



UNIVERSITÀ
POLITECNICA
DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

Analisi del segnale meccanomiografico per l'individuazione dei gesti della mano

**Mechanomyographic signal analysis for hand gesture
detection**

Candidato:
Salvatore Nardella

Relatore:
Prof. Federica Verdini

Correlatore:
Prof. Alessandro Mengarelli
Andrea Tigrini, Ph.D

Anno Accademico 2022-2023



UNIVERSITÀ
POLITECNICA
DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

Analisi del segnale meccanomiografico per l'individuazione dei gesti della mano

**Mechanomyographic signal analysis for hand gesture
detection**

Candidato:
Salvatore Nardella

Relatore:
Prof. Federica Verdini

Correlatore:
Prof. Alessandro Mengarelli
Andrea Tigrini, Ph.D

Anno Accademico 2022-2023

UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI INGEGNERIA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA
Via Brezze Bianche – 60131 Ancona (AN), Italy

Ringraziamenti

Dedico questo spazio per ringraziare tutte le persone che mi sono state vicine in questo percorso.

Ringrazio la mia relatrice, la professoressa Verdini, ed i miei correlatori, il prof. Mengarelli e l'Ing. Tigrini, per la disponibilità e l'aiuto mostrato nei miei confronti nello sviluppo di questa tesi.

Ringrazio la mia famiglia, da sempre fonte di sostegno e pilastro fondamentale della mia vita. Il mio traguardo è il vostro traguardo.

Ringrazio tutti gli amici che mi hanno accompagnato in questi anni, dagli amici di sempre ai più recenti.

Ringrazio me stesso, per l'impegno e la tenacia mostrati durante questo cammino.

Ancona, Luglio 2023

Salvatore Nardella

Sommario

Lo studio del riconoscimento dei gesti della mano è una pratica che sta suscitando sempre più interesse nel campo dello sviluppo di protesi a controllo mioelettrico e di sempre più efficienti interfacce per l'interazione uomo-macchina. In questo elaborato verrà utilizzata la meccanomiografia (MMG), tecnica che permette di registrare la deformazione della superficie della cute causata dalle fibre muscolari scheletriche in contrazione, tramite l'utilizzo di 3 inertial measurement unit (IMU) posizionate sull'avambraccio e sulla mano, per l'identificazione dei gesti della mano.

Le IMU sono dispositivi composti da tre sensori: accelerometri, giroscopi e magnetometri. In questo contesto il segnale meccanomiografico sarà caratterizzato tramite lo studio dell'accelerometro. Saranno illustrate le metodologie per l'acquisizione ed elaborazione dei segnali ottenuti, attraverso il calcolo delle seguenti features: varianza (VAR), root mean square (RMS), mean absolute value (MAV) e waveform length (WL); utilizzando il programma MATLAB. Verranno discussi i risultati ottenuti che mostreranno, per via grafica, possibili soluzioni riferiti all'identificazione dei gesti.

Indice

1	Introduzione	1
2	Materiali e metodi	3
2.1	IMU	3
2.1.1	Uso della sensoristica inerziale per la meccanomiografia	4
2.1.2	Caratteristiche principali delle IMU	4
2.2	Meccanomiografia	5
2.2.1	Meccanomiografia ed elettromiografia	5
2.2.2	Principali applicazioni	6
2.2.3	Segnale meccanomiografico	7
2.3	Acquisizione dati e protocollo di misura	7
2.4	Elaborazione dati	10
2.4.1	Filtraggio e Plottaggio segnali	10
2.4.2	Individuazione degli istanti di tenuta del movimento	11
2.4.3	Calcolo delle features	15
2.4.4	Rappresentazione grafica delle features ottenute	18
2.4.5	Confronto tra features di gesti differenti	20
3	Risultati	21
3.1	Confronto tra 2 gesti differenti, stesso sensore	21
3.2	Confronto tra 2 gesti differenti	24
3.3	Confronto tra più gesti	27
4	Discussione e conclusioni	31
4.1	Valutazione dei risultati	31
4.2	Confronto dei risultati ottenuti in letteratura	32
4.3	Conclusioni	32

Elenco delle figure

2.1	Set-up sperimentale con IMU e unità di trasmissione	3
2.2	Particolare di una sonda IMU con in evidenza il relativo sistema di riferimento	8
2.3	Plot accelerazione, asse z, sensore 1, gesto <i>flessione</i>	10
2.4	Segnale filtrato, accelerazione asse z sensore 1, gesto <i>flessione</i> .	11
2.5	Velocità angolare, sensore 3, gesto <i>flessione</i>	12
2.6	Velocità angolare, gesto <i>flessione</i>	13
2.7	Istanti di inizio e fine movimento	15
2.8	Plot MAV, sensore 1, <i>presa</i>	18
2.9	Plot MAV, sensore 2, <i>presa</i>	19
3.1	Scatter plot tra mean absolute value e varianza, sensore 1	21
3.2	Scatter plot tra waveform length e root mean square, sensore 1 .	22
3.3	Scatter plot tra mean absolute value e root mean square, sensore 1	23
3.4	Scatter plot tra waveform length e varianza, sensore 1	24
3.5	Scatter plot tra <i>flessione</i> e <i>mano chiusa</i>	25
3.6	Scatter plot tra <i>flessione</i> e <i>estensione</i>	25
3.7	Scatter plot tra <i>mano chiusa</i> e <i>presa</i>	26
3.8	Scatter plot tra <i>mano aperta</i> e <i>pinch</i>	26
3.9	Scatter plot tra <i>flessione</i> , <i>estensione</i> e <i>mano aperta</i>	27
3.10	Scatter plot tra <i>flessione</i> , <i>mano chiusa</i> e <i>pinch</i>	28
3.11	Scatter plot tra <i>flessione</i> , <i>pinch</i> e <i>presa</i>	28
3.12	Scatter plot tra <i>flessione</i> , <i>estensione</i> , <i>mano aperta</i> e <i>mano chiusa</i>	29

Elenco delle tabelle

- 2.1 Tabella riportante i campioni di inizio e fine del gesto *flessione* . 14
- 2.2 Matrice di features del gesto mano aperta, sensore 2 17

Capitolo 1

Introduzione

I gesti della mano sono movimenti controllati dalla contrazione volontaria isometrica, contrazione provocante una tensione ma nessun cambiamento in lunghezza del muscolo, dei muscoli dell'avambraccio [1].

Il riconoscimento dei gesti è fonte d'interesse per lo sviluppo di:

- **Protesi a controllo mioelettrico** come aiuto agli amputati nello svolgimento di azioni quali l'apertura e chiusura della mano [2];
- **Esoscheletri robotici** come sostegno per i soggetti anziani e supporto nel sollevamento o spostamento di carichi pesanti in ambito aziendale [3];
- **Interfaccia uomo-macchina**, ovvero l'interazione che si crea tra un dispositivo (che sia computer, un programma software o una macchina) ed un soggetto mediante opportuni sensori (ad esempio le IMU [4]) [5];

L'interesse di questa tesi è rivolto allo studio dei gesti della mano, mediante analisi del segnale meccanomiografico. Il riconoscimento di gesti della mano può essere ottenuto sulla base dell'informazione presente su segnali provenienti da differenti sensori posti su avambraccio e braccio. In letteratura ci sono studi che documentano l'uso dell'*elettromiografia* (EMG) [6–8] o più recentemente della *meccanomiografia* (MMG).

L'EMG cattura l'attività elettrica generata dai motoneuroni nelle fibre muscolari, attraverso degli elettrodi posizionati sulla pelle. L'MMG cattura le oscillazioni prodotte sulla cute dalla contrazione dei muscoli tramite l'utilizzo di sensori inerziali posti su segmenti anatomici non direttamente coinvolti nel movimento [6, 9].

Le IMU sono composti da 3 differenti tipologie di sensori quali accelerometri, giroscopi e magnetometri. In questo contesto il segnale meccanomiografico verrà caratterizzato dallo studio dell'accelerometro ma in letteratura sono descritte varie tecniche per l'acquisizione del segnale MMG come microfoni, dispositivi laser o dispositivi piezoelettrici [9, 10].

Capitolo 1 Introduzione

Ciò che si vuole ottenere tramite questo lavoro è un'identificazione quantitativa, per via grafica, dei gesti della mano, dopo essere stati registrati ed elaborati. In altre parole, ottenere per via grafica dei cluster (regioni specifiche) ben definiti che identifichino i gesti d'interesse.

Capitolo 2

Materiali e metodi

2.1 IMU

Una *Inertial Measurement Unit*, IMU, è un'unità multiassiale che può essere composta da fino a tre sensori differenti tra loro. Essa può essere utilizzata per lo studio della cinematica spaziale messo in corrispondenza dei segmenti di studio.

L'impiego delle IMU risulta sempre più frequente, viste le ridotte dimensioni e il peso contenuto. Esse si prestano bene sia in ambienti strutturati quali i laboratori o per applicazioni cliniche, ma possono essere utilizzati anche in contesti non controllati per il monitoraggio da remoto in ambienti domestici o case di cura.

Questo dispositivo si basa su sensori inerziali quali: *accelerometri*, *giroscopi* e *magnetometri*.



Figura 2.1: Set-up sperimentale con IMU e unità di trasmissione

2.1.1 Uso della sensoristica inerziale per la meccanomiografia

La storia delle **IMU** inizia intorno al 1930, quando furono impiegate per la prima volta in ambito aeronautico.

Per le ragioni sopracitate il loro impiego si è diffuso in ambiti più svariati tra i quali:

- Industria
- Riabilitazione medica
- Robotica
- Sistemi di navigazione
- Monitoraggio gesti sportivi

Nell'**industria** l'utilizzo delle IMU è atto al miglioramento della produttività industriale. Alcuni studi, [11, 12], riportano l'implementazione delle IMU come sensori di posizione per il sistema di tracciamento degli utensili di fissaggio.

Nella **riabilitazione medica** vi sono studi che riportano l'uso della sensoristica inerziale nella riabilitazione da ictus [13], correzione posturale [14] e nella riabilitazione post traumatica [15].

Nella **robotica** le IMU sono utilizzate per l'acquisizione di dati di velocità lineare e angolare per il controllo del movimento dei robot [16].

Nei **sistemi di navigazione** l'implementazione delle IMU, combinate con i GPS, sono utilizzate per l'acquisizione di dati di posizione con accuratezze migliori [16].

Infine, nel **monitoraggio dei gesti sportivi** come ad esempio nel bowling, nel baseball e nel golf [16].

Inoltre possono essere utilmente applicate per lo sviluppo di interfacce atte a migliorare l'interazione uomo-macchina [4].

2.1.2 Caratteristiche principali delle IMU

Come già detto in precedenza, le IMU di basano su tre sensori inerziali: *accelerometro*, *giroscopio*, *magnetometro* [16, 17]

L'accelerometro misura rispettivamente le accelerazioni lungo i tre assi del sistema di riferimento del dispositivo (x,y,z), conferendo al sistema 3 gradi di

libertà.

Il giroscopio misura la velocità angolare lungo i tre assi cartesiani del dispositivo.

Il magnetometro misura la direzione del campo magnetico lungo gli assi cartesiani del dispositivo.

L'utilizzo del magnetometro, a partire dai dati della IMU, per la stima di alcune grandezze cinematiche può essere soggetto ad incertezza a causa di interferenze ferromagnetiche.

In sintesi, le IMU conferiscono al sistema in esame 9 gradi di libertà, dove i gradi di libertà rappresentano le misure registrate lungo gli assi x, y, z, per ogni sensore [16].

2.2 Meccanomiografia

La meccanomiografia è una metodologia che permette di registrare, le oscillazioni sulla cute causate dalle contrazioni dei muscoli sottostanti [9].

