

alle fibre muscolari), laterale (perpendicolare al longitudinale ma appartenente al piano del sensore) e trasversale (perpendicolare al piano del sensore) durante la flessione del polso, l'estensione del polso, la pronazione e la supinazione dell'avambraccio. L'asse trasversale ha mostrato valori di crossalk significativamente più piccoli per tutte le posizioni del polso.[13]

L'MMG inoltre è molto suscettibile alla contaminazione da artefatti da movimento causati dal movimento degli arti. Le tecniche di mitigazione di solito comportano il filtraggio e/o precauzioni sperimentali.

Il filtraggio passa-alto viene spesso utilizzato per ridurre gli effetti degli artefatti di movimento visto che questi si localizzano soprattutto a bassa frequenza; di solito viene implementato un filtro passa alto con una frequenza di cut-off tra 0.1 e 5 Hz ma uno standard condiviso è difficilmente definibile. In genere i ricercatori devono presumere che l'output del filtro sia rappresentativo del segnale MMG nonostante questa tecnica non garantisce che tutto il rumore venga eliminato. Altri, invece, hanno scelto di indagare sulla fonte del rumore e hanno suggerito soluzioni di rilevamento del rumore per risolvere del tutto il problema dell'artefatto di movimento, come per esempio l'utilizzo di sensori con impedenze diverse[17]

Un altro problema è che l'MMG è sensibile allo spostamento del sensore. Ogni sensore MMG fornisce informazioni localizzate sull'attività dei muscoli sottostanti, ma nonostante un segnale MMG possa essere misurato sia prossimalmente che distalmente dal centro del muscolo, le caratteristiche del segnale potrebbero non avere distribuzioni spaziali uniformi, influenzando così le prestazioni dei classificatori di pattern addestrati con dati derivati da una posizione o da una configurazione del sensore specifica.[12] Un degrado dell'accuratezza della classificazione dovuta alle variazioni nel posizionamento del sensore ha implicazioni per la progettazione, formazione e praticità per le interfacce che utilizzano l'MMG come segnale di controllo. L'ampiezza del segnale MMG è nota per raggiungere il suo massimo al centro del muscolo e di diminuire verso le inserzioni tendinee [12]. Le teorie della propagazione delle onde suggeriscono che le onde sonore si propagano in tutte le direzioni lontano dalla sorgente, filtrate da tessuti molli, producendo così una distribuzione spaziale dipendente dal tempo sulla superficie del muscolo. I segnali MMG multicanale mostrano, però, vibrazioni in fase lungo l'asse longitudinale della fibra muscolare e vibrazioni diminuite e sfasate lungo le direzioni trasversali alla fibra. Quando monitorato con una griglia bidimensionale di accelerometri, le caratteristiche temporali e spettrali dei segnali MMG sviluppati durante l'attività di una singola unità

---

motoria mostrano sostanziali dipendenze spaziali sulla superficie muscolare che comportano un fallimento nella classificazione se il sensore viene spostato [12]



---

# 2 Metodi

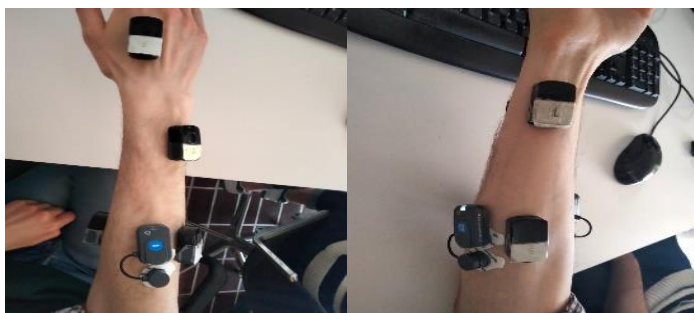
## 2.1 Protocollo sperimentale

Un solo soggetto ha partecipato all'acquisizione e sono state utilizzate cinque sonde IMU. Di queste una è stata posizionata sul polso e sull'avambraccio nel lato anteriore, le altre due nel lato opposto, l'ultima come riferimento è stata posizionata nel dorso della mano. Due sonde EMG sono poi state posizionate lateralmente rispetto alle IMU [Fig.1]. La frequenza di campionamento adottata è stata di 1 kHz per il segnale EMG e 200 Hz per i segnali acquisiti attraverso le IMU.

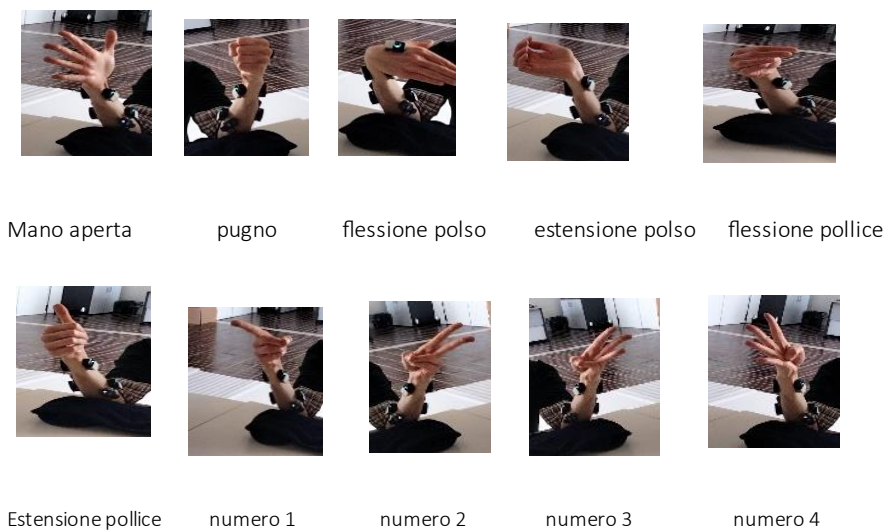
Il soggetto ha posizionato l'avambraccio in posizione verticale sul tavolo e ha effettuato i seguenti 10 movimenti: 1-mano aperta, 2-pugno, 3-flessione polso, 4-estensione polso, 5-flessione pollice, 6-estensione pollice, 7-estensione indice (numero 1), 8-estensione indice e medio (numero 2), 9-estensione indice medio e anulare (numero 3), 10-estensione indice medio anulare e mignolo (numero 4) [Fig.2], [Fig.3]

Ogni movimento è stato eseguito per tre secondi con una pausa tra un movimento e l'altro di tre secondi. Il set di movimenti è stato ripetuto cinque volte ed ogni ripetizione prende il nome di prova.

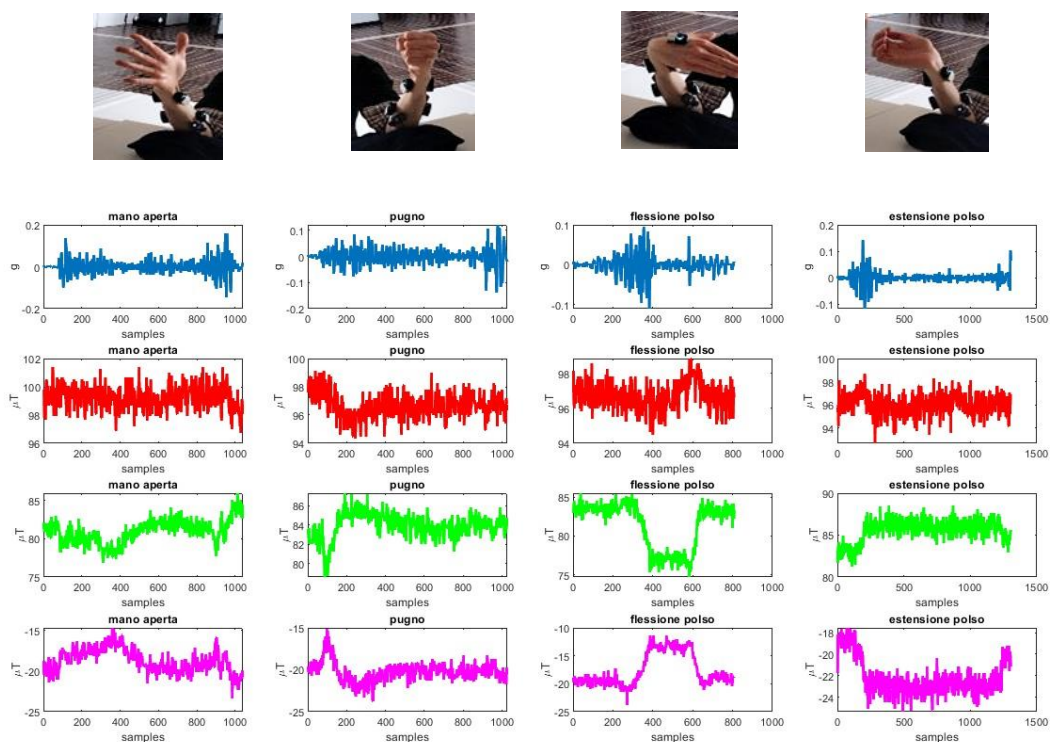
Nella prima, nella terza e nella quinta prova i movimenti sono stati eseguiti seguendo l'ordine sopra riportato, mentre nella seconda e nella quarta sono stati eseguiti a ritroso.



