POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica

Orientamento Strumentazione Biomedica

Tesi di Laurea Magistrale

Sviluppo di una rete neurale artificiale per il riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare nei segnali EMG di superficie e confronto con lo stato dell'arte

Relatore:
Prof.ssa Valentina Agostini

Candidata:
Elisa Pavanelli

Correlatore:
Ing. Marco Ghislieri

Anno Accademico 2018/2019

Indice

Abstract III
1 Introduzione 1
1.1 Il segnale EMG 1
1.2 Analisi del cammino 5
2 Stato dell'arte 9
2.1 Metodi tradizionali 10
2.2 Metodi statistici 12
2.3 Metodi basati su tecniche di Machine Learning 15
3 Materiali e Metodi 17
3.1 Dataset e Features Extraction 17
3.1.1 Segnali simulati 17
3.1.2 Segnali reali 20
3.1.3 Feature extraction 23
3.2 ANN: Artificial Neural Network 28
3.2.1 Modello Artificial Neural Network 30
3.2.2 Valutazione applicabilità dell'approccio reti neurali alla detezione del segnale EMG: segnali simulati 38
3.2.3 Applicazione ai segnali reali 46
3.3 Parametri di confronto 54
4 Risultati 58
4.1 Segnali simulati 58
4.2 Segnali reali 93
5 Discussioni e Conclusioni 119
5.1 Segnali simulati 119
5.2 Segnali reali 120
Appendice A 125
Bibliografia 129

Abstract

È ampiamente riconosciuto che l'elettromiografia sia uno strumento utile per la caratterizzazione del sistema neuromuscolare. Il monitoraggio del reclutamento muscolare infatti, è fondamentale in campo clinico, sportivo e nella ricerca. In particolare, l'elettromiografia di superficie, dato il suo carattere non invasivo, può essere sfruttata per valutare l'attività muscolare anche in condizioni dinamiche, come il cammino. Lo scopo di questo lavoro di tesi è quello di individuare un metodo di riconoscimento robusto dell'attività muscolare, pensato per avere applicazione nell'analisi del cammino. A tal proposito, il lavoro si è basato sul confronto fra tre algoritmi differenti: uno tradizionale basato su operatore energetico Teager-Kaiser, che prevede l'imposizione di una soglia, un Detettore Statistico a doppia soglia e uno basato su tecniche di Machine Learning, completamente ideato in questa tesi. Per lo sviluppo di quest'ultimo, si è implementata una Artificial Neural Network di tipo Perceptron, ad un layer nascosto, che viene allenata sulla base di 15 features estratte dai segnali EMG, a riconoscere l'attività muscolare. Per valutare la funzionalità dell'approccio, l'algoritmo è stato testato inizialmente su un dataset di segnali sintetici, simulati in modo specifico per rappresentare burst di segnali EMG con SNR differenti. Successivamente, si è effettuato il passaggio ad un dataset di segnali reali relativi ad analisi del cammino, appartenenti a 26 soggetti (8 sani e 18 con patologie differenti). Nel caso reale, come gold standard da cui partire per l'estrazione delle features, sono state utilizzate le segmentazioni manuali dei segnali effettuate da parte di tre operatori esperti.

Al termine, le prestazioni dei diversi metodi analizzati sono state valutate attraverso dei parametri specifici, scelti per effettuare il confronto. In particolare si è valutata la bontà della classificazione di ogni campione di segnale in termini di Precision, Recall e F1_score e la similarità tra le finestre di attivazione ottenute con gli algoritmi automatici e i relativi gold standard tramite il coefficiente di Dice. Nel caso dei segnali simulati si sono valutati anche il Bias temporale relativo agli istanti di *onset* e *offset* delle attivazioni muscolari individuate, la sua Deviazione Standard e le Transizioni Errate identificate.

I risultati mostrano che nel caso dei segnali simulati, a bassi valori di SNR, le prestazioni migliori sono raggiunte dal metodo basato su ANN, per tutti i parametri considerati. A queste seguono quelle del TKEO ed infine del detettore statistico. Man mano che l'SNR dei segnali aumenta, le prestazioni dei 3 metodi diventano confrontabili, anche se l'ANN resta vincente in tutti i parametri a meno della Precision. Nel caso dei segnali reali invece, non c'è un metodo che si distingue particolarmente fra gli altri; le prestazioni degli algoritmi basati su TKEO e ANN risultano confrontabili, mentre quelle del detettore statistico inferiori. In conclusione, i 3 metodi di detezione dell'attività muscolare esaminati risultano tutti in grado di fornire buone prestazioni nel loro obiettivo. Il detettore statistico a doppia soglia, in media, si è dimostrato il metodo con prestazioni minori, anche se di poco, mentre gli altri risultano simili. Tuttavia, va considerato che il metodo basato su TKEO è in realtà semi-automatico, in quanto richiede la conoscenza a priori di un tratto di segnale contenente solo rumore di fondo, per poter definire la soglia. Il detettore statistico è automatico ma richiede in ingresso il valore dell'SNR e della potenza di rumore del segnale EMG in esame, che devono essere estratti appoggiandosi ad un altro algoritmo. L'approccio basato su rete neurale invece, oltre ad essere completamente automatico, non necessita di alcun parametro in ingresso.

1 Introduzione

L'elettromiografia, per definizione, è la rilevazione dell'attività muscolare, ovvero del segnale elettrico generato dai muscoli durante la loro contrazione. Svolgendo un esame elettromiografico l'obiettivo è quello di valutare la funzionalità dei muscoli e dei nervi periferici attraverso la misura, l'analisi e l'elaborazione di questo segnale. In particolare, la corretta detezione delle attivazioni muscolari nel segnale elettromiografico è fondamentale per il suo utilizzo in campo clinico e sportivo per cui, nel tempo, sono stati proposti molteplici metodi applicabili a tale scopo [1]. Nessuno sarà mai del tutto esente da errori ma si sono evoluti nel tempo, in accordo con le nuove tecnologie di prelievo ed elaborazione del segnale a disposizione. Scopo di questo lavoro di tesi è quello di confrontare tre diversi metodi relativi a tre macro-categorie di tecniche di riconoscimento: un metodo tradizionale basato su un meccanismo di riconoscimento a singola soglia, un metodo statistico ed uno di classificazione basato su tecniche di Machine Learning, nuovo ed elaborato durante questa tesi.
Dapprima si effettua un'analisi su segnali simulati, per valutare la fattibilità dell'approccio basato su reti neurali e per poter effettuare il confronto con gli altri metodi. Poi si passa a testare l'algoritmo proposto anche su segnali reali rilevati durante analisi del cammino, mediante il sistema di acquisizione *Step32* che tramite dei sensori posti sul paziente, fornisce i segnali basografico, goniometrico ed elettromiografico di superficie del soggetto in esame.

1.1 Il segnale EMG

Il tessuto muscolare striato scheletrico è quello che costituisce la maggior parte del tessuto muscolare del corpo umano. È controllato dalla volontà e consente, contraendosi e diminuendo la sua lunghezza, il movimento delle ossa e delle articolazioni, ovvero le attività motorie volontarie. È formato da molte fibre muscolari, parallele fra loro, che sono cellule allungate organizzate in fasci, a loro volta costituite da miofibrille, responsabili della proprietà contrattile dei muscoli. In

particolare, la contrazione naturale dei muscoli è permessa da un impulso elettrico che parte dal sistema nervoso centrale e, attraverso il midollo spinale, arriva al sistema nervoso periferico: le fibre muscolari sono infatti innervate da neuroni, detti motoneuroni alfa, contenuti nella parte anteriore del midollo spinale. La più piccola unità funzionale dei muscoli scheletrici striati è chiamata *unità motoria* ed è proprio costituita dal motoneurone alfa e da tutte le fibre muscolari che esso innerva. Esistono unità motorie di dimensioni diverse e a seconda di quali e quante ne vengono reclutate dal sistema nervoso centrale, si ottengono forze muscolari di intensità e durata diverse.

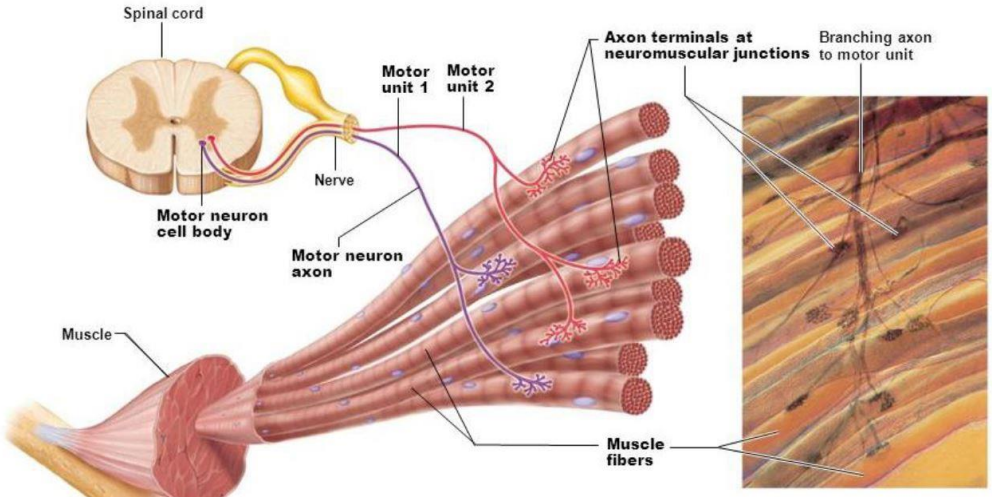


Figura 1. Esempi di unità motorie che sono costituite dal motoneurone alfa più tutte le fibre muscolari che innervano [©2011, Pearson Education, Inc].

La genesi elettrica del segnale elettromiografico, o EMG, è dovuta alla propagazione di un potenziale d'azione lungo il motoneurone ed alla sua trasmissione, attraverso le placche motrici, alle fibre muscolari che in questo modo si attivano. Nello specifico, si parla di potenziale d'azione dell'unità motoria in quanto il motoneurone eccita contemporaneamente tutte le fibre muscolari che innerva. Ponendo degli elettrodi in prossimità delle stesse si può rilevare il segnale elettromiografico, cioè il segnale elettrico generato dai muscoli e dovuto proprio alla sommazione spazio-temporale dei singoli potenziali d'azione delle fibre muscolari. Le unità motorie ricevono di solito una sequenza di impulsi, per cui quello che si rileva è un treno di potenziali d'azione d'unità

motoria e, dato che normalmente vengono attivate più unità insieme, in corrispondenza degli elettrodi si ha il contributo di diverse unità funzionali.

Il segnale EMG può essere rilevato con elettrodi di tipo diverso: superficiali, ovvero posti sulla cute del soggetto, per i quali si parla di elettromiografia di superficie, oppure ad ago, ovvero che vengono inseriti a contatto diretto con i muscoli, ed in quest'ultimo caso si parla di elettromiografia invasiva o appunto "ad ago". A seconda della modalità di acquisizione, il segnale presenta caratteristiche differenti: con elettrodi intramuscolari si ottiene un segnale qualitativamente migliore, ovvero meno corrotto da rumore e con un'ampiezza maggiore, in quanto c'è meno tessuto interposto tra elettrodo e sorgente, rispetto agli elettrodi di superficie. Il segnale di superficie invece coinvolge tipicamente più unità motorie ed un volume di prelievo decisamente maggiore, mentre quello invasivo è rappresentativo tipicamente di una porzione molto limitata dello spazio. Tuttavia, lo svantaggio di questa modalità è l'invasività della tecnica e il dolore provocato al paziente che, spesso, può non essere collaborativo, soprattutto in caso di patologie o se si tratta di bambini. L'elettromiografia di superficie si preferisce in quanto non è invasiva, quindi consente l'analisi di condizioni dinamiche, e non è dolorosa anche se, per contro, porta ad avere un segnale dotato di minore ampiezza e più difficile da interpretare. Ciò è dovuto al fatto che tra elettrodi e muscolo c'è uno strato più spesso di tessuto interposto che ha un effetto filtrante ed attenuante sul segnale. Inoltre, con questa modalità di acquisizione, non è possibile rilevare l'EMG di una sola fibra muscolare per volta, infatti una grande differenza nel segnale, rilevato con le due diverse tecniche, è che l'EMG di superficie è maggiormente affetto da cross-talk, ovvero in esso si ritrova anche il segnale di muscoli adiacenti a quello su cui sono posizionati gli elettrodi. (In questa tesi, d'ora innanzi, si parlerà di EMG riferendosi solo ad elettromiografia di superficie).

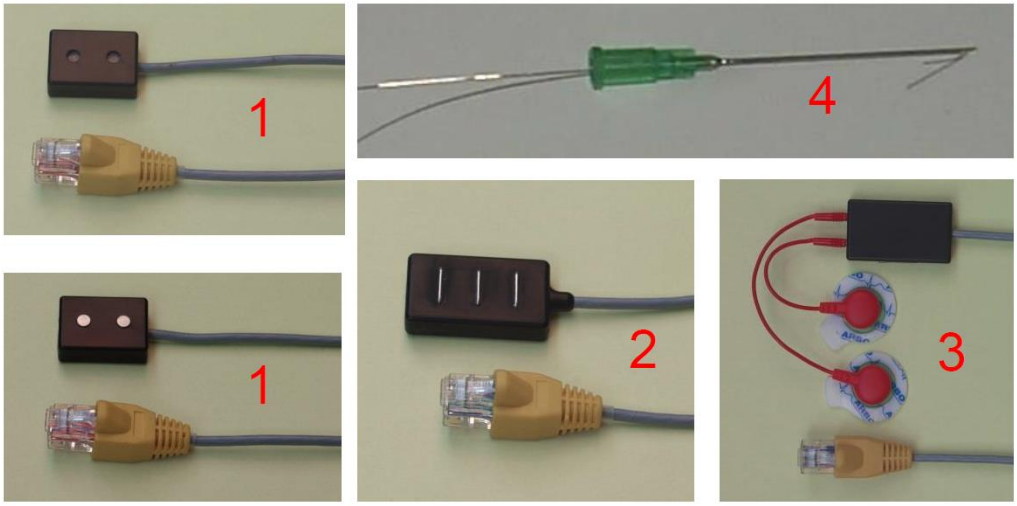


Figura 2. Diverse tipologie di elettrodi per il prelievo EMG. 1) A geometria fissa singolo differenziale; 2) doppio differenziale; 3) a geometria variabile; 4) ad ago. Immagine tratta da [2].

Il segnale EMG di superficie ha una banda frequenziale compresa fra 10 e 500 Hz, un'ampiezza che può andare da alcuni microvolt ad alcuni millivolt ed è a media nulla. È il risultato di tutti i contributi dei potenziali d'azione di tutte le fibre delle diverse unità motorie, che sono attive in quel momento al di sotto dell'elettrodo. Ognuna darà un contributo spaziale e temporale diverso, a seconda di quanto è distante dagli elettrodi e di quando viene reclutata dal sistema nervoso. Il segnale elettromiografico è quello che si dice un *tracciato* o *pattern di interferenza* proprio perché rispecchia il reclutamento e la frequenza di sparo, variabile, di molte unità motorie diverse. Ha natura casuale, cioè sottoponendo un soggetto allo stesso task motorio più volte, è improbabile ottenere esattamente la stessa morfologia del segnale per tutte. Inoltre, oltre agli effetti interferenti dei tessuti interposti e del cross-talk, si riscontrano spesso nel segnale artefatti dovuti al posizionamento non ottimale degli elettrodi e all'interfaccia elettrodo – cute. Quindi il segnale EMG è influenzato da una grande quantità di variabili: spessore dello strato di grasso sottocutaneo del soggetto, distanza elettrodo – muscolo, cross-talk, spostamento relativo muscolo-cute durante le contrazioni, rumore esterno e così via. Quello che si vuole fare è cercare un'elaborazione comune e sviluppare algoritmi automatici che permettano di rilevare, in maniera accurata, gli effettivi intervalli di attivazione muscolare, relativi al soggetto in esame.

L'elettromiografia è importante per diversi campi di interesse, come si è detto, si utilizza principalmente per valutare la funzionalità dei muscoli e del sistema nervoso periferico. Ciò è utile in campo clinico, per la diagnosi di patologie, per la riabilitazione fisica post-intervento chirurgico, post-trauma o neurologica, per programmare interventi chirurgici, nella ricerca medica per aiutare l'ortopedia, la chirurgia, e per complementare l'analisi del cammino. Ha campi di applicazione anche nell'ergonomia e ovviamente in ambito sportivo per l'analisi dei movimenti, l'allenamento o la riabilitazione sportiva. Tutto ciò lascia intuire quanto sia importante avere una corretta detezione del segnale EMG. Infatti, conoscere con esattezza quando il muscolo in analisi è attivo o meno è fondamentale per evitare errori in tutti i campi precedentemente citati. Ponendosi questo obiettivo, data la complessità del segnale elettromiografico, da molti anni studiosi e ricercatori di tutto il mondo hanno proposto diversi metodi di riconoscimento degli intervalli di attivazione dell'EMG. Da qui nasce la linea guida di questo lavoro di tesi che vuole proporre un nuovo metodo di detezione basato su tecniche di Machine Learning, confrontandolo con altri precedentemente pubblicati.

1.2 Analisi del cammino

L'analisi del cammino è una procedura utilizzata per valutare quantitativamente la funzionalità e le prestazioni motorie durante la locomozione. È spesso scelta in clinica come metodica per valutare la normalità della capacità di movimento globale di un soggetto, poiché il cammino è la principale funzione che denota l'autonomia di un paziente, ed è un movimento relativamente semplice da analizzare, in quanto ciclico. Esso è infatti caratterizzato dal ciclo del passo, una sequenza che, in un soggetto sano, comprende: appoggio del tallone a terra (H), appoggio completo della pianta del piede (F), fase di spinta (P) e oscillazione di gamba e piede (S). Per questo fine sono coinvolti diversi muscoli della zona lombare e degli arti inferiori.

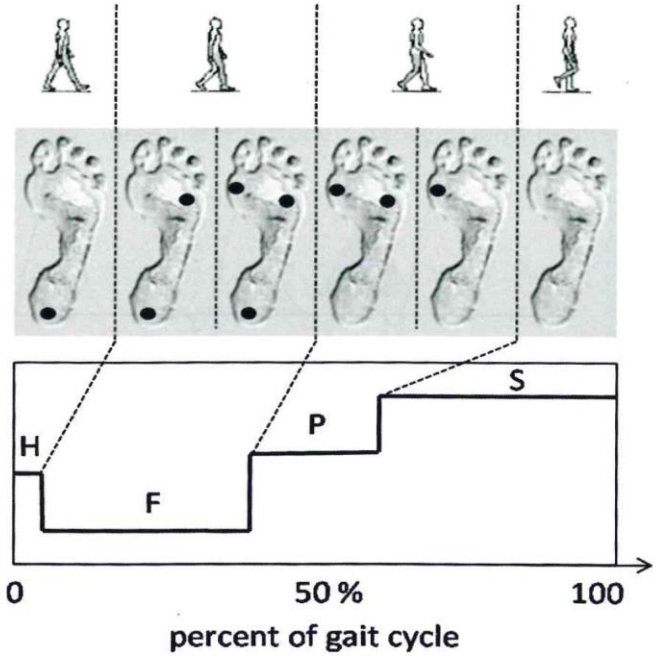


Figura 3. Sequenza delle fasi del cammino. I pallini neri corrispondono ai sensori basografici che si attivano durante le varie fasi del passo, quindi indicano l'appoggio del piede a terra. H: appoggio del tallone, F: appoggio di tutta la pianta del piede, P: spinta con la punta del piede, S: fase di volo. Immagine tratta da [2].

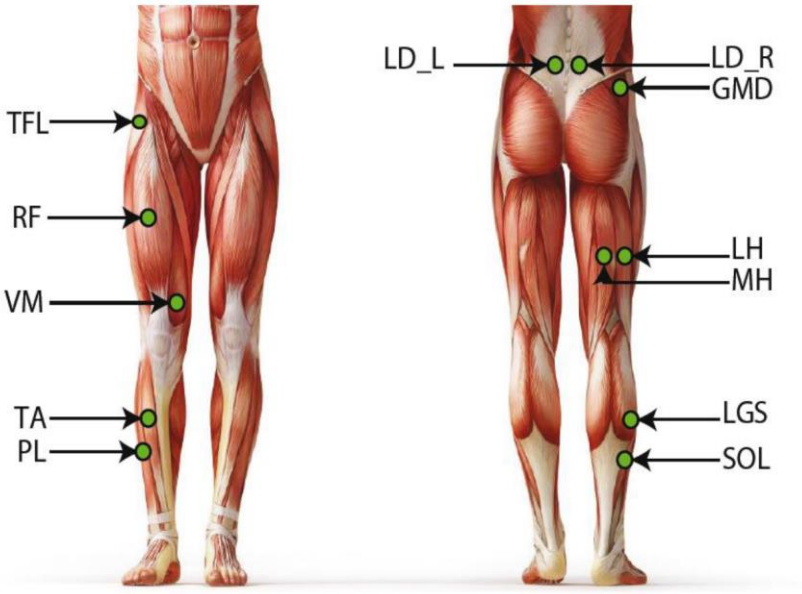


Figura 4. Alcuni dei muscoli coinvolti, ed anche i maggiormente analizzati, durante il cammino, in riferimento al solo arto dominante. TFL: tensor fasciae latae, RF: rectus femoris, VM: vastus medialis, TA: tibialis anterior, PL: peroneus longus, LD_L/R: longissumus dorsii sinistro e destro, GMD: gluteus medius, LH: lateral hamstrings, MH: medial hamstrings, LGS: gastrocnemius lateral, SOL: soleus. Immagine tratta da slide del corso di Neuroengineering, Politecnico di Torino.

Lo studio del cammino è quindi di notevole importanza per molte applicazioni, infatti le anormalità che si possono riscontrare nel tracciato EMG acquisito durante la locomozione di un soggetto aiutano il clinico ad effettuare diagnosi di patologie, programmare interventi chirurgici ortopedici come la protesizzazione d'anca, stabilire dei protocolli riabilitativi, valutare lo stato di avanzamento di patologie come il Parkinson, gli effetti dei trattamenti terapeutici e così via molteplici altre applicazioni per svariate patologie, adatte anche ai bambini in quanto la tecnica non è invasiva né dolorosa.
In questo lavoro di tesi i segnali reali utilizzati risalgono ad acquisizioni effettuate con il sistema *Step32*, sistema elettromedicale multicanale di registrazione e processamento del segnale elettromiografico, per analisi statistica del cammino. È dotato di una scheda di acquisizione collocata all'interno di un personal computer e si basa su un pacchetto software apposito per effettuare l'analisi statistica del cammino. Attraverso il computer consente la visualizzazione dei segnali acquisiti in tempo reale e di eseguire l'analisi statistica automaticamente. Inoltre, è dotato di una serie di sensori di tipo diverso: basografici, goniometrici, elettromiografici sia per EMG di superficie che invasivo e accelerometrici. In analisi del cammino sono utili i primi tre tipi di sensori per poter registrare:

- il segnale basografico posizionando tre interruttori sotto il tallone, la prima e la quinta testa metatarsale del piede e poter così avere un'indicazione della fase del ciclo del passo a cui corrisponderà il segnale EMG acquisito
- il segnale goniometrico posizionando i goniometri articolari in corrispondenza dell'articolazione d'anca, ginocchio o caviglia
- il segnale elettromiografico di superficie prelevato con sonde attive, posizionate sui muscoli principali di interesse dell'arto inferiore.

In particolare, con questo sistema si possono acquisire fino a 16 segnali contemporaneamente, abitualmente i due goniometrici al ginocchio, i due basografici e l'EMG da 12 muscoli dell'arto inferiore, di solito dominante. I segnali sono acquisiti con frequenza di campionamento pari

a 2 kHz e convertiti da un convertitore A/D a 12 bit. Le sonde possono essere a geometria fissa o variabile e, in quanto attive, sono dotate di uno stadio di amplificazione che si può far variare tra un fattore pari a 1000 e uno pari a 50000, adattabile all'anatomia del paziente, al muscolo ed alle condizioni di prelievo [3]. Il sistema è poi in grado di elaborare il segnale ed effettuare analisi statistica del cammino; si parla di statistica in quanto il cammino è caratterizzato da una grande variabilità intrinseca, anche intra-soggetto, quindi si analizzano molti passi di un soggetto alla volta al fine di migliorare la ripetibilità dell'analisi stessa.

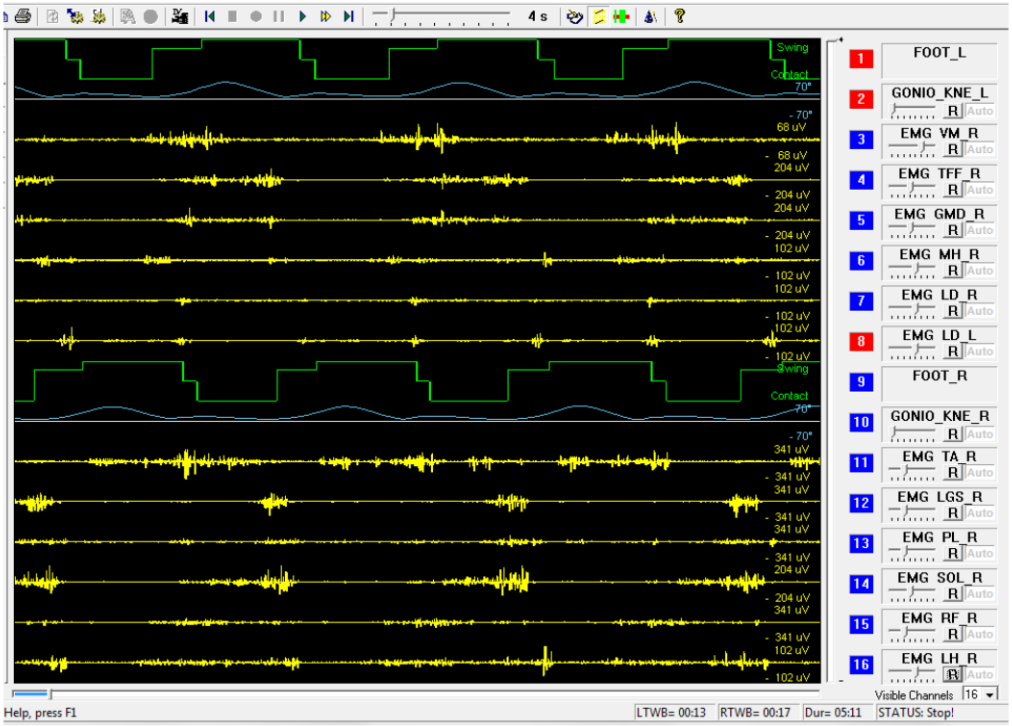


Figura 5. Interfaccia di *Step32*: in verde si ha il segnale basografico, in blu il goniometrico di ginocchio e in giallo i segnali EMG. Immagine tratta da [2].

Con gli algoritmi implementati in Step32 è quindi possibile effettuare l'identificazione degli istanti di attivazione del segnale elettromiografico durante il cammino dei pazienti analizzati ed utilizzare quest'informazione in clinica, dove è fondamentale avere a disposizione un sistema che con un'adeguata accuratezza riesca ad identificare gli intervalli di attivazione muscolare, pena di diagnosi e programmazioni errate.

2 Stato dell'arte

L'analisi del segnale elettromiografico è diventata sempre più importante nel tempo, dato il suo utilizzo in clinica e nella ricerca medica; essa può essere infatti di grande aiuto in molte applicazioni, come quelle già citate [4], [5].
Per questo motivo, si è rivolta sempre più attenzione alla ricerca di un metodo che consenta di effettuare detezione degli intervalli di attivazione muscolare, con la maggiore accuratezza possibile. In clinica, questo serve a poter discriminare dei pattern patologici da quelli fisiologici. Tuttavia, è fondamentale anche nell'ambito della ricerca, dove si studia sempre più approfonditamente il nostro sistema nervoso, per cercare di capirne il suo funzionamento. Ad esempio, una corretta discriminazione dell'attività mioelettrica è stata, ed è, fondamentale nel sostenere la teoria delle sinergie muscolari, come spiegazione alla base del controllo dei nostri muscoli da parte del sistema nervoso centrale [6], [7].

Sin dalla seconda metà del Novecento gli studiosi si sono interessati di più all'identificazione, nel segnale EMG, degli istanti di *onset* dell'attivazione muscolare rispetto a quelli di *offset*. Inizialmente lo strumento utilizzato è stato sicuramente l'ispezione visiva, quindi la determinazione degli istanti di attivazione muscolare del segnale era lasciata agli occhi di operatori esperti. Questo è ancora oggi un metodo molto affidabile anche se, ovviamente, è influenzato da una serie di variabili difficilmente controllabili come l'esperienza dell'operatore, l'errore umano, il fatto che, non essendo un algoritmo che lavora sempre allo stesso modo, l'operatore potrebbe classificare lo stesso pattern in due modi diversi se gli venisse sottoposto in due momenti diversi, quindi i suoi risultati saranno sempre e comunque caratterizzati da una certa variabilità intrinseca. Inoltre, la detezione visiva è sicuramente più dispendiosa in termini di tempo e non praticabile quindi nei casi in cui sia necessario segmentare centinaia di cicli del passo per ogni paziente, e per ampie popolazioni di soggetti.

In generale, negli anni, le diverse tecniche di riconoscimento dell'attività muscolare si sono sviluppate seguendo anche lo sviluppo tecnologico. Infatti le prime si sono rivelate, sebbene comunque efficienti in certi casi, anche le meno complesse, successivamente invece sono nati metodi basati su algoritmi sempre più complicati, che richiedono anche una maggiore potenza computazionale, che oggi non è più un problema ottenere. In questo senso si possono riscontrare tre macro-categorie che racchiudono metodi diversi ma accomunati dallo stesso obiettivo: i metodi classici, quelli statistici e, i più recenti, basati su algoritmi di Machine Learning.