L'acquisizione del segnale meccanomiografico può essere effettuata con vari dispositivi, tra i quali: accelerometri, microfoni, dispositivi piezoelettrici o laser.

I **microfoni** catturano il segnale meccanomiografico registrando il suono che si crea quando un muscolo si contrae. Il suono è generato dalle piccole onde pressorie in contrazione, aumenta con la forza della contrazione e diminuisce con la fatica muscolare [18]. I **dispositivi piezoelettrici** catturano il segnale meccanomiografico registrando le micro vibrazioni sulla superficie corporea generate dalle fibre muscolari in contrazione [19]. I **laser**, laser displacement sensors (LDS), sono dispositivi che individuano l'attività contrattile muscolare anche in assenza di evidenti effetti meccanici indotti sulla superficie della pelle, inoltre possono catturare le vibrazioni su più assi contemporaneamente [20].

2.2.1 Meccanomiografia ed elettromiografia

Nelle ultime decadi, la metodologia largamente utilizzata per la registrazione dell'attività contrattile del muscolo è stata l'elettromiografia (EMG). Essa permette la registrazione dell'attività elettrica muscolare. Nel caso di elettromiografia di superficie, le sonde catturano l'attività delle fibre muscolari che rispondono allo stimolo del motoneurone contraendo il muscolo. L'attività registrata captata dagli elettrodi posizionati sulla pelle è sviluppata nell'area muscolare sottostante la coppia di sonde [6].

Il largo utilizzo negli anni di questa tecnica giustifica la maggior presenza di

studi ed applicazioni rispetto alla *meccanomiografia* [3, 7, 8, 21].

Secondo [22], vi sono numerosi algoritmi e tecniche che permettono la classificazione di movimenti con un elevato livello di accuratezza tramite l'utilizzo dell'EMG.

In [21] vengono studiati i gesti della mano attraverso segnale EMG, registrato con due elettrodi sull'avambraccio, raggiungendo un buon livello di accuratezza sul riconoscimento dei gesti; un ulteriore lavoro riportato riguarda l'utilizzo del segnale EMG nello sviluppo di un esoscheletro robotico applicato agli arti superiori [3].

Nonostante ciò, sempre secondo [22], l'impiego dell'EMG ha evidenziato varie problematiche riguardo l'acquisizione e l'elaborazione dei segnali. In particolare, i problemi riscontrati riguardano :

- la variazione dell'impedenza della pelle causata dal sito del sensore o dal sudore
- un'alta sensibilità nel posizionamento del sensore
- il bisogno del trattamento e della pulizia degli elettrodi posizionati sulla pelle

Per le motivazioni sopracitate si è recentemente introdotta la *meccanomiografia* che, ricordiamo, registra la risposta meccanica dell'attivazione muscolare causata dall'attivazione elettrica delle fibre muscolari. In prima battuta, va detto che se si vuole registrare un segnale meccanico causato da una sorgente elettrica (motoneurone), si ha una perdita di contenuto informativo fisiologico rispetto alla registrazione diretta tramite segnale elettrico [22].

L'utilizzo ed il campo di applicazione dell'MMG, sapendo che ha una bassa sensibilità alle condizioni della pelle ed una bassa variazione della risposta nel tempo a fattori ambientali, supera in parte i limiti ad oggi caratterizzanti l'*elettromiografia*. Rassumendo, i vantaggi dell'MMG sono [23]:

- trascurabile impedenza transcutanea;
- suscettibilità al rumore esterno più bassa;
- misurazione facilitata, non necessita di particolari trattamenti alla pelle;
- costi per la strumentazione relativamente contenuti;

2.2.2 Principali applicazioni

I campi di applicazioni principali della meccanomiografia riguardano: **valutazione della fatica muscolare** [24], nel **riconoscimento di gesti** [25];

nella **proestetica** [26] e nell'ambito della **valutazione dei disordini neuromuscolari** [27].

Nello lavoro proposto da [24], lo studio del segnale meccanomiografico, registrato tramite accelerometro, è utilizzato per investigare le variazioni delle proprietà contrattili innescate dalla fatica muscolare, durante l'esecuzione di contrazioni isometriche nel bicipite brachiale e nel vasto laterale.

In [25] lo studio del segnale meccanomiografico è finalizzato all'individuazione di 8 gesti delle dita, registrando il segnale MMG attraverso un accelerometro posizionato sul polso.

Lo studio [26] propone lo sviluppo di una protesi a controllo mioelettrico attraverso l'utilizzo del segnale MMG, registrato con accelerometri e microfoni.

Infine, in [27] presenta l'utilizzo del segnale MMG (e dell'EMG) nella contrazione isometrica volontaria del bicipite brachiale tra soggetti sani e soggetti sofferenti di emiplegia (paralisi di una parte del corpo), dovuta da ictus. L'acquisizione del segnale è stato eseguito su 13 soggetti (5 sani e 8 emiplegici) mediante un accelerometro biassiale.

2.2.3 Segnale meccanomiografico

Dopo aver introdotto i principi di funzionamento delle IMU e le principali caratteristiche della meccanomiografia, poniamo l'attenzione ora sul risultato di questa metodologia, ossia il **segnale meccanomiografico**. Le oscillazioni catturate dalle IMU, determinano il segnale meccanomiografico. La banda del segnale meccanomiografico è compresa tra $2Hz-100Hz$, anche se le componenti del segnale comprese tra i $2Hz$ e $35Hz$, contengono gran parte del contenuto informativo [28].

2.3 Acquisizione dati e protocollo di misura

Per l'acquisizione dei dati, su un soggetto, sono state utilizzate tre IMU, due posizionate sull'avambraccio, rispettivamente in corrispondenza del *flexor carpi radialis* (sensore 1), sul *extensor carpi radialis* (sensore 2) ed una sulla mano in corrispondenza del *carpo* (sensore 3). Di maggiore importanza nello studio saranno le due IMU posizionate sull'avambraccio, mentre, come vedremo quella posizionata sul carpo sarà utile, nella determinazione degli istanti di tenuta del

movimento.

Una volta posizionate le IMU, in modo che risultino salde e ben aderenti al segmento corporeo tramite nastro biadesivo, si è proceduto con l'esecuzione di vari gesti.



Figura 2.2: Particolare di una sonda IMU con in evidenza il relativo sistema di riferimento

In figura 2.2 viene riportata l'orientazione degli assi cartesiani del sistema locale della IMU.

I **gesti** analizzati in questo studio sono:

- Flessione mano su avambraccio
- Estensione mano su avambraccio
- Apertura mano
- Chiusura mano
- Presa
- Pinch

- Sequenza dei gesti sopracitati

Per ogni gesto registrato, il movimento è stato ripetuto per 10 volte e ciascuno mantenuto per circa 5 secondi. Tra ciascuna ripetizione e la successiva la mano era tenuta rilassata e il braccio fermo (posizione di riposo) per almeno 3 s. Il segnale registrato è stato campionato con una *frequenza di campionamento* pari a $200Hz$.

Ricordando quanto detto in 1, il segnale meccanomiografico in questo studio è caratterizzato dallo studio dell'accelerometro. L'accelerometro cattura le accelerazioni lungo gli assi x,y,z . Dalla letteratura è noto che la direzione normale alla superficie della pelle su cui è appoggiato il sensore caratterizza meglio il segnale MMG [1, 29].

Nel caso specifico di questo studio, la direzione normale alla superficie dell'avambraccio è individuata dall'asse z dell'accelerometro.

Questa considerazione è valida per entrambi i sensori e giustifica la scelta dell'asse z nei grafici che verranno riportati. Inoltre, in ogni grafico, sia raffigurante un'accelerazione sia una velocità angolare, è presente uno spike ad ampiezze molto maggiori delle altre utilizzato per la sincronizzazione tra i sensori delle IMU.

Il grafico riporta l'accelerazione del sensore 1, ovvero il sensore posizionato sul muscolo *flexor carpi radialis* dell'avambraccio, lungo l'asse z, non filtrato.

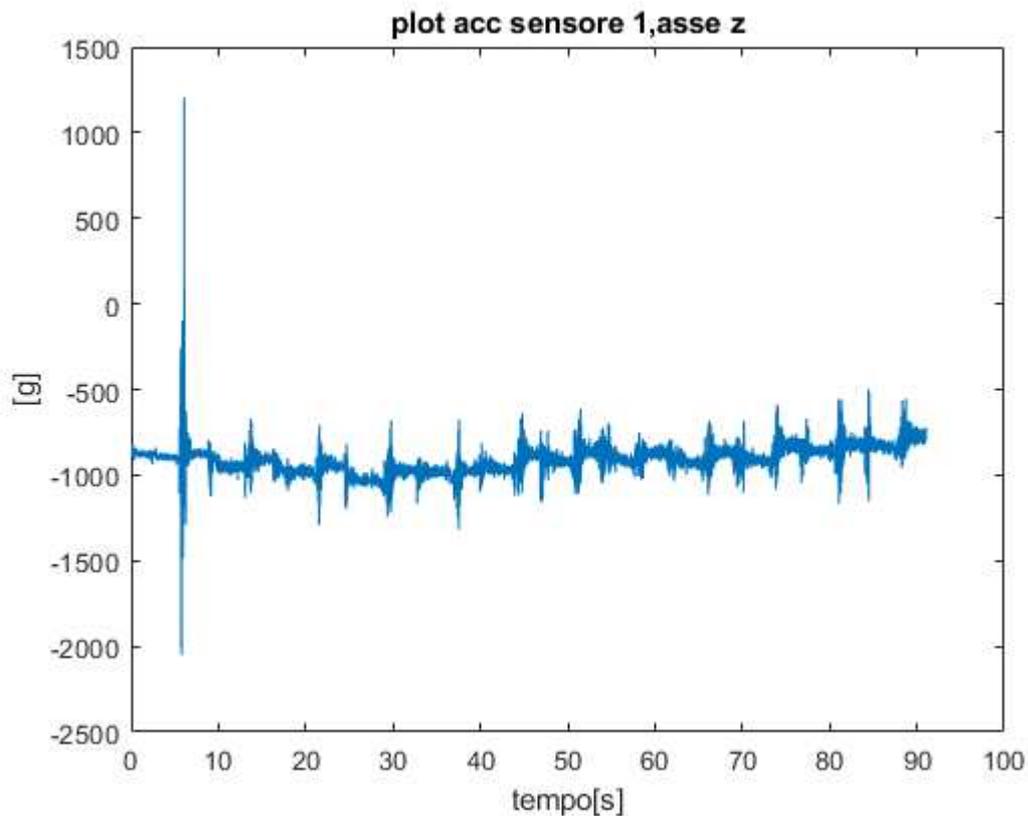


Figura 2.3: Plot accelerazione, asse z, sensore 1, gesto *flessione*.

2.4 Elaborazione dati

L'elaborazione dati, svolta su MATLAB, ed è caratterizzata dai seguenti passaggi:

- Filtraggio e plottaggio dei segnali
- Individuazione degli istanti di tenuta del movimento
- Calcolo delle features
- Rappresentazione grafica delle features ottenute
- Confronto tra features di gesti differenti

2.4.1 Filtraggio e Plottaggio segnali

Una volta acquisiti i segnali durante la sessione sperimentale, sono stati dapprima filtrati e quindi graficati con l'intento di identificare gli intervalli di

esecuzione del movimento e quelli di riposo.

Il filtraggio è stato effettuato con l'intento di eliminare il rumore ottenuto da artefatti di misura. Per fare ciò è stato utilizzato un filtro passa-banda di *Buttherworth* del secondo ordine, tra le frequenze comprese tra $2Hz$ e $35Hz$, range di frequenze che identifica, come indicato in letteratura [28], gran parte del contenuto informativo del segnale.