**Fig 1** Posizione dei sensori, (A) posizione dei sensori lato anteriore (B) posizione dei sensori lato posteriore



**Fig 2** *Movimenti effettuati*



**Fig 3** *Le fotografie in alto rappresentano alcuni movimenti da riconoscere, in blu la componente z del segnale accelerometrico, in rosso la componente x del segnale magnetometrico, in verde la componente y del segnale magnetometrico, in viola la componente z del segnale magnetometrico*

---

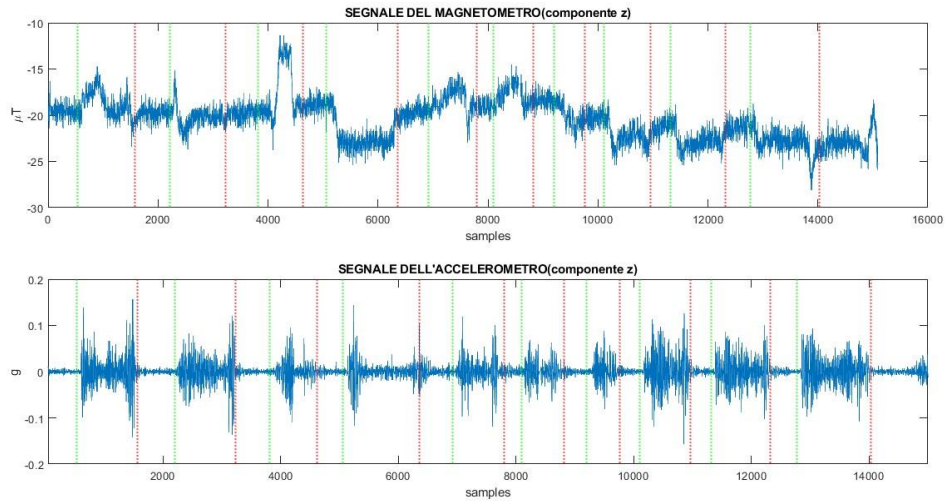
## 2.2 Segmentazione e filtraggio

In questo studio sono stati esaminati i segnali provenienti dall'accelerometro e dal magnetometro per la classificazione e il segnale proveniente dal giroscopio per la segmentazione.

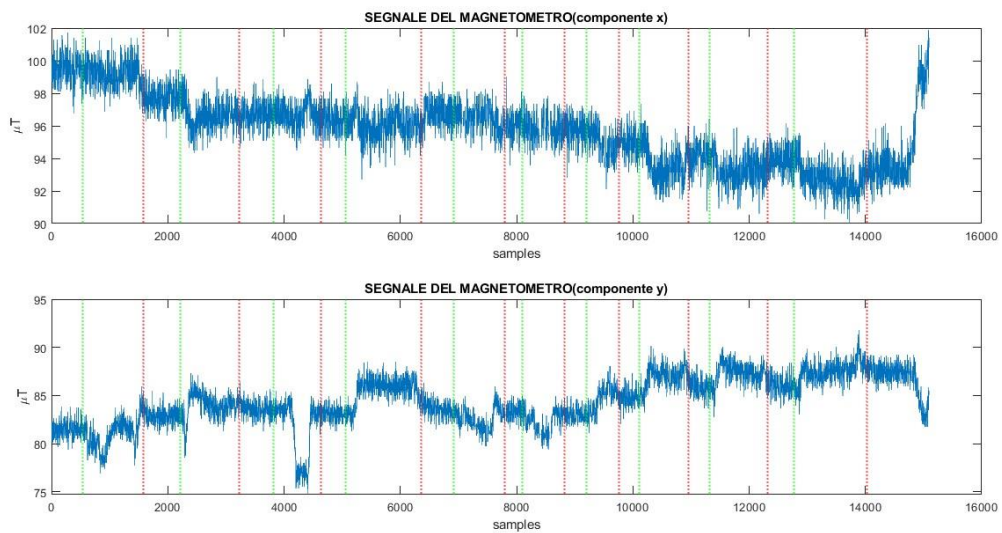
La componente del segnale accelerometrico utilizzata è la componente z (perpendicolare al piano del polso o dell'avambraccio) [Fig.4], in quanto da letteratura è emerso essere quella meno affetta da crosstalk. Ad essa è stato applicato un filtro passa banda 5-50Hz (Filtro Butterworth del secondo ordine) dove la componente a bassa frequenza serve per eliminare gli artefatti da movimento mentre la componente ad alta frequenza per eliminare tutto ciò che è al di là della banda accettata del segnale. Dalla letteratura, infatti, si è appreso che il contenuto informativo utile per caratterizzare il segnale meccanomiografico è soprattutto localizzato nella banda [5-50] Hz. Questo range rappresenta il miglior compromesso per permettere di perdere il minor contributo possibile in frequenza del segnale ed eliminare la maggior parte del rumore.

Del magnetometro sono state utilizzate tutte e tre le componenti, [Fig.4] [Fig.5] nella loro forma pura, senza filtrarli e ad ogni componente è stata tolta la propria media.

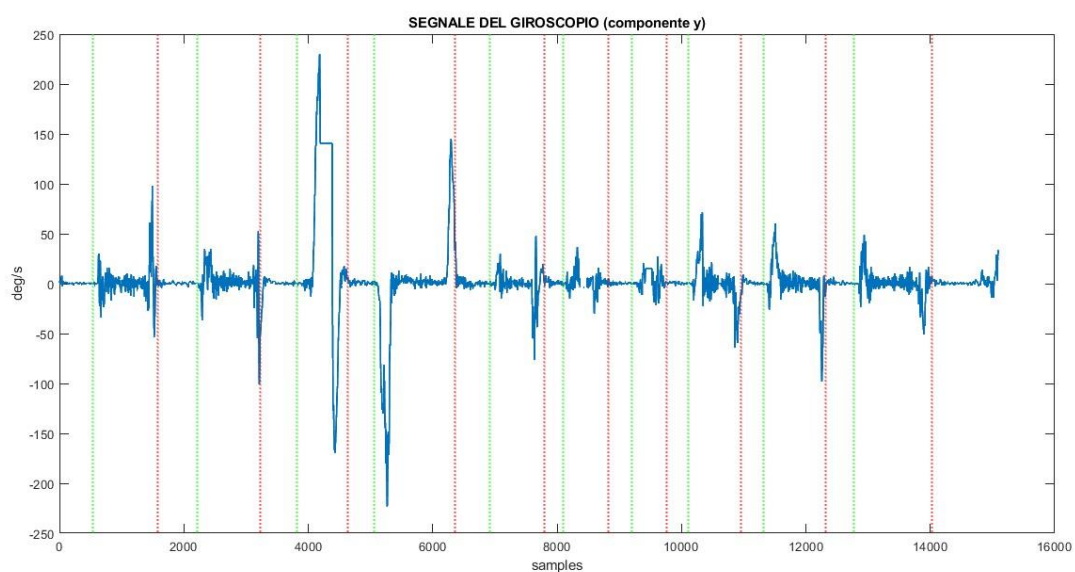
Successivamente i segnali sono stati segmentati individuando, visivamente, gli istanti di inizio e fine dei vari movimenti. Poiché le varie IMU sono sincrone, si è potuto utilizzare, per la segmentazione, il segnale proveniente dalla componente y del giroscopio della IMU posta sul dorso della mano [Fig.6] essendo quello che permetteva maggiormente di trovare gli istanti di inizio e fine dei gesti. Si può notare, infatti, che tutti i gesti implicano una rotazione della mano e poiché la componente y del giroscopio misura la velocità angolare dell'asse attorno cui avviene la rotazione, si avrà, un valore uguale a 0 deg/s per le pause e un valore diverso da zero per i gesti, cosa che mi permette di distinguere bene i gesti dalle pause.