2.1 Metodi tradizionali

La categoria dei metodi tradizionali o classici include tutti quelli che per effettuare detezione del segnale partono dal segnale grezzo, lo modificano rendendolo spesso tutto positivo e basano il riconoscimento su questo segnale modificato. Essi infatti spesso prevedono il calcolo dell'inviluppo del segnale o la sua energia e l'imposizione di soglie arbitrarie. La prassi è quella di rielaborare il segnale, spesso tramite operazioni di filtraggio o appunto algoritmi semplici di calcolo di energie, per rendere più netta la distinzione fra gli stati di *onset* e *offset*. Dopodiché prevedono di applicare una soglia e definire così la presenza di attività muscolare, evidenziando per quali campioni del segnale EMG vi è un superamento di tale soglia [1],[8]. Altri non sfruttano soglie ma, calcolando l'inviluppo del segnale, effettuano la sua detezione attraverso un metodo di triangolazione dello stesso [9]. In molti hanno proposto anche dei metodi basati sulla Continuous Wavelet Transform per esempio, in modo da riconoscere i potenziali d'azione di una singola unità motoria calcolando il massimo dell'uscita di un banco di filtri, a scale diverse, ed applicando ad esso una soglia [10]; oppure solo individuare le discontinuità del segnale [11]. Altri metodi, non includibili nella classe di quelli statistici o euristici, sono quelli proposti da Robert M. Elashoff et al. [12] o Qiang Li et al. che propongono l'uso di filtri morfologici per l'elaborazione dell'EMG [13].

In questo progetto di tesi, il confronto effettuato, come detto, avviene fra tre metodi, ciascuno appartenente ad una delle diverse categorie. Nel contesto dei metodi tradizionali si è scelto di effettuare il parallelo con una tecnica che, per identificare gli istanti di attivazione del segnale elettromiografico, applica il Teager-Kaiser Energy Operator (TKEO) al segnale stesso e successivamente una soglia. In particolare, si sfruttano le proprietà non lineari del TKEO, che considera contemporaneamente sia l'ampiezza che la frequenza istantanea dell'EMG di superficie, per calcolare l'energia del segnale, secondo la formula seguente (1), per un segnale discreto:

$$\psi = x^2\ n\ \ - x\ n + 1\ x(n-1) \tag{1}$$

Dove:

$$x(n) = A\cos[\omega_0\ n\ \ + \theta] \tag{2}$$

è un segnale in cui n è l'indice del campione della sequenza, A rappresenta l'ampiezza, ω_0 la frequenza angolare e θ la fase iniziale.

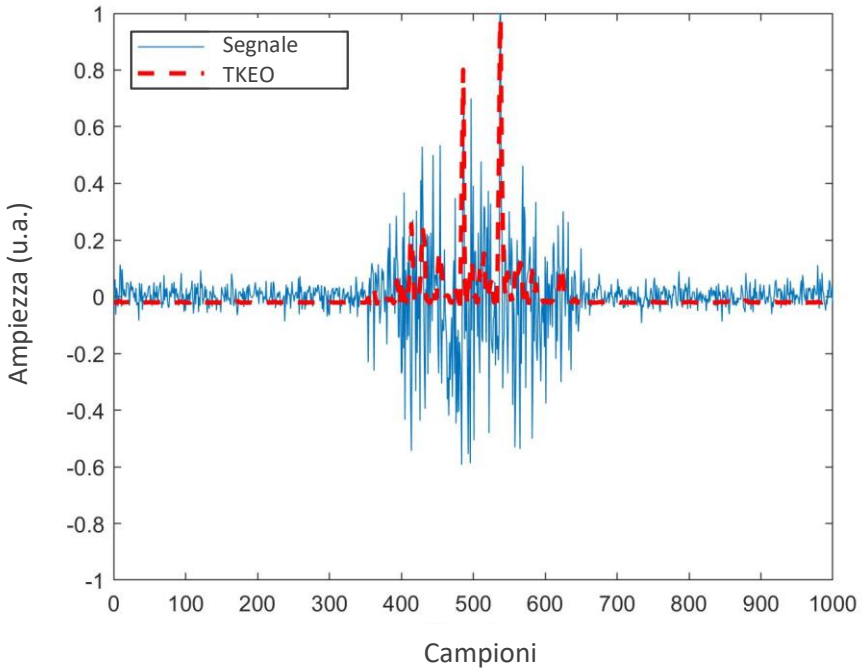


Figura 6. Esempio di segnale sintetico a SNR 20 dB, con sovrapposto l'output del Teager-Kaiser energy operator.

Siccome un potenziale d'azione d'unità motoria è accompagnato solitamente da un aumento del contenuto frequenziale e dell'ampiezza del segnale, si sfrutta questo operatore per individuarne i cambiamenti istantanei in frequenza ed ampiezza. In questo modo la probabilità di ottenere una corretta detezione dell'EMG aumenta, in quanto gli spike sono resi maggiormente distinguibili. A questo punto, per identificare l'attività elettromiografica si applica una soglia (Th) definita come in equazione (3):

$$Th = \mu_0 + j * \delta_0 \tag{3}$$

calcolando μ_0 e δ_0 come la media e la deviazione standard di un tratto di segnale in cui si è certi che vi sia solo rumore di fondo e j è una costante da determinare, in modo che sia consentita la detezione dell'EMG [5],[14].
A conferma della validità di questa metodologia, diversi sono i lavori rilevati in letteratura che si appoggiano al TKEO per sviluppare altre tecniche di riconoscimento [15], [16], [17], [18]–[20].

2.2 Metodi statistici

I metodi statistici di rilevazione dell'attività elettromiografica comprendono tutti quelli che utilizzano la statistica come base di un algoritmo di riconoscimento. Fra questi uno importante è sicuramente il Detettore Statistico a doppia soglia di Bonato et al. [21], proposto nel 1998 e tutt'ora utilizzato da molti gruppi di ricerca come base per rilevare gli intervalli di attivazione muscolare o per sviluppare nuovi metodi di rilevazione [22]. Altro metodo molto citato è quello proposto da Micera et al., basato sul Generalized Log-Likelihood-Ratio test (GLR), nel quale si tratta il problema come un test d'ipotesi statistico e si utilizza il GLR per la sua soluzione, in modo da consentire la detezione dell'EMG. In questi casi, rispetto ai metodi tradizionali, è aumentata la complessità degli algoritmi e l'accuratezza di detezione a spese di un incremento della complessità computazionale non troppo elevato [23], [24].

All'interno di questa categoria si è scelto di effettuare il confronto con il metodo statistico di Bonato et al. [21], che opera sul segnale elettromiografico grezzo, senza prevedere il calcolo del suo inviluppo. Trattandosi di un detettore statistico a doppia soglia è preferibile rispetto ad un algoritmo a singola soglia, in quanto più affidabile ed applicabile a segnali EMG con caratteristiche differenti. I metodi a singola soglia, infatti, dipendono molto dalla qualità del segnale EMG e da come si è estratto il suo inviluppo. Nell'algoritmo a doppia soglia, invece, è possibile impostare la probabilità di falso allarme e di detezione lavorando solo sul segnale grezzo (non è necessario calcolarne l'inviluppo), con maggiore libertà da parte dell'utente, adattandole al caso. Nello specifico, impostando la probabilità di falso allarme desiderata, P_{fa}, si fissa automaticamente anche la probabilità di detezione P_d, dopodiché il detettore è definito da tre parametri: la prima soglia ζ, ovvero il valore in ampiezza che i campioni del segnale dovranno superare per poter identificare un'attivazione muscolare, come nel caso dei detettori a singola soglia, la lunghezza della finestra di osservazione m, quindi il numero di campioni del segnale da osservare e la seconda soglia r_0, cioè il numero di campioni che devono superare la prima soglia, affinché si possa identificare dell'attività mioelettrica. Tramite approccio statistico si generano delle serie ausiliarie del segnale stesso, a partire dai campioni del segnale filtrato, con le quali sarà poi possibile determinare la probabilità di detezione e la prima soglia ζ [21]. Le stime del rapporto segnale-rumore e della potenza del rumore di fondo, necessarie all'algoritmo a doppia soglia come input, sono state effettuate appoggiandosi al lavoro di Agostini et al. [25], nel quale è stato sviluppato un algoritmo altrettanto statistico per le loro stime. In particolare, questo problema è risolto considerando la serie temporale ausiliaria del segnale, con distribuzione χ^2, il cui istogramma assume una distribuzione bimodale, ossia presenta due picchi distinti, uno corrispondente alla varianza del segnale e l'altro a quella del rumore, così è permessa la stima dei parametri relativi al rumore necessari per il corretto funzionamento dell'algoritmo di Bonato et al. Per ricavare l'istogramma, hanno deciso di lavorare con una serie temporale della durata di 30 secondi di segnale anche se, di per sé, il detettore statistico a doppia

soglia potrebbe analizzare anche un campione alla volta, quindi avere una risoluzione temporale migliore. In cascata al detettore statistico a doppia soglia, viene implementato anche un semplice algoritmo di "post-processing", che riduce i falsi positivi e i falsi negativi che possono essere presenti a causa della natura stocastica del segnale, basandosi sulla durata di queste attivazioni spurie. In particolare, sono rimosse le attivazioni o disattivazioni di durata inferiore a 30 ms, sotto i quali tali attività non sono considerate effettive per consentire il movimento di un'articolazione.

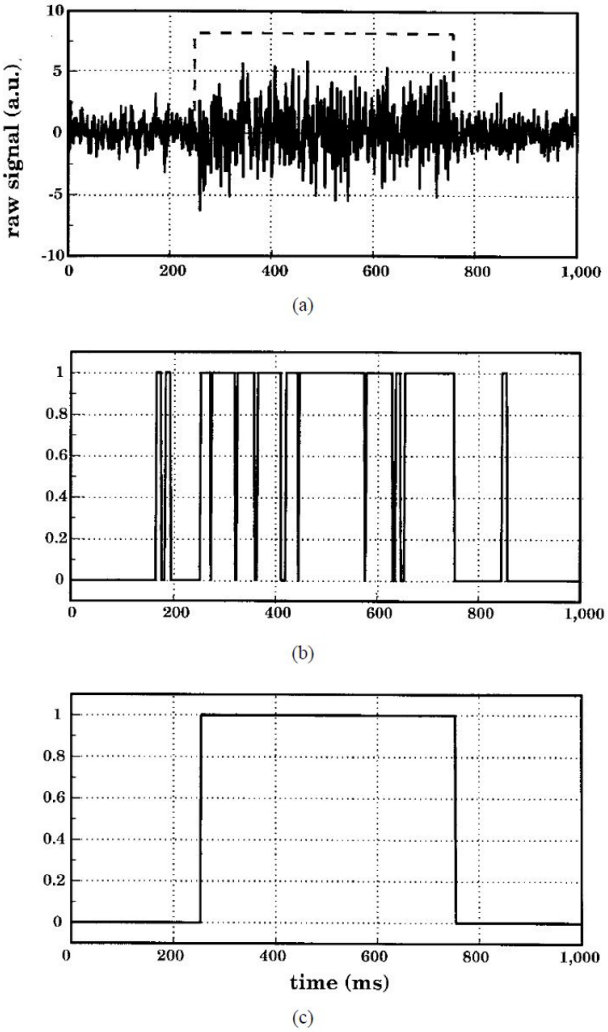


Figura 7. Esempio di segnale simulato, modulato da una finestra rettangolare, con SNR = 6 dB, (a). Relativa uscita del detettore statistico senza l'applicazione dell'algoritmo di post-processing (b). Risultato finale in seguito all'applicazione del post-processing che riduce la detezione di attivazioni muscolari spurie (c). Immagine tratta da [21].

2.3 Metodi basati su tecniche di Machine Learning

Come già detto, a differenza di altri segnali, il segnale elettromiografico è caratterizzato da una maggiore variabilità dovuta sia a caratteristiche intrinseche come la sua natura stocastica, la fatica muscolare, la variabilità intra ed inter-soggetto, sia alle sue modalità di acquisizione tramite elettrodi. Per trattare questa complessità è utile disporre di una grande quantità di dati relativi al segnale mioelettrico infatti, maggiore è la variabilità in gioco, maggiori dovrebbero essere gli esempi, quindi i dati a disposizione, per poterla gestire. Grazie allo sviluppo di nuove tecnologie per la registrazione dell'EMG e di nuovi metodi per la memorizzazione e il trattamento dei dati, oggi si sta andando sempre più verso l'era dei "big data", anche in questo campo. In questo modo si stanno sviluppando tecniche di analisi di dati sempre nuove e si va sempre più verso l'uso di tecniche basate sul Machine Learning, settore che può essere di grande aiuto per gestire la variabilità del segnale elettromiografico, soprattutto nel campo dell'*EMG pattern recognition*. È nell'ambito dell'EMG pattern recognition infatti che si cala il lavoro di questa tesi, anche se per uno scopo meno complesso, ma non meno importante in quanto non si vuole effettuare riconoscimento dei movimenti ma solo della presenza o meno di attivazione muscolare. Sfruttare in questo senso l'intelligenza artificiale, che può essere addestrata utilizzando una grande quantità, e quindi variabilità, di dati, si è dimostrata la strategia vincente in molte applicazioni. Da qui nasce la terza e più recente categoria di metodi di detezione del segnale EMG che comprende vari tipi di classificatori e si basa sul Machine Learning, in particolare Deep Learning se aumenta la complessità dei modelli di reti neurali da utilizzare.
In questo senso, sempre più studiosi si preoccupano di avere e mettere a disposizione dataset pubblici; la situazione, aggiornata al 2018, si può evincere dal lavoro di Phinyomark et al. [26], che ha effettuato una raccolta di tutti i dataset di segnale elettromiografico esistenti e condivisi dai ricercatori. Dopodiché per lavorare con grandi quantità di dati occorre che le tecniche di detezione siano adatte, tuttavia la maggior parte dei metodi esistenti ad oggi non sono in grado di

trattarli, quindi la ricerca basata sui grandi dati è ancora relativamente nuova.
In particolare, si possono suddividere i metodi di analisi dell'EMG in quelli basati sul *feature engineering* e quelli basati sul *feature learning:* i primi prevedono una riduzione della dimensionalità dei dati attraverso un processo di feature extraction e selection, quindi consentono di lavorare su una minore quantità di dati. I secondi invece non comportano una completa trasformazione del segnale, quale l'estrazione di feature da esso, ma le features sono generate automaticamente dall'algoritmo di machine learning, durante l'apprendimento. Tra le tecniche per fare *feature reduction* si annoverano la *Minimum Redundancy Maximum Rilevance* [27], [28], che consente di selezionare un sottoinsieme di feature che non portino informazione ridondante e siano massimamente correlate con il target [29]; gli *Algoritmi Genetici* [30]; la *Principal Component Analysis* [31] o *Reti Neurali* stesse [32].
Dopo aver estratto l'informazione necessaria dai dati a disposizione, la classificazione può essere effettuata con molti tipi diversi di classificatori, fra i più noti ed utilizzati si ritrovano: Artificial Neural Network di diversi tipi come Radial Basis Function Neural Network, Multilayer Perceptron, sistemi Fuzzy [30], [31]; Deep Belief networks [35], [36]; Recurrent Neural Network (RNN), Convolutional Neural Network (CNN) [37], [38] e classificatori Bayesiani [39], utilizzati per esempio per il riconoscimento di movimenti per guidare protesi d'arto, come nel lavoro di Young et al. [40], [41].

3 Materiali e Metodi

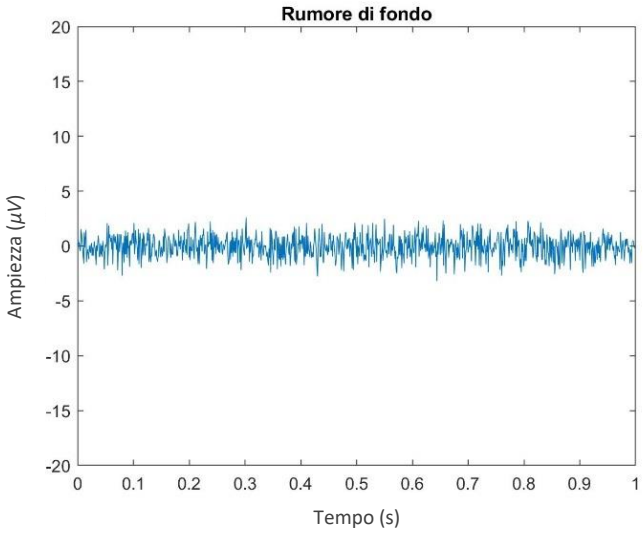
Nel seguente capitolo vengono descritti tutti i passi che sono stati necessari per implementare il nuovo algoritmo di riconoscimento del segnale EMG proposto, basato su una Artificial Neural Network (ANN), in particolare un Perceptron. Si analizza, innanzitutto, la costruzione del dataset distinguendo i segnali simulati da quelli reali, relativi ad analisi del cammino di diversi soggetti sani e patologici. Dopodiché si passa alla descrizione delle features, estratte dai segnali, utili per l'allenamento della rete neurale e la rilevazione degli istanti di attivazione muscolare, per arrivare infine alla descrizione del processo di selezione del modello di ANN, ricavato dopo aver effettuato diverse prove, che garantisce i risultati migliori in termini di accuratezza della classificazione. Le reti neurali sono uno strumento molto utile quando si devono trattare problemi complessi, per i quali è difficile trovare un modello matematico che li rappresenti, tuttavia, il loro metodo di lavoro, tra l'altro ispirato alla complessità del cervello umano, è per la maggior parte "black box" per cui, quasi sempre, il metodo migliore è quello di procedere per iterazioni successive, fino a raggiungere il risultato sperato. Nell'ultima parte sono poi descritti i parametri di confronto, utilizzati per valutare le prestazioni dell'algoritmo basato su machine learning, rispetto a quello statistico a doppia soglia [21], e quello basato su operatore energetico (TKEO) [8].

3.1 Dataset e Features Extraction

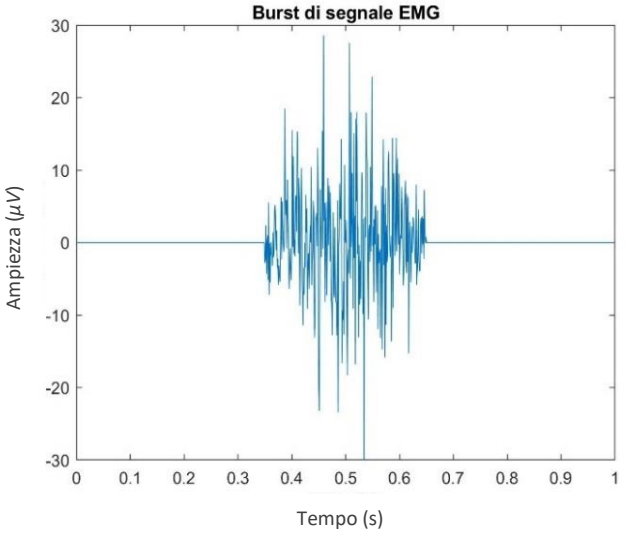
3.1.1 Segnali simulati

Si è deciso dapprima di sottoporre all'algoritmo un insieme di segnali simulati, per valutare l'applicabilità del metodo *reti neurali* al riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare.
La costruzione dei segnali EMG sintetici consiste nel simulare un rumore di fondo, scorrelato dal segnale, tramite un processo casuale a distribuzione gaussiana, con media pari a zero e deviazione standard pari ad 1 μV. A questo viene poi sommato un burst di segnale EMG, ottenuto sempre da un processo gaussiano a media nulla, con

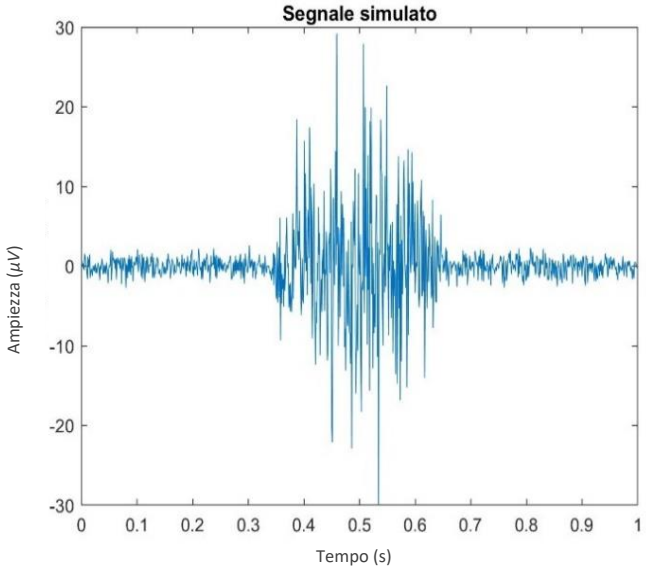
deviazione standard pari a $10^{(\mathrm{SNR}/20)} \cdot 1\mu\mathrm{V}$, modulato da una funzione gaussiana troncata, centrata rispetto al supporto temporale del segnale simulato (Fig.8). In particolare, si generano in tale modo dei segnali caratterizzati da nove SNR differenti (3, 6, 10, 13, 16, 20, 23, 26, 30 dB), tre diversi valori di deviazione standard della finestra gaussiana, $\sigma = 50, 100, 150\ ms$ e quattro supporti temporali della gaussiana pari a $\pm\alpha\sigma$, con $\alpha = 1, 1.5, 2, 2.4$. La frequenza di campionamento è stata impostata pari ad 1 kHz e, per analogia con il ciclo del passo, i segnali vengono simulati con una durata di 1 s.



(a)



(b)



(c)

Figura 8. Rumore di fondo (a). Burst di segnale EMG simulato con SNR = 20 dB, α = 1.5, σ = 0.1 s, (b). Risultato della somma del rumore di fondo e del burst di segnale (c).

Dopo la simulazione, i segnali sono stati sottoposti ad un'operazione di pre-processing, che consiste in un filtraggio passabanda degli stessi, al fine di includere la maggior parte del loro contenuto frequenziale nella banda di un segnale elettromiografico reale (Fig. 9). In particolare, si applica dapprima un filtro di Butterworth passa-alto, di terzo ordine, con frequenza di taglio pari a 20 Hz, seguito da uno stesso filtro passa-basso a 400 Hz, di quarto ordine. Vengono così simulati e trattati allo stesso modo tutti i segnali sintetici utilizzati in questo lavoro di tesi, sia per l'allenamento delle reti neurali, che per il loro testing, che per il confronto con gli altri algoritmi di riconoscimento presi in analisi.

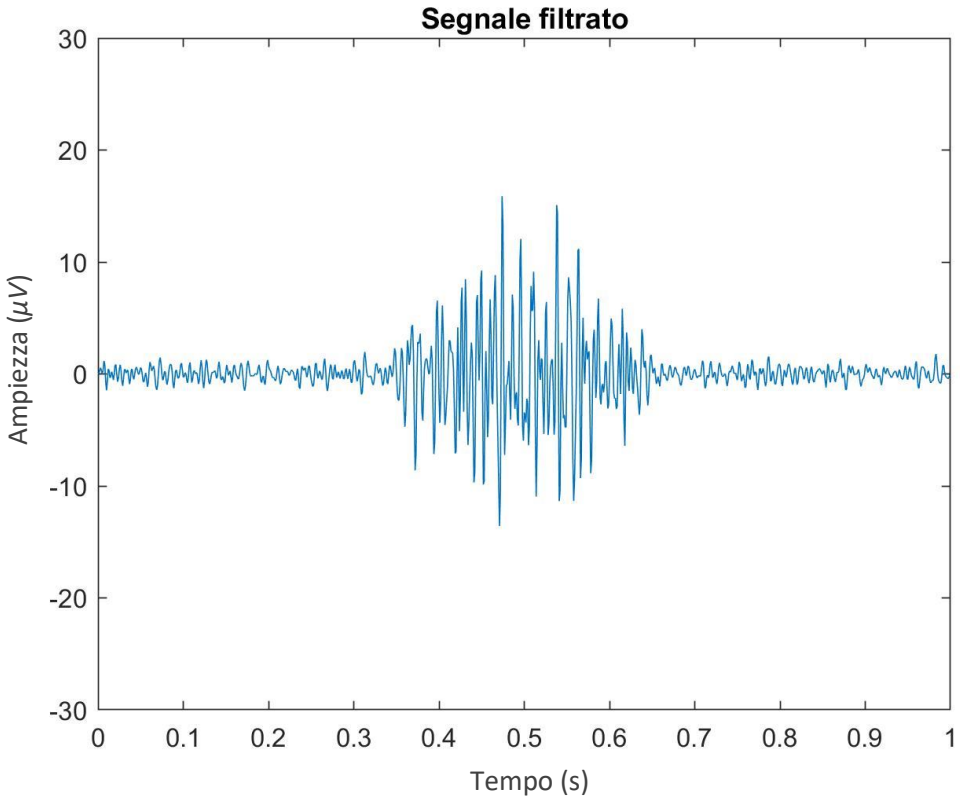


Figura 9. Esempio di segnale EMG simulato dopo il filtraggio passabanda.

3.1.2 Segnali reali

Dopo aver testato l'algoritmo basato su machine learning sui segnali simulati, si rivolge l'interesse anche ad un dataset di segnali reali, per valutare l'effettiva possibilità di un'applicazione in campo reale di questo metodo di detezione degli intervalli di attivazione muscolare. In particolare, così come fatto per i segnali simulati, si costruisce un dataset di segnali reali corrispondenti ad elettromiografia di superficie relativa ad analisi del cammino. Tutti i segnali derivano da acquisizioni effettuate su soggetti sani e patologici, attraverso il sistema di acquisizione Step32 (Medical Technology), sviluppato presso il Politecnico di Torino.

Al fine di ottenere un algoritmo che sia in grado di riconoscere la maggior parte della variabilità dell' EMG relativo ad analisi del cammino, è necessario creare un dataset per la rete neurale che sia il più vario possibile in termini di soggetti e di condizioni di acquisizione. A questo proposito il dataset è costituito da 26 soggetti differenti:

- 8 soggetti sani, 4 giovani selezionati da un insieme di soggetti con età media pari a 25 anni e 4 anziani, selezionati da un gruppo di soggetti di età media pari a 60 anni
- 6 soggetti affetti da Parkinson
- 6 soggetti NPH (Normal Pressure Hydrocephalus), che sono pazienti affetti da un aumento della pressione del fluido cerebro-rachidiano che comporta, tra gli altri sintomi, un disturbo nella deambulazione
- 6 soggetti THA (Total Hip Arthroplasty), che hanno subito un intervento di protesizzazione totale dell'articolazione d'anca.

I segnali, a seconda dei soggetti, possono essere stati acquisiti con protocolli differenti che comprendono 12 muscoli dell'arto inferiore dominante e del tronco, coinvolti nella locomozione, comunemente considerati per l'analisi del cammino, o un loro sottoinsieme. In particolare, i protocolli prevedono le seguenti acquisizioni:

- controlli sani – 10 muscoli solo dell'arto inferiore dominante (VM, TFF, GMD, MH, TA, LGS, PL, SOL, RF, LH), più LD destro e sinistro
- Parkinsoniani – 10 muscoli solo dell'arto inferiore dominante (VM, TFF, GMD, MH, TA, LGS, PL, SOL, RF, LH), più LD destro e sinistro
- NPH – 4 muscoli considerati bilateralmente (8 totali: TA, LGS, RF, LH)
- THA – 5 muscoli considerati bilateralmente (10 totali: TA, LGS, RF, LH, GMD)

Per ogni soggetto e per ogni muscolo sono stati selezionati 5 cicli del passo, per costituire il dataset di segnali reali per l'allenamento ed il testing della rete neurale artificiale.

Come nel caso dei segnali simulati, prima di essere analizzati, i segnali sono stati sottoposti ad un pre-processing che consiste in un filtraggio passabanda, effettuato nello stesso modo del caso simulato (Fig. 10).

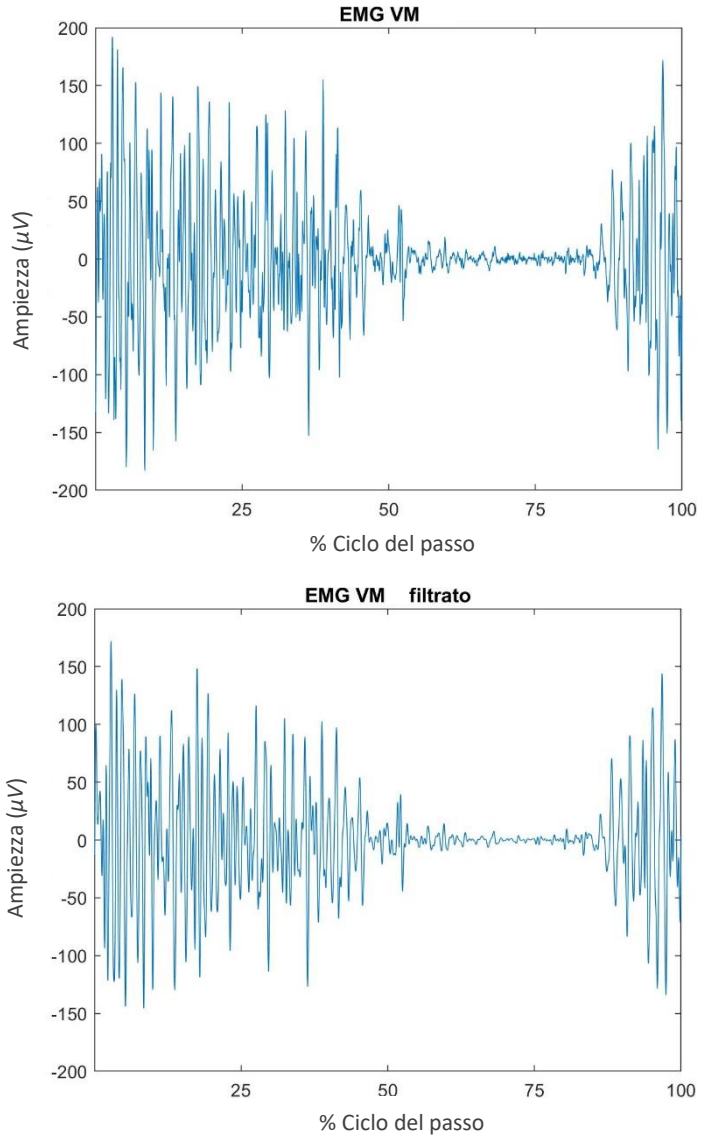


Figura 10. Esempio di segnale elettromiografico del muscolo Vasto Mediale sinistro acquisito da un soggetto affetto da malattia di Parkinson grezzo (in alto) e dopo il filtraggio (in basso).