Questo procedimento è stato effettuato per ciascuna delle 3 componenti del segnale accelerometrico dei sensori posti sull'avambraccio (sensore 1 e sensore 2).

Nella figura che segue è riportato il segnale filtrato dell'accelerazione lungo l'asse z del primo sensore, flexor carpi radialis, avambraccio

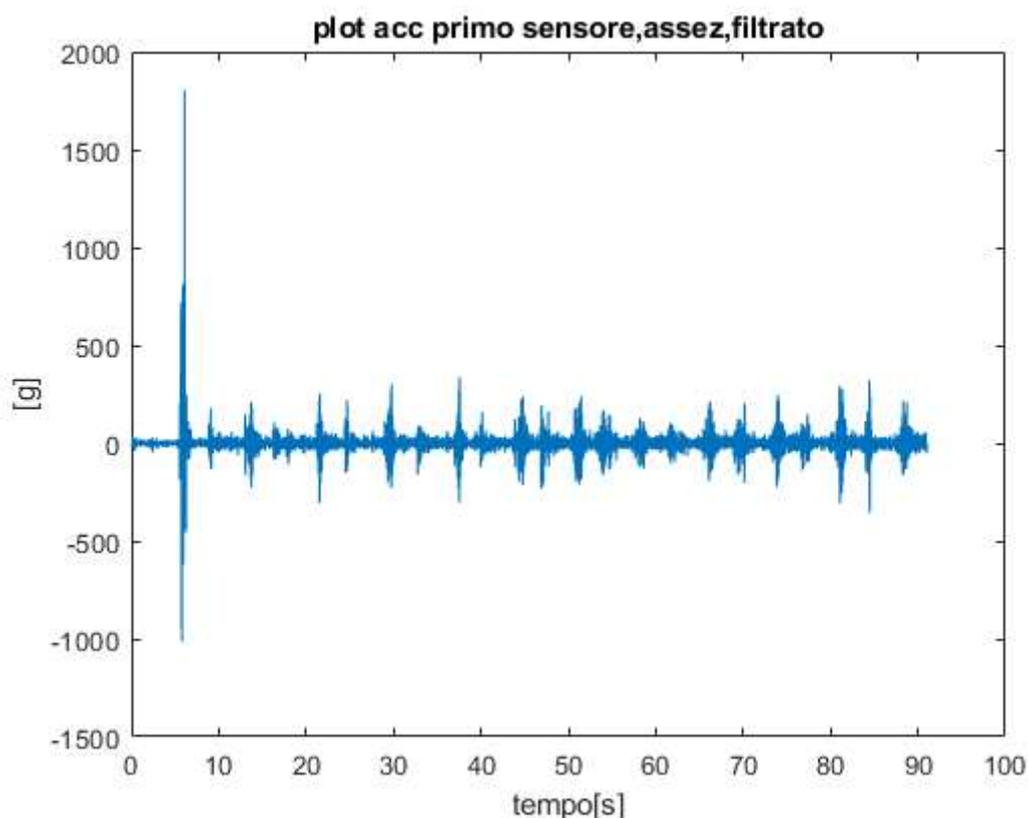


Figura 2.4: Segnale filtrato, accelerazione asse z sensore 1, gesto *flessione*

2.4.2 Individuazione degli istanti di tenuta del movimento

Dopo aver filtrato i segnali, il passo successivo è stato capire nei grafici dei segnali quali porzioni del segnale sulla base dell'andamento nel tempo, figura 2.4, individuavano la tenuta del movimento. Più specificatamente, se la tenuta del movimento era individuata dalle porzioni di grafico con ampiezze maggiori

o dalle ampiezze più contenute.

Gli istanti di inizio e fine movimento, in numero di campioni, individuano una *finestra*.

Per riportare un esempio, il numero di volte in cui il gesto *estensione* è stato ripetuto è pari a 10, dunque 10 tenute del movimento, dunque 10 finestre.

Sapendo che l'accelerometro ed il giroscopio delle tre IMU producono segnali tutti sincronizzati tra loro, si è preso in esame il segnale registrato dal giroscopio del sensore posizionato sul carpo che si muoveva in modo evidente rispetto all'avambraccio. Si è scelto di rappresentare la serie temporale in funzione dei campioni per avere direttamente i campioni corrispondenti all'inizio e alle fine del movimento.

Nel seguente grafico è riportato l'evoluzione del segnale registrato dal giroscopio in cui si evidenziano tutte le ripetizioni del gesto, lungo l'asse y, asse intorno al quale avviene la rotazione della mano sull'avambraccio. In figura è marcata una porzione del segnale relativa ad un singolo gesto, che verrà discussa nel grafico che segue.

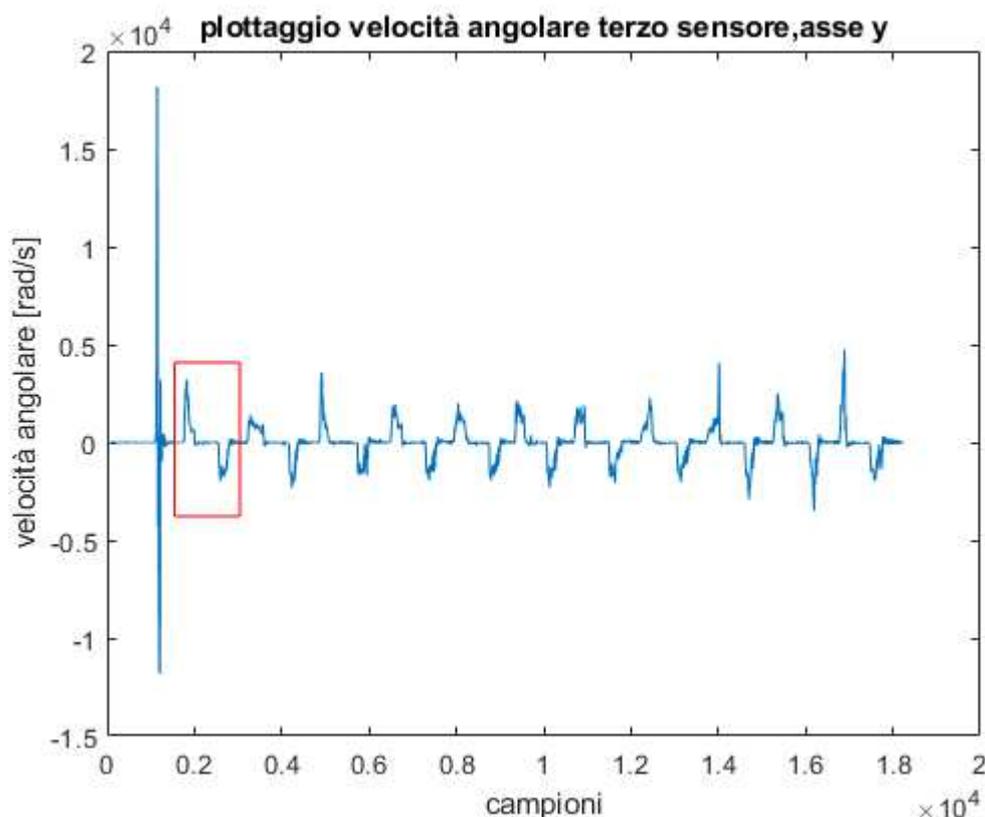


Figura 2.5: Velocità angolare, sensore 3, gesto *flessione*

Andando a selezionare la porzione del segnale sopra riportato relativa a una ripetizione del gesto possiamo individuare differenti componenti del segnale relativo alla velocità angolare, ciascuna ottenuta in fasi differenti del gesto: una fase costante a velocità pressocchè nulla, un picco positivo, una nuova fase a velocità costante ed, infine, picco negativo seguito da fase a velocità nulla.

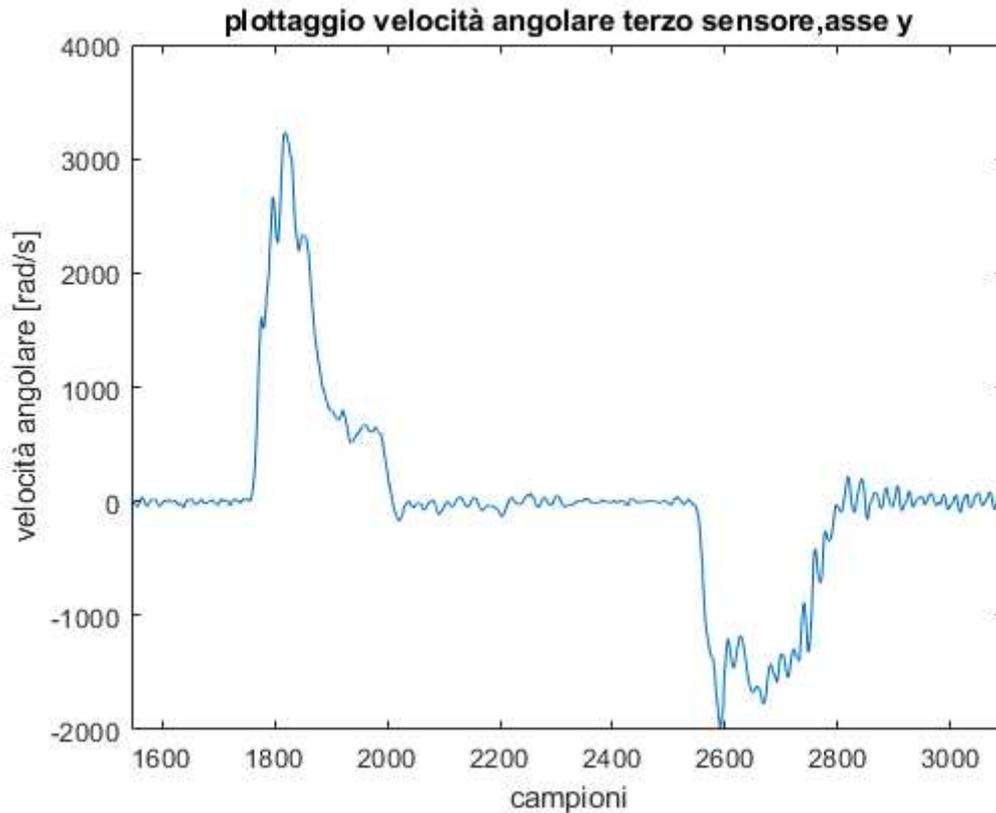


Figura 2.6: Velocità angolare, gesto *flessione*

Dal grafico possiamo intuire che la prima sezione di grafico a velocità angolare nulla indica che la mano in quegli istanti non si sta muovendo e che quindi è in posizione di riposo.

La seconda sezione di grafico, ossia la parte con ampiezza positiva, indica che sta avvenendo una rotazione attorno l'asse y del sensore e ciò fisicamente vuol dire che la mano si sta flettendo.

La terza sezione di grafico indica una velocità angolare nulla, cioè non vi è nessuna rotazione attorno l'asse y , quindi indica gli istanti in numero di campioni (obiettivo di questo punto) in cui vi è la tenuta del movimento flessione.

La quarta sezione di grafico, ad ampiezze negative, indica che la mano da flessa sta tornando alla posizione di riposo.

Infine l'ultima sezione, che possiamo approssimare come tratto a velocità

Capitolo 2 Materiali e metodi

angolare nulla, identifica la nuova posizione di riposo della mano.

Ragionando analogamente per i gesti successivi, quindi, è possibile determinare gli istanti di inizio e fine movimento per ogni gesto registrato.