**Fig 4:** Segnali utilizzati per la classificazione: componente z dell'accelerometro ,componente z del magnetometro



**Fig 5:** Segnali utilizzati per la classificazione: componente x del magnetometro, componente y del magnetometro.



**Fig 6** *Segnali utilizzati per la segmentazione: componente y del giroscopio*

I segnali sopra riportati sono la rappresentazione dei segnali di velocità angolare (giroscopio), magnetometrici e accelerometrici. Le linee verde e rossa rappresentano rispettivamente gli istanti di inizio e fine dei vari movimenti

---

## 2.3 Estrazione delle feature

Le features sono dei parametri rilevanti che possono essere usati come input ad algoritmi di Machine Learning. Alcune di queste opportunamente calcolate possono essere utili per discriminare set di dati ad una classe piuttosto che ad un'altra.

Le features utilizzate in questo studio sono:

I Root mean square (  $\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum x_i^2}$  )

II Integrated absolute value (  $\text{IAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$  )

III Mean absolute value (  $\text{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \text{mean}(x_i)|$  )

IV Slope sign change (SSC indica il numero di punti in cui il segnale cambia la pendenza)

V Wavelength (  $\text{WL} = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|$  )

VI Zero crossing (ZC indica il numero di punti in cui il segnale cambia segno)

Queste sono state estratte dai segnali di interesse provenienti dalle IMU poste nel polso e nell'avambraccio. Nell'applicazione con il solo accelerometro, è stato utilizzato un solo segnale proveniente da ciascuna IMU (per ogni IMU sono state utilizzate sei features), essendo quattro le IMU utilizzate per la classificazione, il numero di features utilizzato è stato 24 (6x4). Nell'applicazione con l'accelerometro e il magnetometro il numero di features utilizzato per ogni IMU è quadruplicato a causa dell'aggiunta del magnetometro triassiale, arrivando ad un numero totale di features pari a 96 (6x4x4).

Ogni feature è stata calcolata in un intervallo di 40 campioni chiamato epoca, ogni epoca scorreva con una sovrapposizione di 10 campioni rispetto all'epoca precedente (l'avanzamento delle epoche risulta essere, dunque, di 30 campioni)

Di fatto, in questo modo, ogni 10 campioni del segnale originale, si otteneva un campione nel segnale delle features, da ciò deriva che il segnale relativo alle features aveva un numero di campioni che era pari ad un decimo del numero di campioni originale.

Nella trattazione successiva, per brevità, la componente z del segnale accelerometrico verrà indicata con ACCZ, la componente x del segnale magnetometrico con MAGX, la

---

componente y del segnale magnetometrico con MAGY e la componente z del segnale magnetometrico con MAGZ.

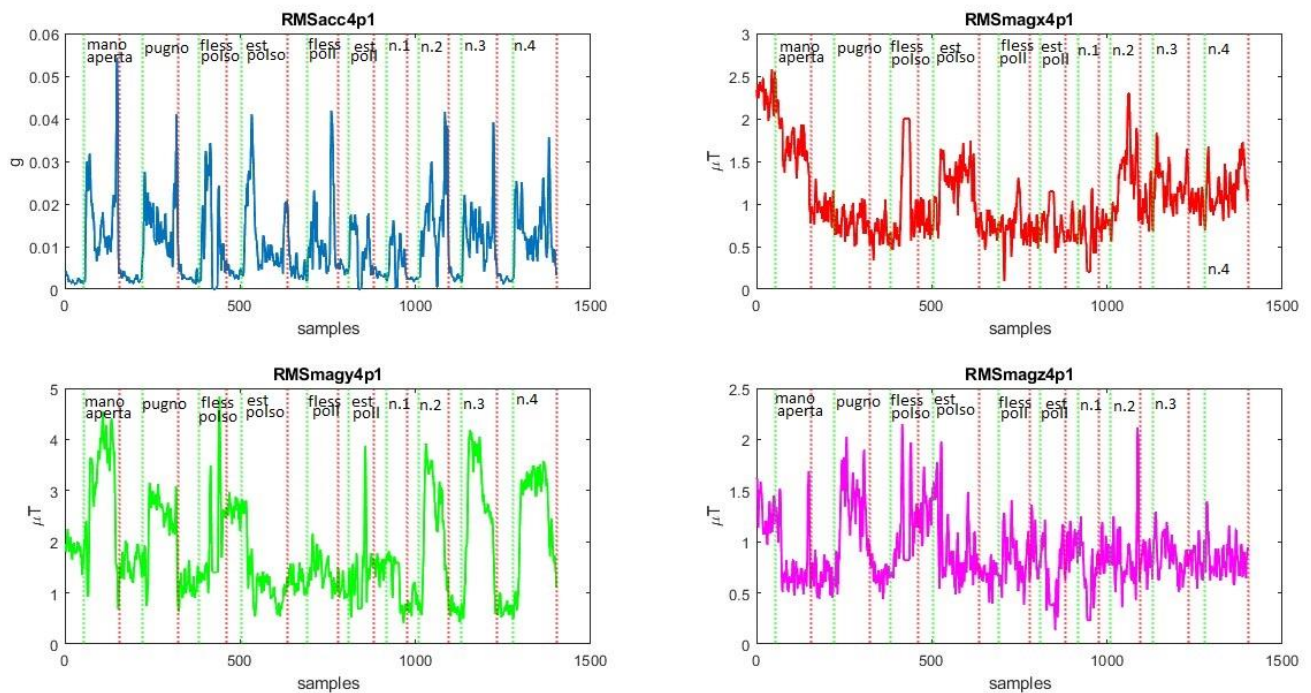
Nelle immagini successive, le linee verdi e rosse indicano rispettivamente gli istanti di inizio e fine dei vari movimenti. Poiché un campione nelle features corrisponde a 10 campioni nel segnale originale, il campione relativo all'istante di inizio e fine dei vari movimenti è stato ottenuto dividendo per 10 il campione relativo all'inizio e alla fine dei rispettivi movimenti nel segnale originale

## I. root mean square (RMS)

L'RMS descrive il valore medio di un segnale. La sua espressione è la seguente

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum x_i^2} \quad [\text{Eq.1}]$$

Nell'equazione [Eq.1]  $x_i$  rappresenta l'ampiezza dell'i-esimo campione mentre N la lunghezza in campioni della finestra temporale considerata.



**Fig 7:** Feature RMS: in blu RMS nell'accelerometro (componente z), in rosso RMS nel magnetometro (componente x), in verde RMS nel magnetometro (componente y), in viola RMS nel magnetometro (componente z).

L'RMS nell'ACCZ [Fig.7] ha valori tendenti a zero in tutte le pause mentre nei vari gesti gli andamenti sono simili: troviamo un massimo in corrispondenza dell'inizio e della fine del gesto, mentre i valori relativi ai campioni all'interno del gesto stesso sono molto più bassi. Nel complesso i gesti che presentano un RMS maggiore sono la mano aperta e il pugno, nonostante non ci siano evidenti differenze di ampiezza tra questi e gli altri gesti.

L'RMS del MAGX [Fig.7] assume, per la maggior parte della prova valori che vanno da 0.5 ad 1.5  $\mu\text{T}$  senza grandi differenziazioni tra le pause e i gesti. Fa eccezione la mano aperta e il numero 2 in cui troviamo valori superiori a 1.5  $\mu\text{T}$ .

L'RMS del MAGY [Fig.7] assume valori attorno a 2  $\mu\text{T}$  per tutte le pause e massimi che raggiungono 4.5  $\mu\text{T}$  nella mano aperta, nel numero 2, nel numero 3 e nel numero 4.