3.1.3 Feature extraction

L'obiettivo dell'algoritmo sviluppato può rientrare nel contesto più ampio dell'EMG pattern recognition, anche se, in questo caso, non si intende riconoscere uno specifico movimento dal tracciato elettromiografico, ma solamente la presenza o meno di attività muscolare. In questo ambito, i classificatori sono in grado di svolgere il loro compito in quanto le reti neurali vengono dapprima addestrate a classificare correttamente, attraverso un numero ampio e più vario possibile di esempi.
In letteratura, il processo di features extraction è stato, ed è, molto discusso, infatti esistono molti parametri che possono essere calcolati a partire da un segnale elettromiografico, ed utilizzati come features, sia nel dominio del tempo, sia in quello della frequenza. Tuttavia, affinché il processo di apprendimento della rete vada a buon fine, è bene non avere features ridondanti o scarsamente correlate con il target, che non comporterebbero quindi nessuna conoscenza aggiuntiva e renderebbero l'apprendimento anche più lungo, inutilmente. È accordo comune che le features temporali vadano, spesso, meglio delle frequenziali. Phinyomark et al. [42], per esempio, analizzando molte features ha riscontrato ridondanza, soprattutto fra le temporali, sinonimo che poi sarà veramente utile solo un sottoinsieme di tutte le features valutate. Quelle in frequenza si sono dimostrate sempre meno utili alla classificazione, si è riscontrato che mostrano uguale potere discriminante delle temporali quindi spesso non aggiungono informazione utile. In [43], gli stessi autori, quasi un anno dopo, hanno selezionato nuovamente un insieme di features temporali come migliori, dimostrando però che è difficile che lo stesso insieme di features possa essere adatto per esperimenti differenti. Tkach et al. [44] hanno anche osservato che esiste un insieme di features nel dominio del tempo, che sono migliori di altre, per superare i problemi di classificazione dovuti ad artefatti da fatica muscolare, alla variazione dello sforzo esercitato durante una contrazione muscolare o allo spostamento degli elettrodi sulla cute durante il prelievo dell'EMG. Nonostante poi suggeriscano che la strada migliore sia comunque quella di migliorare la tecnica di registrazione del segnale e di sviluppare classificatori più robusti a questi problemi,

sono stati comunque in grado di dimostrare che il calcolo delle features è un passaggio fondamentale per la buona riuscita della classificazione, quindi per le performance finali del classificatore.

Basandosi quindi sulla letteratura [42]–[45], in questo lavoro sono state estratte 15 features dai segnali EMG, tutte nel dominio del tempo:

- *Mean Absolute Value (MAV):* è una feature molto utilizzata per l'EMG pattern recognition e corrisponde al valor medio dell'ampiezza del segnale, nella finestra di interesse, dopo averne fatto il valore assoluto.

$$MAV = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}|x_n| \tag{4}$$

- *Modified Mean Absolute Value 1 (MAV1):* è un'estensione del MAV, dove ogni campione del segmento di EMG considerato viene pesato in modo diverso.

$$MAV1 = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} w_n|x_n| \tag{5}$$

$$w_n = \begin{cases} 1, & se\ 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ 0{,}5, & altrimenti \end{cases}$$

- *Modified Mean Absolute Value 2 (MAV2):* è una modifica della feature MAV1 in cui la finestratura del segnale, per dare un peso diverso ad ogni campione, è smussata e non più a gradino.

$$MAV2 = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} w_n|x_n| \tag{6}$$

$$w_n = \begin{cases} 1, & se\ 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ \dfrac{4n}{N} & se\ n < 0.25N \\ \dfrac{4(n-N)}{N} & se\ n > 0.75N \end{cases}$$

- *Integrated EMG (IEMG):* corrisponde all'integrale discreto del segnale ovvero alla somma dei valori assoluti delle ampiezze del tratto di segnale considerato.

$$IEMG = \sum_{n=1}^{N} |x_n| \tag{7}$$

- *Simple Square Integral (SSI):* è la feature che rappresenta l'energia del segnale.

$$SSI = \sum_{n=1}^{N} |x_n|^2 \tag{8}$$

- *Variance (VAR):* è la varianza del segnale, quindi rappresenta la potenza del segnale che, essendo l'EMG un segnale a media nulla, può essere così calcolata:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N} x_n^2 \tag{9}$$

- *Root Mean Square (RMS):* è correlato alla varianza e quindi alla deviazione standard del segnale.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} x_n^2} \tag{10}$$

- *Waveform Length (WL):* è la lunghezza cumulativa della forma d'onda del segmento di segnale nel tempo.

$$WL = \sum_{n=1}^{N-1} |x_{n+1} - x_n| \tag{11}$$

- *Absolute Value for the Third, Fourth and Fifth Temporal Moment (TM3, TM4, TM5):* consistono nell'effettuare un'analisi statistica, sono momenti temporali statistici.

$$TM3 = |\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N-1} x_n^3| \tag{12}$$

$$TM4 = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N-1} x_n^4 \tag{13}$$

$$TM5 = |\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N-1} x_n^5| \tag{14}$$

- *Log Detector (LOG):* è una stima della forza applicata durante la contrazione muscolare.

$$LOG = e^{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N-1}\log(|x_n|)} \tag{15}$$

- *Different Absolute Standard Deviation Value (DASDV):* è un altro modo di calcolare la deviazione standard, però qui della forma d'onda, per un campione rispetto al successivo.

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N-1}(x_{n+1} - x_n)^2} \tag{16}$$

- *Zero Crossing (ZC):* è la feature che indica quante volte l'ampiezza del segnale attraversa lo zero dell'asse x; è un'indicazione quindi anche del suo comportamento in frequenza.

$$ZC = \sum_{n=1}^{N-1} [\, sgn(x_n \times x_{n+1}) \cap |x_n - x_{n+1}| \geq threshold]$$
$$sgn(x) = \begin{cases} 1, se\ x \geq threshold \\ 0, \quad altrimenti \end{cases} \tag{17}$$

- *Slope Sign Change (SSC):* anche questo è un altro modo per rappresentare nel dominio temporale un'informazione in realtà

frequenziale. È infatti il numero di volte che il segnale cambia la sua pendenza.

$$SSC = \sum_{n=2}^{N-1} [\, f[\; x_n - x_{n-1} \;\times\; x_n - x_{n+1} \;]] \qquad f(x) = \begin{cases} 1, se\ x \geq threshold \\ 0, \quad altrimenti \end{cases} \tag{18}$$

Nel caso delle ultime due features, la soglia è introdotta al fine di non conteggiare i campioni di segnale che corrispondono solo a rumore di fondo; stabilire con esattezza la soglia da impostare non è facile, in quanto dipende molto dall'esperimento, quindi dal dataset in esame. Tuttavia, fra i lavori presenti in letteratura è accordo comune che le soglie migliori siano le più basse, in un insieme di valori testati fra 5 e 50 µV [45]–[47]; in questa tesi si è adottato, dopo averlo testato, un valore pari a 10 µV.

Il lavoro di *features extraction* è strettamente connesso a quello successivo di *features selection o reduction*. Come già accennato precedentemente infatti, bisogna evitare di avere ridondanza tra le features e bassa correlazione con il target. In questo caso, non è stato necessario utilizzare alcun algoritmo di features selection [27], [28], [43], [32], in quanto una selezione dei parametri da utilizzare è stata effettuata a priori, a partire dalla letteratura citata. Da questa, così come si è dimostrato che non esiste un sottoinsieme unico di features, valido per tutti i dataset e gli obiettivi, si evince anche che non è unica la regola che stabilisce la lunghezza della finestra di osservazione del segnale elettromiografico, su cui andare a ricavare le features stesse. Affinché sia consentita la costruzione dell'output della rete neurale, in modo da garantire una migliore classificazione, nello sviluppo di questo algoritmo i segnali EMG sono stati segmentati in finestre consecutive di lunghezza pari a 25 ms e su di esse sono state calcolate le features precedentemente elencate.

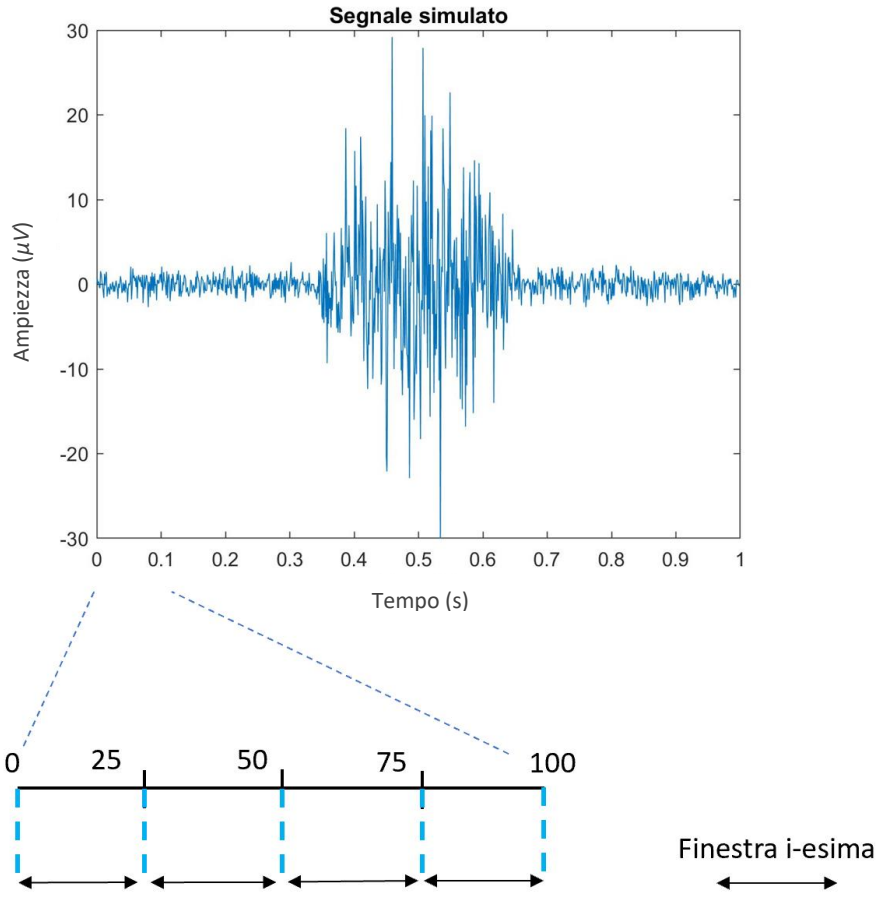


Figura 11. Esempio di finestratura in epoche da 25 ms di un segnale simulato con SNR = 20 dB, $\sigma = 0{,}1$ s e $\alpha = 1$.

3.2 ANN: Artificial Neural Network

Nel campo del *Machine Learning* una rete neurale artificiale, o ANN, è un modello computazionale, quindi un sistema di elaborazione, che si ispira ad una rete neurale biologica; è infatti costituita da un numero più o meno elevato di semplici processori, i neuroni, con molte interconnessioni tra loro. Nel tempo, i ricercatori ne hanno sviluppato una varietà di modelli molto vasta, per risolvere problemi più disparati: dal pattern recognition, all'ottimizzazione, alla simulazione e sono utilizzate in diversi settori, per esempio in informatica, elettronica, biomedica e molte altre discipline. I vari modelli di ANN, quindi, tentano di sfruttare i principi organizzativi della mente umana, per risolvere

problemi ingegneristici anche complessi, che, con altre tecniche, non si riuscirebbero a modellizzare. Dal primo lavoro di McCulloch e Pitt, [48], si è concretizzata l'idea che semplici unità come le sinapsi eccitatorie ed inibitorie, con le loro soglie di attivazione, possano, lavorando congiuntamente, rappresentare proposizioni complesse. Infatti, dato il meccanismo tutto-o-nulla dei potenziali d'azione dei neuroni, essi nel loro lavoro affermano che gli eventi neuronali ed i loro collegamenti si possono rappresentare come delle proposizioni logiche. Con questo nasce la prima idea di neurone artificiale, un oggetto che ricevendo in ingresso degli input binari e dando in uscita degli output altrettanto binari, è in grado di eseguire calcoli logici; da esso poi si sviluppa il concetto di neurone moderno, di cui le reti neurali artificiali sono costituite. Successivamente Rosenblatt [49], nel 1958, nel suo lavoro di studio della neurodinamica e dei meccanismi cerebrali, sviluppa la prima e più semplice rete neurale artificiale: il *perceptron*. In particolare, con perceptron ci si riferisce ad un tipo di neurone, da cui prende il nome il modello di rete che ne deriva, che ricevuti in ingresso n valori di input, è in grado di mapparli ad un valore di output, secondo una determinata funzione $f(n)$.

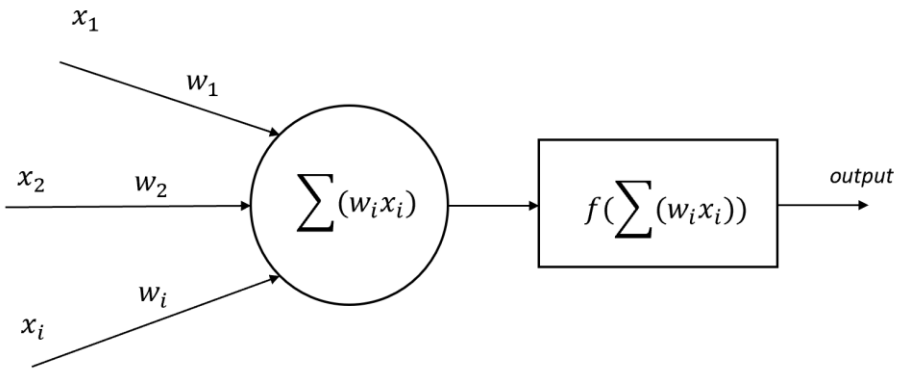


Figura 12. Schema di un neurone dove x_i sono i valori di input, w_i i pesi delle connessioni e f() indica la funzione di attivazione con cui il neurone mappa l'input all'output.

È in pratica un classificatore che può essere considerato come la più semplice rete neurale *feed-forward*, ovvero una rete nella quale gli output dipendono solamente dagli input correnti e non hanno strutture

cicliche, le connessioni fra i neuroni sono solo in avanti, li collegano da un livello al successivo e mai indietro o verso altri neuroni dello stesso livello. Differente è il caso invece delle reti *ricorrenti,* che presentano strutture cicliche, quindi anche connessione all'indietro, di feedback e sono di maggiore complessità [50], [51]; inoltre presentano un effetto memoria, infatti una loro tipologia molto utilizzata è proprio la *Long Short Term Memory* network [52].
Per lo scopo di questa tesi si è scelto di sviluppare l'algoritmo basandosi proprio su una Artificial Neural Network di tipo Perceptron.

3.2.1 Modello Artificial Neural Network

I neuroni, all'interno delle reti neurali, sono organizzati in livelli detti layers; una rete neurale ha sempre almeno un livello di input e uno di output, dopodiché può contenere uno o più layer nascosti, detti hidden layers (Fig. 13). A seconda del caso in analisi, ogni rete può contenere un numero diverso di neuroni per livello ed i neuroni nei vari layer possono essere differenti fra loro. In particolare, poi, quando una rete di questo tipo presenta più di un layer nascosto ed estende il concetto di perceptron si parla di rete neurale Multilayer Perceptron.

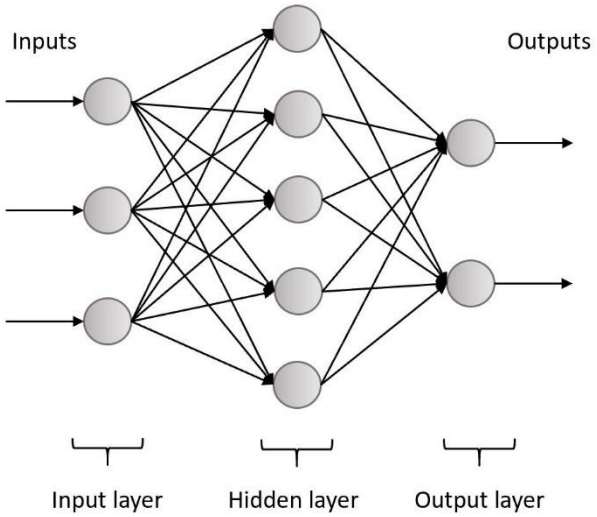


Figura 13. Schema d'esempio di una rete neurale feed-forward con un solo layer nascosto costituito da 5 neuroni, 3 formano il layer di input e 2 quello di output.

A questo proposito, l'unico modo per poter definire quali sono i parametri e la struttura migliori da utilizzare, nel caso delle reti neurali, è agire per iterazioni successive fino al raggiungimento di una condizione di ottimo. Si procede quindi spesso al tuning dei parametri da definire, che consente la scelta del modello di rete neurale con le prestazioni migliori per il problema in analisi. Nell'ambito di questo progetto, sfruttando l'ambiente di sviluppo Matlab® (R2019a), si è definito il modello di rete neurale artificiale più adatto per la rilevazione degli intervalli di attivazione muscolare, testando diverse strutture (Fig. 14). In particolare, si è fatto variare il numero di layer nascosti nella rete da uno a tre ed il numero di neuroni in tale livello da cinque a trenta, nel caso di un solo layer nascosto, e da otto a trenta negli altri due casi, scegliendo di dimezzare ogni volta il numero di neuroni passando da un layer al successivo (Tab. 1).

N° neuroni		
Layer 1	Layer 2	Layer 3
5:30	0	0
8:2:30	4:15	0
8:2:30	4:15	2:7

Tabella 1: numero di neuroni che costituiscono il layer nascosto nelle diverse prove effettuate.

È stato escluso da questo processo di definizione del numero di neuroni il layer di output per cui i neuroni saranno sempre 2, data la funzione di attivazione scelta per questo livello, presentata nel paragrafo seguente.

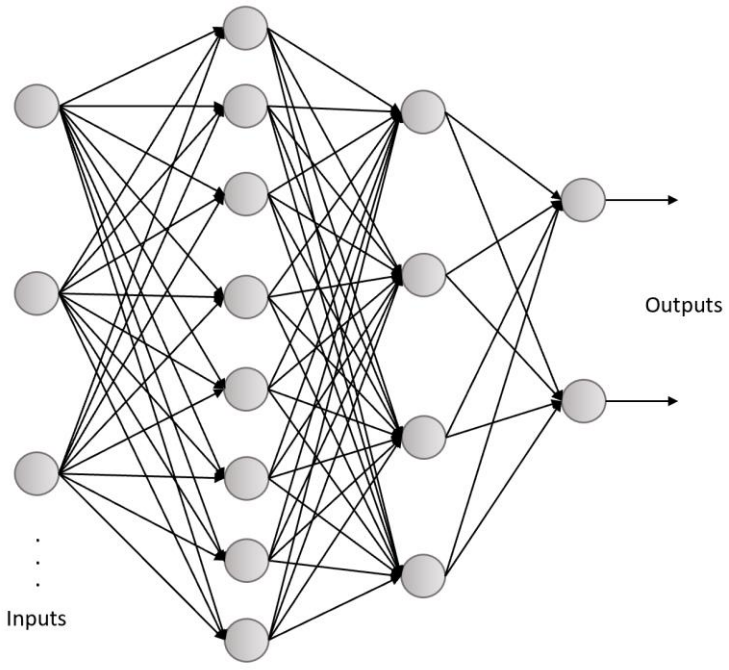


Figura 14. Esempio di una struttura testata con due layer nascosti composti rispettivamente da 8 e 4 neuroni.

Funzione di attivazione

Il Perceptron, nella concezione iniziale di Rosenblatt, si poteva vedere come un classificatore binario, utilizzava una funzione di attivazione lineare a gradino (Fig. 15), o di Heaviside infatti, per generare il suo output, dati tutti gli ingressi.

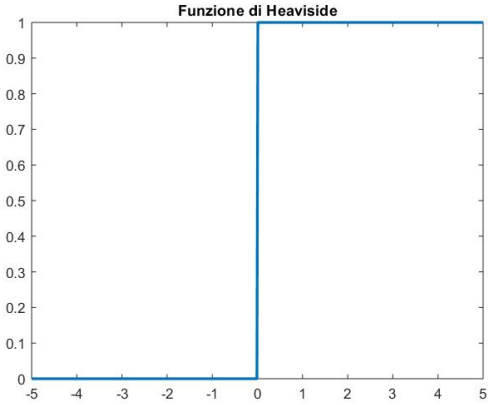


Figura 15. Esempio di funzione di attivazione di Heaviside.

$$f\ x\ = \begin{cases} 0\ per\ x\ < 0 \\ 1\ per\ x\ \geq 0 \end{cases} \tag{19}$$

In questo modo l'attivazione o meno del neurone dipende da una soglia, appunto dettata dalla funzione a gradino (Eq. 19); nello specifico se la somma pesata di tutti gli input in ingresso al neurone supera una certa soglia, allora il neurone si attiva, altrimenti viceversa (Eq. 20).

$$output = \begin{cases} 0\ se\ \sum_i input_i \cdot w_i \leq soglia \\ 1\ se\ \sum_i input_i \cdot w_i \geq soglia \end{cases} \tag{20}$$

È evidente, tuttavia, che questo modello presenta dei limiti, infatti è una semplificazione che in molti casi rende difficile il processo di apprendimento delle reti, motivo per cui sono stati proposti modelli diversi di neuroni dopo questo, che sfruttano funzioni di attivazione spesso non lineari. La funzione più comunemente utilizzata, soprattutto nei neuroni degli hidden layers, è la sigmoide logaritmica (compresa fra 0 e 1), (Fig. 16), oppure, come nel caso di questa tesi, la sigmoide iperbolica (compresa fra -1 e 1), (Fig. 17). Si utilizza spesso

anche nel layer di output, nel caso in cui si debba fare una classificazione binaria, fra due sole classi.

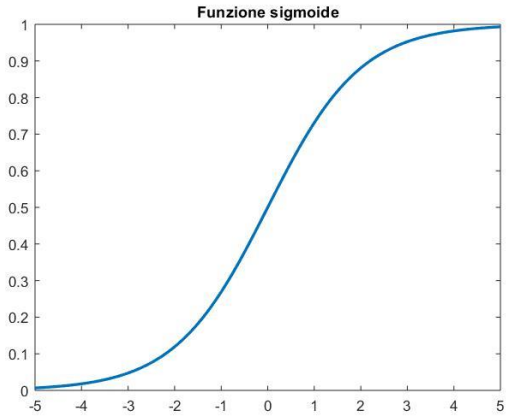


Figura 16. Esempio di funzione di attivazione sigmoide logaritmica.

$$f\ x\ =\ \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{21}$$

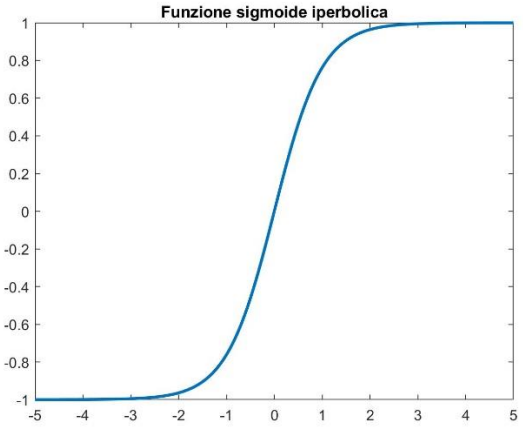


Figura 17. Esempio di funzione di attivazione sigmoide a media nulla.

$$f\ x\ =\ \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \tag{22}$$

Caratteristica di questa funzione è che se x assume valori molto grandi, o molto piccoli, quindi agli estremi della sigmoide, la sua derivata è tendente allo zero (Eq. 21-22). Siccome un algoritmo di apprendimento molto utilizzato per le reti neurali è il metodo del gradiente che prevede di calcolare la derivata della funzione di attivazione, in quei tratti dove questa tende a zero esso, e quindi il learning rate della rete, sarà

rallentato [53]. Questa è una caratteristica in comune con un'altra funzione di attivazione esistente che è la tangente iperbolica, simile alla sigmoide iperbolica, per cui sono previsti valori negativi anche per essa (Eq. 23).

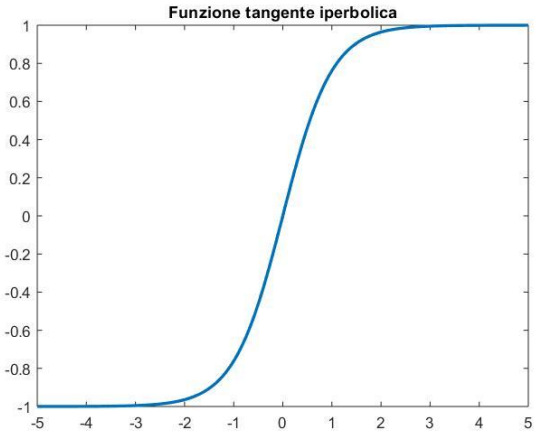


Figura 18: esempio di funzione di attivazione iperbolica.

$$f\ x\ =\ \frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}} \tag{23}$$

Altra funzione di attivazione comunemente utilizzata, che risolve in parte il rallentamento del gradiente quando potrebbe essere un problema, è la Relu ovvero rectified linear unit, o funzione rampa (Eq. 24): una funzione di attivazione completamente positiva, usata perlopiù nei neuroni dei layer nascosti.

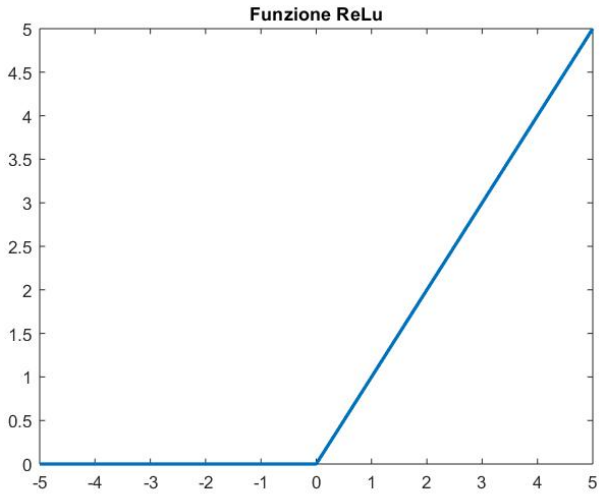


Figura 19: esempio di funzione di attivazione ReLu.

$$f\ x\ = \begin{cases} 0\ per\ x < 0 \\ x\ per\ x \geq 0 \end{cases} \tag{24}$$

La ReLu si può considerare come l'evoluzione dell'ultima funzione di attivazione che chiude il cerchio delle più utilizzate, ovvero la funzione lineare (Eq. 25), che ormai è stata in molti casi superata, data la complessità sempre crescente dei problemi da affrontare, in quanto di nuovo può essere limitante per l'apprendimento della rete.

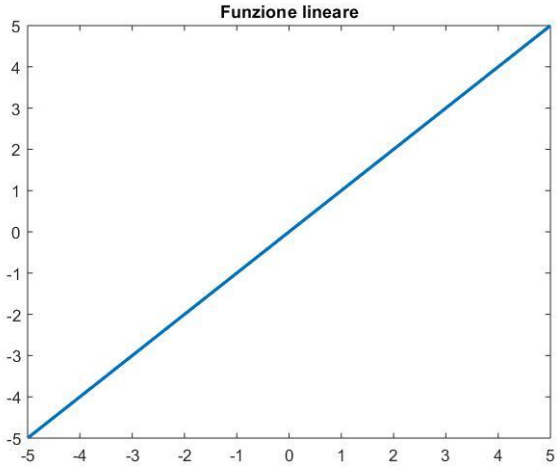


Figura 20: esempio di funzione di attivazione lineare.

$$f\ x\ = x \tag{25}$$

Per stabilire la funzione di attivazione migliore nel caso della rete neurale artificiale implementata, allo stesso modo seguito per definirne la struttura, si è proceduto variando le funzioni di attivazione dei neuroni nei vari layer, scegliendole fra quelle prima elencate. In particolare, sono state testate le funzioni lineare, ReLu, sigmoide logaritmica e iperbolica e tangente iperbolica, allenando ogni volta la rete e valutando le sue performance in termini di accuratezza (Eq. 26) della classificazione, tramite l'ausilio della confusion matrix.

$$Accuratezza = \frac{VP+VN}{N} \tag{26}$$

Dove *VP* corrisponde ai veri positivi, ovvero le finestre di osservazione del segnale correttamente classificate come contenenti attività muscolare, *VN* sono i veri negativi, cioè le finestre correttamente classificate come appartenenti solo al rumore di fondo, mentre *N* corrisponde al numero totale di finestre analizzate.
Per quanto riguarda il layer di output invece, si è deciso a priori di utilizzare la funzione di attivazione Softmax, in quanto fornisce un'informazione aggiuntiva al risultato della classificazione. Infatti, essa fornisce un valore di probabilità di appartenenza del campione in esame ad ognuna delle due classi: *classe 0* corrispondente a EMG *off* e *classe 1* corrispondente a EMG *on*. In questo modo, quando un certo segmento di segnale elettromiografico viene dichiarato appartenente ad una specifica classe, è possibile andare ad osservare se l'appartenenza è stabilità da una probabilità pari al 51%, per esempio, o al 90%, e così dedurre nel secondo caso di avere un risultato più certo.

$$softmax\ x_i\ =\ \frac{e^{x_i}}{\sum_i^k e^{x_i}}\ con\ i = 1 \dots . k \tag{27}$$

Come si nota dalla formula (Eq. 27), infatti, si applica la funzione esponenziale standard ad ogni valore degli input x_i e si normalizza dividendo per la somma di tutti gli esponenziali. In questo modo si garantisce che la somma degli output sia pari a 1, oltre il fatto che i loro valori siano compresi fra 0 e 1 e così, per definizione, si ottengono delle uscite con significato di probabilità.

Funzione di apprendimento

Per la fase di allenamento di una rete neurale artificiale esistono diversi algoritmi di training. Come già detto, il più utilizzato per le reti multilayer è il metodo del gradiente, o metodo di discesa del gradiente, che prevede di calcolare, ad ogni iterazione, la derivata di una funzione da minimizzare. Partendo da dei valori iniziali scelti in maniera casuale, ovvero, per le reti neurali, i valori di inizializzazione di pesi e bias dei neuroni, il metodo del gradiente valuta la funzione in un intorno di questi valori e si muove nella direzione in cui la derivata, quindi la

pendenza, è massima, fino ad un punto di minimo della funzione, cioè l'ottimo. Nella rete, ad ogni iterazione, saranno aggiornati i valori dei pesi e dei bias fino a raggiungere quelli finali, usati per restituire l'output che consente di raggiungere prestazioni più elevate [53]. Una variante di nuovo molto utilizzata è il metodo del gradiente coniugato, che a differenza del tradizionale, prevede che la direzione di discesa, ad ogni passo, sia più di una, per velocizzare i tempi di apprendimento [54]. Nell'ambito di questa tesi, insieme a questi due, è stato testato l'allenamento della rete utilizzando anche l'algoritmo di apprendimento *Levenberg-Marquardt*, detto anche metodo dei minimi quadrati smorzati, che partendo dalla base dettata dal metodo del gradiente, con alcune modifiche garantisce di arrivare ad un minimo [55]. Esattamente come per le funzioni di attivazione neuronali, anche qui la scelta del metodo è stata dettata dalla valutazione delle performance della rete in termini di accuratezza (Eq. 26).