I campioni relativi agli istanti di inizio e fine di ogni ripetizione del gesto sono stati salvati su un'opportuna matrice $n \times m$, dove n indica il numero di finestre e $m(=2)$ indica le colonne di inizio e fine movimento.

Tabella 2.1: Tabella riportante i campioni di inizio e fine del gesto *flessione*

Finestra	Inizio istante	Fine istante
<i>1</i>	2034	2548
<i>2</i>	3609	4166
<i>3</i>	5086	5732
<i>4</i>	6771	7289
<i>5</i>	8294	8740
<i>6</i>	9623	10061
<i>7</i>	10975	11488
<i>8</i>	12549	13047
<i>9</i>	14063	14601
<i>10</i>	15528	16076
<i>11</i>	17046	17458

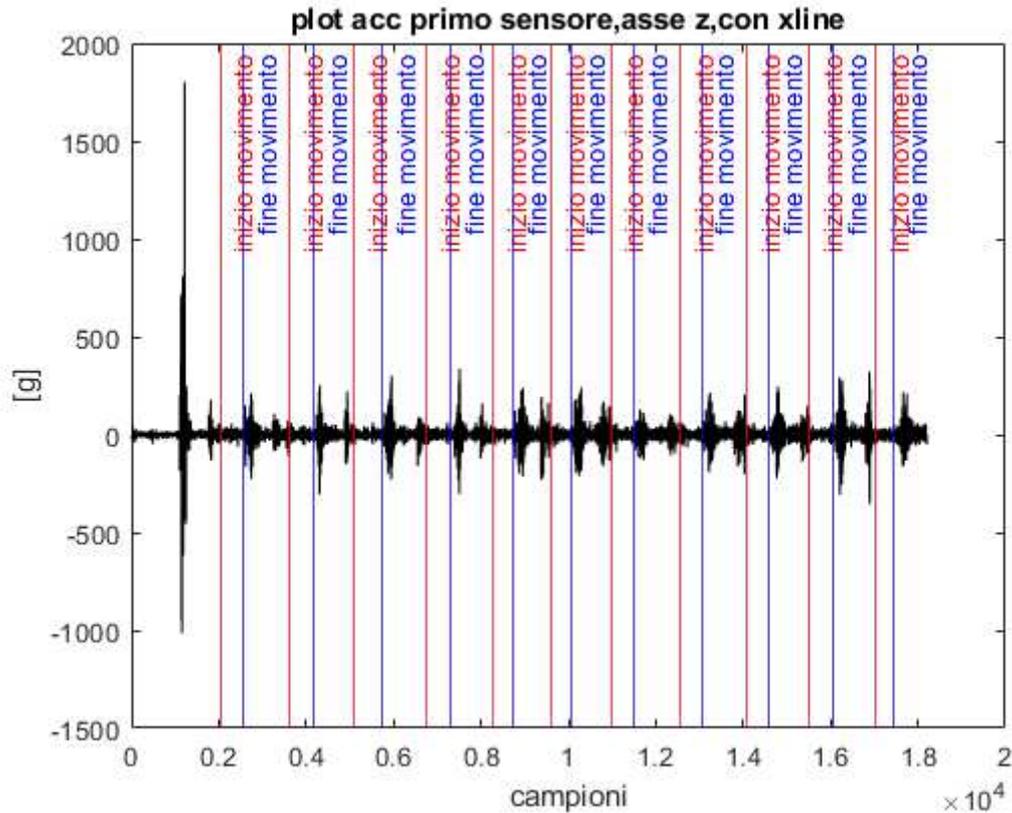


Figura 2.7: Istanti di inizio e fine movimento

Dal grafico si evidenzia come gli istanti di tenuta del movimento sono individuati dalle porzioni di segnale ad ampiezze contenute.

2.4.3 Calcolo delle features

Ogni finestra individuata al punto precedente è stata suddivisa in 3 *sottofinestre*, per ogni sottofinestra sono stati calcolati i valori dei parametri:

- varianza (VAR)
- root mean square (RMS)
- mean absolute value (MAV)
- waveform length (WL)

Si riportano in forma analitica le equazioni che descrivono le features appena definite, N rappresenta il numero di campioni in ogni sottofinestra, mentre x_i

rappresenta l' i -esimo campione [30].

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (2.1)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2.2)$$

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.3)$$

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (2.4)$$

Le features ottenute per ciascuna sottofinestra ottenuta da ogni ripetizione per ciascun gesto sono state inserite in opportune matrici dette, *matrici di features*. Matrici $n \times m$, dove n indica il numero di sottofinestre del gesto in esame mentre m indica il numero di parametri. Poichè ogni gesto è stato ripetuto almeno 10 volte e visto che ogni ripetizione è stata esaminata con 3 sottofinestre da ciascuna delle quali sono state calcolate altrettanti valori per ciascuna feature, complessivamente si otterranno 30 valori per ciascuna delle 4 features.

Tabella 2.2: Matrice di features del gesto mano aperta, sensore 2

n. sottofinestre	VAR	RMS	MAV	WL
1	1015.90	31.80	1.44	1803.91
2	836.38	28.83	0.26	1287.49
3	234.39	15.26	0.02	949.89
4	841.52	28.93	0.02	1706.66
5	688.81	26.18	0.66	1554.72
6	582.36	24.07	0.73	1302.58
7	257.95	16.04	1.20	885.56
8	173.93	13.20	1.26	700.74
9	160.90	12.69	1.13	667.48
10	445.06	21.03	0.21	1179.00
11	274.01	16.50	0.16	882.09
12	232.35	15.19	0.12	903.38
13	376.72	19.34	0.39	1017.56
14	229.83	15.11	0.30	781.29
15	404.36	20.20	2.61	1085.47
16	366.93	19.11	0.80	1010.22
17	445.91	21.05	0.08	1021.98
18	278.95	16.66	0.52	952.08
19	372.59	19.23	0.03	874.23
20	301.67	17.30	0.20	669.77
21	124.73	11.13	0.43	603.75
22	659.42	25.60	0.54	1149.56
23	549.60	23.36	0.22	1175.12
24	742.19	27.16	0.64	1278.28
25	838.31	28.87	0.01	1358.70
26	450.71	21.19	1.02	1174.84
27	428.58	20.66	0.92	1136.35
28	936.90	30.52	0.80	1696.75
29	673.77	25.94	1.77	1411.71
30	252.19	15.83	0.1	1002.97

2.4.4 Rappresentazione grafica delle features ottenute

Per la valutazione della correttezza dei risultati ottenuti nel calcolo delle features, si sono valutate le rappresentazioni grafiche dei 4 parametri. L'asse scelto per la rappresentazione è lo stesso asse utilizzato per la creazione di sottofinestre. In dettaglio, si voleva dimostrare che l'evoluzione del grafico, lungo le sottofinestre del gesto in esame, in funzione dei parametri, risultava contenuto in un certo range di ampiezze, o in altre parole, che il segnale non subisse variazioni eccessive.

Vengono riportati i grafici ottenuti, lungo l'asse z, nel gesto *presa*, rispettivamente del sensore 1 e del sensore 2, della MAV.

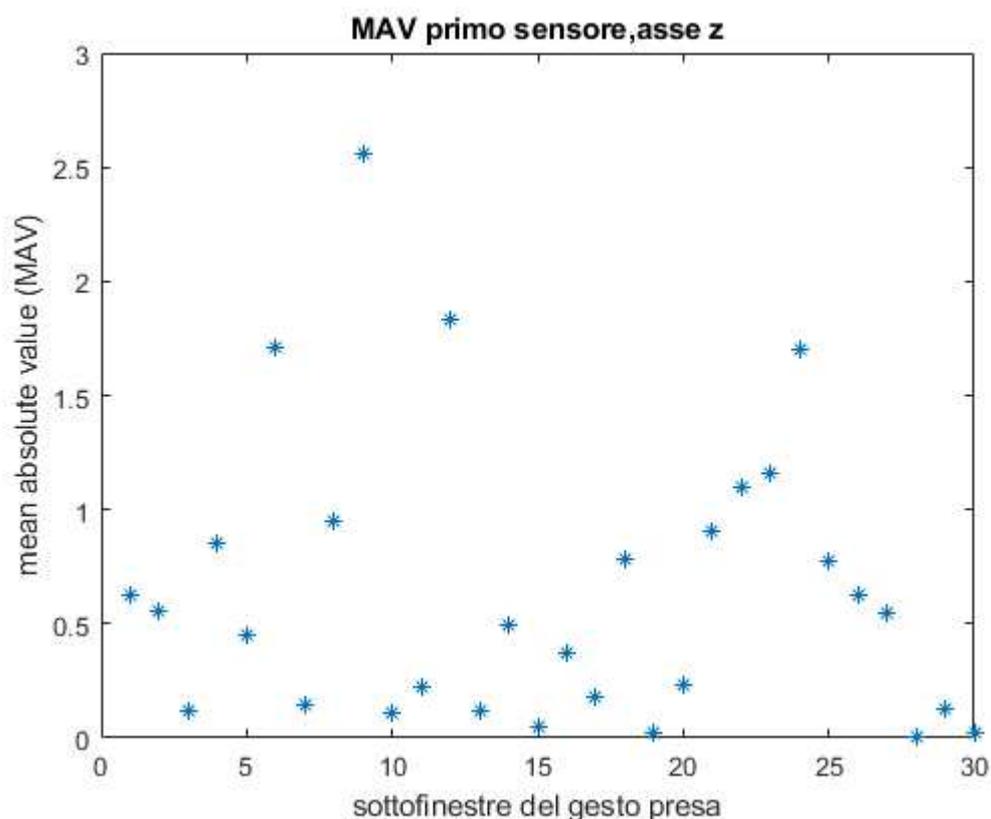
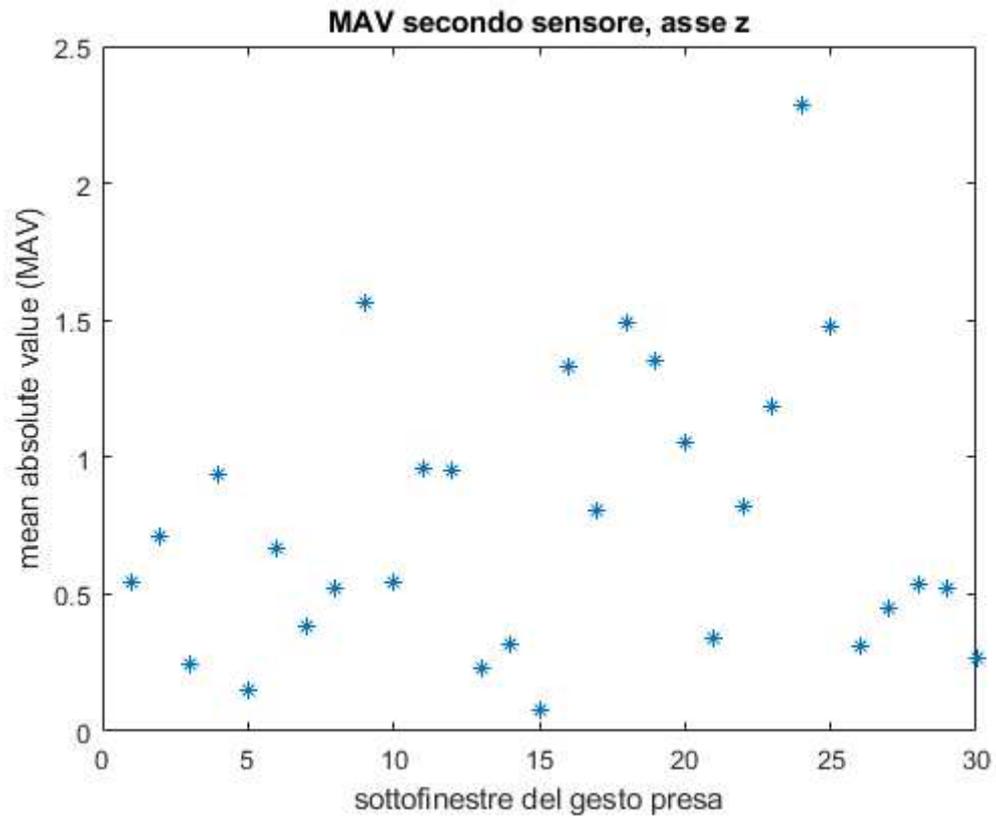


Figura 2.8: Plot MAV, sensore 1, *presa*

Figura 2.9: Plot MAV, sensore 2, *presa*

Come si può notare dai due grafici, che riportano l'evoluzione del segnale discretizzato in corrispondenza delle sottofinestre in funzione del parametro MAV, presentano range di ampiezze piuttosto contenute.