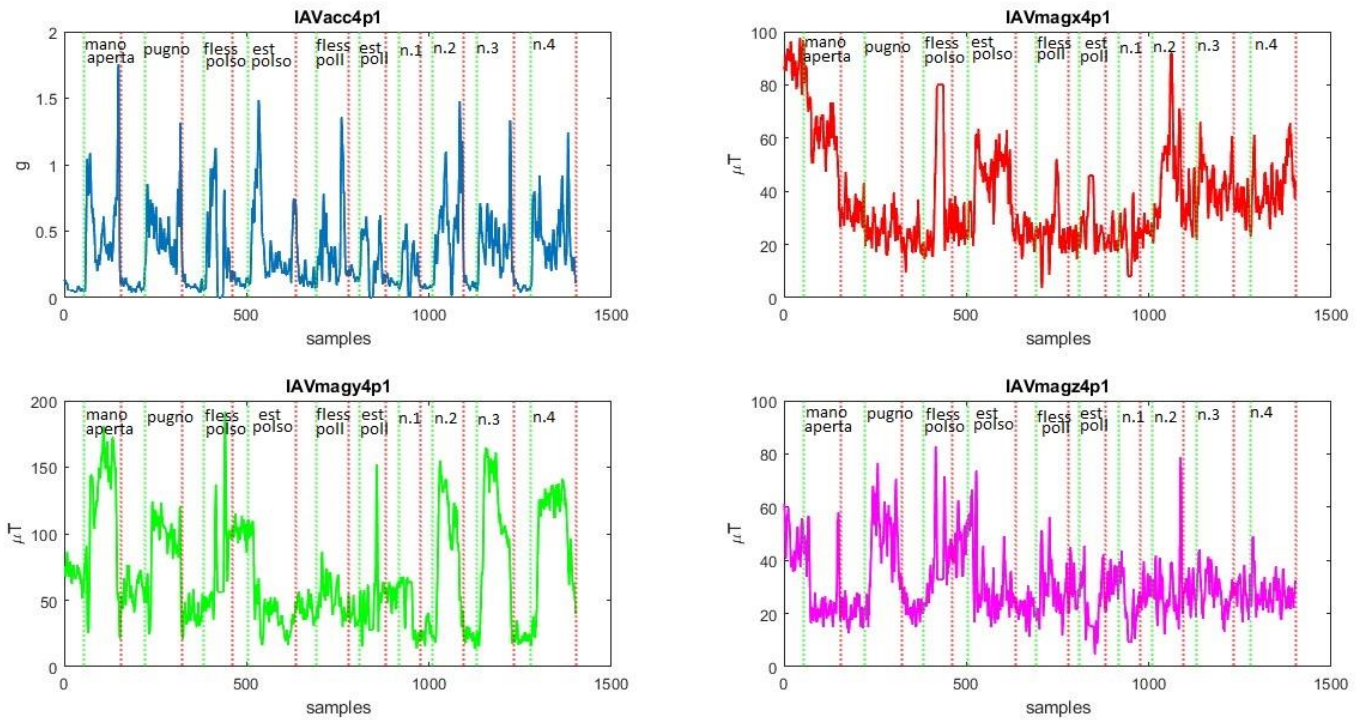
L'RMS nel MAGZ [Fig.7] oscilla principalmente tra gli 0.5 e l'1  $\mu\text{T}$  ad eccezione della mano aperta, della flessione del polso e dell'estensione polso in cui i valori sono significativamente più alti (2 $\mu\text{T}$ ).



## II. Integrated absolute value(IAV)

La feature IAV riflette le caratteristiche medie del segnale. La sua espressione è la seguente:

$$IAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad [\text{Eq.2}]$$



**Fig 8:** Feature IAV: in blu IAV nell'accelerometro (componente z), in rosso IAV nel magnetometro (componente x), in verde IAV nel magnetometro (componente y), in viola IAV nel magnetometro (componente z)

L'IAV nell'ACCZ [Fig.8] presenta un andamento simile all'RMS, con valori vicino allo zero  $\mu\text{T}$  nelle pause. Per quanto riguarda i gesti quelli che più si differenziano dagli altri poiché presentano valori di IAV più bassi sono il numero 1 e l'estensione del polso.

L'IAV nel MAGX [Fig.8], presenta valori più alti rispetto agli altri nella mano aperta, nell'estensione del polso e nel numero 2.

L'IAV nel MAGY[Fig.8] assume valori alti (all'incirca 150  $\mu\text{T}$ ) per la mano aperta, la flessione del polso, il numero 2, il numero 3, e il numero 4, intermedi (100  $\mu\text{T}$ ) nel pugno e l'estensione del polso e bassi (50  $\mu\text{T}$ ) per gli altri gesti e le pause.

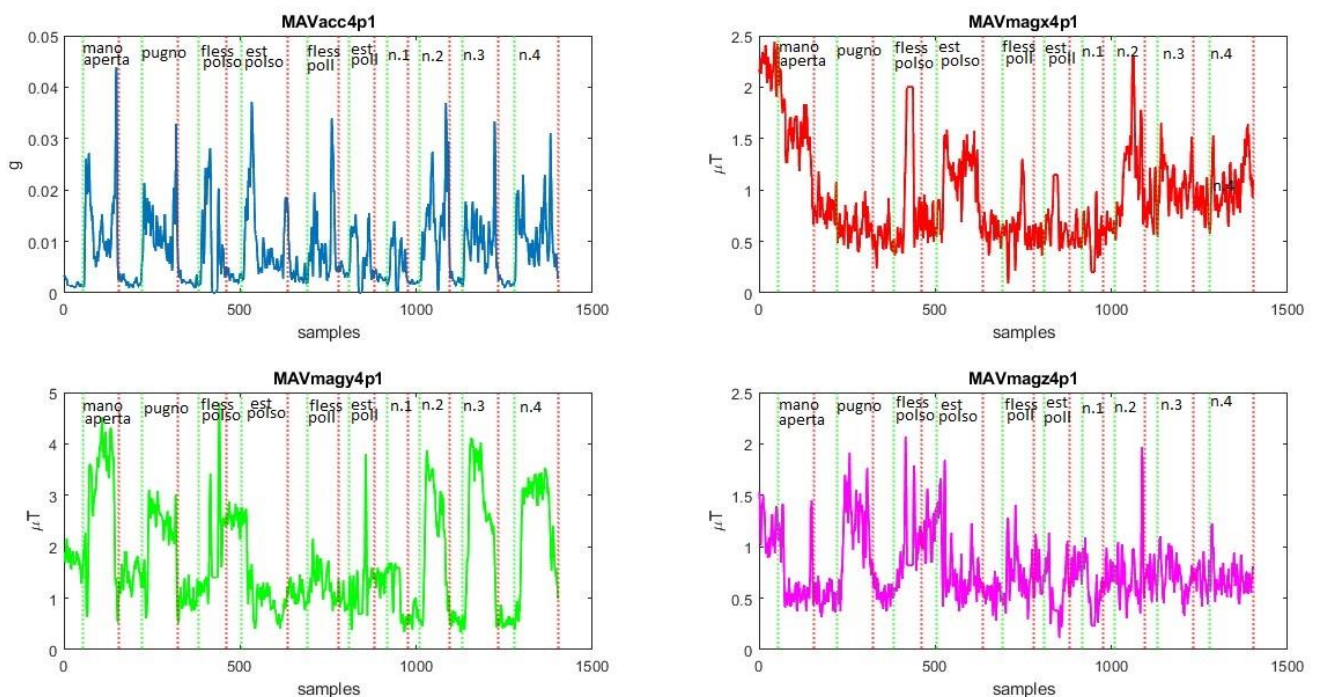
L'IAV nel MAGZ [Fig.8] invece presenta valori alti nel pugno, nella flessione del polso nell'estensione del polso, un picco nel numero 2 e per il resto valori che sono all'incirca 20  $\mu\text{T}$  per le varie pause e 30  $\mu\text{T}$  per i vari movimenti

### III. Mean absolute value(MAV)

La feature MAV è una misura della tendenza centrale ed indica la deviazione media in valore assoluto di un insieme di valori attorno alla loro media. La sua espressione è la seguente

$$\text{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \text{mean}(x_i)| \quad [\text{Eq.3}]$$

Nell'equazione [Eq.3]  $x_i$  rappresenta l'ampiezza dell'i-esimo campione mentre N la lunghezza in campioni della finestra temporale considerata



**Fig 9** Feature MAV: in blu MAV nell'accelerometro (componente z), in rosso MAV nel magnetometro(componente x), in verde MAV nel magnetometro(componente y), in viola MAV nel magnetometro(componente z)

Nell'ACCZ [Fig.9], la MAV, assume valori tendenti allo zero  $\mu T$  per tutte le pause; i gesti che hanno una MAV più bassa sono l'estensione del polso e il numero 1, mentre il picco si trova in corrispondenza del movimento pugno.