3.2.2 Valutazione applicabilità dell'approccio reti neurali alla detezione del segnale EMG: segnali simulati

Volendo utilizzare un algoritmo basato su tecniche di machine learning, è di fondamentale importanza la fase di acquisizione di conoscenza, che avviene durante il processo di apprendimento della rete neurale. Infatti, la costruzione del dataset con cui si decide di allenare la rete, è l'unico passaggio completamente dipendente dall'utente e con questo si determinano le prestazioni finali della rete stessa. Per ottenere una buona rilevazione degli intervalli di attivazione muscolare, per applicazioni cliniche e di ricerca, è quindi necessario acquisire conoscenza da un dataset ampio e molto vario, costituito da segnali EMG reali. Tuttavia, per verificare che l'approccio basato su algoritmi di machine learning possa essere d'aiuto nel campo della detezione degli intervalli di attivazione muscolare, si è testato dapprima l'algoritmo su di un insieme di segnali simulati. Questi, infatti, forniscono una serie di vantaggi che consentono di valutare meglio il metodo sviluppato, per esempio si conoscono esattamente gli istanti di inizio e fine

dell'attivazione muscolare simulata all'interno del tracciato. Inoltre, data la semplicità di simulazione attraverso i calcolatori, questi segnali consentono di avere elevata numerosità di esempi a disposizione, sono completamente riproducibili e su di essi si ha il pieno controllo, per poterne valutare la classificazione. Ciò non potrà mai essere valido per i segnali reali che sono affetti da grande variabilità a seconda sia dei soggetti in esame, sia delle diverse acquisizioni eseguite. Inoltre, dovendo essere segmentati manualmente da un operatore, le loro segmentazioni saranno sempre soggette all'errore umano.

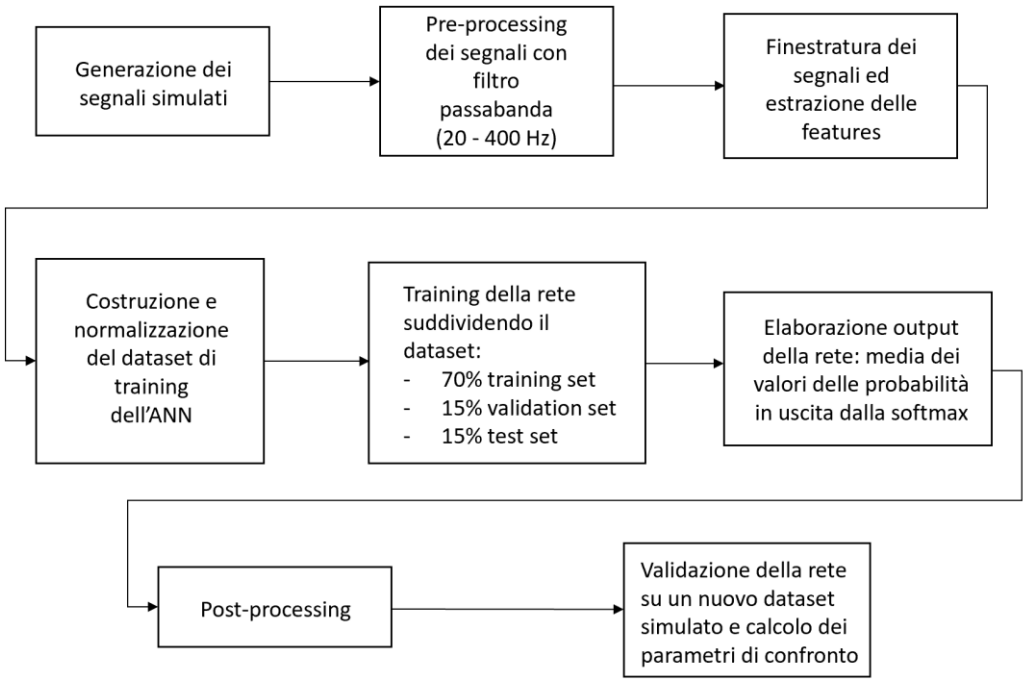


Figura 21. Diagramma di flusso dell'applicazione dell'algoritmo basato su rete neurale ai segnali simulati.

La prima fase del lavoro si è incentrata quindi sull'analisi dei segnali simulati. Questi segnali sono stati generati e pre-elaborati nel modo descritto precedentemente (paragrafo 3.1.1). Così, prestando particolare attenzione a bilanciare il dataset, è stato generato un numero pari a 10854 epoche di segnale EMG da 25 ms (Fig. 11), quindi 10854 esempi diversi, da utilizzare per la fase di allenamento della rete. Bilanciare correttamente l'insieme di dati per l'addestramento delle reti neurali è uno step fondamentale del lavoro, per evitare che queste

acquisiscano maggiore conoscenza da una certa classe e così abbiano poi più difficoltà a classificare correttamente i campioni delle altre classi. Per far fronte a questo problema, il dataset è stato bilanciato sia in termini di numerosità di finestre con presenza o assenza di attività elettromiografica, (5427 finestre appartengono a tratti di segnale con EMG presente e 5427 a tratti contenenti solo rumore di fondo), sia in termini di combinazioni di SNR, σ e α della gaussiana, utilizzati per simulare i segnali. Da tutte le finestre prodotte, sono state estratte le 15 features di interesse, ottenendo così la matrice di dati che sarà poi utilizzata per l'allenamento della rete: 15 features × 10854 campioni. Prima di procedere con l'allenamento, ogni riga di tale matrice, quindi ogni feature estratta, è stata normalizzata secondo il metodo *Mapminmax*, (tecnica usata anche per analogia con le funzioni di attivazione sigmoidali a media nulla dei neuroni della ANN), che riporta tutti i valori delle features compresi nell'intervallo -1:1, in modo da renderli confrontabili (Eq. 28).

$$Mapminmax = \frac{y_{max}-y_{min}}{(x_{max}-x_{\min})} \cdot x - x_{min} + y_{min} \tag{28}$$

$$con\ y_{max} = 1, \quad y_{min} = -1$$

Successivamente, si passa all'allenamento della rete nel quale il dataset viene suddiviso in training set, validation set e test set, utilizzati dalla funzione di training stessa per valutare il processo di apprendimento. In particolare la fase di allenamento della rete ha riguardato tutti i diversi modelli di ANN discussi nel paragrafo 3.2.1. Per ogni struttura sono state effettuate 10 prove di allenamento, necessarie in quanto le inizializzazioni dei pesi e dei bias dei neuroni sono casuali, quindi diverse ad ogni iterazione ed in questo modo, è stato possibile selezionare e salvare la rete migliore, in termini di accuratezza nella classificazione delle finestre di segnale.
Con la rete neurale salvata, successivamente, si è passati a testare un nuovo dataset di segnali, appositamente generato per validare le prestazioni dell'algoritmo nella detezione del segnale elettromiografico, da confrontare anche con quelle degli altri due metodi presi in

considerazione in questa tesi, il metodo statistico e quello basato su operatore energetico. Nello specifico, il nuovo dataset è costituito da segnali simulati ed elaborati come descritto in precedenza(paragrafo 3.1.1), tuttavia in questo caso, per ogni combinazione di SNR, σ e α, sono state generate 1000 realizzazioni di segnale EMG, sempre di lunghezza pari ad 1 s, per simulare la durata di un ciclo del passo. In questo modo, variando l'SNR fra nove valori differenti, σ fra tre e α fra quattro, si ottengono 108 combinazioni diverse, ciascuna simulata per 1000 iterazioni, scelte per poter validare l'algoritmo su un vasto insieme di segnali, tale da avere valenza statistica.
A differenza di quanto fatto per la costruzione del dataset sfruttato durante la fase di training, nella fase di utilizzo della rete neurale sviluppata, il calcolo delle features viene eseguito sempre segmentando i segnali in esame in finestre di lunghezza pari a 25 ms ma, adesso, con una sovrapposizione tra loro di 24 ms, pari al 96% della lunghezza totale della finestra stessa. Grazie a questa scelta, si riesce ad ottenere una buona risoluzione temporale nella determinazione degli istanti di *onset* ed *offset* del segnale, pari ad 1 ms.

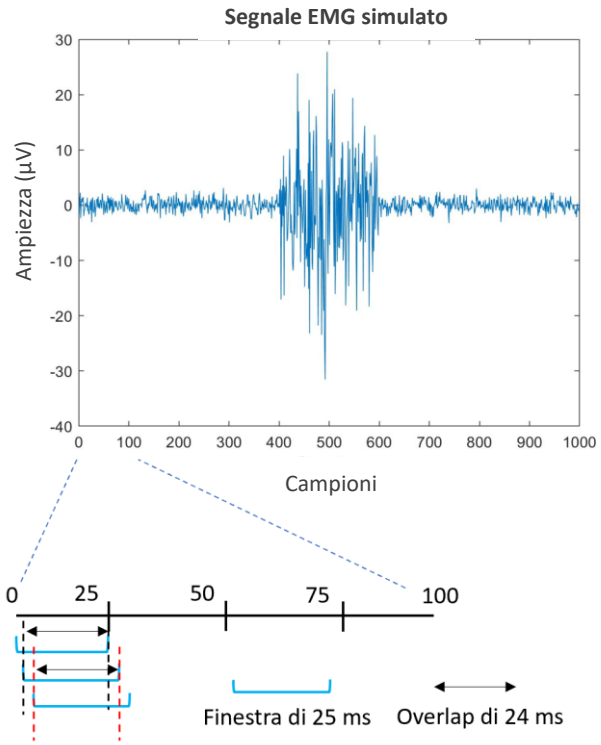


Figura 22. Finestratura dei segnali utilizzati per testare la rete in finestre di durata pari a 25 ms, con un overlap del 96%, ovvero pari a 24 ms.

Elaborazione dell'output della rete neurale

In uscita dalla ANN implementata, grazie all'utilizzo della funzione di attivazione softmax nei neuroni del layer di output della rete, si ottiene una matrice di due righe (Fig. 23), che corrispondono alle probabilità di appartenenza alle due classi di detezione di ogni finestra di segnale valutata: *classe 0 = EMG off, classe 1 = EMG on.*

classi								
1	0.4	0.3	0.4	0.9	0.8	0.85	0.92	0.93
0	0.6	0.7	0.6	0.1	0.2	0.15	0.08	0.07

Figura 23. Esempio di una matrice di output ottenibile dalla rete per 8 finestre di segnale EMG di 25 ms ciascuna. La prima riga contiene i valori di probabilità di appartenenza di ogni finestra alla classe di target 1, la seconda alla classe 0.

Per costruire il segnale binario che indica gli intervalli di attivazione del segnale elettromiografico simulato, a partire dalle finestre di segmentazione attraverso cui è stato classificato, si elabora l'output della rete stabilendo l'appartenenza dei campioni di segnale ad una determinata classe, millisecondo per millisecondo, grazie alla risoluzione temporale pari al millisecondo che si è potuta raggiungere. In particolare, data la sovrapposizione tra le finestre di segmentazione pari a 24 ms, ogni millisecondo di segnale EMG viene classificato 25 volte dalla rete, dato che appartiene a 25 finestre differenti. In questo modo, per definire la sua classe di output, si effettua la media fra i 25 valori di probabilità di appartenenza alle classi, di tutte le finestre di cui fa parte, ottenuti dalla rete neurale. Questo, in realtà, è vero solo per i campioni di segnale che si trovano oltre il venticinquesimo millisecondo e prima degli ultimi venticinque; gli altri infatti, appartengono ad un numero inferiore di finestre, per cui il loro output finale sarà il risultato della media di un numero inferiore di valori di probabilità.
In questo lavoro di tesi, la lunghezza pari a 25 ms delle finestre di osservazione è stata scelta per avere abbastanza segnale su cui calcolare le features e in modo da garantire una sufficiente risoluzione temporale.

A questo punto, per completare la costruzione dell'output finale della rete occorre stabilire una soglia, da impostare sui valori medi di probabilità. Al di sopra di tale soglia, i campioni di segnale saranno classificati come appartenenti alla *classe 1*, al di sotto della soglia invece saranno classificati come appartenenti alla *classe 0*. A tal proposito, sono state testate 6 soglie differenti (0.50, 0.60, 0.65, 0.70, 0.75, 0.80), che consentono di stabilire sia l'istante di attivazione, in corrispondenza del fronte di salita del segnale binario (passaggio del livello da 0 a 1), sia quello di disattivazione, in corrispondenza del fronte di discesa (passaggio del livello da 1 a 0).

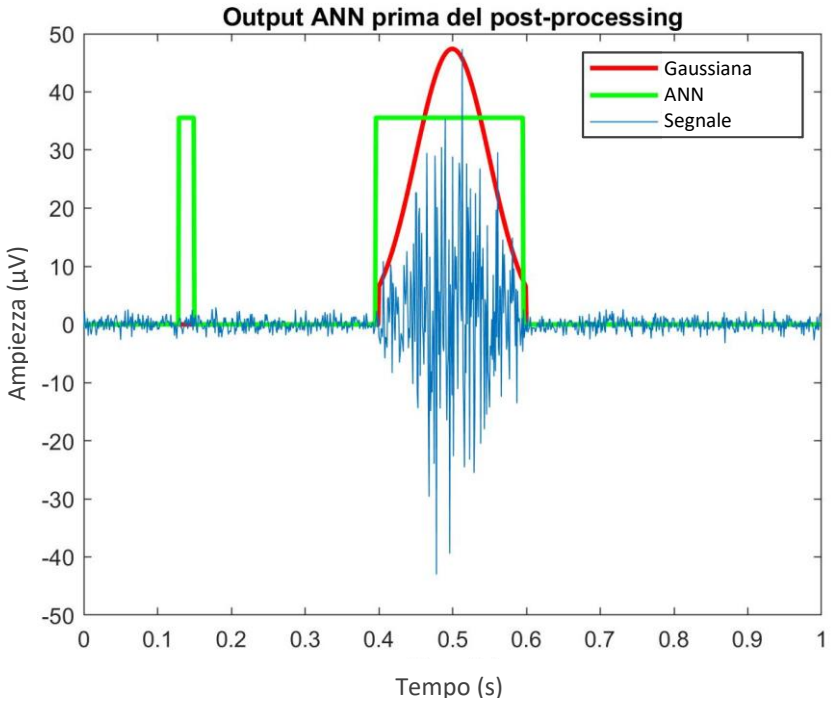
Post – processing

È generalmente riconosciuto che intervalli di attivazione muscolare di durata inferiore a 30 ms non siano in grado di generare una forza contrattile utile per l'esecuzione di un movimento. In particolare, è accettato che una tale attivazione non può avere effetto sul controllo del movimento di alcuna articolazione durante il cammino. Ciò, infatti, è vero in modo specifico per l'analisi del cammino, mentre altre applicazioni potrebbero richiedere durate temporali di segnale differenti. Allo stesso modo, possono essere privi di significato dei tratti di EMG riconosciuti come inattivi per una durata inferiore a 30 ms, in mezzo a tratti di attività muscolare presente.
Quest'informazione risulta essere molto utile nell'ottica di un post-processing da applicare all'output della rete neurale, che ha lo scopo di eliminare le transizioni errate che possono essere presenti, soprattutto a causa della natura stocastica del segnale e di possibili artefatti presenti. A questo proposito, l'uscita dell'algoritmo di classificazione basato su ANN viene ancora sottoposta ad un post-processing, che ha il compito di rimuovere le transizioni errate sopra discusse. Tramite questo passaggio si elabora il risultato della classificazione agendo nel modo seguente.

- Rimozione *falsi positivi*: si individuano dapprima tutte le transizioni di livello 0 – 1/1 – 0 dell'output della rete, ovvero tutti i fronti di salita e di successiva discesa delle finestre di attivazione

rilevate dall'algoritmo e si valuta la distanza temporale di ogni coppia di transizioni individuate. Se risulta inferiore a 30 ms si riporta il tratto in esame al livello 0, in modo da spegnere l'attivazione ininfluente, quindi da rimuovere il falso positivo.

– Rimozione *falsi negativi*: in cascata al primo passaggio, si procede con la ricerca delle transizioni di livello $1-0/0-1$, per poi portare questi segmenti riconosciuti come inattivi al livello di uscita pari a 1, se risultano di durata inferiore ai 30 ms stabiliti, eliminando così anche i falsi negativi.



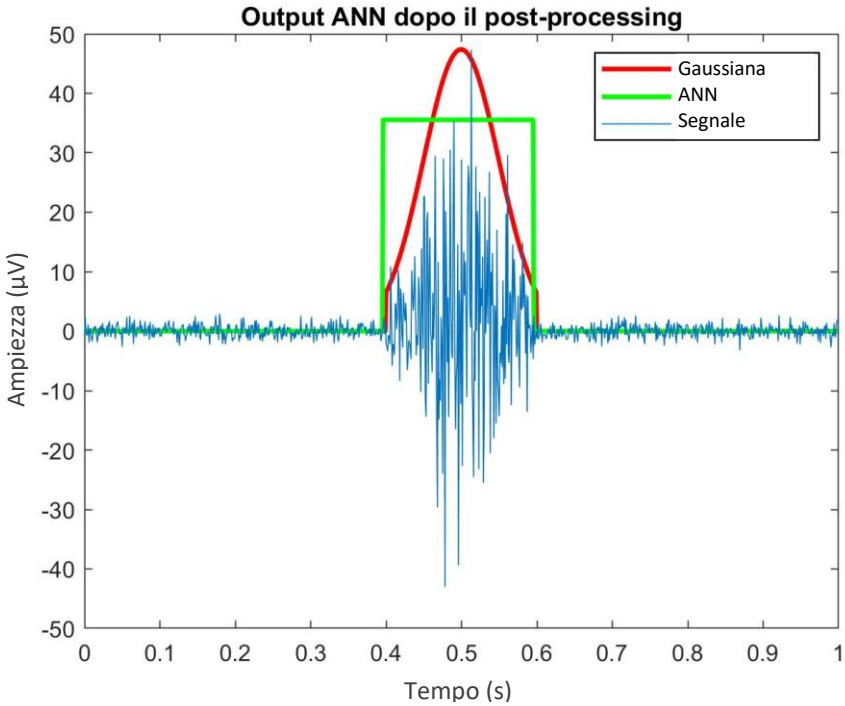


Figura 24. In alto si osserva un esempio di segmentazione del segnale EMG da parte della ANN prima dell'applicazione del post-processing. In basso si ha il risultato dopo il post-processing.

Questo stesso dataset di segnali simulati, allo stesso modo fatto per l'algoritmo di machine learning, è stato sottoposto anche al detettore statistico a doppia soglia di Bonato et al. [21] (paragrafo 2.2) ed al metodo tradizionale basato su operatore energetico (TKEO), di Li et al.[8] (paragrafo 2.3). In particolare, per il metodo TKEO, sono stati testati tre differenti valori della costante j da determinare (Eq. 3), pari a 3, 7 e 23, in modo da effettuare la scelta della costante sulla base delle prestazioni migliori ottenute.
Successivamente, attraverso opportuni parametri che saranno descritti in seguito, sarà possibile effettuare il confronto delle prestazioni dei tre diversi metodi, (TKEO, doppia soglia e ANN), sull'insieme dei segnali simulati. Sarà effettuato poi un analogo confronto utilizzando però un dataset di segnali reali.

3.2.3 Applicazione ai segnali reali

Il lavoro effettuato sui segnali simulati ha dimostrato la validità del metodo basato su tecniche di machine learning, per la detezione del segnale EMG. Da questa osservazione, quindi, si è passati allo sviluppo dell'algoritmo di riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare basato su rete neurale, adattandolo ai segnali reali.
La fase fondamentale degli algoritmi di apprendimento automatico, come già accennato in precedenza, è quella di acquisizione di nuova conoscenza che avviene a partire dagli esempi presentati alla rete neurale durante il suo allenamento. Da ciò si evince l'importanza di utilizzare un dataset basato su segnali reali, da sottoporre alla rete, sufficientemente ampio e vario, al fine di ottenere un metodo funzionante per l'applicazione rivolta al mondo dei segnali elettromiografici di superficie reali.

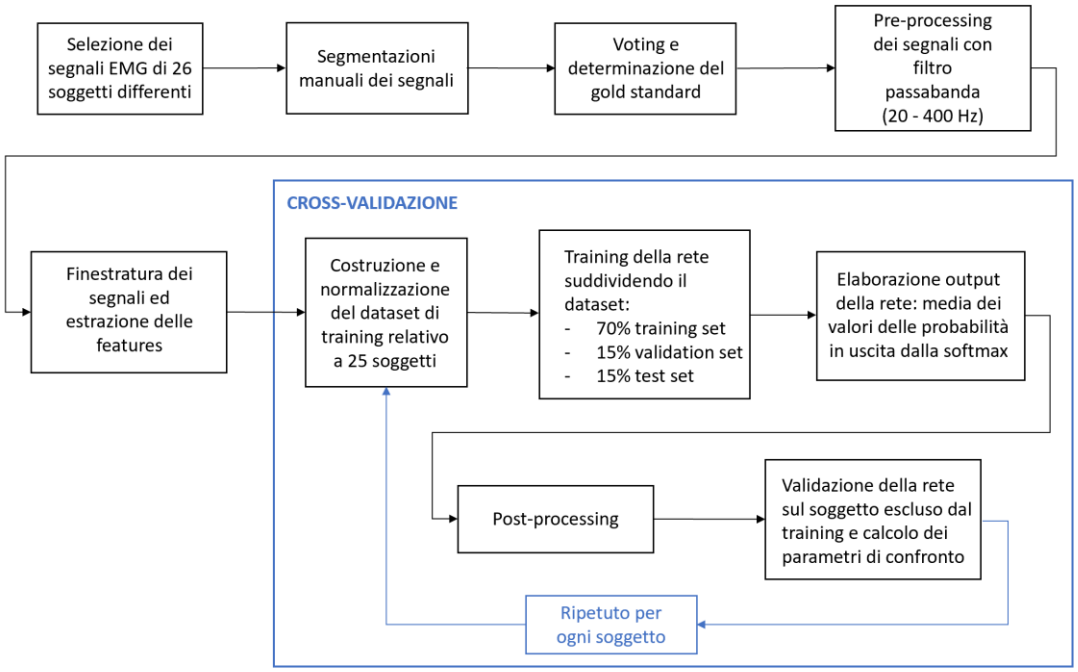


Figura 25. Diagramma di flusso dell'applicazione dell'algoritmo basato su rete neurale ai segnali sintetici.

Come si può osservare dal diagramma precedente (Fig. 25), il lavoro incentrato sui segnali reali si è sviluppato seguendo diverse fasi, prima di tutte quella di costruzione del dataset da utilizzare. A questa fase, infatti, è stata riservata particolare attenzione in quanto, per i motivi già anticipati, una buona classificazione della rete neurale dipende dal suo allenamento. A tal proposito, il dataset è stato costruito come descritto nel paragrafo 3.1.2, selezionando segnali EMG relativi ad analisi del cammino di 26 soggetti differenti, 8 sani e 18 patologici, ed in particolare, avendo scelto di analizzare 5 cicli del passo per ogni soggetto e per ogni muscolo a disposizione, il dataset finale è costituito da 1220 cicli del passo differenti.
Una volta composto il dataset, ogni tracciato di segnale EMG è stato sottoposto a segmentazione manuale da parte di 3 operatori esperti che hanno segmentato i vari cicli del passo, secondo quello che per loro esperienza era attivazione muscolare oppure rumore di fondo.
Avere a disposizione le segmentazioni manuali di più operatori è utile al fine di valutare la similarità fra gli intervalli di attivazione muscolare individuati dall'algoritmo basato su rete neurale, con quelli individuati dall'operatore umano, considerando anche la variabilità inter-operatore. Tuttavia, per la fase di allenamento della rete neurale stessa, è necessario avere a disposizione una segmentazione manuale unica per ogni ciclo del passo ma, allo stesso tempo, che tenga in considerazione il contributo di tutti e tre gli operatori. Per tale scopo, si è deciso di applicare un meccanismo di voting alle tre diverse segmentazioni, in modo da ottenerne una sola alla fine, per ogni ciclo del passo considerato. In particolare, il risultato finale è stato ottenuto analizzando singolarmente ogni campione dei segnali EMG in esame: se il campione è stato considerato appartenente ad un tratto di segnale con attività muscolare, da almeno due operatori su tre, nel risultato della voting esso viene posto al livello 1, altrimenti a 0 (Fig. 26-27). Procedendo in questo modo per tutti i campioni di tutti i cicli del passo del dataset, al termine, si sono ottenuti 1220 gold standard delle segmentazioni manuali degli operatori, sui quali fare riferimento per l'allenamento della rete neurale.

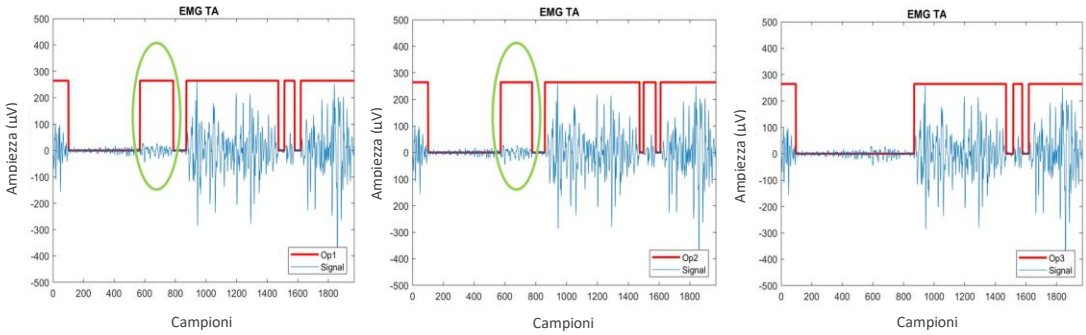


Figura 26. Segmentazioni manuali dei 3 operatori di un ciclo del passo del muscolo TA sinistro di un soggetto sano. Evidenziato in verde si può osservare come 2 operatori su 3 hanno identificato una specifica attivazione muscolare, mentre il terzo operatore no.

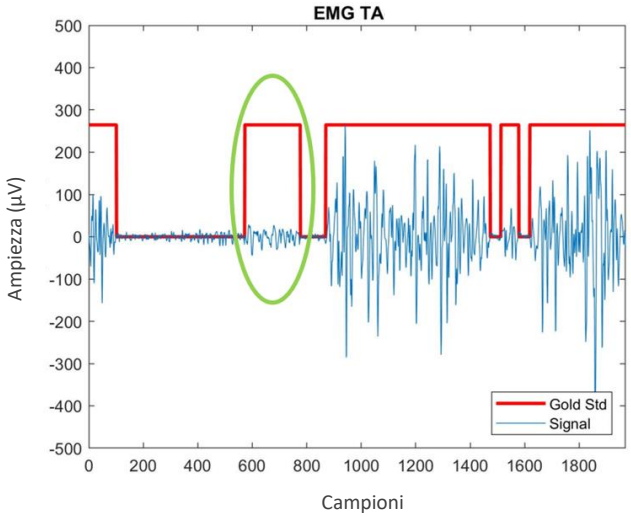


Figura 27. Risultato della votazione fra le 3 segmentazioni precedenti. In verde si può osservare come nel gold standard l'attivazione sia segnata in quanto riconosciuta da almeno 2 operatori su 3.

Allo stesso modo effettuato per i segnali simulati, i cicli di segnale EMG sono stati sottoposti ad un pre-processing tramite il filtro passa-banda descritto nel paragrafo 3.1.1, al fine di limitarli in banda. Dopodiché, i segnali di tutti i 26 soggetti del dataset sono stati suddivisi in epoche di lunghezza pari a 25 ms, (Fig. 11), facendo fede al gold standard delle segmentazioni manuali per individuarne i tratti indicati come *off*, (solo rumore di fondo), e come *on*, (con attività muscolare presente). Con questo procedimento si ottengono tutte le finestre possibili da 25 ms di segnale EMG, da cui verranno estratte le stesse 15

features già utilizzate nel caso dei segnali simulati, per creare la matrice di addestramento della rete neurale. In particolare, avendo avuto cura di bilanciare il numero di finestre ricavate da tratti di solo rumore di fondo e di sola attività muscolare, in modo da non creare un bias nell'allenamento della rete, tale matrice viene poi normalizzata tramite la funzione *Mapminmax* (Eq. 28), in modo da rendere tutte le features confrontabili, riportandole all'interno dello stesso range di valori (-1:1). A questo punto, si procede con l'addestramento delle reti neurali da testare, dividendo il dataset come già fatto per i segnali simulati, in modo da valutare le prestazioni della rete in termini di accuratezza.
Anche per quanto riguarda i segnali reali, al fine di determinare il modello di rete neurale migliore da utilizzare, sono stati testati tutti i differenti modelli e funzioni di attivazione discusse nel paragrafo 3.2.1, effettuando 10 prove di allenamento per ogni modello, necessarie in quanto le inizializzazioni casuali dei pesi e dei bias dei neuroni possono rendere le performance differenti ad ogni iterazione. Valutando quindi le prestazioni delle reti in termini di accuratezza (Eq. 26), è stato così selezionato il modello di rete neurale da utilizzare per l'algoritmo di riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare, applicato a segnali reali.

Scelti il modello ed i parametri migliori per la rete neurale artificiale, si è valutata la reale capacità di generalizzazione della rete stessa, osservando le sue performance in accuratezza su di un dataset di segnali non utilizzato in fase di addestramento. A questo proposito, l'insieme di segnali reali dei 26 soggetti a disposizione è stato suddiviso, prestando attenzione a bilanciare le finestre di segnale della *classe 0* e *1* e i soggetti sani e patologici, in due parti: una corrispondente al suo 85%, utilizzata per l'allenamento della rete ed una corrispondente al restante 15%, utilizzata per testare la sua effettiva capacità di generalizzazione (verificata se l'accuratezza varia di non più del $\pm$ 5% rispetto all'accuratezza sul dataset di allenamento).