2.4.5 Confronto tra features di gesti differenti

Calcolati per ogni gesto, le matrici di features corrispondenti (sia per il sensore 1 sia per il sensore 2), si è passati al confronto di matrici di features tra due o più gesti differenti per valutare in via grafica, se fosse possibile l'individuazione di clusters distinti e in tal caso capire quali combinazione di parametri riuscisse a caratterizzare meglio un gesto rispetto ad altri 1 .

Il confronto è stato realizzato tramite la funzione *scatter plot* del programma MATLAB. È stato strutturato come segue:

- Confronto tra 2 gesti differenti con medesimo sensore
- Creazione di un'unica matrice di features per ogni gesto contenente le features del sensore 1 e del sensore 2
- Confronto tra 2 gesti differenti attraverso le nuove matrici di features definite al punto precedente
- Confronto tra più gesti

Capitolo 3

Risultati

3.1 Confronto tra 2 gesti differenti, stesso sensore

Prendiamo come riferimento il confronto tra i gesti *flessione* e *mano chiusa*.

In questo grafico si riporta il confronto tra varianza e mean absolute value, dei gesti mano chiusa e flessione, riferito al medesimo sensore di acquisizione, in questo caso il sensore posizionato sul flexor carpi radialis dell'avambraccio. Si evidenzia come non si identifichino due zone distinte.

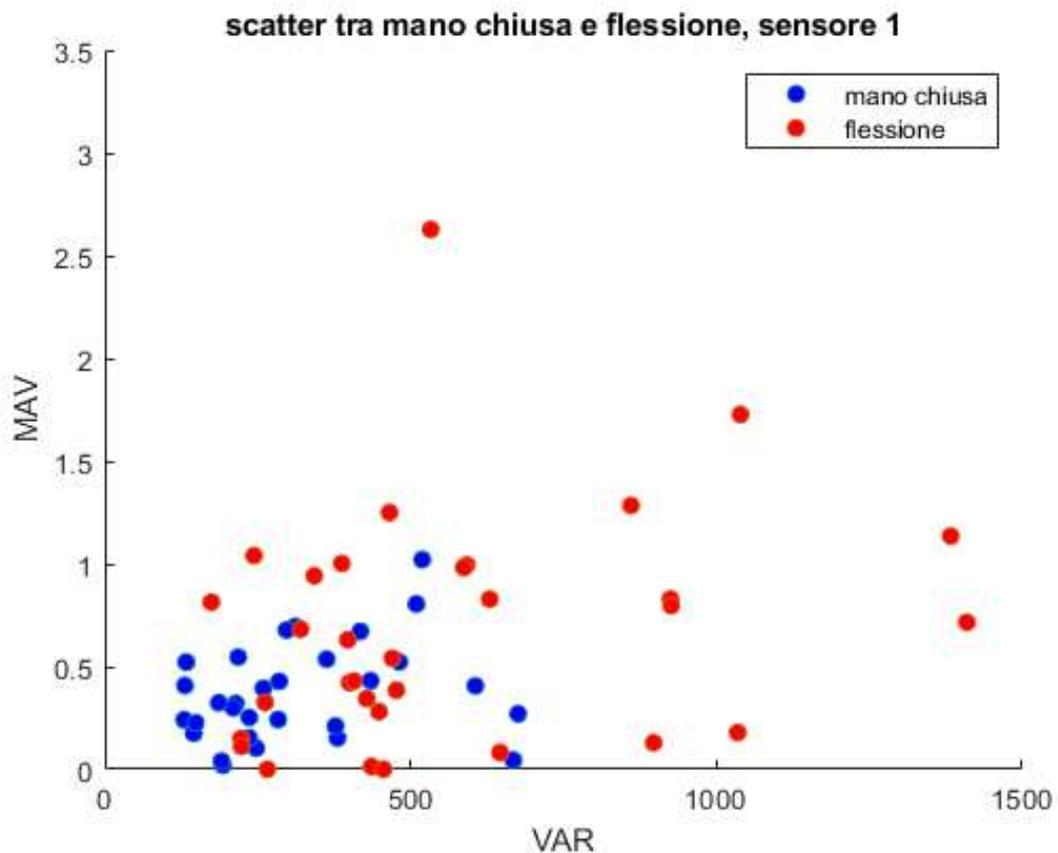


Figura 3.1: Scatter plot tra mean absolute value e varianza, sensore 1

Nella figura che segue viene riportato il confronto tra waveform length e root mean square, dei gesti mano chiusa e flessione, riferito al sensore 1 posizionato sull'avambraccio. Si denota come le due aree riferite ai due gesti siano ben distinte.

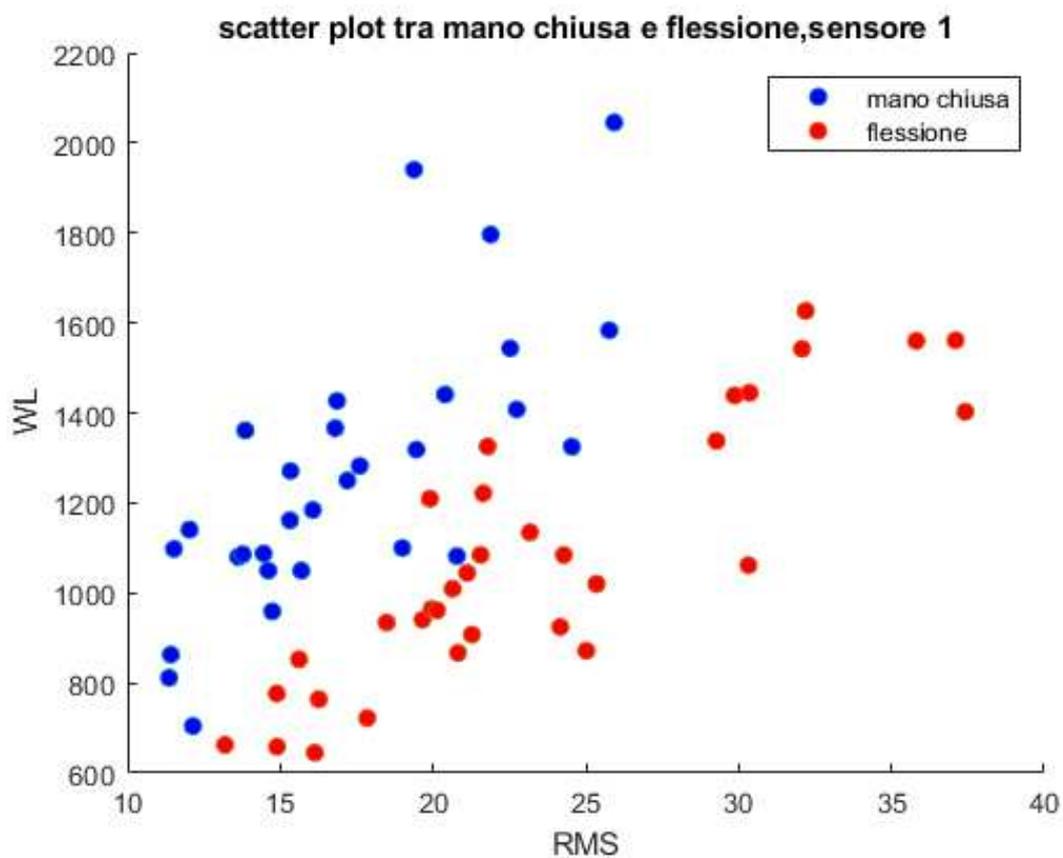


Figura 3.2: Scatter plot tra waveform length e root mean square, sensore 1

3.1 Confronto tra 2 gesti differenti, stesso sensore

In questo grafico viene riportato il confronto tra i parametri mean absolute value e root mean square, dei gesti mano chiusa e flessione, riferiti al sensore 1 posizionato sull'avambraccio. Le aree relative ai due gesti non appaiono separate.

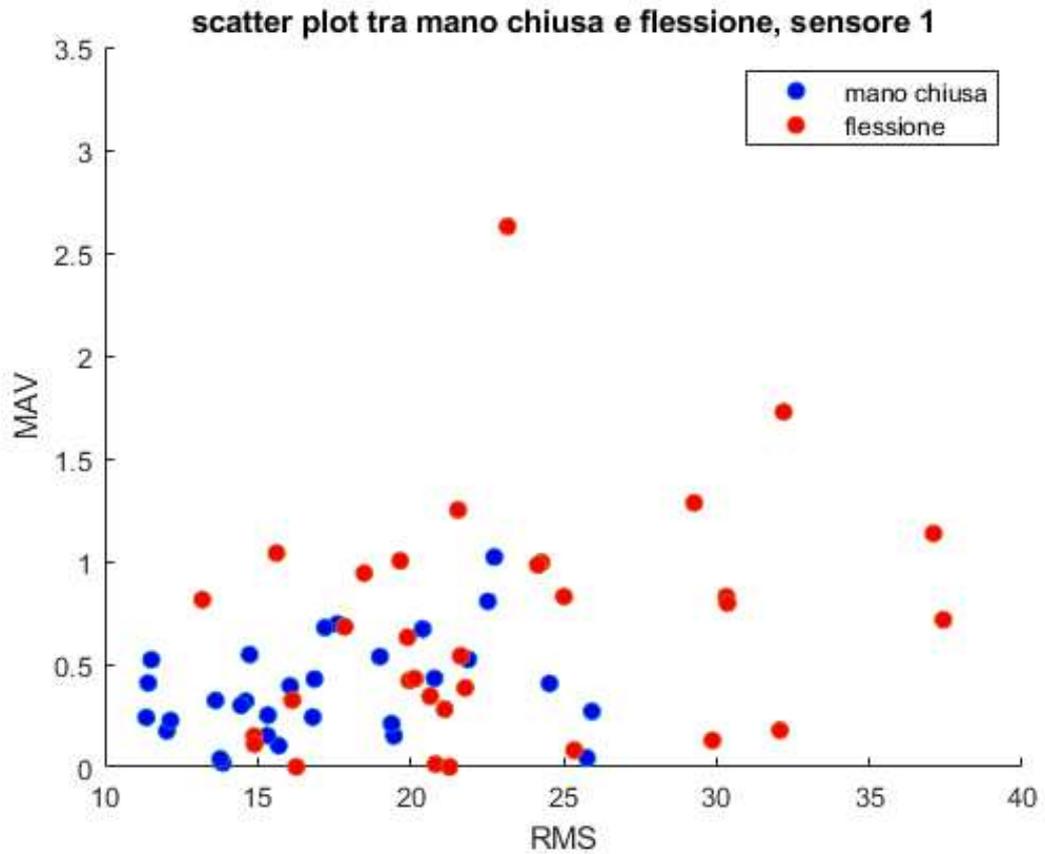


Figura 3.3: Scatter plot tra mean absolute value e root mean square, sensore 1

In questa figura viene riportato il confronto tra i parametri waveform length e varianza dei gesti mano chiusa e flessione, riferiti al sensore 1 posizionato sull'avambraccio. Le aree identificanti i due gesti risultano distinguibili.