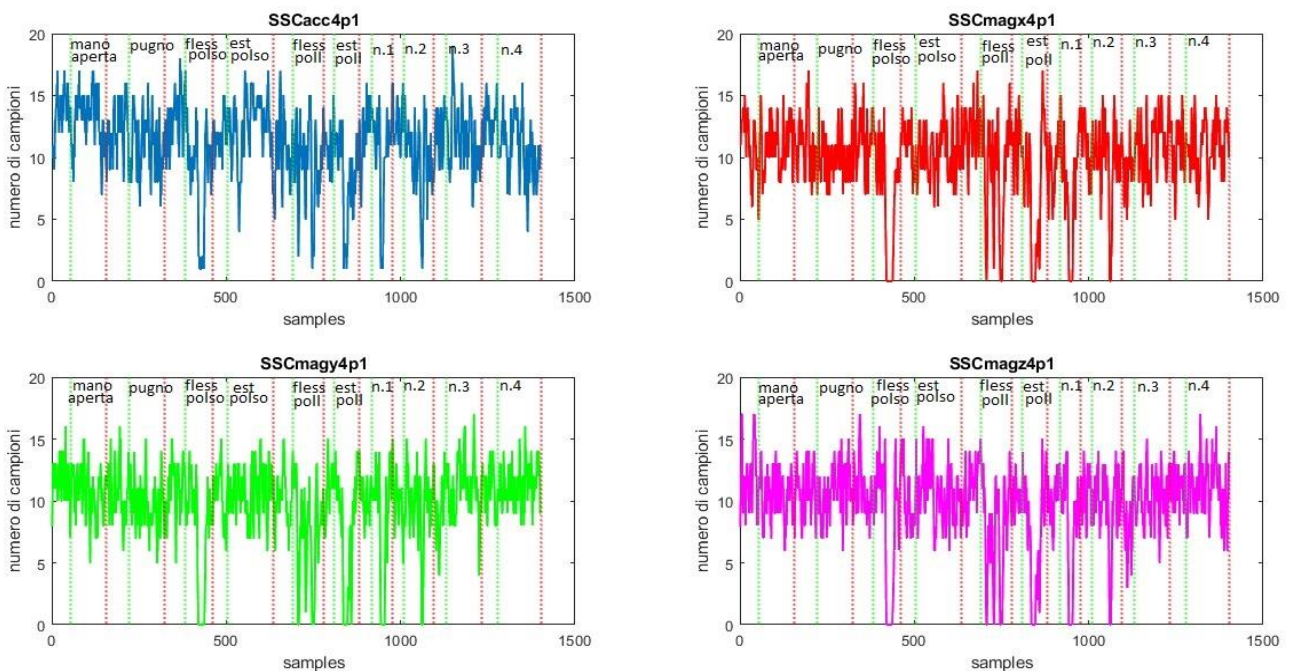
La MAV del MAGX [Fig.9] presenta alti valori nella prima pausa, nel pugno e nel movimento numero 2, per il resto oscilla tra gli 0.5 e l'1  $\mu T$  senza troppe differenze tra i vari gesti e le varie pause.

Per quanto riguarda il MAGY [Fig.9] ogni movimento sembra avere una MAV diversa, con il pugno, il numero 2, il numero 3 e il numero 4 che più si discostano dagli altri, poiché sono più alti.

La MAV nel MAGZ [Fig.9] presenta picchi nella flessione e nell'estensione del polso e nel numero 2

#### IV. Slope sign change (SSC)

Indica il numero di punti in cui si ha il cambiamento della pendenza nella finestra del segnale

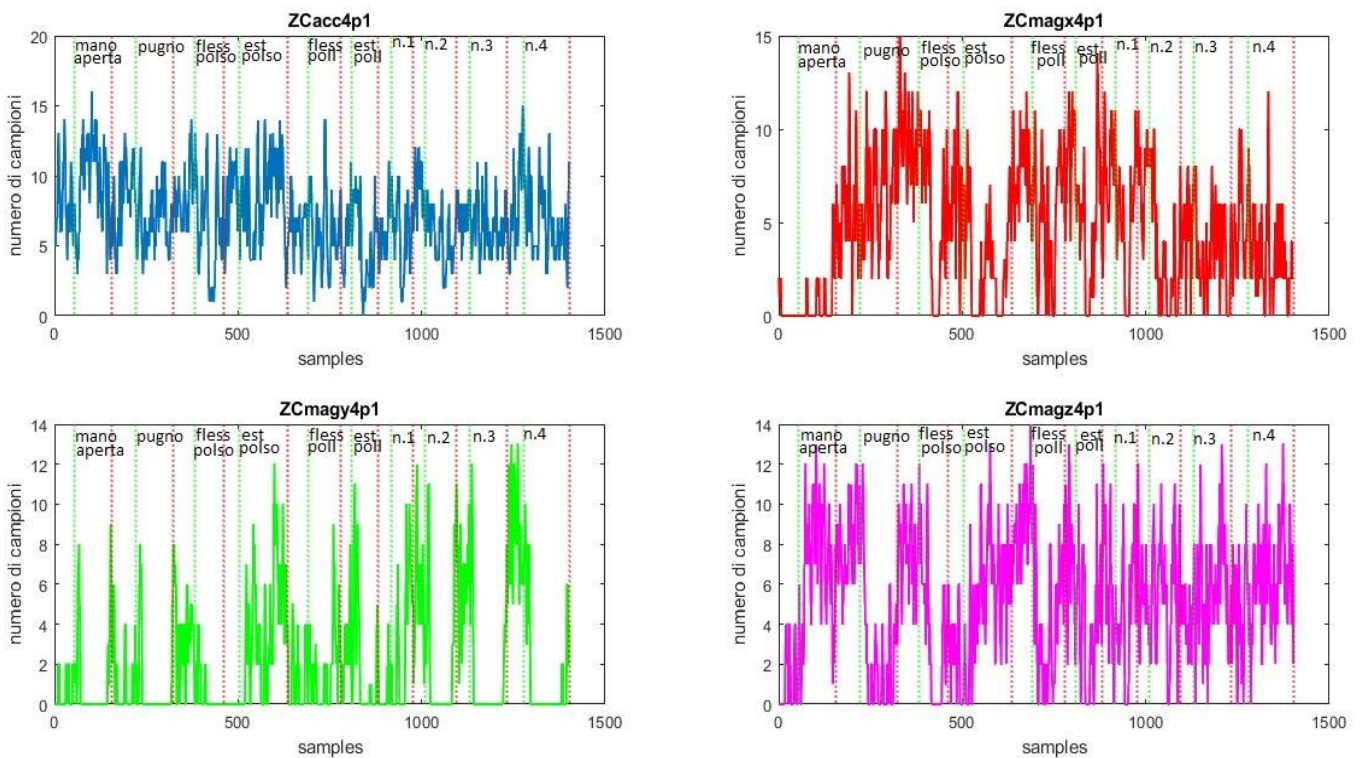


**Fig 10** Feature SSC: in blu SSC nell'accelerometro (componente z), in rosso SSC nel magnetometro(componente x),in verde SSC nel magnetometro(componente y),in viola SSC nel magnetometro(componente z)

Dai grafici [Fig. 10] si evince che sia per l'accelerometro che per le tre componenti del magnetometro, i movimenti che mostrano un minor cambiamento della pendenza sono la flessione del polso, la flessione del pollice, l'estensione del pollice, il numero 1 e il numero 2. Nei movimenti sopra elencati infatti, ci sono finestre in cui il segnale risulta essere monotono per tutta la durata della finestra.

## V. Zero crossing (ZC)

La feature ZC indica il numero di punti in cui il segnale cambia segno



**Fig 11** feature ZC: in blu ZC nell'accelerometro (componente z), in rosso ZC nel magnetometro (componente x), in verde ZC nel magnetometro (componente y), in viola ZC nel magnetometro (componente z)

Dallo ZC nell'ACCZ [Fig.11] emerge che alcuni movimenti come la mano aperta, l'estensione del polso e il numero 4 presentano un numero maggiore di cambiamenti di segno, mentre l'estensione del pollice e la flessione del polso sono coloro che ne presentano di meno.

Lo ZC nel MAGX [Fig.11], non sembra essere diverso tra le varie pause e i vari movimenti.

Lo ZC nel MAGY [Fig.11] ha valori tendenti allo zero nei movimenti e valori alti che raggiungono anche i tredici cambiamenti di segno nelle pause.