Cross – validazione

Considerando che il dataset a disposizione nel caso dei segnali reali è costituito sia da soggetti sani di controllo che patologici, (con patologie differenti), si è deciso di effettuare un'ulteriore validazione dell'algoritmo basato su ANN sfruttando un processo di *cross – validazione*, che consentisse di valutare la capacità del metodo di classificare i soggetti appartenenti alle diverse categorie. Questo procedimento consiste in un *leave – one – out* che è stato applicato nel modo seguente: per un totale di 26 volte, la rete viene allenata con un dataset costituito dalle features estratte dai segnali di 25 dei 26 soggetti a disposizione e viene testata sul singolo soggetto rimasto escluso dall'allenamento. In particolare, prima della cross – validazione, si è avuto cura di bilanciare le finestre di segnale EMG in modo che ogni soggetto fosse rappresentato dallo stesso numero di finestre sia della *classe 0*, che della *classe 1,* come già effettuato in precedenza. Questo consente, da un lato, di non sbilanciare l'allenamento della rete, dall'altro che sia possibile confrontare le prestazioni del metodo su soggetti con patologie differenti.
Per ciascuna delle 26 prove effettuate, l'addestramento della rete è stato ripetuto 10 volte, sempre a causa dell'inizializzazione casuale dei pesi e dei bias della rete stessa, in modo da selezionare quella che restituisse prestazioni migliori in termini di accuratezza, per poi utilizzarla sul soggetto utilizzato come test. Al termine della cross – validazione sono stati così ottenuti 26 valori di accuratezza relativi alle prestazioni della rete neurale nel caso dei dataset di training e 26 valori relativi ai dataset di test, ovvero i 26 soggetti considerati singolarmente.
Applicando esattamente la stessa metodologia utilizzata per i segnali simulati, nel caso dei dataset di test, (a differenza di quelli di training), le features sono state estratte da finestre di segnale EMG della durata di 25 ms ricavate dai diversi cicli del passo, con una sovrapposizione pari al 96% della loro durata, ovvero a 24 ms. Così facendo, anche nel caso dei segnali reali, è possibile raggiungere una risoluzione temporale di 1 ms nella detezione degli intervalli di attivazione muscolare.

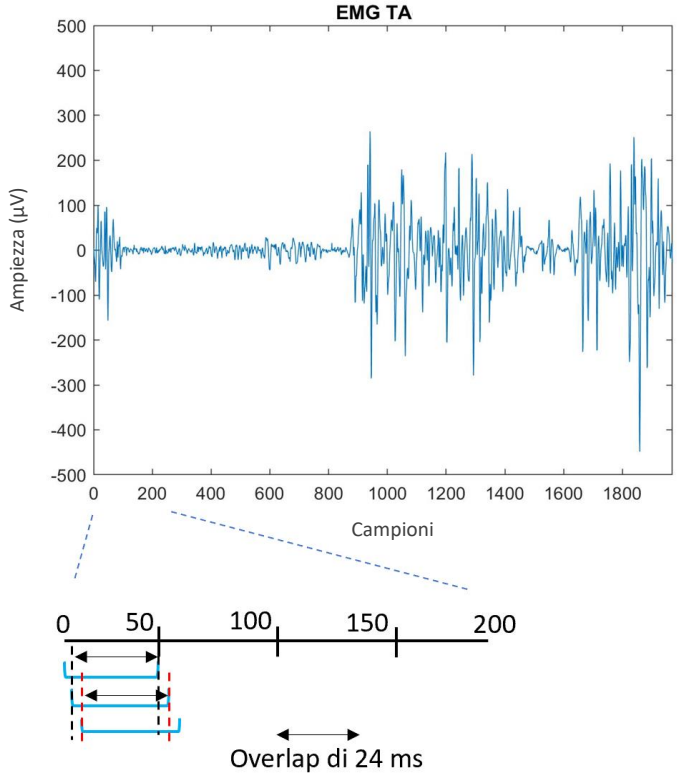


Figura 28. Finestratura dei segnali utilizzati per testare la rete in finestre di durata pari a 25 ms, con un overlap del 96%, ovvero 24 ms. Ciclo del passo relativo al muscolo TA sinistro di un soggetto sano.

Altre analogie con il caso dei segnali simulati si hanno per quanto riguarda l'elaborazione dell'output della rete neurale e la successiva operazione di post – processing, al fine di costruire il segnale binario che indica l'attivazione del segnale elettromiografico reale, a partire dalle finestre di segmentazione attraverso cui è stato classificato. Quindi l'output della rete neurale è stato ottenuto mediando i valori di probabilità in uscita dalla softmax, millisecondo per millisecondo, come descritto nel paragrafo 3.2.2, con un'unica differenza riguardante le soglie da imporre sui valori medi di probabilità. In questo caso, infatti, per individuare gli istanti di inizio e di fine degli intervalli di attivazione muscolare sono state testate 3 soglie differenti pari a 0,45, 0,475 e 0,5, scegliendo la migliore sulla base dell'ottimizzazione dei parametri di precision, recall e F1_score. Per quanto riguarda il post – processing, invece, l'analogia con l'algoritmo sviluppato per i segnali simulati è totale: si cerca dapprima di ridurre i falsi positivi, ovvero le

finestre di attivazione di durata inferiore a 30 ms e, in cascata, i falsi negativi ovvero disattivazioni di durata inferiore a 30 ms.

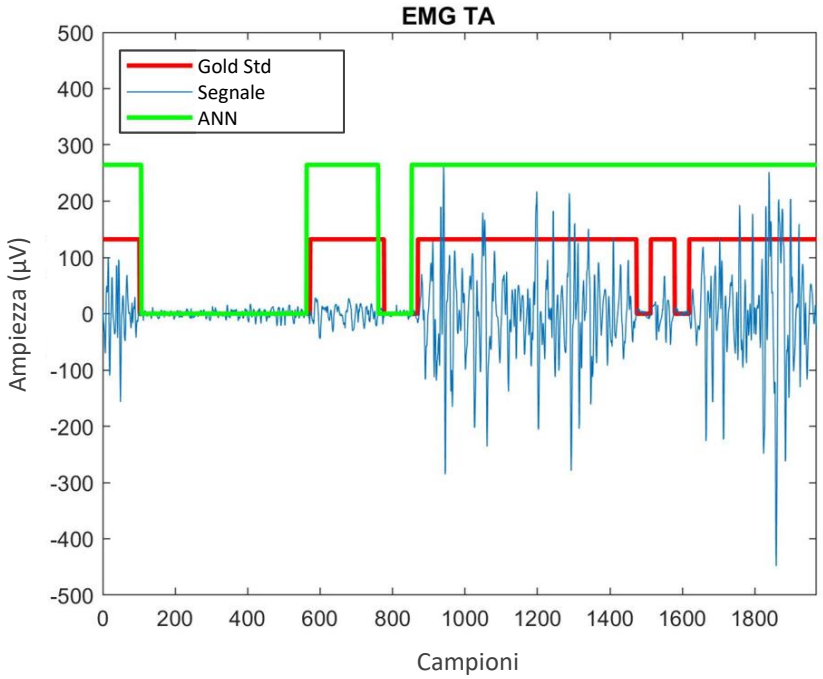


Figura 29. Esempio di segmentazione del segnale EMG da parte della ANN. Ciclo del passo del muscolo TA sinistro di un soggetto sano.

Gli stessi segnali EMG dei 26 soggetti del dataset sono stati elaborati anche con il metodo basato su TKEO e con il detettore statistico a doppia soglia, per il riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare. In questo modo, è possibile effettuare il confronto fra le tre diverse tipologie di algoritmi considerati in questo lavoro di tesi, anche per quanto riguarda l'applicazione al caso reale.

Metodo basato su TKEO

Il metodo statistico è stato applicato al dataset dei segnali reali senza alcuna modifica rispetto al caso simulato, a differenza del metodo basato su TKEO. In particolare, per l'algoritmo basato su operatore energetico Teager – Kaiser [8] (paragrafo 2.1), sono stati testati gli stessi 3 valori della costante j pari a 3, 7 e 23, (Eq. 3) come nel caso dei

segnali simulati. Mentre la finestra relativa al rumore di fondo, (Eq. 3), è stata ricavata dalle segmentazioni manuali degli operatori, individuandola come il primo tratto del ciclo del passo definito come rumore nel gold standard, risultato del voting fra le segmentazioni manuali dei 3 operatori. Inoltre, dato che in un ciclo del passo di un segnale reale è possibile ritrovare più di un'attivazione muscolare, a differenza dei segnali sintetici, è stato necessario implementare un'operazione di post – processing aggiuntiva, da applicare all'uscita dell'algoritmo, sviluppato fin qui come descritto in letteratura [8]. L'operazione di post – processing infatti, in questo caso, consiste nell'eliminare dapprima i falsi negativi e successivamente i falsi positivi, allo stesso modo effettuato per l'algoritmo basato su rete neurale. Per coerenza si considera sempre effettiva un'attivazione muscolare che abbia durata di almeno 30 ms e, viceversa, si considera significativa una disattivazione muscolare che, anche se situata in una zona di attività muscolare, sia di durata maggiore di 30 ms.

3.3 Parametri di confronto

Come già accennato precedentemente, al fine di poter confrontare le prestazioni dei diversi metodi di detezione degli intervalli di attivazione muscolare presi in considerazione in questo lavoro di tesi, si utilizzano dei parametri di confronto che siano adatti alla valutazione del riconoscimento del segnale mioelettrico, durante analisi del cammino. In modo particolare, prendendo spunto dal lavoro di Bonato et al. [21], la scelta dei parametri da utilizzare per il confronto, nel caso dei segnali simulati, è ricaduta su: transizioni errate, bias e relativa deviazione standard.

1) ***Transizioni errate:*** si intendono tutti i casi in cui, in un ciclo del passo, si individuano più o meno finestre di attivazione del dovuto, quindi si ha la presenza di falsi positivi o falsi negativi. Per i segnali simulati, questo coincide con il rilevare un numero di attivazioni diverso da uno, mentre per i segnali reali un numero di attivazioni diverso da quello individuato dall'operatore esperto, durante la segmentazione manuale effettuata. Il parametro, solitamente espresso in valore percentuale, si calcola sommando il numero di cicli del passo in cui si riscontra la presenza di falsi positivi o falsi negativi e dividendolo per il totale dei cicli del passo analizzati.

$$Transizioni\ errate = \frac{\sum_i stride_i}{N} \cdot 100 \tag{29}$$

Dove $stride_i$ sono tutti gli i-esimi passi in cui si rileva la presenza di transizioni errate e N è il numero totale di cicli analizzati.

2) ***Bias:*** corrisponde all'anticipo o al ritardo, misurato in millisecondi, che il risultato della detezione degli intervalli di attivazione muscolare presenta, rispetto ai "veri" istanti di attivazione

e disattivazione del segnale stesso. Nel caso dei segnali simulati, i veri istanti da considerare sono quelli coincidenti con l'inizio e la fine della finestra gaussiana troncata utilizzata per la simulazione. Per i segnali reali, invece, essi coincidono con quelli segnati manualmente dall'operatore durante la segmentazione con metodo visivo. Questo parametro viene calcolato sia in riferimento al fronte di salita di un'attivazione, parlando in questo caso di bias relativo all'istante di *onset* dell'EMG, sia in riferimento al fronte di discesa dell'attivazione, corrispondente al bias per l'istante di *offset* (Eq. 30).

$$Bias = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\widehat{y_i} - y) \tag{30}$$

Dove $\widehat{y_i}$ è la stima dell'istante di *onset* o di *offset* ottenuto tramite l'algoritmo di detezione, y è l'istante di *onset* o di *offset* effettivo e N è il numero di stime considerato.

3) ***Deviazione standard*** ($\boldsymbol{\sigma}$)***:*** questo parametro coincide con la deviazione standard del parametro bias preso in considerazione precedentemente. È quindi anche una stima della robustezza del metodo di detezione in esame, in quanto restituisce un'idea dell'incertezza con cui il detettore, di qualsiasi tipo esso sia, rileva gli istanti di attivazione e disattivazione del segnale elettromiografico in esame. Anche per questo parametro, calcolato sia relativamente ai fronti di salita che a quelli di discesa nelle finestre di attivazione considerate, si possono distinguere una deviazione standard per gli istanti di *onset* ed una per quelli di *offset* dell'EMG rilevato. Si calcola secondo la seguente formula (Eq. 31):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - y)^2} \tag{31}$$

dove, di nuovo, $\widehat{y_i}$ è la stima degli istanti di attivazione o disattivazione, y corrisponde agli istanti reali di *onset* o *offset* e N è il numero totale delle stime considerato.

Per valutare invece la qualità della classificazione degli intervalli di attivazione muscolare, sia per i segnali simulati che per quelli reali, la scelta è ricaduta su parametri differenti: *Precision, Recall* e *F1_score.* Inoltre, è stato scelto il *coefficiente di Dice* per la valutazione della similarità tra i gold standard e le attivazioni muscolari ottenute con i metodi automatici, utile anche per considerare la variabilità inter-operatore nel caso delle segmentazioni manuali dei segnali reali.

1) ***Precision:*** la precisione o valore predittivo positivo è un parametro utilizzato spesso in processi di classificazione statistica, e può essere considerata una misura di esattezza. Si calcola infatti come il numero di veri positivi, relativi ad una data classe, diviso il numero totale di elementi appartenenti alla tal classe, come è descritto dalla formula seguente (Eq. 32):

$$Precision = \frac{VP}{VP+FP} \tag{32}$$

Dove VP indica i veri positivi relativamente alla classe in esame e FP i falsi positivi. Pertanto, può essere considerata una misura di esattezza in quanto una precisione pari ad 1 indica che tutti i campioni della classe in esame sono stati classificati correttamente.

2) ***Recall:*** altro parametro utilizzato in statistica, spesso accompagnato dalla precisione. Esso può essere considerato come una misura di completezza, ovvero valuta se i campioni di una specifica classe sono stati completamente classificati, cioè tutti

identificati. Questo è possibile in quanto la recall prende in considerazione i falsi negativi e non i falsi positivi, a differenza del parametro precedente (Eq. 33):

$$Recall = \frac{VP}{VP+FN} \tag{33}$$

3) ***F1_score:*** parametro che tiene in considerazione precisione e recall, infatti si calcola come la media aritmetica delle due (Eq. 34):

$$F1_{score} = \frac{2 \cdot (prec \cdot rec)}{(prec+rec)} \tag{34}$$

Può assumere valori compresi solo tra 0 ed 1 ed è in generale un indice di accuratezza della classificazione.

4) ***Coefficiente di Dice:*** è un parametro che rappresenta un indice di similarità fra due segmentazioni. In particolare, in questo lavoro, le due segmentazioni sono le segmentazioni manuali di due diversi operatori. Pertanto questo parametro serve per valutare la variabilità inter-operatore oppure può essere utile per confrontare una segmentazione manuale e l'uscita di uno dei tre metodi automatici analizzati. È calcolato come segue (Eq. 35):

$$Dice = \frac{2|X1 \cap X2|}{|X1|+|X2|} \tag{35}$$

Ovvero corrisponde a due volte l'intersezione delle due segmentazioni in esame, diviso la somma degli elementi di cui sono costituite.

4 Risultati

Nel seguente capitolo vengono riportati i risultati relativi a tutte le prove effettuate per stabilire struttura e parametri finali caratterizzanti la rete neurale artificiale, le sue prestazioni nel riconoscimento di attività muscolare sia relativamente ai dataset di allenamento che a quelli di test.
In secondo luogo, si analizza il confronto fra i tre metodi di detezione del segnale elettromiografico alla base di questo lavoro di tesi: metodo basato su TKEO, detettore statistico e metodo basato su tecniche di machine learning (ANN), in termini di transizioni errate, bias, deviazione standard (solo sui segnali simulati), precision, recall, F1_score e indice di similarità di Dice (sia sui segnali simulati e che su quelli reali).

4.1 Segnali simulati

Lavorando con i segnali simulati, dalla prima fase di definizione del modello della ANN, si ottengono i risultati riportati nei grafici e nelle tabelle sottostanti, sottoforma di percentuale di corretti classificati sull'intero dataset di 10854 finestre da 25 ms di segnale EMG, utilizzato per l'allenamento della rete. Le percentuali riportate corrispondono al valore minimo e massimo delle accuratezze ottenute in ognuna delle 10 prove effettuate, per ogni modello di rete testato.

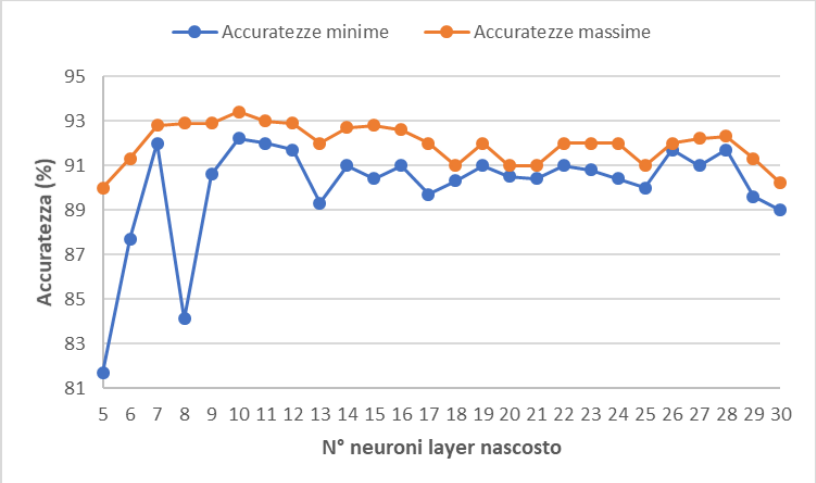


Figura 30. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale ad un solo layer nascosto.

N° neuroni			
Layer 1	Layer 2	Layer 3	Accuratezza
5	0	0	81,7-90 %
6	0	0	87,7-91,3 %
7	0	0	92-92,8 %
8	0	0	84,1-92,9 %
9	0	0	90,6-92,9 %
10	0	0	92,2-93,4 %
11	0	0	92-93 %
12	0	0	91,7-92,9 %
13	0	0	89,3-92 %
14	0	0	91-92,7 %
15	0	0	90,4-92,8 %
16	0	0	91-92,6 %
17	0	0	89,7-92 %
18	0	0	90,3-91 %
19	0	0	91-92 %
20	0	0	90,5-91 %
21	0	0	90,4-91 %
22	0	0	91-92 %
23	0	0	90,8-92 %
24	0	0	90,4-92 %
25	0	0	90-91 %
26	0	0	91,7-92 %
27	0	0	91-92,2 %
28	0	0	91,7-92,3 %
29	0	0	89,6-91,3 %
30	0	0	89-90,2 %

Tabella 2. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale ad un solo layer nascosto.

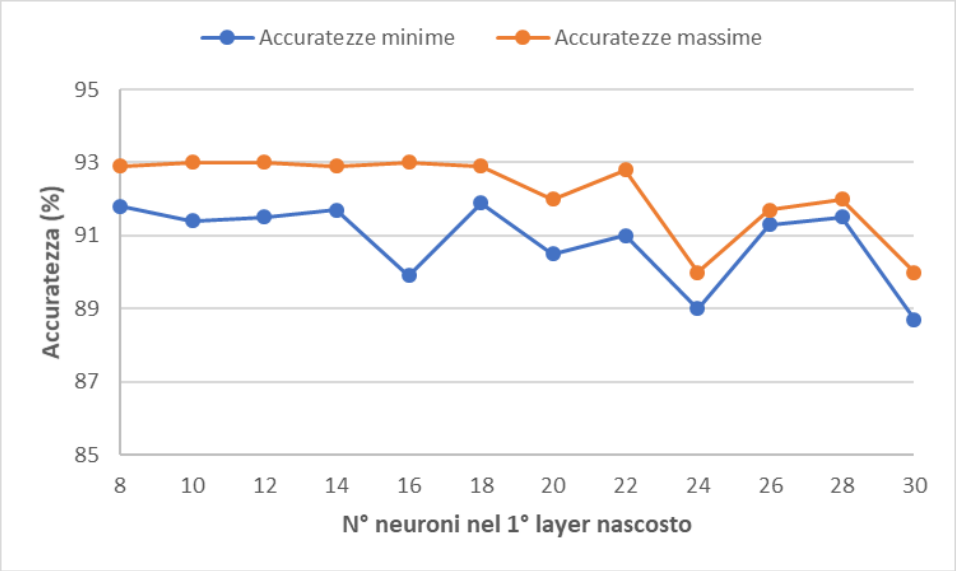


Figura 31. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a due layer nascosti. L'asse x indica il numero di neuroni nel primo layer nascosto.

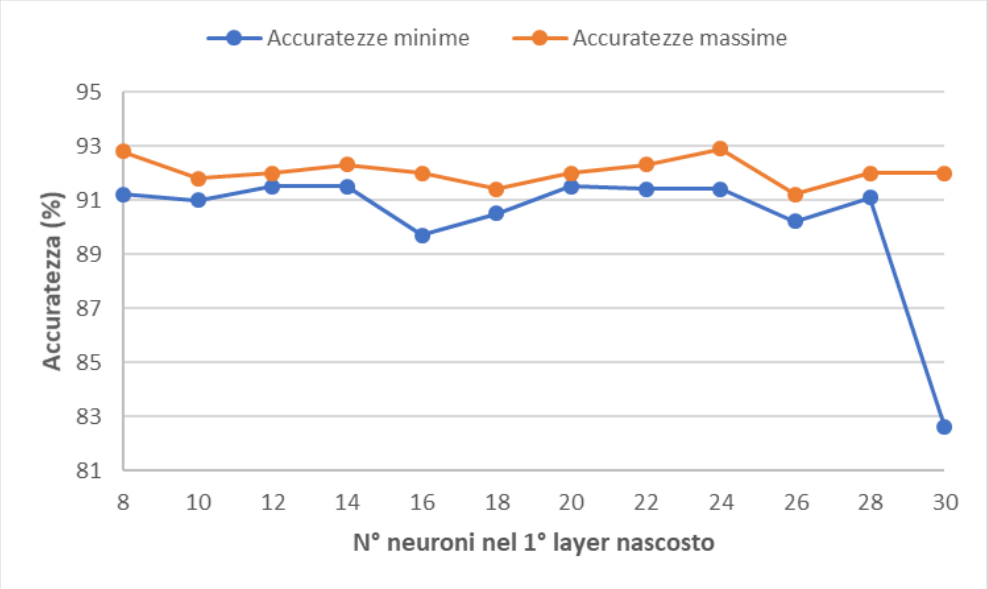


Figura 32. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a tre layer nascosti. L'asse x indica il numero di neuroni nel primo layer nascosto.

N° neuroni			
Layer 1	Layer 2	Layer 3	Accuratezza
8	4	0	91,8-92,9 %
10	5	0	91,4-93 %
12	6	0	91,5-93 %
14	7	0	91,7-92,9 %
16	8	0	89,9-93 %
18	9	0	91,9-92,9 %
20	10	0	90,5-92 %
22	11	0	91-92,8 %
24	12	0	89-90 %
26	13	0	91,3-91,7 %
28	14	0	91,5-92 %
30	15	0	88,7-90 %

Tabella 3. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a due layer nascosti.

N° neuroni			
Layer 1	Layer 2	Layer 3	Accuratezza
8	4	2	91,2-92,8 %
10	5	2	91-91,8 %
12	6	3	91,5-92 %
14	7	3	91,5-92,3 %
16	8	4	89,7-92 %
18	9	4	90,5-91,4 %
20	10	5	91,5-92 %
22	11	5	91,4-92,3 %
24	12	6	91,4-92,9 %
26	13	6	90,2-91,2 %
28	14	7	91,1-92 %
30	15	7	82,6-92 %

Tabella 4. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a tre layer nascosti.

Dalle tabelle sopra riportate si evince che, in generale, le prestazioni della rete neurale, allenata sul dataset in esame, sono comprese fra l'82% ed il 93% di corretti classificati, sul totale dei campioni a disposizione. Analizzando più nel dettaglio i risultati, si osserva che le performance, pur essendo leggermente inferiori all'aumentare del numero di layer nascosti del modello, non mostrano differenze significative. Di conseguenza, aumentare la complessità della struttura della rete neurale sembra non essere utile per ottenere una classificazione migliore, per quanto riguarda i segnali in esame. Questo è a dimostrazione del fatto che, per lo scopo che ci si è prefissati, è sufficiente un modello di rappresentazione del problema più semplice e, da queste considerazioni, la scelta del numero di livelli nascosti da utilizzare nella struttura della rete è ricaduta su 1. Focalizzando quindi l'attenzione sui valori riportati in Tabella 2, il numero di neuroni selezionato per costituire il layer nascosto in esame è pari a 10. Così infatti è osservabile che si possono ottenere prestazioni superiori rispetto agli altri casi, di nuovo garantendo una complessità computazionale inferiore, nelle situazioni di performance della rete simili.
In questo modo, il modello di ANN adottato per lo sviluppo dell'algoritmo di detezione è costituito da un layer di input, uno di output e sempre uno solo nascosto (Fig. 33). È costituito da 15 unità nel layer di input, corrispondenti alle 15 features estratte, 10 nel livello nascosto e 2 in quello finale, identificativi delle due classi di target esistenti.

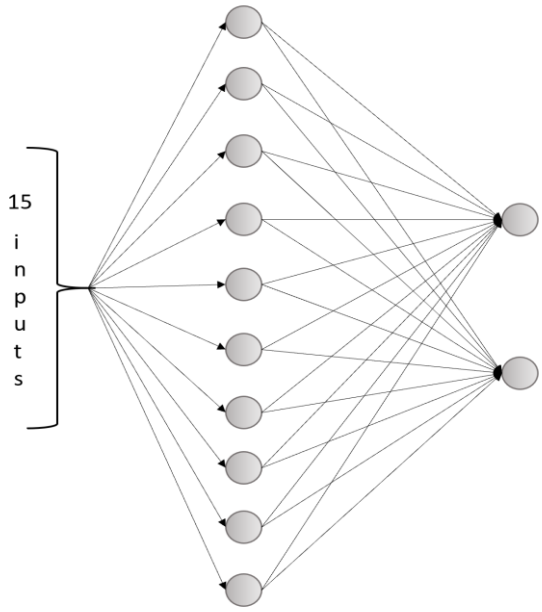


Figura 33. Struttura finale dell'Artificial Neural Network risultante da tutte le prove effettuate. È costituita da un hidden layer, di 10 unità, 15 unità di input e 2 di output.

Scelto il modello della rete neurale da implementare, negli step successivi si sono definiti i suoi parametri, in particolare in termini di funzione di attivazione dei neuroni del layer nascosto e di funzione di apprendimento. I risultati ottenuti, presentati di nuovo sottoforma di accuratezza della classificazione, sono mostrati nelle tabelle seguenti, dove si riportano ancora le prestazioni minime e massime ottenute fra le 10 prove di allenamento della rete effettuate, per ogni diversa funzione di attivazione o apprendimento testata.

Funzione di attivazione	
	Accuratezza
Lineare	89-90 %
ReLu	90-90,5 %
Sigmoide	92-93 %
Tangente iperbolica	91-92,9 %

Funzione di apprendimento	
	Accuratezza
Gradiente	75,3-79,9 %
Gradiente Coniugato	87,7-90 %
Levenberg-Marquardt	92-93,1 %

Tabelle 5. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate variando la funzione di attivazione dei neuroni del layer nascosto e le funzioni di apprendimento della rete.

Dal punto di vista delle funzioni di attivazione valutate, si scartano la lineare e la ReLu in quanto, con esse, si ottengono percentuali di corretti classificati inferiori rispetto agli altri casi. Ciò sta ad indicare come una funzione lineare non sia il modo migliore per suddividere i dati nelle due classi di output. A questo punto, per i neuroni del layer nascosto è stata scelta una funzione di attivazione sigmoidale che, rispetto alla tangente iperbolica, consente di ottenere delle accuratezze maggiori, anche se non di molto, ma allo stesso tempo richiede anche un tempo computazionale inferiore, per la fase di training della rete: 2 s, in media, contro i 4 s richiesti dalla funzione tangente iperbolica.

In questo modo, si sono stabiliti definitivamente la struttura e le caratteristiche della rete neurale che è alla base dell'algoritmo di riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare e si è salvata la rete che consentiva di ottenere valore più alto di accuratezza, fra le 10 prove eseguite. Globalmente, comunque, si è potuto osservare che le prestazioni della rete non si discostano troppo dal 90% in termini di accuratezza, per tutti i modelli testati, a dimostrazione che questo approccio si presenta anche molto robusto per l'obiettivo previsto.

Per testare effettivamente la capacità di generalizzazione della rete, cioè per ottenere una stima della percentuale di corretti classificati basata su di un insieme di segnali che non siano stati utilizzati per il suo addestramento, si è costruito un ulteriore dataset di segnali simulati, di dimensione pari al 15% di quello usato per la fase di training, da sottoporre all'algoritmo. Su di esso la percentuale di corretti classificati è risultata pari al 90,6%, come si può notare dalla *confusion matrix* sottostante, che riporta le prestazioni della rete neurale sul nuovo dataset in esame, in termini di veri positivi, veri negativi, falsi positivi e falsi negativi.

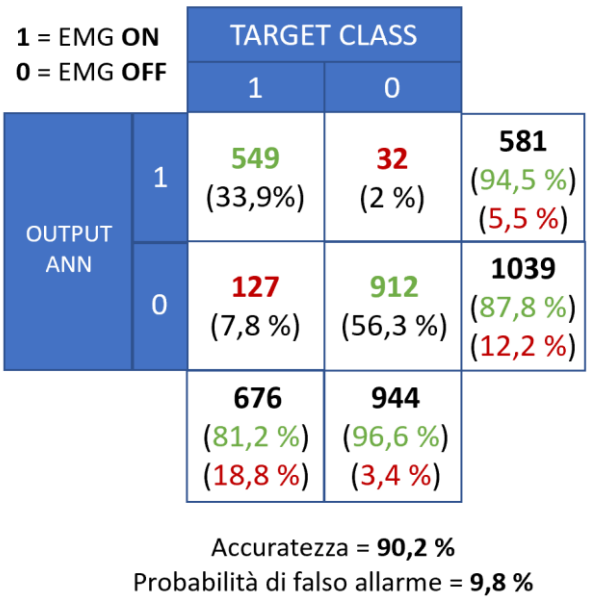


Figura 34. Confusion Matrix del dataset di test della rete, costituito da 1620 campioni. VP = 549(33,9%), VN = 912(56,3%), FP = 32(2%), FN = 127(7,8%).

Validazione Artificial Neural Network (ANN)

Si riporta un esempio grafico del risultato della detezione degli intervalli di attivazione muscolare in un segnale EMG simulato, ad opera dell'algoritmo basato su apprendimento automatico (ANN), per osservare il segnale binario che si ottiene dall'elaborazione dell'output della rete.