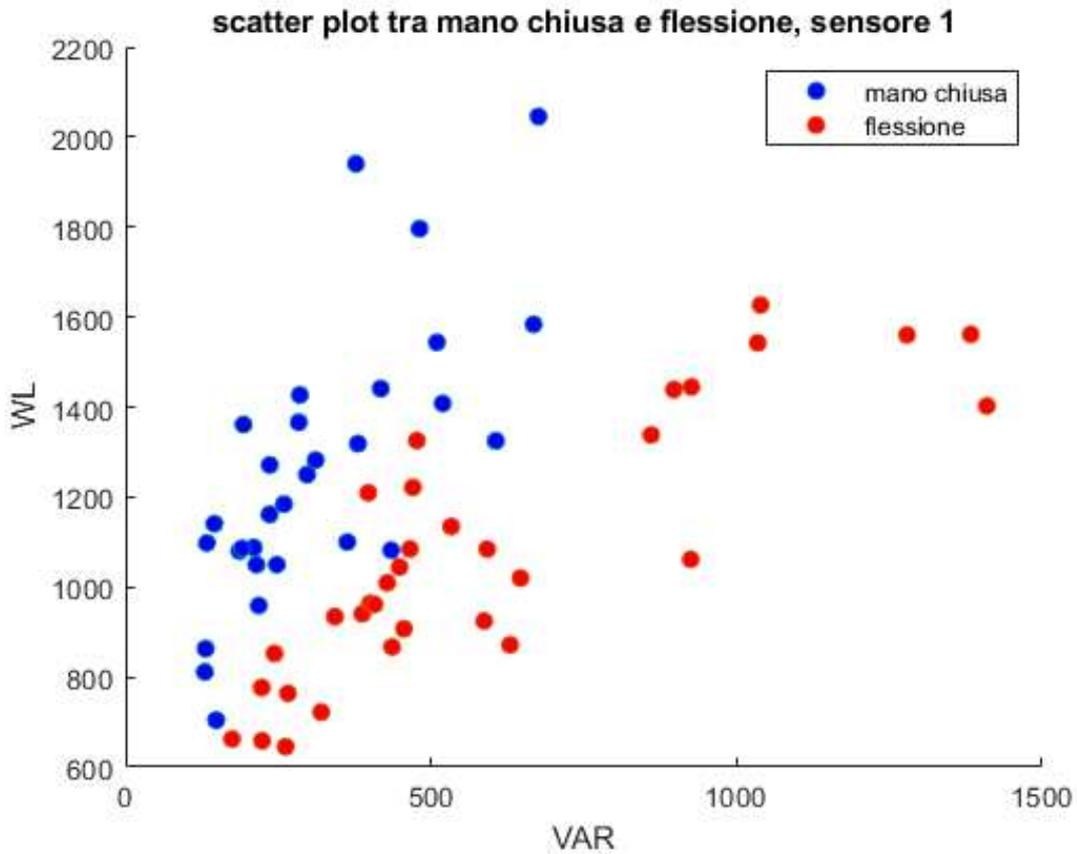


Figura 3.4: Scatter plot tra waveform length e varianza, sensore 1

3.2 Confronto tra 2 gesti differenti

Nella sezione precedente i confronti effettuati sono stati fatti tra matrici di features di gesti differenti riferiti ad uno specifico sensore.

In questa sezione si riportano confronti tra parametri differenti riferiti a matrici di features che contengono features di entrambi i sensori (1 e 2).

Riportando un esempio numerico, il gesto *mano chiusa* è caratterizzato da due matrici di features di dimensioni pari a 30 x 4. La matrice di features risultante dai due sensori avrà dimensione pari a 60 x 4. Ragionamento analogo per tutti gli altri gesti.

3.2 Confronto tra 2 gesti differenti

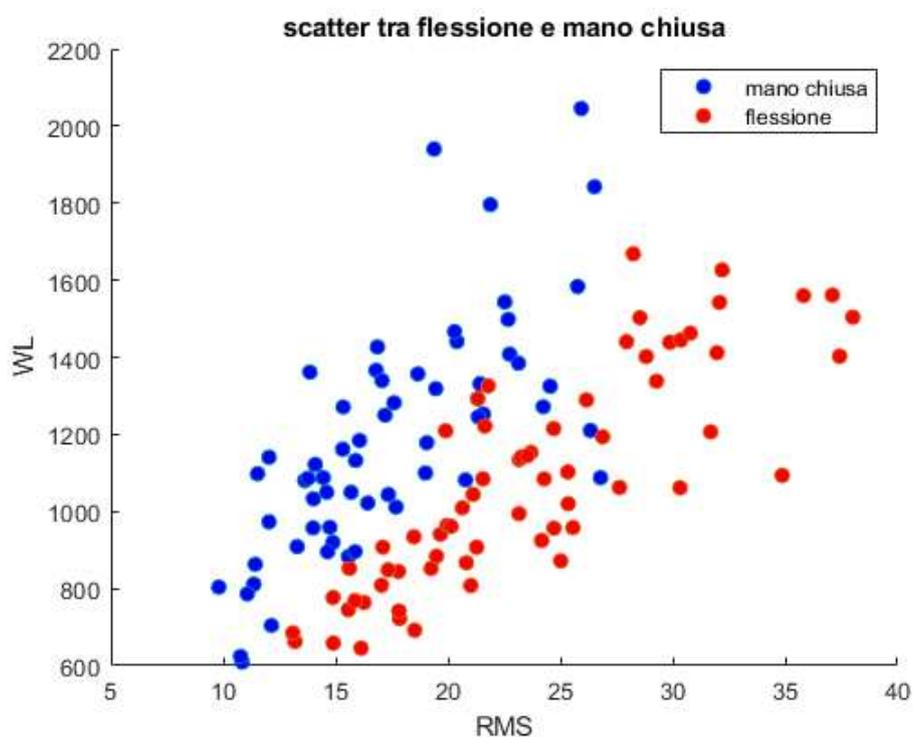


Figura 3.5: Scatter plot tra *flessione* e *mano chiusa*

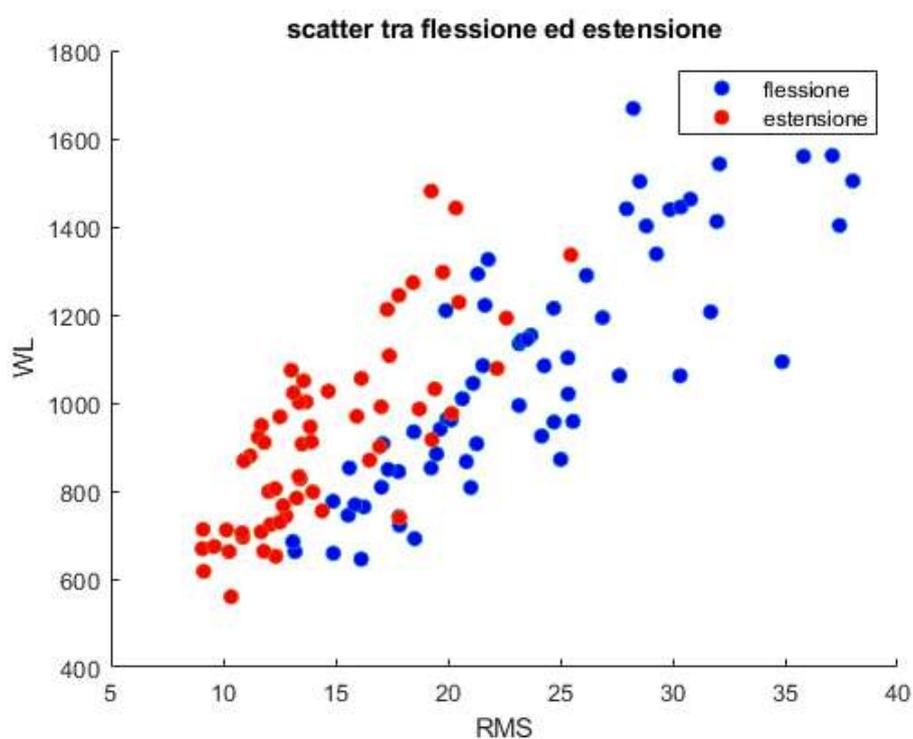


Figura 3.6: Scatter plot tra *flessione* e *estensione*

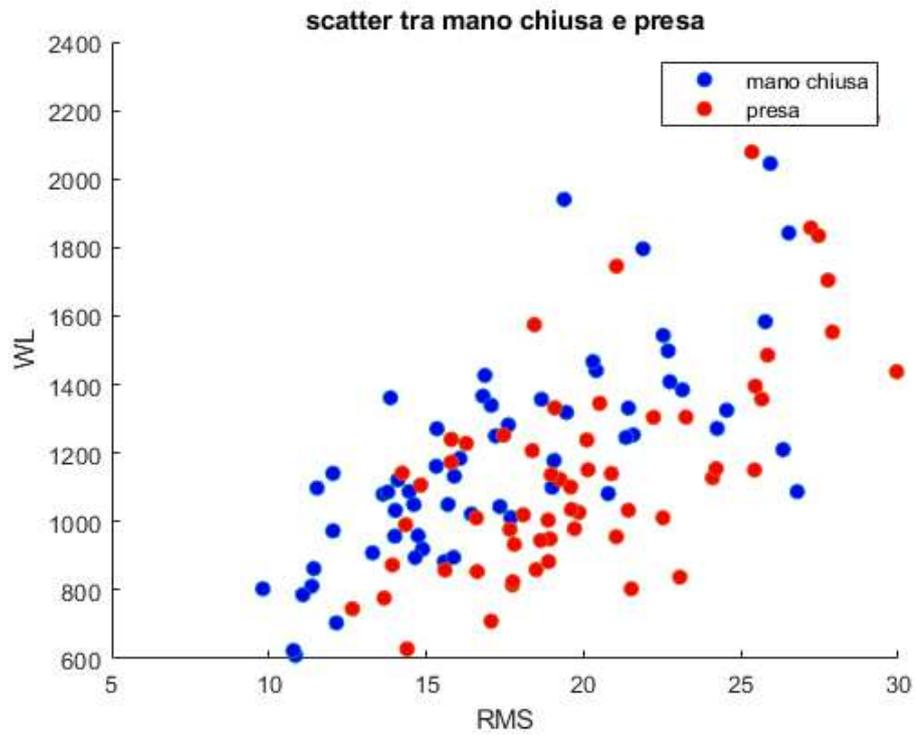


Figura 3.7: Scatter plot tra *mano chiusa* e *presa*

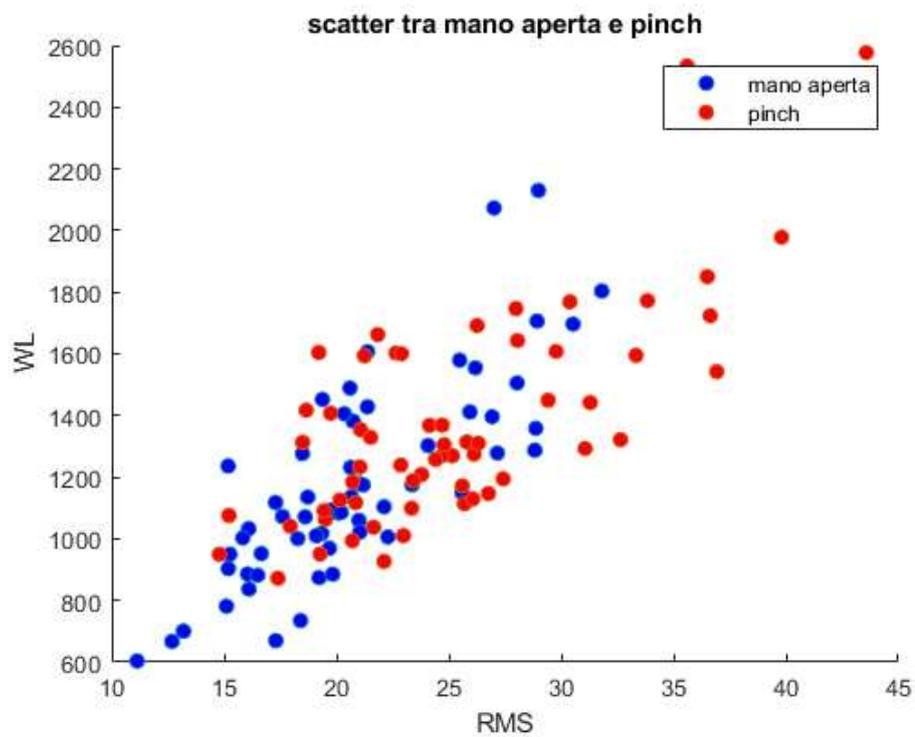


Figura 3.8: Scatter plot tra *mano aperta* e *pinch*

I grafici riportati mostrano il confronto dei parametri waveform length e root mean square, riferiti a varie combinazioni di gesti.