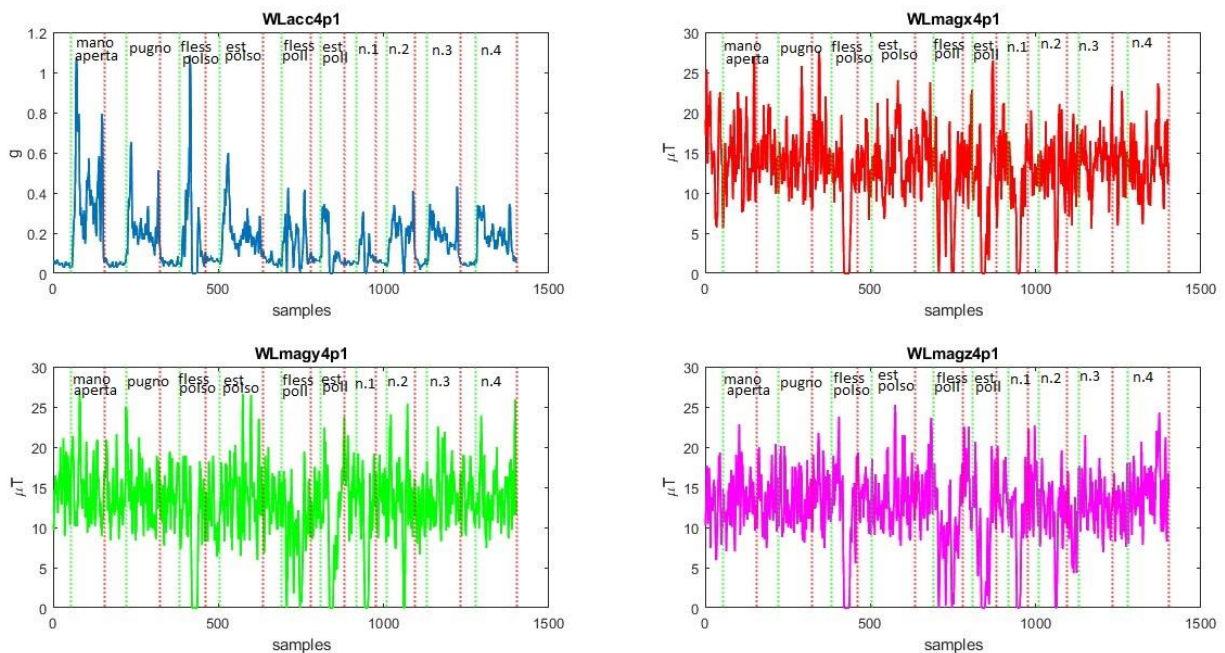
Nel MAGZ [Fig.11] invece, presenta una grande variabilità di valori nell'estensione del pollice, nel numero 1, nel numero 2, nel numero 3 e nel numero 4, valori per lo più alti nel pugno e nell'estensione del polso e valori per lo più bassi nella mano aperta, nella flessione del polso e del pollice.

## VI. waveform length (WL)

La feature WL è una misura della distanza totale attraversata dalla forma d'onda durante un determinato periodo. La sua espressione è la seguente

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad [\text{Eq.4}]$$

Nella precedente formula  $x_i$  rappresenta il valore del segnale al campione  $i$ -esimo,  $x_{i+1}$  il valore del segnale al campione successivo e  $N$  la lunghezza del segnale in campioni



**Fig 12** Feature WL: in blu WL nell'accelerometro (componente z), in rosso WL nel magnetometro (componente x), in verde WL nel magnetometro (componente y), in viola WL nel magnetometro (componente z)

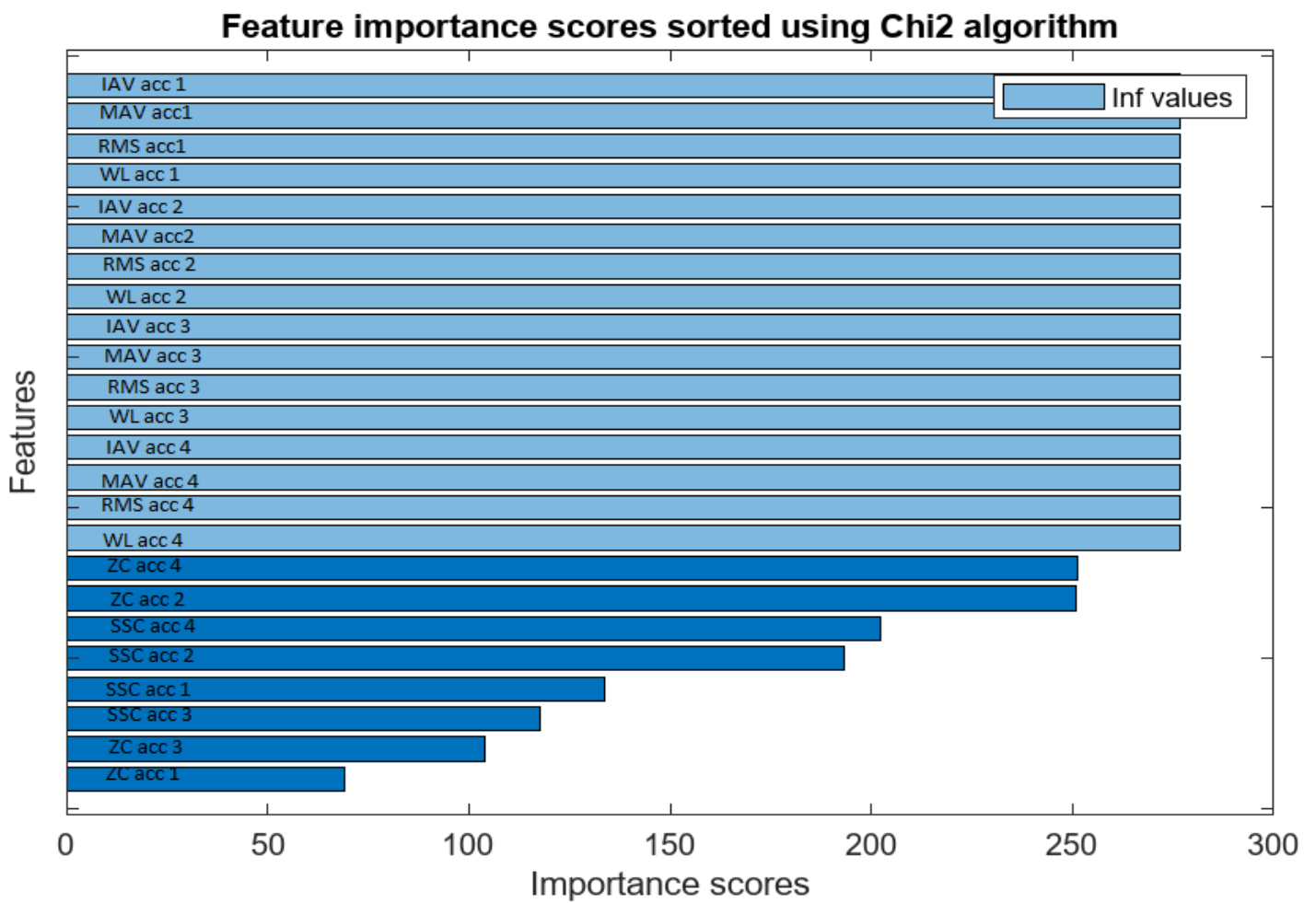
La WL nell'ACCZ [Fig.12] mostra valori bassi, tendenti a 0  $\mu\text{T}$  nelle pause, andamenti simili tra i vari gesti, con valori massimi in corrispondenza del pugno e della flessione del polso.

---

La WL in tutte le componenti del magnetometro [Fig.12] ha valori compresi tra (10 e 20  $\mu\text{T}$ ) per tutte le pause e per la maggior parte dei movimenti. I movimenti che si discostano dagli altri, poiché hanno in qualche finestra una WL pari a zero sono la flessione del polso, la flessione del pollice, l'estensione del pollice, il numero 1 e il numero 2.

È semplice notare che le diverse pause, nei segnali accelerometrici hanno un RMS, un IAV e una MAV totalmente differente rispetto ai gesti, non dovrà quindi sorprendere che questa sarà quella meglio individuata dai vari algoritmi di classificazione.

Non tutte le features hanno lo stesso potere discriminante. Esistono diversi algoritmi di feature ranking che permettono di ordinare le diverse features a seconda della loro importanza nella classificazione. In MATLAB essi sono: MRMR, Chi2, ReliefF, ANOVA, Kruskal Wallis.



**Fig 13:** *Ranking delle feature secondo Chi2 algorithm. Per rendere più chiara la lettura sopra ad ogni barra è stato inserita la feature a cui la barra faceva riferimento.*

Secondo l’algoritmo di feature ranking Chi2, nell’applicazione con il solo accelerometro le features più importanti per la classificazione sono IAV, MAV, RMS, WL provenienti da tutti e quattro gli accelerometri, mentre le meno importanti risultano essere lo ZC proveniente dal primo e dal terzo accelerometro [Fig.13]. Quest’analisi suggerisce che alcune features come lo ZC e l’SSC sono meno importanti rispetto alle altre nella classificazione, in un’analisi futura si potrebbero mantenere solamente le features che hanno un potere discriminante maggiore

---

Ad ogni campione delle features, è stata poi assegnata una label che indica a quale movimento esso appartiene (Tabella 1). È stata considerata solamente la pausa tra il primo e il secondo movimento, per evitare di avere una classe con un numero di campioni molto maggiore rispetto alle altre classi.