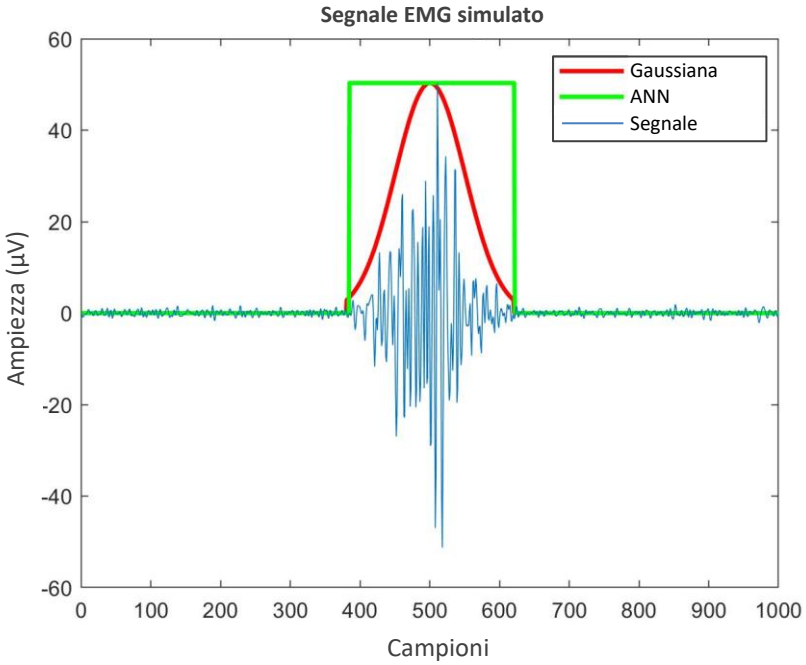


Figura 35. Finestra di attivazione individuata dall'algoritmo di detezione basato su ANN. Segnale simulato: SNR = 30 dB, $\sigma = 50$ ms, $\alpha = 2.4$.

La validazione dell'algoritmo basato su tecniche di machine learning, effettuata sul dataset di segnali simulati, generati con ogni combinazione di SNR, σ e α, per 1000 iterazioni ciascuna, è valutata attraverso i parametri transizioni errate, bias e deviazione standard, definiti nel paragrafo 3.3, che saranno utilizzati in un secondo momento anche per effettuare il confronto fra i diversi metodi di detezione del segnale EMG, analizzati in questa tesi.
I grafici sottostanti riportano i valori di questi tre parametri mediati sulle 12000 iterazioni effettuate per ogni combinazione di σ e α , suddivisi per ogni SNR, con il relativo errore standard.

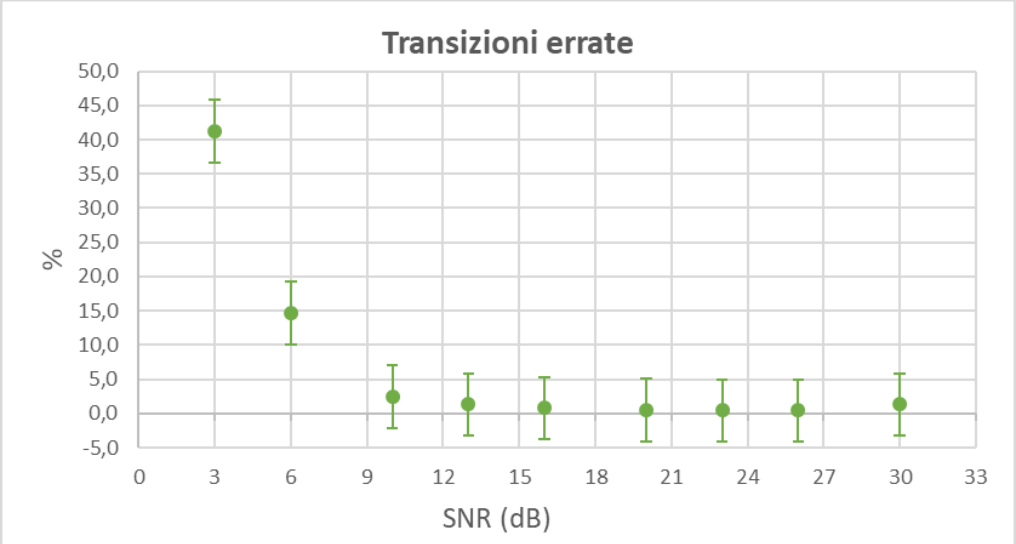


Figura 36. Valori medi di transizioni errate sulle 12000 realizzazioni, con il relativo errore standard.

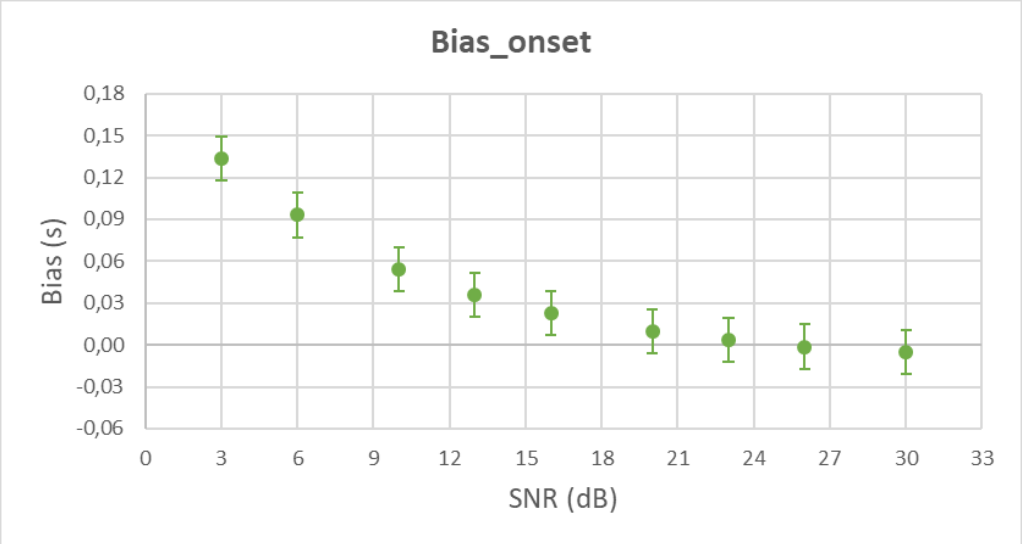


Figura 37. Valori medi del bias relativo al fronte di salita delle finestre di attivazione considerate, con relativo errore standard.

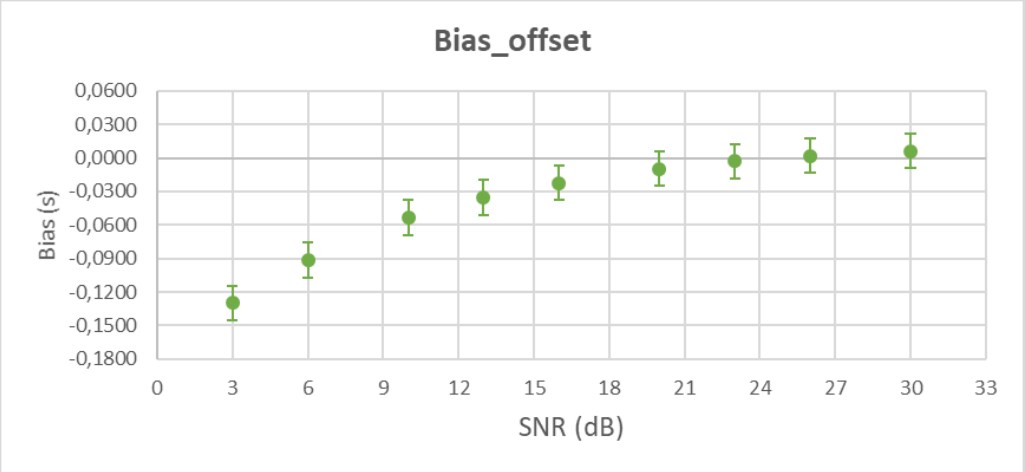


Figura 38. Valori medi del bias relativo al fronte di discesa delle finestre di attivazione considerate, con relativo errore standard.

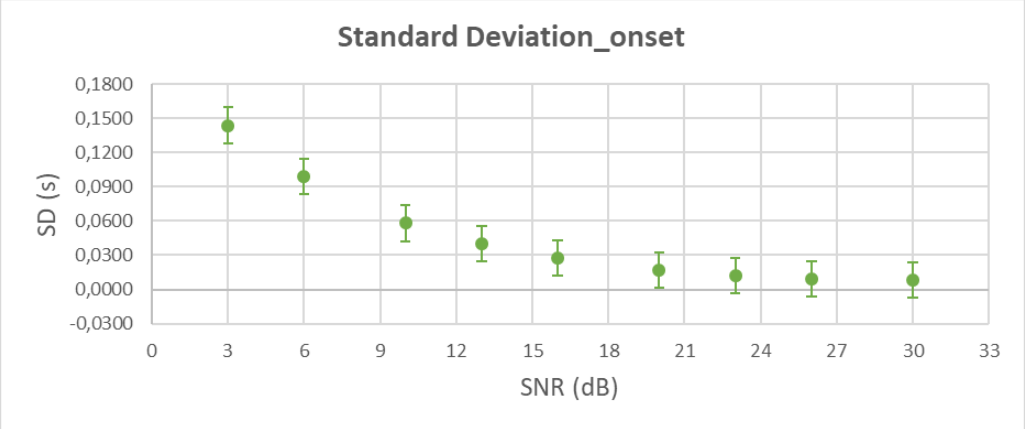


Figura 39. Valori medi di deviazione standard relativi al fronte di salita delle finestre di attivazione considerate, con relativo errore standard.

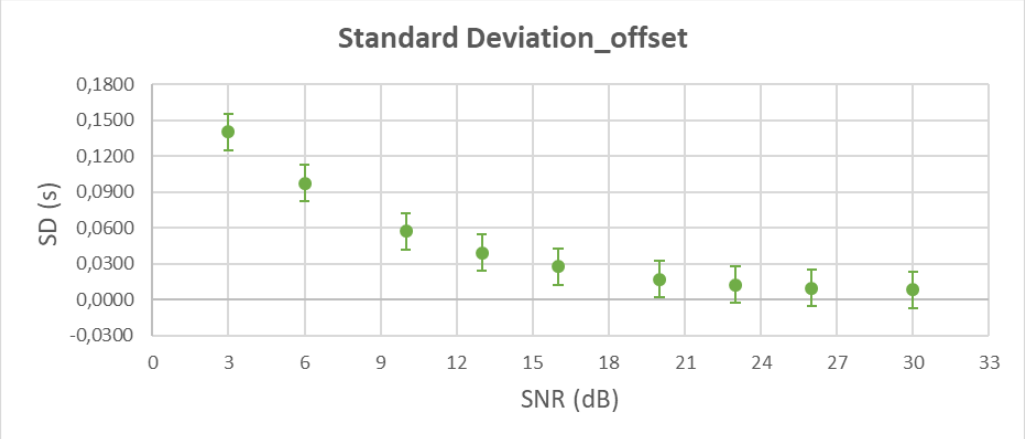


Figura 40. Valori medi di deviazione standard relativi al fronte di discesa delle finestre di attivazione considerate, con relativo errore standard.

Dai grafici si può osservare che, come ci si aspettava, le prestazioni dell'algoritmo migliorano considerevolmente nel passaggio da SNR bassi, in particolare 3 e 6 dB, ad alti, soprattutto oltre i 10 dB.
Infatti, per quanto riguarda le transizioni errate (Fig. 36), si passa dal 41% al 2%, solo nel passaggio da 3 a 10 dB, ad indicare che quando il rapporto segnale-rumore raggiunge valori che sarebbero appena accettabili in caso di segnali reali, la rete riesce ad identificare il numero corretto di attivazioni, sbagliando solo in 2 cicli del passo su 100, in media.
Nel caso del parametro relativo al bias, invece, si nota che il comportamento della rete neurale, mediamente, tende ad essere ritardato rispetto al vero *onset* del segnale ed anticipato rispetto al vero *offset* dello stesso. Comunque, in entrambi i casi, il bias supera i 100 ms solo a 3 dB, per scendere poi al di sotto dei 100 ms già a 6 dB. Il bias risulta inoltre inferiore ai 30 ms, (tempo considerato valido per definire un'attivazione muscolare come utile), dai 16 dB inclusi in poi (Fig. 37-38).
La deviazione standard relativa al bias mostra un comportamento simile agli altri parametri, dimostrando che la classificazione della rete neurale è, di nuovo, più affidabile e ripetibile per SNR alti, mentre è più incerta per valori di SNR più bassi. Infatti, il parametro assume valori superiori ai 100 ms solamente a 3 dB, mentre inferiore ai 30 ms per SNR superiori ai 16 dB, arrivando a valori prossimi a 0 ms per 26 e 30 dB (Fig. 39-40).

In tutti i grafici, si nota un'evidente tendenza dei parametri verso lo zero, soprattutto dai 20 dB in poi, che viene raggiunto a 26 dB, nel caso delle transizioni errate e del bias, sia per gli istanti di *onset*, che di *offset*. In questo aspetto, che è un punto forte del funzionamento dell'algoritmo di riconoscimento, si identifica però un errore sistematico del metodo, visibile soprattutto in corrispondenza dei valori dei parametri a 30 dB. Si nota infatti che, all'aumentare dell'SNR, la curva anziché continuare ad avvicinarsi indefinitamente al livello di zero, supera tale livello. Ciò è dovuto alla presenza, nel dataset, di un insieme di segnali a SNR molto diversi fra loro, che coprono appunto un range che va dai 3 ai 30 dB; questi, per essere classificati con

maggior precisione, necessiterebbero di soglie differenti da imporre sui valori di probabilità, dati in uscita dalla funzione di attivazione softmax della rete neurale. Tuttavia, è bene allenare le reti neurali con dataset che presentino la più grande variabilità possibile, all'interno del loro contesto, soprattutto se lo scopo è quello di avere poi un'applicazione nel mondo del reale, che è un ambito meno replicabile e controllabile. A questo proposito, dopo aver testato le sei differenti soglie da imporre all'uscita della softmax, in tutte le combinazioni diverse tra il fronte di salita e quello di discesa delle attivazioni, la scelta del parametro è stata effettuata ottimizzando il bias, ed è ricaduta su 0,75 come valore di soglia, sia per gli istanti di *onset* che di *offset*. Questo valore si è dimostrato essere il miglior compromesso in quanto consente di ottenere il bias minore, come si può notare dalle tabelle di seguito, che riportano i valori medi del bias in *onset* e *offset*, in particolare per tutte le simulazioni con SNR pari a 30 dB, scelto ad esempio.

	BIAS_ONSET (ms)					
	Fronte di discesa					
Fronte di salita	**0,5**	**0,6**	**0,65**	**0,7**	**0,75**	**0,8**
0,5	-13,1	-13,0	-12,8	-12,5	-12,0	-12,3
0,6	-11,2	-9,8	-9,8	-9,9	-9,9	-9,8
0,65	-11,5	-9,7	-8,7	-8,6	-8,4	-8,4
0,7	-12,0	-6,9	-6,9	-6,9	-6,8	-6,9
0,75	-11,0	-5,4	-5,4	-5,4	3,8	-5,5
0,8	-10,0	-4,0	-3,9	5,8	-3,9	-3,9

Tabella 6. Bias medi per gli istanti di attivazione dei segnali con SNR = 30 dB, nelle varie combinazioni di soglie impostate sulle probabilità in output dalla ANN.

	BIAS_OFFSET (ms)					
	Fronte di discesa					
Fronte di salita	**0,5**	**0,6**	**0,65**	**0,7**	**0,75**	**0,8**
0,5	13,9	13,9	13,0	12,0	12,1	11,9
0,6	11,0	10,5	9,0	7,5	6,0	5,1
0,65	10,7	10,6	9,2	7,4	6,1	5,0
0,7	10,9	10,5	9,0	7,5	6,0	4,5
0,75	10,5	10,5	9,0	7,5	-3,5	4,5
0,8	10,7	10,5	9,0	-3,8	6,0	4,6

Tabella 7. Bias medi per gli istanti di disattivazione dei segnali con SNR = 30 dB, nelle varie combinazioni di soglie impostate sulle probabilità in output dalla ANN.

A titolo di esempio, si riporta il grafico relativo al parametro bias in onset, focalizzandosi sui risultati relativi ai segnali con SNR più alto, in modo da osservare il comportamento diverso della rete, al variare della soglia impostata sui valori medi di probabilità in output dalla softmax. In particolare, si sono messi in evidenza i risultati relativi alla soglia scelta e quella pari a 0,5, valore minimo e più lontano dalla soluzione migliore, per enfatizzare le differenze (Fig. 41).

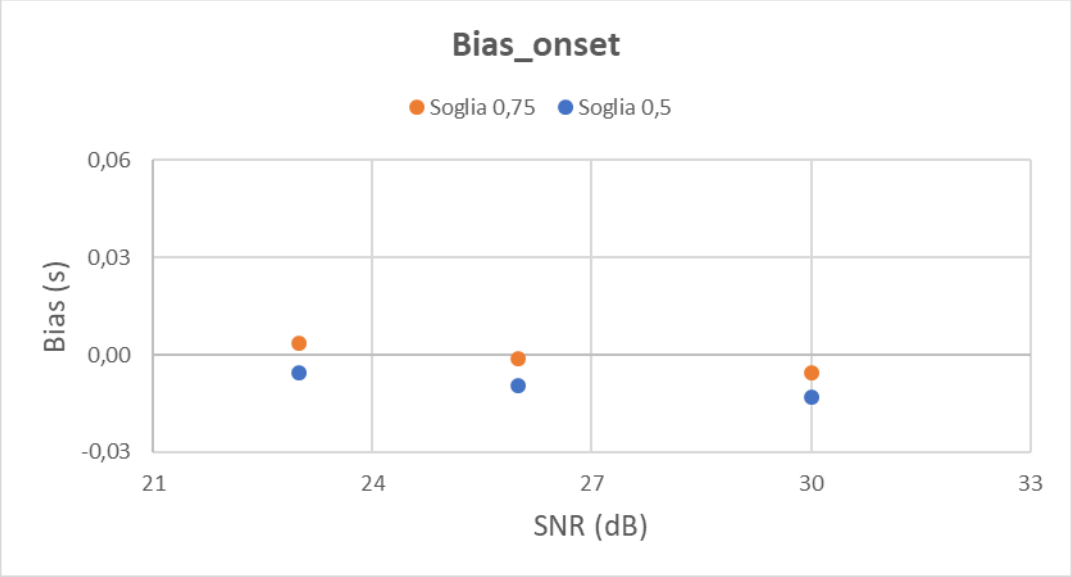


Figura 41. Valori del parametro bias relativo all'onset del segnale, da 23 a 30 dB, in confronto tra le due diverse soglie pari a 0,5 e 0,75.

Come si può osservare una soglia pari a 0,75 consente di ridurre l'errore mantenendo più vicino al livello di zero le prestazioni della rete neurale. L'errore sistematico visibile dal grafico (Fig. 41), spiega anche i risultati presentati nelle tabelle sottostanti, in cui i valori dei parametri di valutazione delle performance dell'algoritmo sono suddivisi non solo in base all'SNR, ma anche per ogni σ e α diversi. In questo modo ogni cella delle tabelle riporta il valore medio calcolato solo sulle 1000 realizzazioni effettuate per ogni combinazione di SNR, σ e α.

	Bias_onset (ms) σ = 50 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	28,8	49	74,8	96,4
6	15,2	33,9	59,8	79,6
10	2,5	14,2	35,9	56,3
13	-1,6	5,5	23,5	42,9
16	-4,2	0,03	14,2	32
20	-6,4	-3,6	5	20,3
23	-7,7	-5,5	0,4	37,4
26	-8,9	-6,8	-2,5	6,5
30	-9,9	-8,6	5,2	0,8

Tabella 8. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro bias relativo all'onset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 50 ms.

	Bias_onset (ms) σ = 100 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	64,5	112,1	162,6	205,5
6	28,1	69,8	117,9	158,7
10	3,6	26,1	73,3	111,9
13	-1,4	9	48,1	87,2
16	-4,1	1,6	26,7	66,7
20	-6,4	-3	8,9	41
23	-7,6	-5,1	2	24,8
26	-8,9	-6,7	-2	11,8
30	-10	-8,4	-4,9	2,7

Tabella 9. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro bias relativo all'onset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 100 ms.

	Bias_onset (ms) σ = 150 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	93,7	168,3	240,7	300,8
6	35,8	98,6	173,9	231,9
10	4,5	37,6	108,2	167,5
13	-1,3	13	72,9	130,6
16	-3,7	2,5	41,6	100,4
20	-6,4	-2,8	12,6	63,6
23	-7,6	-5	2,8	37,4
26	-8,9	-6,7	-1,5	17,4
30	-10,6	-8,3	-4,8	3,9

Tabella 10. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro bias relativo all'onset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 150 ms.

Le tabelle (Tab. 8-10) mostrano che il bias relativo agli istanti di onset, in media, diminuisce all'aumentare del SNR dei segnali simulati, come ci si aspetta, in quanto all'aumentare del rapporto segnale-rumore i tratti di segnale con attività muscolare presente sono più facilmente distinguibili dal rumore di fondo. Si nota anche che il bias aumenta, all'aumentare di α, che definisce l'ampiezza del supporto temporale della gaussiana troncata, utilizzata per la simulazione dei segnali, così come aumenta fra le diverse tabelle, all'aumentare di σ. Ciò è di nuovo dovuto al fatto che per larghezze maggiori delle gaussiane, il burst di attivazione è troncato ad un'ampiezza inferiore, di conseguenza è meno distinguibile dal rumore di fondo, rispetto ai casi in cui i valori di α e σ sono inferiori.

Questi comportamenti osservati, in realtà, non valgono per tutte le combinazioni di SNR e α; infatti oltre i 23 dB, per ogni valore di deviazione standard delle gaussiane, il bias ricomincia ad aumentare, nonostante l'SNR migliori, quindi si ha un'inversione di tendenza. La stessa inversione, anche se in modo meno marcato, si può notare superando il valore di α pari a 2, sempre per SNR elevati come 26 dB e 30 dB. Questi risultati, di nuovo, sono dovuti alla presenza di segnali con SNR ed α molto diversi fra loro nel dataset di addestramento della rete, che necessiterebbero di soglie differenti da impostare sui valori di probabilità dell'output della rete neurale stessa.

Le stesse considerazioni si possono effettuare per i valori del bias relativi all'offset del segnale, così come per le deviazioni standard (Appendice A).

	Transizioni Errate (%) σ = 50 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	55,8	54,8	51,9	52,6
6	6,4	5,8	5,5	5,7
10	0,3	0,3	0,4	1,1
13	0,4	0,3	0,4	0,4
16	0,5	0,3	0,5	0,6
20	0,7	0,4	0,3	0,1
23	0,6	0,6	0,4	0,5
26	0,8	0,5	0,2	0,6
30	0,7	1,3	1,3	1,2

Tabella 11. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro transizioni errate, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 50 ms.

	Transizioni Errate (%) σ = 100 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	32,5	32,2	32,2	32,6
6	7,2	11,4	12,5	11,3
10	0,4	0,8	2,1	2,1
13	0,3	0,6	0,8	1,2
16	0,5	0,5	0,5	0,5
20	0,3	0,5	0,2	0,6
23	0,4	0,5	0,5	1
26	0,6	0,8	0,6	0,4
30	2	1,4	0,9	1,4

Tabella 12. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro transizioni errate, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 100 ms.

	Transizioni Errate (%) σ = 150 ms			
SNR	α = 1	α = 1,5	α = 2	α = 2,4
3	35,9	38,5	36,5	38
6	19,1	29,5	30,6	32,4
10	0,6	5,2	10	10,4
13	0	0,8	5,1	5
16	1	1,1	1,8	2,1
20	0,4	0,6	0,5	1,8
23	0,5	0,1	0,6	0,8
26	0,5	0,2	0,5	0,6
30	1,3	1,3	1,5	1,5

Tabella 13. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro transizioni errate, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 150 ms.

Le transizioni errate (Tab. 11-13), invece, sono superiori al 50% solo nel caso di segnali a 3 dB, con σ pari a 50 ms, per tutte le α. Negli altri casi, a 3 dB sono superiori al 30%, per poi diminuire rapidamente al di sotto del 10% per SNR pari a 6 dB ed infine risultano minori dell'1% per quasi tutti gli altri valori di SNR, per ogni combinazione. Questo sta ad indicare che l'algoritmo di riconoscimento è affidabile nell'individuazione dell'attivazione muscolare simulata nei segnali, riconosce infatti in pochissimi casi dei falsi positivi o negativi e solo a 30 dB i valori risalgono appena al di sopra dell'1%, rimettendo in evidenza che la soglia pari a 0,75 scelta, è il compromesso migliore in generale, ma non è la soluzione migliore quando l'SNR è il più alto.

Confronto fra metodi di riconoscimento dell'attività muscolare

Lo stesso dataset di segnali simulati, comprendente tutte le combinazioni di SNR, σ ed α, è stato utilizzato anche per testare le prestazioni degli altri due metodi di riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare, che vengono così confrontati con l'algoritmo basato su tecniche di machine learning (ANN), attraverso i parametri descritti precedentemente (paragrafo 3.3).

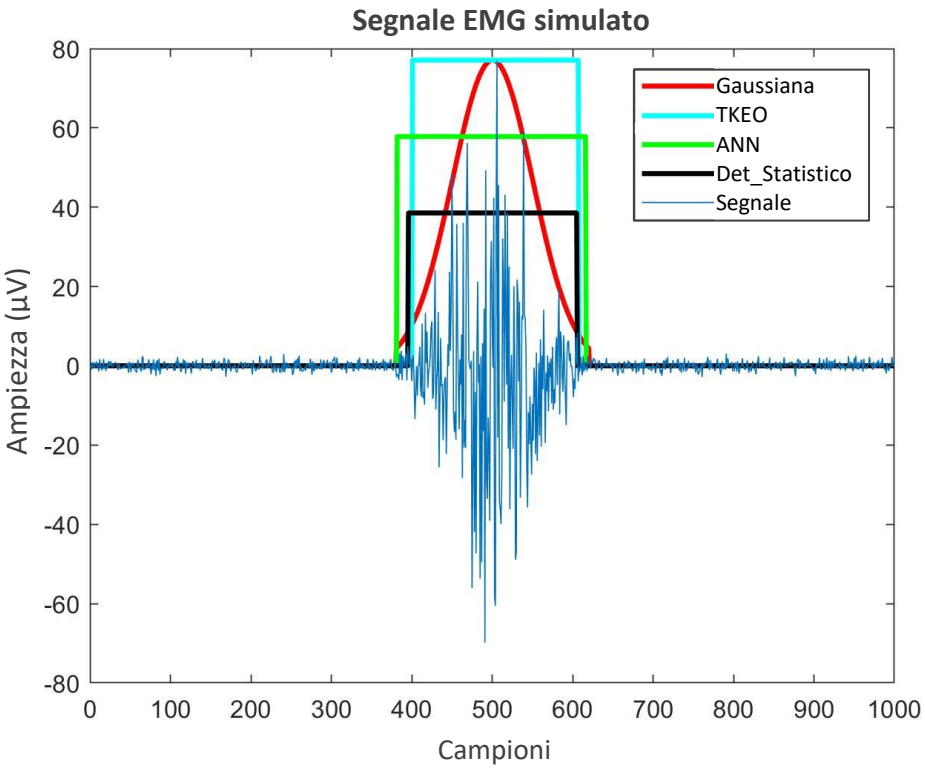


Figura 42. Finestre di attivazione individuate dai 3 algoritmi di detezione del segnale EMG (TKEO, ANN e detettore statistico) su un segnale simulato con SNR = 30 dB, σ = 50 ms, α = 2.4.

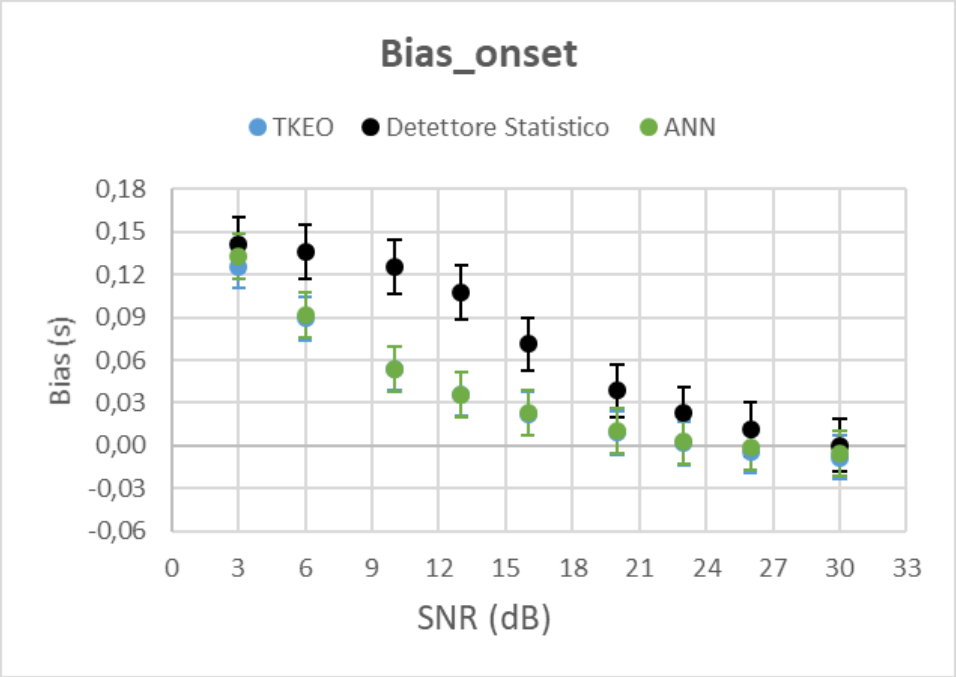


Figura 43. Valori medi del bias relativi al fronte di salita delle attivazioni considerate, con relativo errore standard, per i diversi metodi di riconoscimento dell'EMG.