In fig 3.5 vengono riportati i gesti flessione e mano chiusa, evidenziando come il grafico denota due cluster distinti.

In fig 3.6 vengono raffigurati i gesti flessione ed estensione, confrontati tramite i parametri waveform length e root mean square. Dalla figura è possibile denotare come i due gesti risultino distinguibili.

In fig. 3.7 vengono graficati i gesti mano chiusa e presa attraverso il confronto di waveform length e root mean square. I due gesti non individuano due cluster differenti.

In fig. 3.8 si visualizzano i gesti mano aperta e pinch mediante la waveform length e root mean square. In questo grafico i due gesti non appaiono distinguibili.

3.3 Confronto tra più gesti

Una volta effettuati i confronti tra parametri di coppie di gesti, i grafici seguenti rappresentano confronti tra parametri tra più di due gesti. Ciò per verificare se la capacità discriminativa delle features restasse comunque valida.

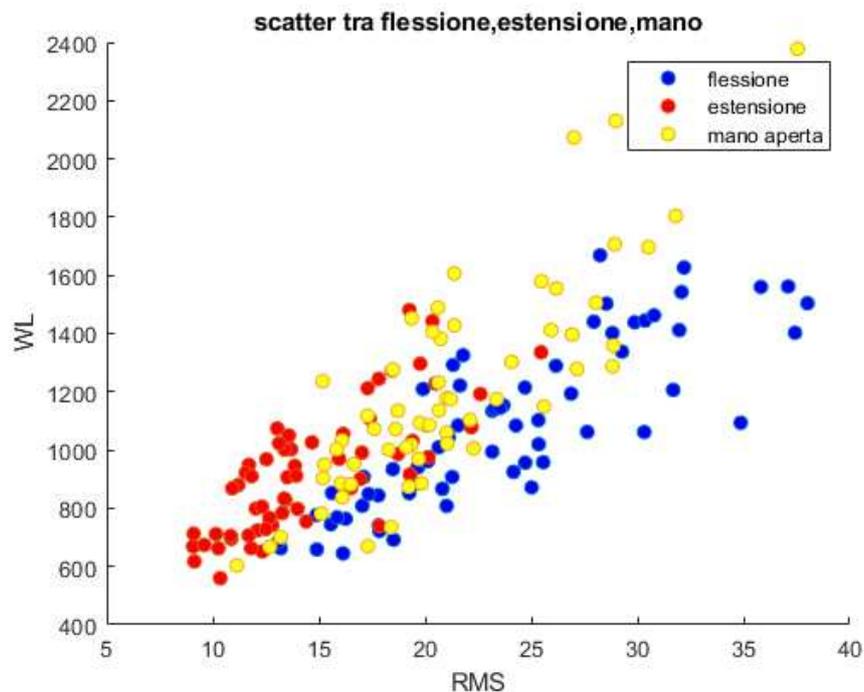


Figura 3.9: Scatter plot tra *flessione*, *estensione* e *mano aperta*

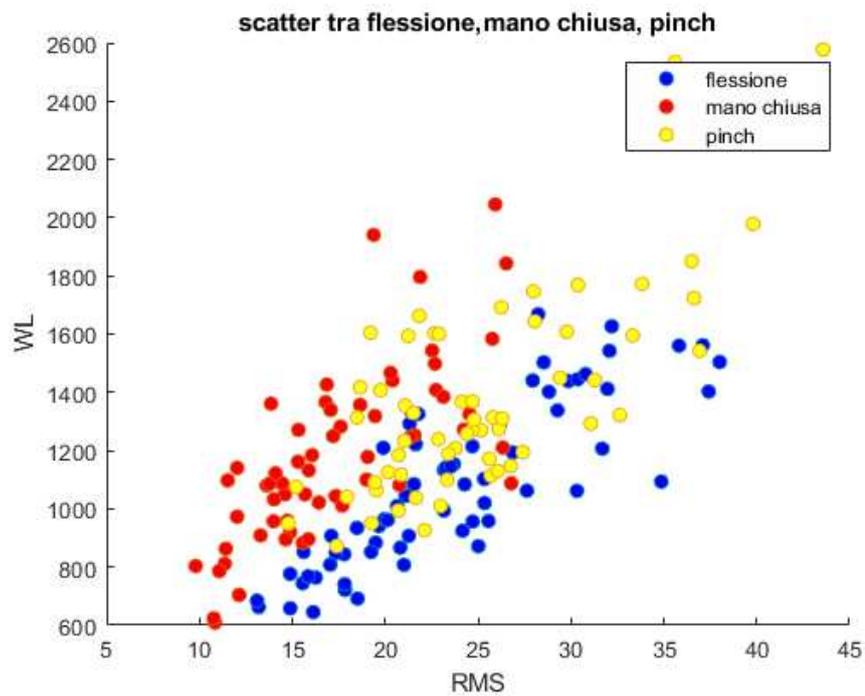


Figura 3.10: Scatter plot tra *flessione*, *mano chiusa* e *pinch*

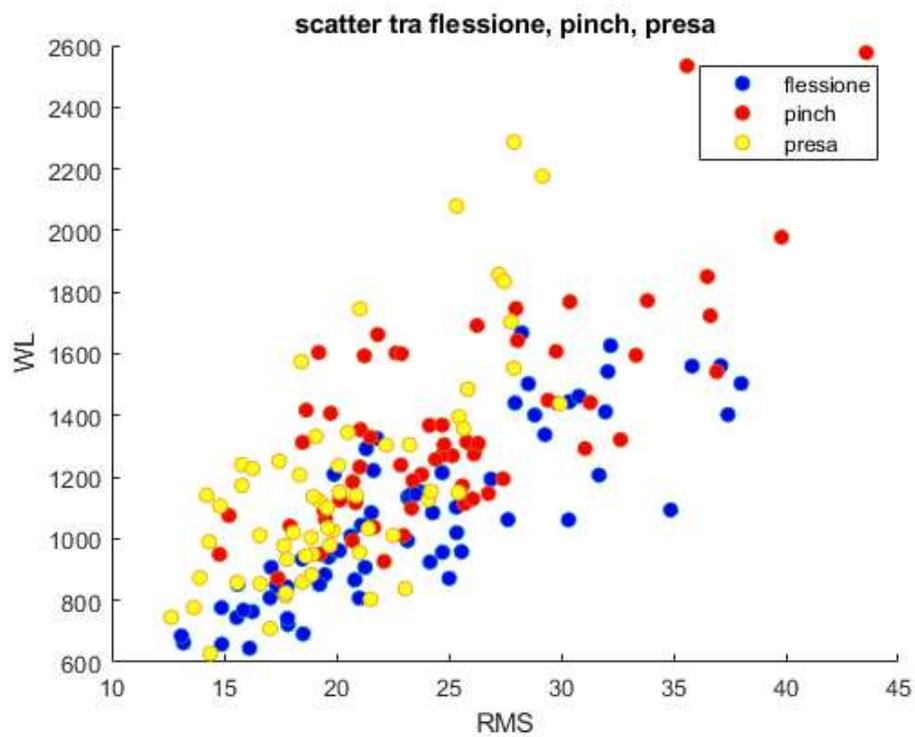


Figura 3.11: Scatter plot tra *flessione*, *pinch* e *presa*

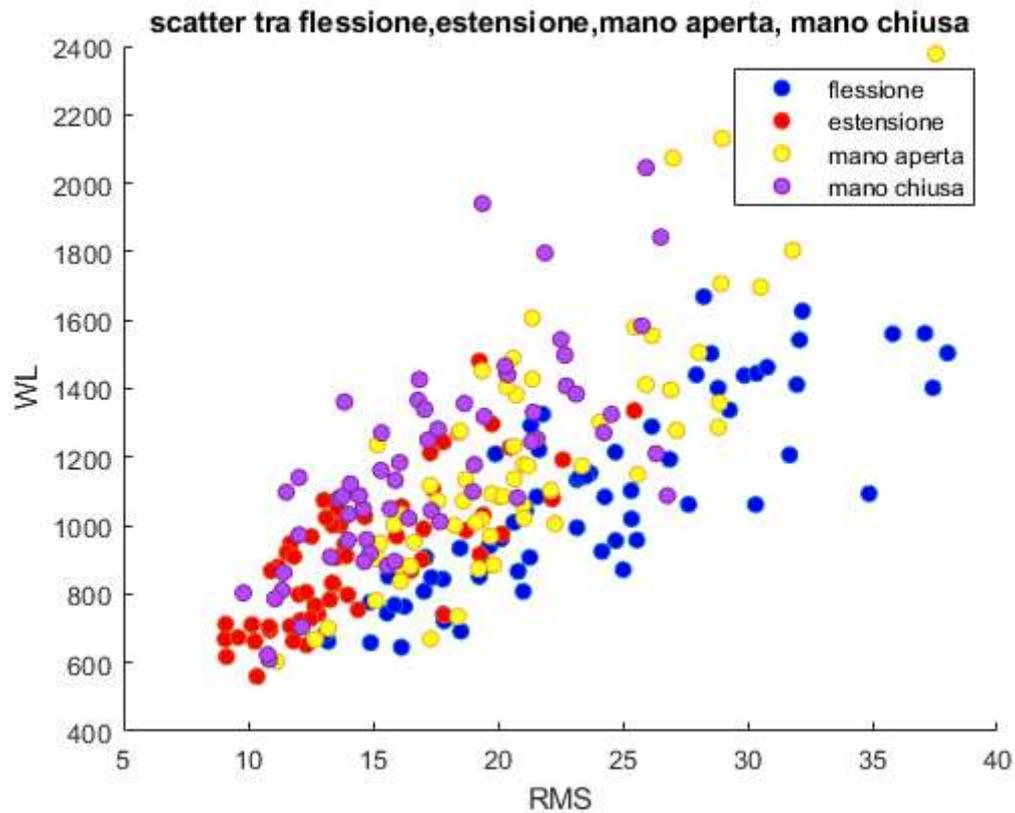


Figura 3.12: Scatter plot tra *flessione*, *estensione*, *mano aperta* e *mano chiusa*

Vengono riportati rispettivamente i confronti tra : flessione, estensione e mano (fig. 3.9); tra flessione, mano chiusa e pinch (fig. 3.10); tra flessione, pinch e presa (fig. 3.11 ed infine tra flessione, estensione, mano aperta e mano chiusa (fig. 3.12. I gesti graficati risultano distinguibili in fig. 3.9 e in fig. 3.10.