<b>Movimenti</b>	<b>Label assegnate</b>
Mano aperta	1
Pugno	2
Flessione polso	3
Estensione polso	4
Flessione pollice	5
Estensione pollice	6
Numero 1	7
Numero 2	8
Numero 3	9
Numero 4	10
Pausa tra il primo e il secondo movimento	11

(Tabella 1)



---

## 2.4 Classificazione

La classificazione, è quel procedimento che permette di assegnare i campioni relativi ai movimenti ad una classe; in questo studio, classificare correttamente, significa dare il giusto segnale di input alle protesi

Le features sopra descritte sono state date come input agli algoritmi di machine learning. Per valutare l'affidabilità del meccanomiogramma è stata creata una matrice contenente le features relative ai soli dati accelerometrici. Per valutare l'eventuale contributo dato dai segnali magnetometrici si è creata una seconda matrice contenente tutte le features: sia quelle estratte dal segnale accelerometrico che quelle estratte dal segnale magnetometrico. Poiché i valori di ciascuna feature sono diversi gli uni dagli altri è stata prima applicata la normalizzazione: per ciascuna delle due matrici si è calcolata la media e la deviazione standard di ogni colonna; ad ogni elemento è stata poi tolta la media ed è stato diviso per la deviazione standard della colonna di appartenenza.

In un primo momento la classificazione è stata fatta utilizzando i dati provenienti da ogni singola prova, successivamente si è valutata l'accuratezza della classificazione utilizzando i dati provenienti da tutte e cinque le prove. In questo secondo caso quattro prove sono state utilizzate per addestrare il modello mentre l'ultima è stata scelta per il test e la normalizzazione sia dei dati di training che dei dati di test è stata fatta rispetto alla media e la deviazione standard del database di training

Lo schema di validazione utilizzato è stato il cross-validation con 5 fold. La validazione stima le prestazioni del modello su nuovi dati rispetto a quelli di addestramento e aiuta a scegliere l'algoritmo di classificazione migliore per il caso specifico. Se si scelgono 5 fold l'applicazione mescola in modo casuale i dati e divide il dataset in 5 fold di uguale grandezza. Un fold viene utilizzato come fold di validazione, mentre gli altri quattro fanno parte del training-fold. Il modello viene addestrato utilizzando le osservazioni del training-fold (osservazioni non presenti nel fold di validazione). Le prestazioni del modello vengono, poi, valutate sul fold di validazione. L'operazione viene ripetuta cambiando fold di validazione, e viene calcolato l'errore medio di validazione su tutti i fold. Questo metodo fornisce una buona stima dell'accuratezza predittiva del modello finale addestrato con tutti i dati. Richiede più adattamenti, ma fa un uso efficiente di tutti i dati; quindi, è consigliato per set di dati di piccole dimensioni.

---

Sono stati utilizzati diversi algoritmi di machine learning per valutare il modello ma si è visto che i più accurati sono stati the support vector machine (SVM) e k-nearest neighbors (KNN)

Nel modello SVM, ogni dato viene visto come un punto nello spazio rappresentato da un vettore p-dimensionale ed esiste uno scarto oltre il quale i punti vengono etichettati come appartenenti a classi diverse. L'obiettivo di SVM è dunque quello di trovare il miglior iperpiano possibile, in modo da massimizzare il margine tra classi differenti. Il margine, si riferisce alla distanza tra l'iperpiano e i punti relativi ai dati più vicini di ciascuna classe

Nella fase di classificazione, il classificatore addestrato, mappa ogni nuovo dato in una categoria.

La fase di addestramento si divide in due casi diversi: il caso linearmente separabile e il caso linearmente inseparabile. Nel primo caso, se l'iperpiano viene rappresentato come  $wx + b = 0$  e gli iperpiani paralleli come  $wx + b = \pm 1$ , allora nessun punto cade nell'intervallo tra i due iperpiani paralleli. Nel caso in cui, i dati non siano linearmente separabili, allora, si lavora in uno spazio di feature diverso, che mappa i punti relativi ai dati originali, i quali si trovano in uno spazio a dimensione inferiore, in uno spazio di dimensione più elevata, dove i punti relativi ai dati, possono essere separabili linearmente [15].

L'algoritmo KNN calcola la distanza tra il campione da classificare e gli altri campioni dell'insieme di dati e li ordina in base alla distanza. Assegna quindi, una label al punto da classificare, in base alla classe maggioritaria dei suoi k vicini. Il valore di k è un parametro che deve essere specificato.

L'algoritmo calcola la distanza tra ciascun punto noto e il punto sconosciuto, utilizzando come misura la distanza euclidea. I k vicini più prossimi sono quelli che hanno una minore distanza euclidea dal punto query. La distanza euclidea è calcolata in questo modo:

$$\text{Distance}(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N w_i (x_i - y_i)^2}$$

dove  $x_i$  ed  $y_i$  sono le coordinate dei punti di cui si vuole calcolare la distanza mentre  $w_i$  è il peso che viene dato all'i-esima caratteristica [16].

In questo studio è stato scelto il KNN con k=1 e l'SVM di tipo quadratico.

---

## 3 Risultati

### 3.1 Risultati nelle singole prove

I risultati nelle singole prove sono fondamentali per capire se il classificatore è in grado di assegnare correttamente i campioni al gesto a cui appartengono. In questo caso il database non è stato diviso, ma tutti i dati sono stati utilizzati per addestrare il modello.

Prove	KNN_1 (accuratezza)	SVM_quadratic(accuratezza)
Prima prova	80,3%	70,5%
Seconda prova	74,5%	64,5%
Terza prova	75,5%	65,4%
Quarta prova	77,0%	65,5%
Quinta prova	77,3%	67,3%

Tabella 2: Risultati nelle singole prove utilizzando solo l'accelerometro

Prove	KNN_1(accuratezza)	SVM_quadratic(accuratezza)
Prima Prova	99,6%	99,1%
Seconda prova	99,8%	98,8%
Terza prova	99,8%	98,8%
Quarta prova	100,0%	99,5%
Quinta prova	99,8%	98,8%

Tabella 3: Risultati nelle singole prove utilizzando l'accelerometro e il magnetometro

---

## 3.2 Risultati ottenuti utilizzando i dati provenienti da tutte e cinque le prove

Nelle applicazioni pratiche, i dispositivi che sfruttano gli algoritmi di Machine Learning, vengono addestrati su un set di dati e devono poter essere usati anche su un set di dati diversi. Per questa ragione si è scelto di dividere il database che si aveva a disposizione: l'80% dei dati sono stati utilizzati per il training, e il restante 20% per il testing.

	KNN_1(accuratezza)	SVM_quadratic(accuratezza)
TRAIN	65,8%	51,8%
TEST	26,5%	35,5%

**Tabella 4:** Risultati nel train e nel test utilizzando i soli dati accelerometrici

	KNN_1(accuratezza)	SVM_quadratic(accuratezza)
TRAIN	99,5%	95,7%
TEST	40,6%	42,5%

**Tabella 5:** Risultati nel train e nel test utilizzando i dati accelerometrici e magnetometrici

**Model 3**

1	364	28	18	3	31	31	40	12	7	21	21
2	16	248	27	14	33	39	34	35	21	41	16
3	13	30	344	36	38	20	22	5	19	14	7
4	4	21	39	335	30	32	21	4	15	13	9
5	13	24	33	31	230	32	49	30	35	47	13
6	12	31	27	32	53	201	55	9	19	25	20
7	14	29	20	6	61	43	178	26	28	60	30
8	6	48	9	8	31	19	37	193	60	47	16
9	9	26	12	17	32	21	31	64	196	56	11
10	14	35	24	14	32	18	56	39	36	243	26
11			5	1	1	1	5			5	266
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

Predicted Class

**Figura 14:** Matrice di confusione ottenuta utilizzando i dati accelerometrici e magnetometrici.

**Model 2**

1	553	1	1		1	4			2	5	9
2	3	505	2	1	3	2	3	5			
3		6	510	4	16	7	2	3			
4	3	3	3	488	12	1	4	6	2	1	
5			2		531	2	2				
6					2	480	1	1			
7	1				8	3	480	2	1		
8	2		1		3	6	9	438	5	10	
9			1				5	9	443	17	
10	2								8	513	14
11											284
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

Predicted Class

**Figura 15:** Matrice di confusione ottenuta utilizzando i dati accelerometrici e magnetometrici.

---

L'accuratezza della classificazione può essere valutata visivamente attraverso le matrici di confusione. Ogni riga della matrice di confusione rappresenta i valori reali mentre ogni colonna, rappresenta i valori predetti. I valori sulla diagonale, in blu, rappresentano i valori predetti correttamente, mentre i valori fuori dalla diagonale, in rosa, rappresentano gli errori (falsi positivi oppure falsi negativi). Nel caso di classificazione perfetta, si avrà dunque, una matrice di confusione che non presenta nessun valore fuori dalla diagonale

---

## 4. Discussione

Il riconoscimento dei gesti utilizzando informazioni provenienti solo dal polso e dall'avambraccio è un problema molto studiato in ambito di ricerca per il controllo mioelettrico di protesi di mano o per la definizione di opportune interfacce mioelettriche. Individuare il giusto gesto permette di ottenere un segnale di controllo per le protesi degli arti superiori che sostituiscono l'aspetto e la funzionalità dell'arto mancante.