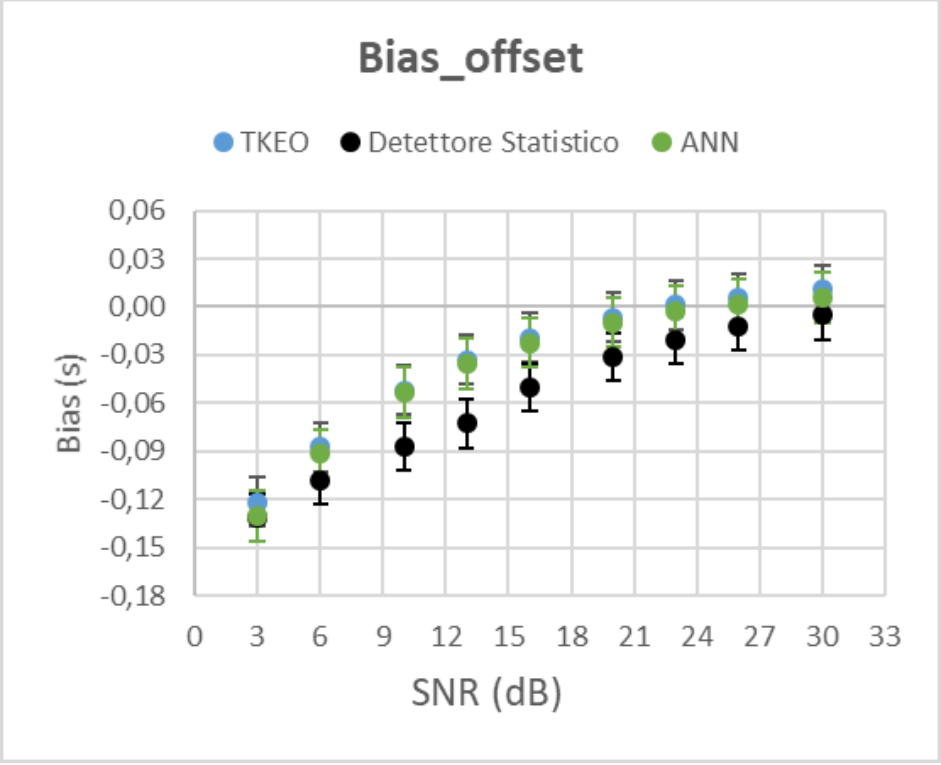


Figura 44. Valori medi del bias relativi al fronte di discesa delle attivazioni considerate, con relativo errore standard, per i diversi metodi di riconoscimento dell'EMG.

I grafici sopra riportati rappresentano il confronto fra le prestazioni dei 3 metodi in esame: TKEO, detettore statistico e ANN. Il confronto viene effettuato in termini di bias medio rispetto al supporto temporale della finestra gaussiana reale, utilizzata nella simulazione dei segnali stessi. Tale bias è stato calcolato sulle 12000 iterazioni di tutte le combinazioni di σ e α simulate, divise per ogni SNR. Nuovamente gli aspetti più evidenti sono la tendenza di tutti gli algoritmi di detezione a migliorare le loro performance nel passaggio da bassi ad alti rapporti segnale-rumore, e ad identificare gli istanti di *onset* dell'attivazione in ritardo, mentre quelli di *offset* in anticipo.
Più nello specifico, confrontando i 3 metodi si è osservato che:

- i metodi TKEO e ANN presentano performance molto simili a livello numerico, seguendo l'andamento già descritto precedentemente per l'algoritmo basato su rete neurale, per cui si possono considerare confrontabili in termini di prestazioni. Tuttavia, occorre tenere a mente che il metodo TKEO è dipendente da una soglia, calcolata su un tratto di segnale in cui deve essere presente solamente rumore di fondo, per cui implica la conoscenza a priori, e con certezza, della posizione lungo il segnale di un segmento con tale caratteristica. Indirettamente quindi, è dipendente dal rapporto segnale-rumore dei segnali presi in esame, in quanto, per SNR bassi, sarà difficile stabilire a priori dov'è presente solo rumore e dove c'è attivazione muscolare, nel caso di segnali non simulati, quindi non controllabili. Il metodo ANN è invece indipendente da variabili esterne ed inoltre, è osservabile che tende maggiormente allo zero rispetto al TKEO, che comunque mostra di avere anch'esso un errore sistematico, più accentuato rispetto al metodo basato su tecniche di machine learning

- il detettore statistico a doppia soglia mostra invece, performance mediamente inferiori, a livello numerico, rispetto agli altri due metodi. In particolare, infatti, il detettore statistico ha valori

confrontabili con quelli del metodo ANN solo per SNR pari a 3 dB e a 30 dB, mentre le sue prestazioni sono inferiori al metodo ANN per SNR compresi fra 6 dB e 26 dB. Il bias del detettore statistico scende sotto i 100 ms solo a partire dai 13 dB di SNR, e sotto i 30 ms a partire dai 23 dB, sia per gli istanti di *onset*, che per quelli di *offset*.

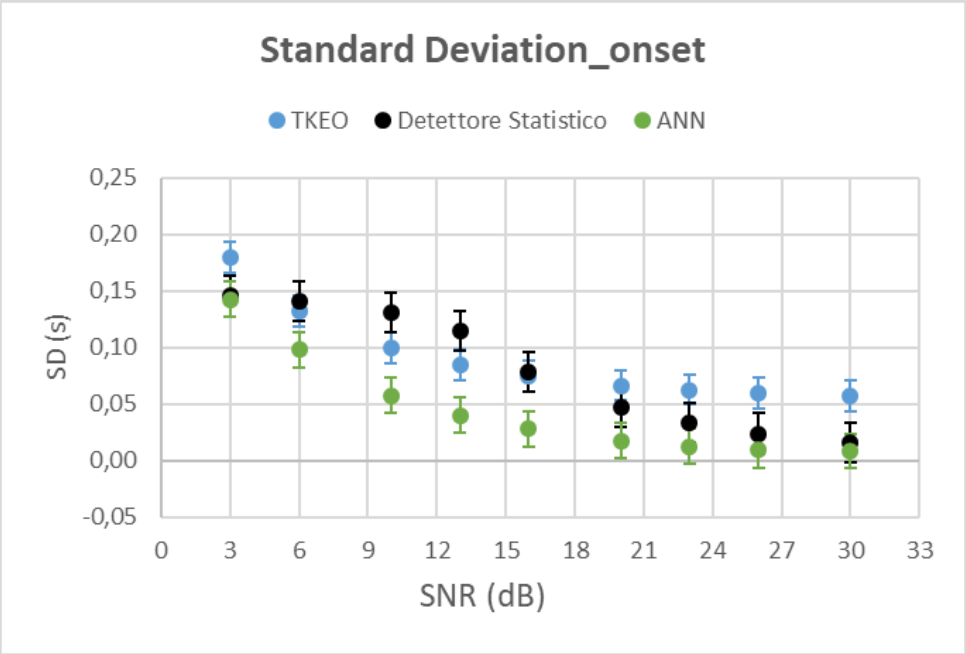


Figura 45. Valori medi di deviazione standard relativi al fronte di salita delle attivazioni considerate, con relativo errore standard, per i diversi metodi di riconoscimento dell'EMG.

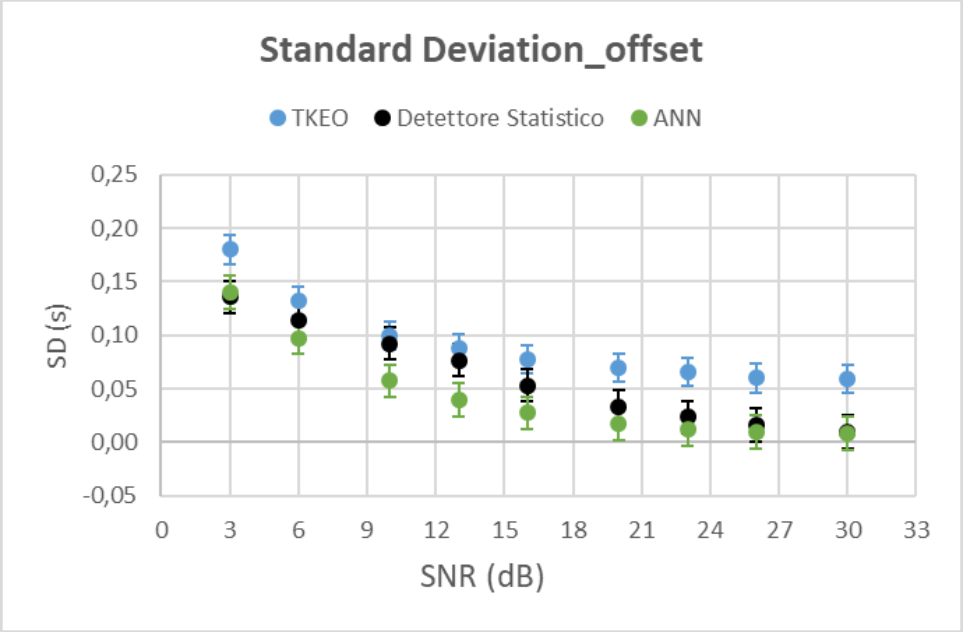


Figura 46. Valori medi di deviazione standard relativi al fronte di discesa delle attivazioni considerate, con relativo errore standard, per i diversi metodi di riconoscimento dell'EMG.

Per quanto riguarda il parametro deviazione standard del bias, si nota sempre il comportamento migliorativo all'aumentare del rapporto segnale-rumore, per tutti i metodi, ma le differenze poi diventano meno evidenti, in questo caso, fra il detettore statistico e il metodo TKEO, rispetto all'algoritmo basato su ANN. In particolare:

- il metodo TKEO risulta sempre peggiore nelle performance, rispetto alla rete neurale, sia in *onset* che in *offset*. Questo è un'evidenza del fatto che, nonostante nel parametro di bias i risultati fra TKEO e ANN fossero confrontabili, l'ANN riconosce le attivazioni muscolari con maggior precisione e ripetibilità rispetto al TKEO. Infatti i valori di deviazione standard sono maggiori per il TKEO e sempre non confrontabili

- il detettore statistico, invece, in questo caso, dimostra di essere migliore del metodo TKEO in termini di ripetibilità nell'identificazione degli istanti di attivazione e disattivazione. Infatti, in

offset, il detettore a doppia soglia presenta prestazioni migliori del TKEO, per ogni valore di SNR simulato; mentre in *onset*, numericamente, il detettore ha risultati migliori solo a 3 dB e poi da 20 dB in avanti, ma questi tendono molto di più allo zero, arrivando ad essere confrontabili con i risultati della ANN per gli SNR più alti.

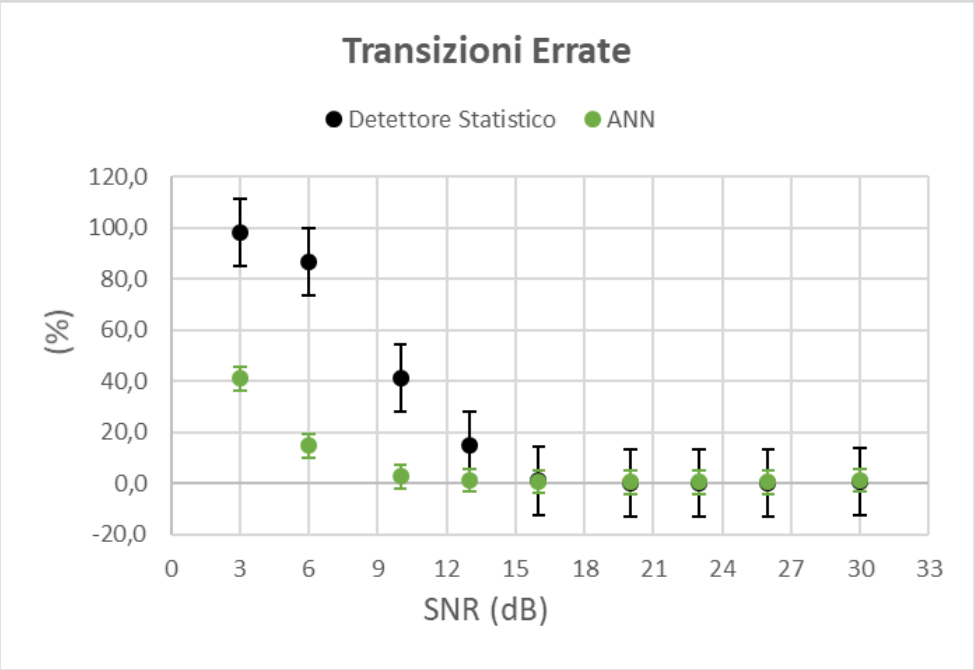


Figura 47. Valori medi di transizioni errate relativi a tutti i cicli del passo considerati, con errore standard, per i metodi di riconoscimento dell'EMG statistico e basato su ANN.

L'ultimo grafico, sopra riportato, mostra le prestazioni relative alle transizioni errate, confrontando unicamente il metodo statistico e la rete neurale, in quanto il parametro transizioni errate non è calcolabile per il metodo TKEO. Esso infatti definisce la finestra di attivazione del segnale EMG dal primo campione che supera la soglia, all'ultimo identificato come tale, per cui, per i segnali simulati, che presentano una sola attivazione per ciclo di segnale analizzato, non è possibile definire un numero di transizioni errate, in termini di falsi positivi e falsi negativi, come fatto per gli altri due metodi.
Il grafico denota che il detettore statistico ha prestazioni peggiori rispetto alla rete neurale fino ad almeno 13 dB di SNR. In particolare,

a 3 dB il parametro raggiunge quasi il 100%, a significare come il detettore a doppia soglia, per bassi SNR, identifichi attivazioni o disattivazioni errate in praticamente tutti i cicli del passo analizzati. Oltre i 16 dB invece i risultati tendono allo zero e sono completamente confrontabili con quelli in uscita dall'algoritmo basato su ANN. Una differenza tra i due, che si riscontra per tutti gli SNR, è visibile nell'errore standard dei valori riportati, che è sempre maggiore per il metodo statistico, ad indicare come sulla totalità dei segnali testati, l'algoritmo basato su machine learning, di nuovo, sia più ripetibile nei risultati dell'individuazione delle finestre di attivazione del segnale.

Analisi statistica

Per convalidare le osservazioni fatte precedentemente anche dal punto di vista statistico, si è deciso di analizzare nel dettaglio i valori dei 3 parametri di confronto, in corrispondenza dei valori minimo, massimo e centrale del range di SNR simulati. In particolare, considerando bias e deviazione standard, ci si è focalizzati sui risultati relativi agli istanti di *onset* delle attivazioni elettromiografiche.

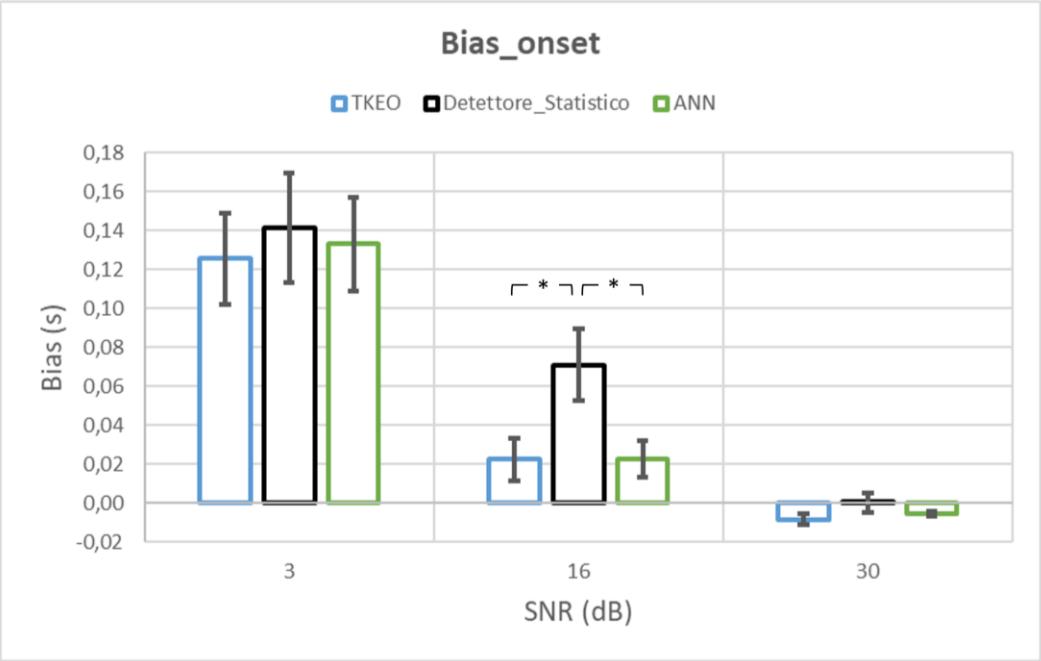


Figura 48. Confronto dei valori medi del bias in onset relativi ai tre diversi metodi di detezione dell'EMG, per SNR = 3, 16, 30 dB. Differenza statistica rilevata fra Detettore Statistico e metodo TKEO a 16 dB (p_value = 0,033) e fra Detettore Statistico e ANN (p_value = 0,029).

A conferma di quanto detto precedentemente, il grafico a barre relativo al bias mostra una differenza statisticamente significativa fra le prestazioni del detettore statistico e quelle degli altri due metodi di detezione. Ciò tuttavia è vero per valori intermedi di SNR, dove le performance del detettore a doppia soglia risultano globalmente inferiori a quelle degli altri due metodi. Invece per SNR pari a 3 dB, non c'è una differenza statisticamente significativa fra i risultati dei 3 metodi, a dimostrazione del fatto che, in questo caso, la scarsissima qualità del segnale fa sì che nessuno dei tre metodi riesca ad eccellere sugli altri. Analogamente, per SNR pari a i 30 dB, i risultati sono confrontabili fra i 3 metodi in quanto la qualità del segnale è così elevata da permettere di ottenere ottime performance di detezione con ciascuno dei tre metodi considerati.

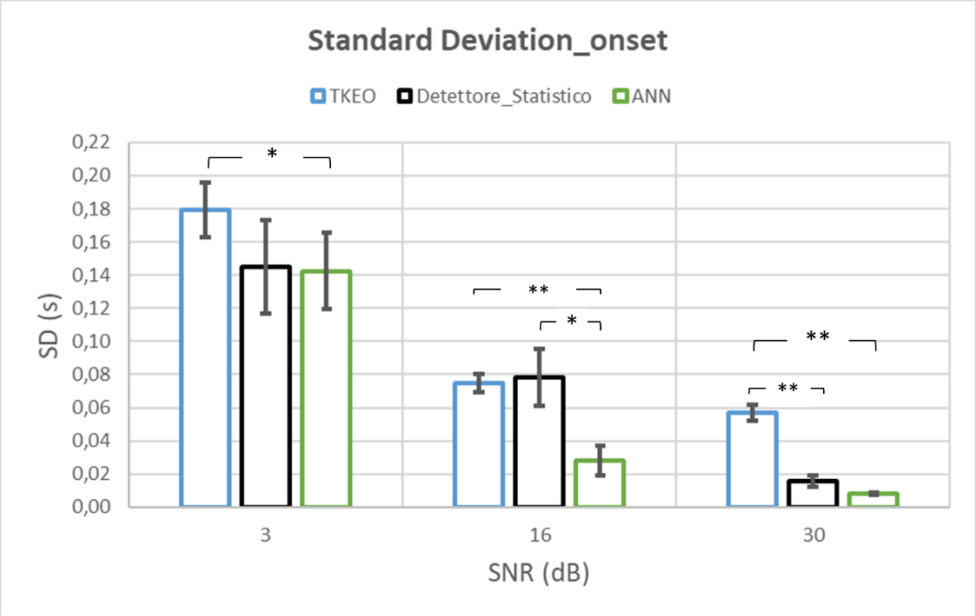


Figura 49. Confronto dei valori medi della deviazione standard in onset relativi ai tre diversi metodi di detezione dell'EMG, per SNR = 3, 16, 30 dB. Differenza statistica rilevata fra ANN e metodo TKEO a 3 dB (p_value = 0,041), a 16 dB (p_value = 2 e-5) e a 30 dB (p_value 9,07 e-10), fra Detettore Statistico e ANN a 16 dB (p_value = 0,018) e fra Detettore Statistico e TKEO a 30 dB (p_value = 5,16 e-7).

Per quanto riguarda la deviazione standard, il diagramma a barre conferma che il metodo TKEO identifica con minor ripetibilità gli istanti di attivazione del segnale, rispetto al metodo basato su ANN; infatti i valori dei due metodi risultano essere statisticamente differenti, per ogni SNR. Nel caso del detettore statistico invece, il metodo è statisticamente peggiore rispetto al metodo ANN, solo per SNR pari a 16 dB; infatti, come già osservato, questo si avvicina di più alle prestazioni della rete neurale, in termini di deviazione standard, rispetto al metodo TKEO, tendendo anche maggiormente al livello di zero.

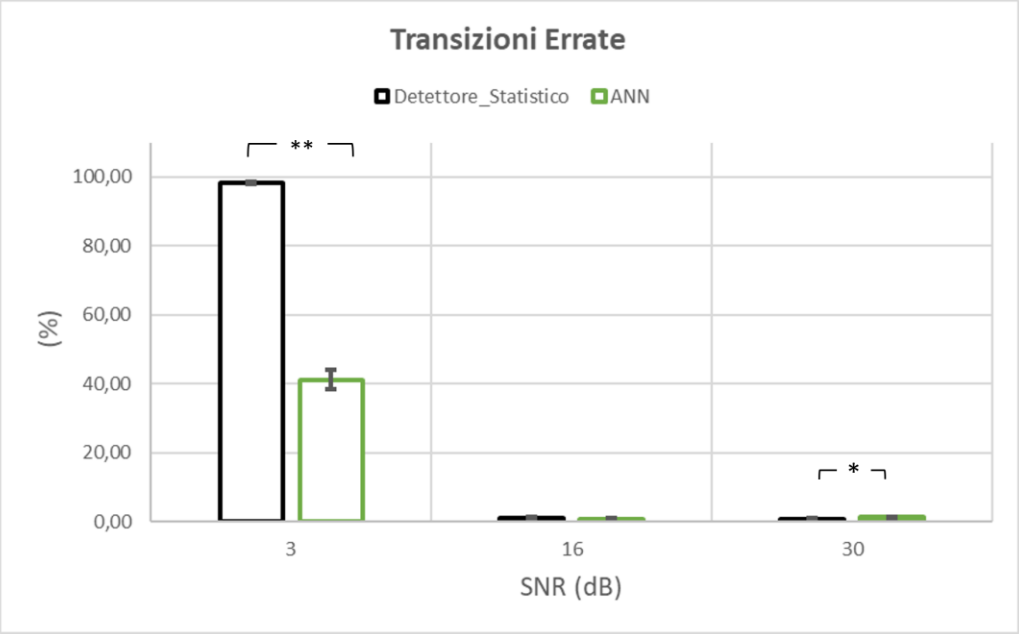


Figura 50. Confronto dei valori medi delle transizioni errate relative ai due diversi metodi (ANN e detettore statistico) di detezione dell'EMG, per SNR = 3, 16, 30 dB. Differenza statistica rilevata fra ANN e Detettore Statistico a 3 dB (p_value = 8,73 e-16) e a 30 dB (p_value = 0,043).

Il grafico relativo alle transizioni errate, solo per il metodo basato su detettore statistico a doppia soglia e su ANN, mostra una differenza statisticamente significativa fra i due metodi a 3 dB, dove numericamente le performance sono molto diverse, e a 30 dB, dove invece sono simili.

Valutazione della qualità della classificazione del segnale EMG

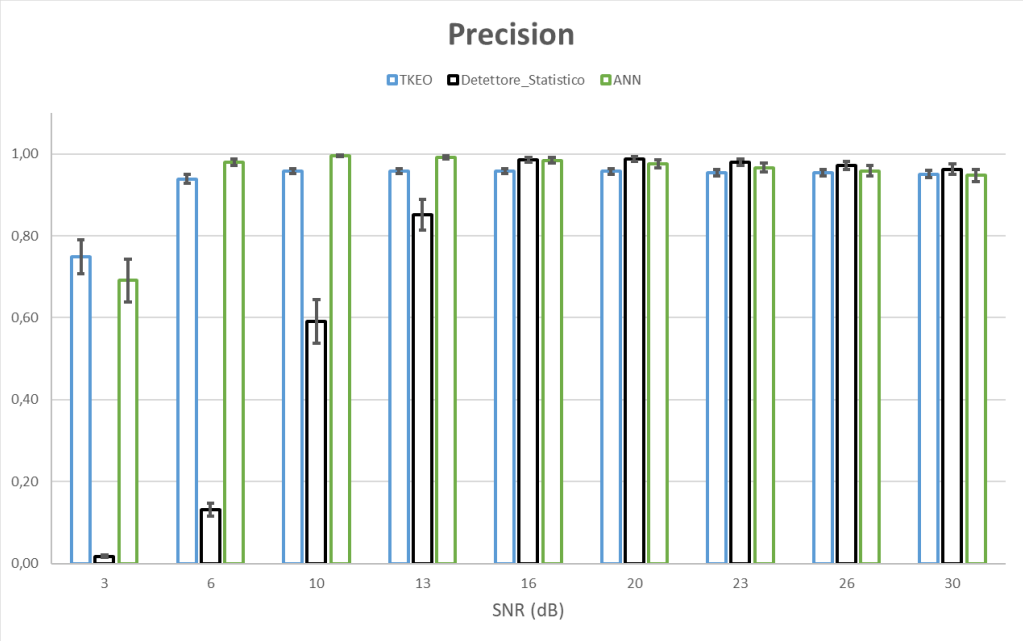


Figura 51. Confronto dei valori medi su 12000 iterazioni del parametro precision, relativo ai 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, divisi per ogni SNR, con relativo errore standard.

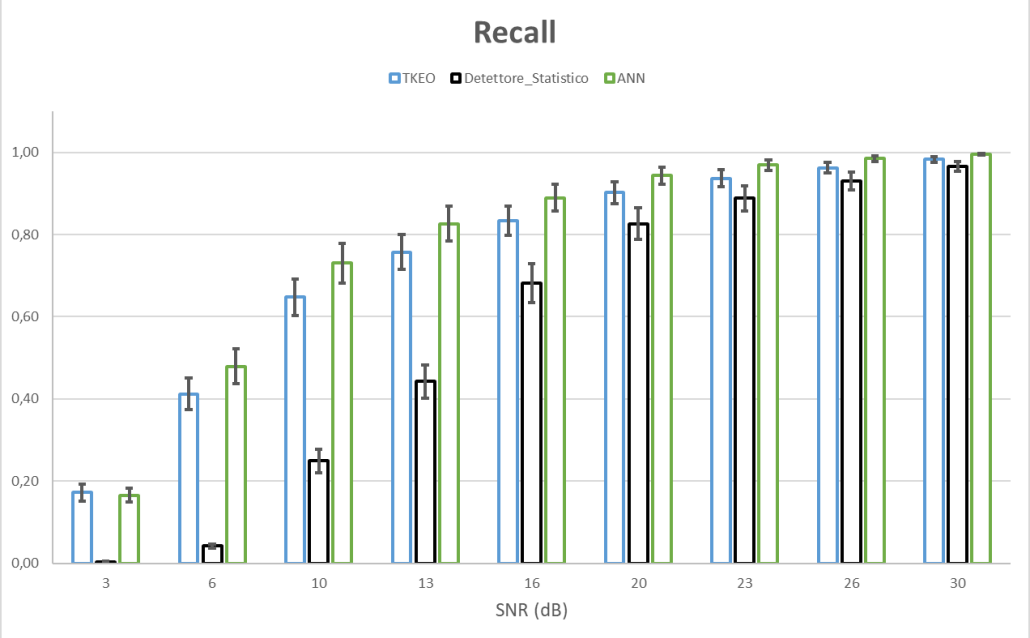


Figura 52. Confronto dei valori medi su 12000 iterazioni del parametro recall, relativo ai 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, divisi per ogni SNR, con relativo errore standard.

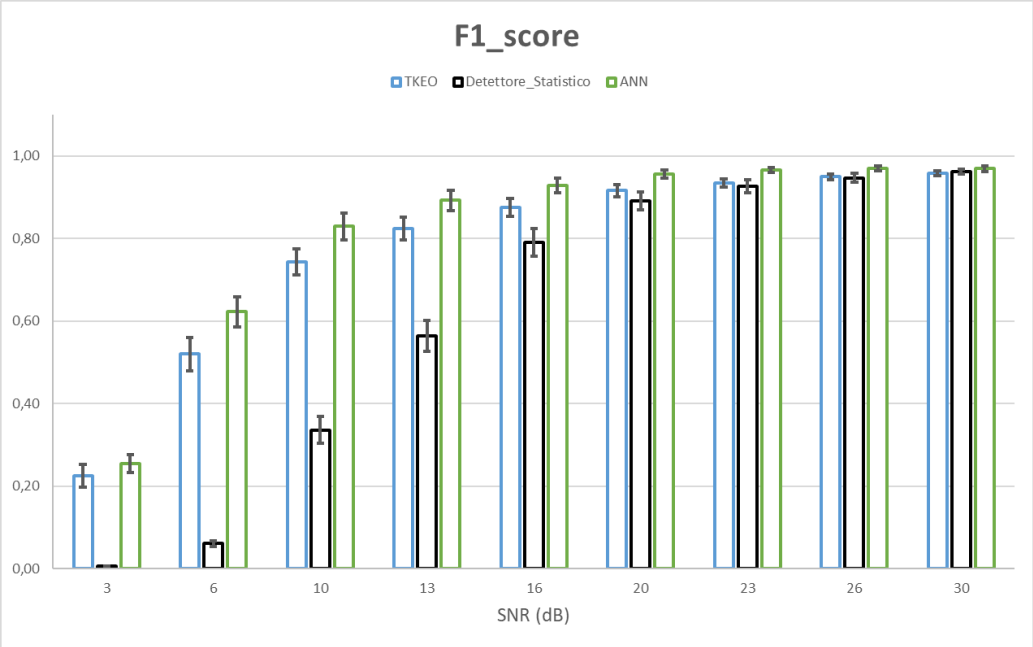


Figura 53. Confronto dei valori medi su 12000 iterazioni del parametro F1_score, relativo ai 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, divisi per ogni SNR, con relativo errore standard.