Capitolo 4

Discussione e conclusioni

4.1 Valutazione dei risultati

Nella sezione 3.1 sono stati graficati gli scatter plot in **2-D** dei gesti mano chiusa e flessione, utilizzando le matrici di features. I risultati riportati per via grafica, quindi, saranno definiti sulla base del confronto tra due features.

I grafici riportati mettono in evidenza il confronto tra le possibili combinazioni di parametri, in modo tale da capire quali combinazioni permettono un'identificazione dei due gesti più netta.

É possibile notare come in figura 3.3 e in figura 3.1 la separazione dei due gesti, denotati con colori diversi, non avviene; mentre in figura 3.2 e 3.4 è possibile notare come i gesti, vengono mappati a definire due cluster distinti.

Sulla base dei grafici riportati la combinazione di parametri che meglio identifica i due gesti è data dalla waveform length e root mean square 3.2. Ciò giustifica l'utilizzo dei parametri sopracitati per le rappresentazioni grafiche di tutte le possibili combinazioni a coppie tra i 6 gesti registrati.

Considerando i grafici 3.5 e 3.6 è possibile notare come i gesti raffigurati appaiono distinti, mentre i grafici 3.7 e 3.8 non denotano aree distinte.

Ciò suggerisce che la combinazione delle due features WL e RMS appare particolarmente efficace per l'individuazione dei gesti flessione ed estensione, mentre la stessa cosa non si può dire per i gesti mano chiusa e presa.

Una volta definite quali sono le combinazioni migliori per la caratterizzazione a coppie di gesti, il passo successivo è capire se l'individuazione è possibile considerando più di due gesti.

In figura 3.9 sono riportati i gesti flessione, estensione e mano aperta. La capacità discriminativa delle 2 features non sembra essere particolarmente efficace quando si vogliono distinguere più gesti, tuttavia l'identificazione con buona approssimazione può essere ritenuta accettabile.

Il grafico 3.10 riporta i gesti flessione, mano chiusa e pinch. Anche in questo caso la qualità della distinzione risulta minore rispetto il confronto a coppie

ma comunque distinguibile.

In fig. 3.11 si denota come i gesti confrontati: flessione, pinch e presa non definiscono zone distinte, questo perchè i gesti pinch e presa sono indistinguibili. Aumentando ulteriormente il numero di gesti, non è possibile avere una distinzione accettabile, quanto detto viene mostrato in figura 3.12, dove i gesti flessione, estensione, mano aperta e mano chiusa non denotano aree distinte tra loro. Nel dettaglio non appaiono distinguibili tra loro i gesti mano chiusa, estensione e mano aperta.

4.2 Confronto dei risultati ottenuti in letteratura

I risultati ottenuti con questo elaborato trovano alcuni punti in comuni con altri studi presenti in letteratura.

Ad esempio nello studio [22] dove i gesti riportati sono: flessione, estensione, pronazione polso, supinazione polso, adduzione avambraccio e abduzione avambraccio. In tale studio si evidenzia che la discriminazione con accuratezza maggiore è associata ai movimenti flessione ed estensione, in linea con quanto detto precedentemente.

Un altro elemento coerente con quanto evidenziato, nello studio [31] risiede nella difficoltà di classificare il gesto mano chiusa. Sempre nel lavoro evidenziato in [31] vi sono elementi che si discostano con quanto ottenuto. In primis, viene effettuato un grafico a tre dimensioni per l'identificazione dei gesti; inoltre viene scelta la MAV (insieme a deviazione standard e skewness), parametro che non si è mostrato efficace con quanto riportato in questo studio (fig. 3.1).

4.3 Conclusioni

In questo studio si è stato esaminato come, tramite la registrazione del segnale meccanomiografico sui muscoli dell'avambraccio attraverso l'utilizzo di IMU, sia stato possibile identificare per via grafica i gesti della mano.

Nel dettaglio, l'identificazione è risultata soddisfacente per specifiche combinazioni di coppie di gesti (flessione, estensione), e, con un minor dettaglio, la combinazione di tre gesti specifici (flessione, estensione e mano aperta).

Bibliografia

- [1] Huijun Ding, Qing He, Lei Zeng, Yongjin Zhou, Minmin Shen, and Guo Dan. Motion intent recognition of individual fingers based on mechanomyogram. *Pattern Recognition Letters*, 88:41–48, 2017.
- [2] Jorge Silva, Winfried Heim, and Tom Chau. Mmg-based classification of muscle activity for prosthesis control. In *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, volume 1, pages 968–971. IEEE, 2004.
- [3] Kazuo Kiguchi and Yoshiaki Hayashi. An emg-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(4):1064–1071, 2012.
- [4] Elisa Digo, Stefano Pastorelli, and Laura Gastaldi. A narrative review on wearable inertial sensors for human motion tracking in industrial scenarios. *Robotics*, 11(6):138, 2022.
- [5] Lin Guo, Zongxing Lu, and Ligang Yao. Human-machine interaction sensing technology based on hand gesture recognition: A review. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 51(4):300–309, 2021.
- [6] Zachary M Gillen, Marni E Shoemaker, and Joel T Cramer. Electromyographic and mechanomyographic responses during isokinetic leg extensions in children versus adolescents. *Journal of Science in Sport and Exercise*, pages 1–10, 2022.
- [7] Hironori Tsuji, Haruo Misawa, Tomoyuki Takigawa, Tomoko Tetsunaga, Kentaro Yamane, Yoshiaki Oda, and Toshifumi Ozaki. Quantification of patellar tendon reflex using portable mechanomyography and electromyography devices. *Scientific reports*, 11(1):2284, 2021.
- [8] Xu Zhang, Xiang Chen, Yun Li, Vuokko Lantz, Kongqiao Wang, and Jihai Yang. A framework for hand gesture recognition based on accelerometer and emg sensors. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 41(6):1064–1076, 2011.

Bibliografia

- [9] Md. Anamul Islam, Kenneth Sundaraj, R. Badlishah Ahmad, Nizam Uddin Ahamed, and Md. Asraf Ali. Mechanomyography sensor development, related signal processing, and applications: A systematic review. *IEEE Sensors Journal*, 13(7):2499–2516, 2013.
- [10] Natasha Alves and Tom Chau. Recognition of forearm muscle activity by continuous classification of multi-site mechanomyogram signals. In *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pages 3531–3534. IEEE, 2010.
- [11] Seong-hoon Peter Won, William Melek, and Farid Golnaraghi. A fastened bolt tracking system for a hand-held tool using an inertial measurement unit and a triaxial magnetometer. In *2009 35th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*, pages 2703–2708, 2009.
- [12] Seong-Hoon Peter Won, Farid Golnaraghi, and Wael William Melek. A fastening tool tracking system using an imu and a position sensor with kalman filters and a fuzzy expert system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 56(5):1782–1792, 2009.
- [13] Je-Nam Kim, Mun-Ho Ryu, Yoon-Seok Yang, and Tae-Koon Kim. Upper extremity rehabilitation program using inertial sensors and virtual reality for patients with upper extremity hemiplegia due to disorders after stroke. In *Proceedings of International Conference on Computer Science and Technology (CST'12)*, pages 71–76, 2012.
- [14] ZQ Ding, ZQ Luo, A Causo, IM Chen, KX Yue, SH Yeo, and KV Ling. Inertia sensor-based guidance system for upperlimb posture correction. *Medical engineering & physics*, 35(2):269–276, 2013.
- [15] Gianni Fenu and Gary Steri. Imu based post-traumatic rehabilitation assessment. In *2010 3rd International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies (ISABEL 2010)*, pages 1–5. IEEE, 2010.
- [16] Norhafizan Ahmad, Raja Ariffin Raja Ghazilla, Nazirah M Khairi, and Vijayabaskar Kasi. Reviews on various inertial measurement unit (imu) sensor applications. *International Journal of Signal Processing Systems*, 1(2):256–262, 2013.
- [17] Madiha Javeed, Ahmad Jalal, and Kibum Kim. Wearable sensors based exertion recognition using statistical features and random forest for physical

- healthcare monitoring. In *2021 International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technologies (IBCAST)*, pages 512–517.
- [18] Slim Yacoub, Ali H Al-Timemy, Youssef Serrestou, and Kosai Raoof. Hand movements analysis with acoustic myography signals. In *2022 5th International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC_ASET)*, pages 228–232. IEEE, 2022.
- [19] Mami Tanaka, Takeshi Okuyama, and Kazuhiro Saito. Study on evaluation of muscle conditions using a mechanomyogram sensor. In *2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pages 741–745, 2011.
- [20] MAB Dillon, Travis W Beck, MD Jason, and SS Matt. Mechanomyographic amplitude and mean power frequency versus isometric force relationships detected in two axes. *Clin Kinesiol*, 65(47):10, 2011.
- [21] Xiang Chen, Xu Zhang, Zhang-Yan Zhao, Ji-Hai Yang, Vuokko Lantz, and Kong-Qiao Wang. Multiple hand gesture recognition based on surface emg signal. In *2007 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, pages 506–509, 2007.
- [22] C. Sebastian Mancero Castillo, Samuel Wilson, Ravi Vaidyanathan, and S. Farokh Atashzar. Wearable mmg-plus-one armband: Evaluation of normal force on mechanomyography (mmg) to enhance human-machine interfacing. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 29:196–205, 2021.
- [23] Yongjun Shi, Wei Dong, Weiqi Lin, Long He, Xinrui Wang, Pengjie Li, and Yongzhuo Gao. Human joint torque estimation based on mechanomyography for upper extremity exosuit. *Electronics*, 11(9):1335, 2022.
- [24] Massimiliano Gobbo, Emiliano Cè, Bertrand Diemont, Fabio Esposito, and Claudio Orizio. Torque and surface mechanomyogram parallel reduction during fatiguing stimulation in human muscles. *European journal of applied physiology*, 97:9–15, 2006.
- [25] 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. *IEEE Sensors Journal*, 20(24):14703–14712, 2020.

Bibliografia

- [26] Jorge Silva, Winfried Heim, and Tom Chau. A self-contained, mechanomyography-driven externally powered prosthesis. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 86(10):2066–2070, 2005.
- [27] XL Hu, KY Tong, and L Li. The mechanomyography of persons after stroke during isometric voluntary contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 17(4):473–483, 2007.
- [28] Yong Zeng, Zhengyi Yang, Wei Cao, and Chunming Xia. Hand-motion patterns recognition based on mechanomyographic signal analysis. In *2009 International Conference on Future BioMedical Information Engineering (FBIE)*, pages 21–24. IEEE, 2009.
- [29] Jing Yu, Chunming Xia, Jiazhi Xie, and Hanyang Zhang. Research on feature importance of gait mechanomyography signal based on random forest. In *2020 International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL)*, pages 191–196. IEEE, 2020.
- [30] Yue Zhang, Tongtong Zhao, Hanyang Zhang, Chunming Xia, and Gangsheng Cao. Study of mechanomyography-based wrist movement classification with repeatedly wearing a signal acquisition armband. In *2022 IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC)*, pages 771–775. IEEE, 2022.
- [31] Wei Cao, Yong Zeng, Chun-Ming Xia, and Heng Cao. Identifying hand-motion patterns via kernel discriminant analysis based dimension reduction and quadratic classifier. In *2011 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, pages 1–6. IEEE, 2011.