In letteratura molti studi hanno valutato le prestazioni del segnale accelerometrico come strumento per riconoscere i gesti della mano; alcuni lo hanno studiato affiancandolo ad altri sensori: Aymen Al Yahyak et al [1] hanno dato come input agli algoritmi di classificazione il segnale proveniente dall'accelerometro e dal microfono; Khushaba et al [21] hanno utilizzato tutti i dati provenienti dalla IMU: quelli provenienti dal magnetometro, quelli provenienti dall'accelerometro e quelli provenienti dal giroscopio. Meng-kun Liu et al [3], invece, hanno utilizzato solamente un accelerometro triassale posto alla fine del muscolo estensore del polso.

L'obiettivo di questo studio è stato quello di valutare l'affidabilità del segnale accelerometrico e magnetometrico proveniente dal polso e dall'avambraccio come segnale di controllo.

I risultati relativi al meccanomiogramma come strumento da utilizzare per il riconoscimento dei gesti sono incoraggianti per quanto riguarda l'accuratezza all'interno della singola prova poiché si trovano in un range che va dal 74.5% all'80.3% con il KNN, mentre per quanto riguarda l'SVM, l'accuratezza è minore e a seconda delle prove varia tra 64.5% e il 70.5% [Tabella 2]. L'accuratezza nella singola prova è una condizione necessaria ma non sufficiente. L'accuratezza del riconoscimento nel caso di dati provenienti da più prove non è elevata sia nel training che nel test [Tabella 4]: con l'SVM si ottiene rispettivamente 51.8% e 35.5% mentre con il KNN si ottiene rispettivamente 65.8% e 26.5%. Dalla tabella di confusione [Fig. 14], infatti, ottenuta utilizzando come classificatore l'SVM emerge che molti sono i falsi positivi e i falsi negativi per ogni movimento; l'unico movimento per cui c'è un numero trascurabile di falsi negativi è la pausa (label 11), mentre l'errore massimo di classificazione è stato di ben 64 campioni. Infatti, 64 campioni appartenenti al movimento numero 2 (label 8), sono stati assegnati al movimento numero 3 (label 9).

---

L'utilizzo combinato dell'accelerometro e del magnetometro invece fornisce risultati ottimi nel riconoscimento dei campioni appartenenti alla singola prova [Tabella 3] con risultati sempre superiori al 98.5%, arrivando al 100% nella classificazione con il KNN nella seconda prova.

Nella fase di training il modello sembra essere molto soddisfacente poiché si ha con il KNN un'accuratezza del 99.5% e con l'SVM un'accuratezza del 95.7% [Tabella 5]. La matrice di confusione ottenuta utilizzando come classificatore l'SVM [Fig. 15] mostra come non ci sono falsi negativi per la pausa e l'errore di classificazione più grande che è di soli 17 campioni si è verificato poiché il modello ha attribuito erroneamente i campioni del movimento "estensione dell'indice medio anulare e mignolo (numero 4)" al movimento "estensione dell'indice medio anulare (numero 3)", cosa comprensibile in quanto quei gesti hanno un segnale di controllo muscolare simile.

Il modello fallisce, nel test poiché dopo essere stato addestrato su un certo dataset non presenta buone prestazioni quando gli vengono forniti nuovi dati. L'accuratezza scende drasticamente al 40.6% nell'applicazione con il KNN e al 42.5% nell'applicazione con l'SVM [Tabella 5]. Quando succede questo solitamente c'è un problema di overfitting che si verifica quando il modello impara a adattarsi troppo ai dati di training al punto che diventa incapace di generalizzare bene a nuovi dati. In questo caso il modello potrebbe aver memorizzato i dati di training, ma non riesce a catturare bene le tendenze e i pattern nascosti; per questo l'accuratezza nei dati di training è elevata, ma l'accuratezza nei nuovi dati è molto più bassa.



---

# 5 Conclusione

L'obiettivo dello studio è stato quello di valutare l'affidabilità dell'accelerometro come segnale di controllo delle protesi e di stimare l'eventuale contributo dato dal magnetometro nella classificazione. Nello studio sono state utilizzate 5 sonde IMU di cui 4, poste nel polso e nell'avambraccio sono state utilizzate per estrarre il segnale accelerometrico (componente normale alla superficie) e quello magnetometrico (tutte le componenti) mentre dalla quinta posta sul dorso della mano si è estratto il segnale del giroscopio per la segmentazione.

L'accelerometro, anche solo nel training, ha fornito risultati non soddisfacenti.

L'utilizzo combinato dei due segnali, invece, accelerometrico e magnetometrico, ha portato ottimi risultati nel training. Questi risultati, sono dunque in accordo, con la recente letteratura che evidenzia l'utilità del segnale proveniente dal magnetometro come un'importante misura fisiologica

---

# Bibliografia

[1] Aymen Al Yahyah Buk , Mousa K Wali , Ali H. Al-Timemy , and Koasi Raoof. Hand Gesture Recognition Using Mechanomyography Signal Based on LDA Classifier

[2] Agamemnon Krasoulis, Iris Kyranou, Mustapha Suphi Erden, Kianoush Nazarpour, and Sethu Vijayakumar. Improved prosthetic hand control with concurrent use of myoelectric and inertial measurements

[3] Prashant Rawat, Lalit Kane, Mrinal Goswami, Avani Jindal, and Shriya Sehgal. A Review on Vision-based Hand Gesture Recognition Targeting RGB-Depth Sensors.

[4] Meng-Kun Liu , Yu-Ting Lin, Zhao-Wei Qiu, Chao-Kuang Kuo, and Chi-Kang Wu Hand Gesture Recognition by a MMG-Based Wearable Device

[5] R. Woodward, S. Shefelbine, and R. Vaidyanathan. Integrated grip switching and grasp control for prosthetic hands using fused inertial and mechanomyography measurement

[6] K. Plewa, A. Samadani, S. Orlandi, and T. Chau. A novel approach to automatically quantify the level of coincident activity between EMG and MMG signals

[7] Mi Zhang Alexander A. Sawchuk A Preliminary Study of Sensing Appliance Usage for Human Activity Recognition Using Mobile Magnetometer

[8] Bradley J. Roth Biomagnetism: The First Sixty Years

---

[9] Rami N. Khushaba, Agamemnon Krasoulis, Adel Al-Jumaily, and Kianoush Nazarpour. Spazio-Temporal Inertial measurements feature extraction improves hand movement pattern recognition without elettromyography

[10] Irsa Talib Kenneth Sundaraj Chee Kiang Lam .Crosstalk in Mechanomyographic Signals From Elbow Flexor Muscles During Submaximal to Maximal Isometric Flexion, Pronation, and Supination Torque Tasks

[11] Meng-Kun Liu , Yu-Ting Lin, Zhao-Wei Qiu, Chao-Kuang Kuo, and Chi-Kang Wu Hand Gesture Recognition by a MMG-Based Wearable Device

[12] Dario Farina , Xi Li, Pascal Madeleine. Motor unit acceleration maps and interference mechanomyographic distribution

[13] Md. Anamul Islam , Kenneth Sundaraj, R. Badlishah Ahmad , Sebastian Sundaraj , Nizam Uddin Ahamed, Md. Asraf Ali .Longitudinal, Lateral and Transverse Axes of Forearm Muscles Influence the Crosstalk in the Mechanomyographic Signals during Isometric Wrist Postures

[14] Cescon C, Sguazzi E, Merletti R, Farina D.Non-invasive characterization of single motor unit electromyographic and mechanomyographic activities in the biceps brachii muscle.

[15] Natasha Alves Erdin Sejdc Bhupinder Sahota Tom Chau .The effect of accelerometer location on the classification of single-site forearm mechanomyograms

[16] IrsaTalib, Kenneth Sundaraj, Jawad Hussain, Chee Kiang Lam & ZeshanAhmad. Analysis of anthropometrics and mechanomyography signals as forearm fexion, pronation and supination torque predictors

---

[17] A.O. Posatskiy T. Chau . The effects of motion artifact on mechanomyography: A comparative study of microphones and accelerometers

[18] Matlab documentation

[19] Yunmei Lu, Yun Zhu , Meng Han, Jing (Selena) He, Yanqing Zhang. A Survey of GPU Accelerated SVM

[20] Huanian Zhang Fanliang Bu Weighted KNN Algorithm Based on Random Forests