In questo caso, i grafici sopra riportati illustrano le prestazioni della rete neurale a confronto con gli altri due metodi, attraverso parametri con cui è possibile valutare la qualità della classificazione degli intervalli di attivazione muscolare. In particolare sono riportati i valori medi assunti dai parametri, suddivisi per ogni SNR, calcolati sulle 12000 iterazioni effettuate per ogni combinazione di σ e α, valutate per quello specifico SNR.
Come già osservato in precedenza, anche in questo caso è immediatamente visibile che all'aumentare del rapporto segnale-rumore aumentano anche i valori dei parametri, per tutti i metodi analizzati. In particolare si nota che il detettore statistico a doppia soglia è il metodo che mostra le prestazioni inferiori, a bassi SNR, per tutti i parametri analizzati. Vi è infatti una maggiore differenza di prestazioni tra i metodi, per segnali a 3 e 6 dB, rispetto a quanto non si osservi a 30 dB. Più nel dettaglio:

– *Precision* (Fig. 51): il detettore statistico mostra valori di precisione prossimi allo zero a 3 e 6 dB, che superano lo 0,5 a 10 dB e che si stabilizzano intorno a 0,97 solo per SNR pari o superiori

a 16 dB. Per quanto riguarda gli altri due metodi, invece, i valori raggiungono già lo 0,7 a 3 dB e si stabilizzano rispettivamente intorno a 0,95 per il TKEO e a 0,97 per la ANN, a partire da SNR pari a 6 dB. Questa osservazione è un indice di come il detettore statistico a doppia soglia sia un metodo più sensibile al rapporto segnale-rumore, per cui mostra prestazioni peggiori a bassi SNR. Diventa poi assolutamente confrontabile agli altri due metodi per SNR più alti, mostrando anzi prestazioni leggermente superiori a partire da valori di SNR pari a 16 dB. Fra gli altri due metodi si può osservare che il TKEO risulta migliore della rete neurale solo a 3 dB, dopodiché continua ad essere peggiore, anche se di poco.
I relativi errori standard risultano essere maggiori per bassi SNR, come ci si aspettava, per tutti i metodi. In particolare, per il TKEO e la ANN solo a 3 dB; nel caso del detettore statistico invece l'errore standard dimostra che a 3 dB le prestazioni sono sempre intorno allo zero, mentre sono più variabili a 10 e 13 dB.

– *Recall* (Fig. 52): si riscontrano le stesse relazioni del caso precedente fra i 3 metodi in esame, infatti, il TKEO risulta migliore del metodo basato su rete neurale solo a 3 dB e il detettore statistico ha prestazioni molto inferiori rispetto agli altri metodi per bassi valori di SNR. Una differenza rispetto al caso precedente è che, per quanto riguarda il parametro in esame, il metodo statistico non risulta mai essere la tecnica migliore. Numericamente infatti, le prestazioni sono molto simili solo per 30 dB, anche se, a partire da valori di SNR pari a 20 dB, il parametro supera lo 0,8 anche per questo metodo.
Gli errori standard, di nuovo, mostrano una maggiore variabilità fra i risultati per bassi valori di SNR, (fatta eccezione per il

detettore statistico a 3 e 6 dB, come nel caso precedente), che poi tende a diminuire per SNR più alti.

– *F1_score* (Fig. 53): questo parametro, come descritto nel paragrafo 3.1.3, prende in considerazione sia precision che recall, (Eq. 34), fornendo quindi una sintesi dell'andamento di entrambi. Dal diagramma a barre, infatti, si può notare che, in analogia con quanto osservato per i precedenti parametri (precision e recall), l'F1_score risulta basso per i primi valori di SNR simulati, rispetto ai casi di SNR più elevati. Inoltre, sempre in linea con quanto detto per i parametri precedenti, l'F1_score del detettore statistico risulta inferiore, per bassi SNR, rispetto a quanto si ottiene con gli altri due metodi. In sintesi, anche questo parametro dimostra che le prestazioni dei 3 metodi sono confrontabili quando il rapporto segnale-rumore del tracciato EMG in esame è almeno pari a 23 dB.

Figura 54. Confronto dei valori medi su 12000 iterazioni del parametro Dice Coefficient, relativo ai 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, divisi per ogni SNR, con relativo errore standard.

Il grafico sopra riportato mostra i valori medi del coefficiente di Dice, calcolati come nel caso dei parametri precedenti. In quanto indice di similarità consente di valutare quanto il segnale binario ricavato con i metodi automatici sia simile alla gaussiana utilizzata per simulare i segnali EMG, opportunamente trasformata a segnale binario per il calcolo del parametro stesso. Si può facilmente osservare che, come negli altri casi, le performance migliorano all'aumentare dell'SNR per tutti i metodi, e che i metodi TKEO e ANN sono migliori per bassi SNR. A differenza dei casi precedenti, le prestazioni dell'algoritmo basato su rete neurale sono le migliori per tutti i valori di SNR e superano l'80% già a partire dai 10 dB. In generale, comunque, i valori numerici del parametro sono simili per tutti i metodi ad alti SNR come 23, 26 e 30 dB, attestandosi attorno al 97% di similarità per l'ANN e al 95% per il TKEO e il detettore statistico a doppia soglia. Dai relativi errori standard si possono effettuare le stesse considerazioni già effettuate per i parametri precedenti.

Analisi statistica

Per completare il confronto fra i diversi metodi di detezione dell'attività muscolare, sul segnale EMG simulato, si è deciso di effettuare un'analisi statistica attraverso *t-test* dei risultati mostrati in precedenza. In particolare ci si è concentrati su 3, 16 e 30 dB, per analizzare i risultati ai valori estremi, e quello centrale, degli SNR simulati. L'analisi è stata effettuata solo sui parametri F1_score, (che restituisce già informazioni relative anche a *precision* e *recall*), e sull'indice di Dice.

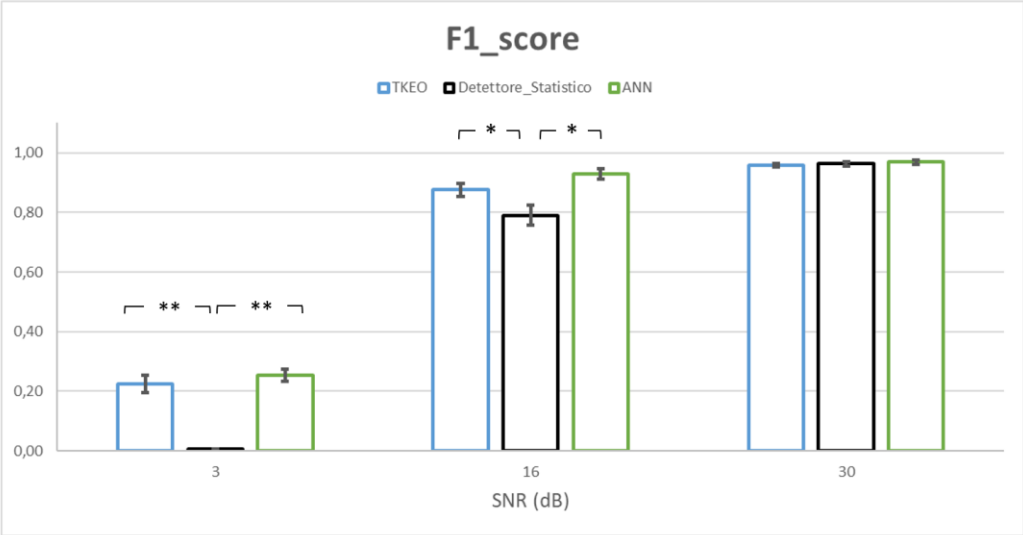


Figura 55. Confronto dei valori medi su 12000 iterazioni del parametro F1_score, relativo ai 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, per SNR = 3, 16, 30 dB, con relativo errore standard. Differenza statistica rilevata fra ANN e Detettore Statistico a 3 dB (p_value = 6,25 e-7) e a 16 dB (p_value = 0,001); fra TKEO e Detettore Statistico a 3 dB (p_value = 1,16 e-7) e a 16 dB (p_value = 0,041).

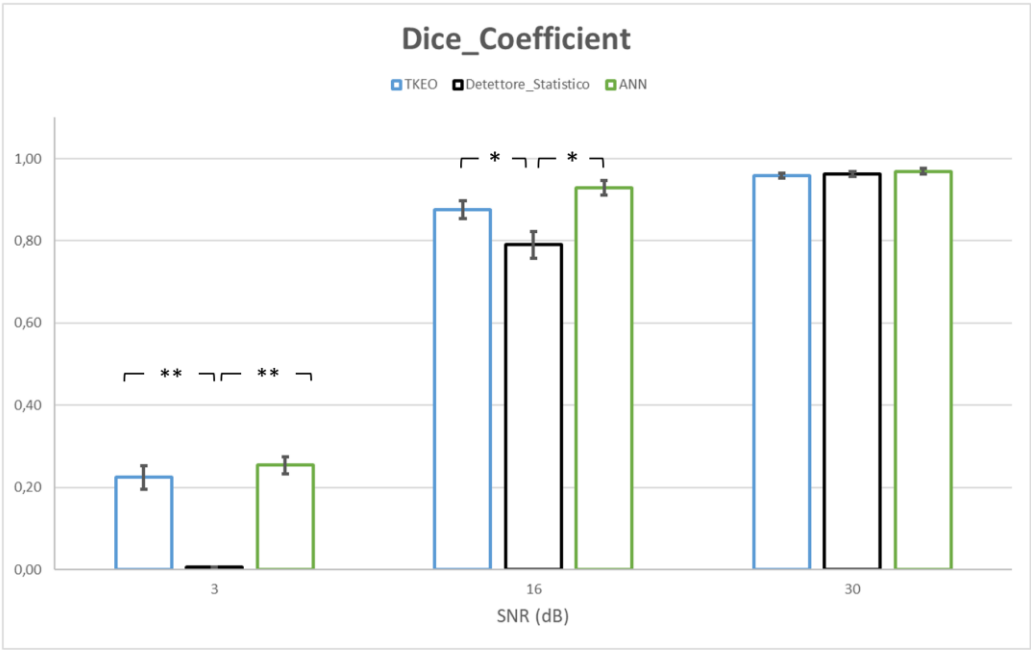


Figura 56. Confronto dei valori medi su 12000 iterazioni del parametro Dice Coefficient, relativo ai 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, per SNR = 3, 16, 30 dB, con relativo errore standard. Differenza statistica rilevata fra ANN e Detettore Statistico a 3 dB (p_value = 6,25 e-11) e a 16 dB (p_value = 0,001); fra TKEO e Detettore Statistico a 3 dB (p_value = 1,15 e-7) e a 16 dB (p_value = 0,04).

I grafici sopra riportati confermano quanto già osservato precedentemente: le prestazioni dei metodi TKEO e ANN sono sempre confrontabili, mentre il detettore statistico mostra performance significativamente differenti dal punto di vista statistico rispetto agli altri metodi, per valori di SNR bassi (3 e 16 dB). Come risulta evidente anche visivamente dai diagrammi a barre, si hanno differenze maggiori per i casi a 3 dB, rispetto a quelli a 16 dB, come è confermato dai p-value più bassi (didascalie fig. 52 e 53). A 30 dB l'ottima qualità del segnale EMG invece consente a tutti i metodi di identificare gli intervalli di attivazione muscolare con maggiore precisione, infatti le prestazioni risultano sempre elevate e sostanzialmente equivalenti per tutti i metodi (F1_score = 0,98 circa, Dice = 0,97 circa).

4.2 Segnali reali

Dopo aver verificato la funzionalità del metodo basato su tecniche di machine learning (ANN) su segnali simulati, si è passati alla sua applicazione su un dataset di segnali reali. Analogamente a quanto elaborato per i segnali simulati, anche qui è stato necessario definire la struttura e i parametri migliori della rete neurale da sviluppare. A tal proposito, di seguito si riportano le tabelle che mostrano i valori, in percentuale, dei corretti classificati sul totale delle finestre di segnale EMG, ricavate dall'intero dataset costituito dai 26 soggetti a disposizione. In particolare, sono riportate le prestazioni peggiore e migliore ottenute fra le 10 prove eseguite, per ogni struttura di rete neurale testata.

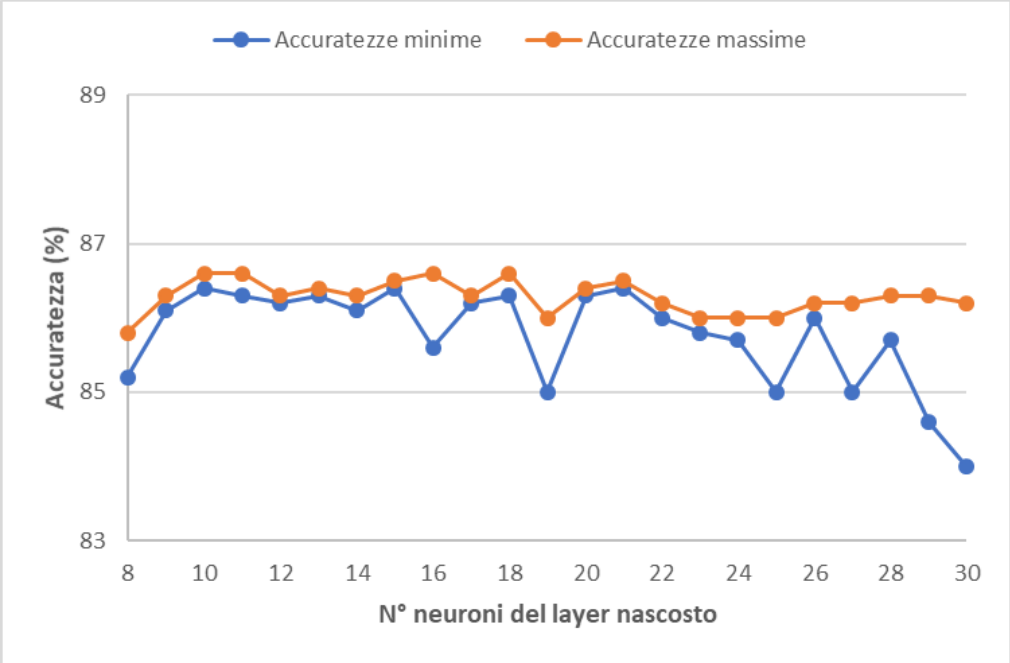


Figura 57. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale ad un layer nascosto. L'asse x indica il numero di neuroni nel layer nascosto.

N° neuroni			
Layer 1	Layer 2	Layer 3	Accuratezza
5	0	0	85,2-85,7 %
6	0	0	85,3-85,6 %
7	0	0	85,3-86 %
8	0	0	85,2-85,8 %
9	0	0	86,1-86,3 %
10	0	0	86,4-86,6 %
11	0	0	86,3-86,6 %
12	0	0	86,2-86,3 %
13	0	0	86,3-86,4 %
14	0	0	86,1-86,3 %
15	0	0	86,4-86,5 %
16	0	0	85,6-86,6 %
17	0	0	86,2-86,3 %
18	0	0	86,3-86,6 %
19	0	0	85-86 %
20	0	0	86,3-86,4 %
21	0	0	86,4-86,5 %
22	0	0	86-86,2 %
23	0	0	85,8-86 %
24	0	0	85,7-86 %
25	0	0	85-86 %
26	0	0	86-86,2 %
27	0	0	85-86,2 %
28	0	0	85,7-86,3 %
29	0	0	84,6-86,3 %
30	0	0	84-86,2 %

Tabella 14. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale ad un solo layer nascosto.

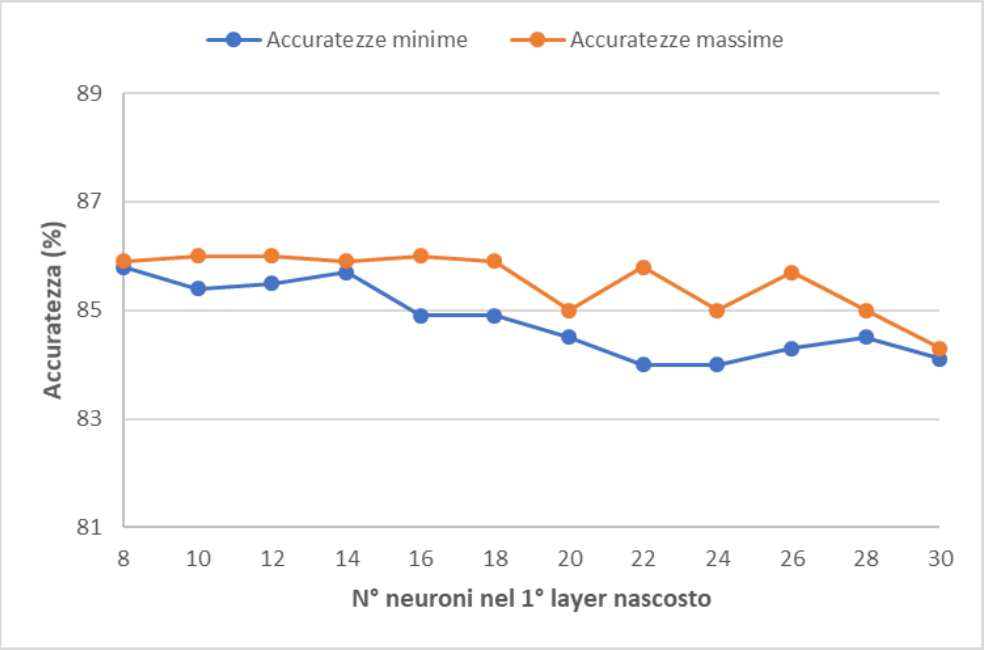


Figura 58. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a due layer nascosti. L'asse x indica il numero di neuroni nel primo layer nascosto.

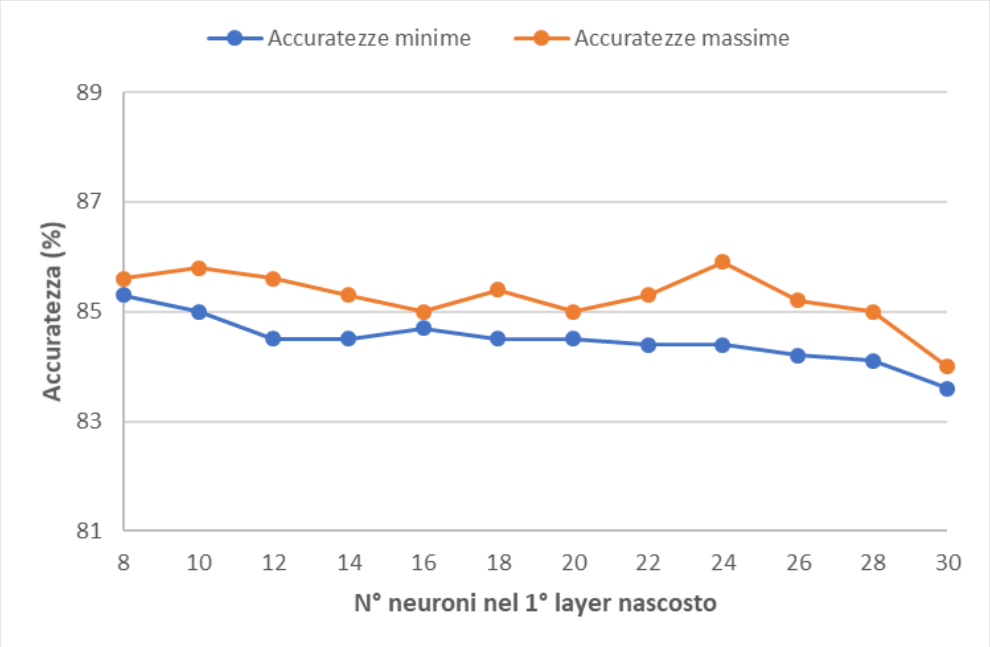


Figura 59. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a tre layer nascosti. L'asse x indica il numero di neuroni nel primo layer nascosto.

N° neuroni			
Layer 1	Layer 2	Layer 3	Accuratezza
8	4	0	85,8-85,9 %
10	5	0	85,4-86 %
12	6	0	85,5-86 %
14	7	0	85,7-85,9 %
16	8	0	84,9-86 %
18	9	0	84,9-85,9 %
20	10	0	84,5-85 %
22	11	0	84-85,8 %
24	12	0	84-85 %
26	13	0	84,3-85,7 %
28	14	0	84,5-85 %
30	15	0	84,1-84,3 %

Tabella 15. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a due layer nascosti.

N° neuroni			
Layer 1	Layer 2	Layer 3	Accuratezza
8	4	2	85,3-85,6 %
10	5	2	85-85,8 %
12	6	3	84,5-85,6 %
14	7	3	84,5-85,3 %
16	8	4	84,7-85 %
18	9	4	84,5-85,4 %
20	10	5	84,5-85 %
22	11	5	84,4-85,3 %
24	12	6	84,4-85,9 %
26	13	6	84,2-85,2 %
28	14	7	84,1-85 %
30	15	7	83,6-84 %

Tabella 16. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate per il modello di rete neurale a tre layer nascosti.

Dalle tabelle sopra riportate (Tab. 14-16) si può notare che, anche nel caso dei segnali reali, le prestazioni delle diverse reti neurali sul dataset di training non differiscono molto, per tutte le strutture testate. Le performance in accuratezza si attestano intorno all'86%, variando meno del ± 2%. Questo è di nuovo un indice di come l'approccio sia robusto nella detezione degli intervalli di attivazione muscolare, relativamente al dataset di segnali reali in esame.
In particolare, dalle tabelle 15 e 16 si può osservare che nel caso di modelli a due o tre layer nascosti le prestazioni della rete neurale, pur essendo prossime a 86% in accuratezza, tendono ad essere in media leggermente inferiori rispetto ai casi di strutture ad un solo layer nascosto Tab. 14). Nello specifico, infatti, l'accuratezza massima media delle prove effettuate su modelli ad un solo layer nascosto risulta pari a 86,3%, mentre diminuisce a 85,6% e a 85,4% nel caso di strutture rispettivamente a due e tre layer nascosti. Per questo motivo, la scelta del modello è ricaduta su una struttura ad un solo layer nascosto. Concentrandosi quindi sulla tabella 14, si osserva che la prestazione massima ottenibile è pari a 86,6% e questa si raggiunge nel caso di layer nascosto costituito da 10, 11, 16 e 18 neuroni. Tuttavia, solo per il caso di layer con 10 neuroni le prestazioni minime non scendono al di sotto dell'86,4% ed inoltre, considerando assolutamente confrontabili le performance in questi 4 casi, far ricadere la scelta su un layer costituito da 10 neuroni consente di raggiungere le stesse performnace, con una complessità computazionale inferiore. Da queste osservazioni è risultato che il modello migliore di rete neurale da utilizzare per sviluppare l'algoritmo è costituito da un layer di input di 15 neuroni, corrispondenti alle 15 features in ingresso, un solo layer nascosto di 10 neuroni e 2 neuroni nel layer di output, corrispondenti alle due classi di target (Fig. 33).

Una volta stabilita la struttura della rete neurale da implementare, utilizzando lo stesso dataset costituito dai 26 soggetti a disposizione, sono state effettuate altre 10 prove di allenamento della rete per testare tutte le diverse funzioni di attivazione possibili nei neuroni del layer nascosto e le relative funzioni di apprendimento, per l'allenamento stesso della rete. Per effettuare la scelta di tali parametri ci si

è di nuovo basati sulle prestazioni della rete, in termini di percentuale di corretti classificati sull'intero dataset di allenamento. Di seguito si riportano tabulati i risultati relativi alle accuratezze minima e massima, ottenute fra le 10 prove effettuate per ogni variazione di parametro in esame.

Funzione di attivazione	
	Accuratezza
Lineare	85,8-86,4 %
ReLu	86-86,4 %
Sigmoide	86,4-86,6 %
Tangente iperbolica	86-86,3 %

Funzione di apprendimento	
	Accuratezza
Gradiente	56,2-73 %
Gradiente Coniugato	85,5-86,1 %
Levenberg-Marquardt	86,4-86,6 %

Tabelle 17. Accuratezze minime e massime delle prove effettuate variando la funzione di attivazione dei neuroni del layer nascosto 8° sinistra) e le funzioni di apprendimento della rete (a destra).

Valutando dapprima la funzione di attivazione migliore possibile per i neuroni del layer nascosto, si può notare che la funzione lineare è quella che raggiunge le prestazioni inferiori, fra le 10 prove eseguite, mentre negli altri casi queste non scendono al di sotto dell'86%. Nonostante questa osservazione, le performance della classificazione sul dataset di training risultano confrontabili per tutte le differenti funzioni di attivazione testate. In particolare, però, è osservabile che con una funzione sigmoidale (iperbolica) si riescono ad ottenere in media accuratezze maggiori, motivo per cui la scelta della funzione di attivazione per i neuroni del layer nascosto è ricaduta su una sigmoide iperbolica, (compresa fra -1 e 1). Inoltre, tale scelta è confermata anche da un'analisi dei tempi computazionali richiesti per l'allenamento della rete in quanto, con la funzione sigmoidale, si ottengono accuratezze attorno all'86,5% con tempi di allenamento di circa 50 s, a pari merito con il tempo richiesto dalla ReLu e dalla tangente iperbolica, con cui però si

ottengono performance leggermente inferiori e contro i 3 minuti richiesti dalla funzione lineare.
Per quanto riguarda la funzione di apprendimento della rete neurale si sono testate il gradiente tradizionale, il gradiente coniugato e l'algoritmo di Levenberg – Marquardt che implementa nuovamente un gradiente modificato ma in modo diverso. Fra queste funzioni, come si evince dalla tabella 17 a destra, il metodo del gradiente classico è stato immediatamente scartato in quanto consente di raggiungere prestazioni inferiori rispetto a tutti gli altri casi. Tra i metodi del gradiente modificato e il Levenberg – Marquardt, invece, la scelta è ricaduta sul secondo in quanto, anche se richiede un tempo computazionale di allenamento maggiore, circa 50 s contro 30 s del primo metodo, consente di ottenere performance migliori in accuratezza, quindi un miglior riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare.

Giunti a questo punto sono stati stabiliti la struttura e i principali parametri caratteristici della rete neurale sviluppata per l'algoritmo di detezione del segnale EMG:

- layer di input costituito da 15 neuroni, corrispondenti alle 15 features temporali date in ingresso alla rete neurale
- un solo layer nascosto costituito da 10 neuroni, caratterizzati da funzione di attivazione sigmoidale iperbolica
- layer di output costituito da 2 neuroni, caratterizzati da funzione di attivazione softmax, in modo da ottenere in uscita la probabilità di appartenenza alle due classi di target di ogni finestra di segnale EMG in esame.

Definito il modello della rete neurale da sviluppare, dalle tabelle precedenti si è potuto osservare che le prestazioni della rete neurale in termini di corretti classificati sono pari all'86,6% del totale, in media. Tuttavia, come descritto nel paragrafo 3.1.2 il dataset è stato ulteriormente suddiviso in due parti distinte, per valutare la capacità di generalizzazione della rete su di un insieme di segnali non utilizzati per il suo allenamento. Di seguito si riportano le *confusion matrix* migliori

ottenute fra le 10 prove eseguite durante questa fase, una relativa alle prestazioni della rete sul dataset di training (85% circa del totale) ed una su quello di test (15% circa del totale).

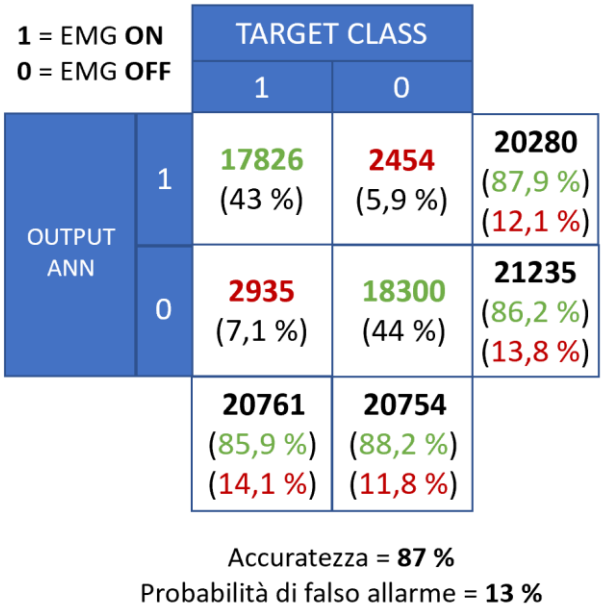


Figura 60. Confusion Matrix del dataset di training della rete, costituito da 41515 campioni (85 % circa del totale a disposizione). VP = 17826 (43%), VN = 18300(44%), FN = 2935(7,1%), FP = 2454(5,9%).

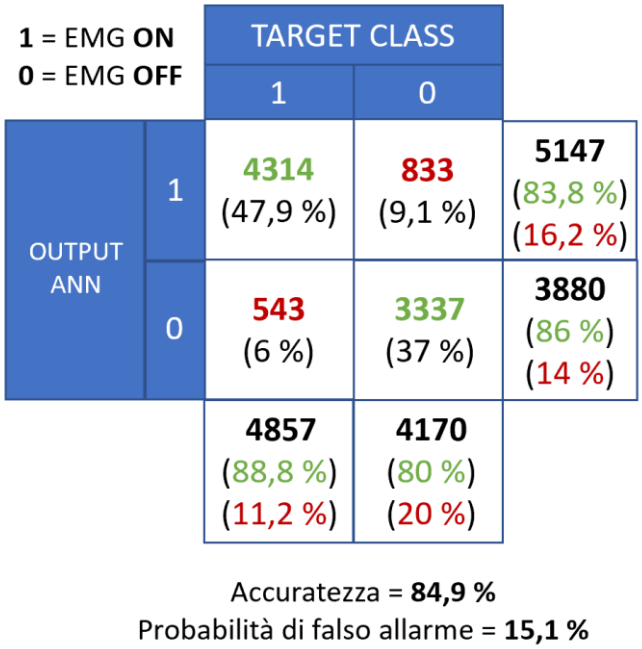


Figura 61. Confusion Matrix del dataset di test della rete, costituito da 9027 campioni (15 % circa del totale a disposizione). VP = 4314(47,9%), VN = 3337(37%), FN = 543(6%), FP = 833(9,1%).

Come si può notare dalle figure 60-61, le prestazioni sono inferiori sul dataset di test, come ci si aspettava, tuttavia queste diminuiscono di un valore pari a 2,1%, accettabile per considerare buone le capacità di generalizzazione della rete neurale.

Cross – validazione

Per valutare la capacità dell'algoritmo di classificare gli intervalli di attivazione muscolare di soggetti appartenenti a categorie diverse è stata effettuata una cross – validazione, come descritto precedentemente, sul dataset costituito dai 26 soggetti illustrati nel paragrafo 3.1.2. Con questo procedimento sono state valutate le prestazioni della rete neurale sottoforma di accuratezza percentuale della classificazione, sia sui dataset di training, che su quelli di test. In questo modo, si sono ottenuti 26 risultati relativi alle performance della rete sui segnali dei soggetti che sono stati utilizzati per il suo allenamento e 26 risultati relativi ai segnali dei soggetti utilizzati come test, così da valutare anche le capacità di generalizzazione. Quanto esposto è riportato nei grafici sottostanti dove sono mostrati i valori massimi delle accuratezze ottenute nelle 10 prove effettuate, per ognuno dei 26 casi analizzati.

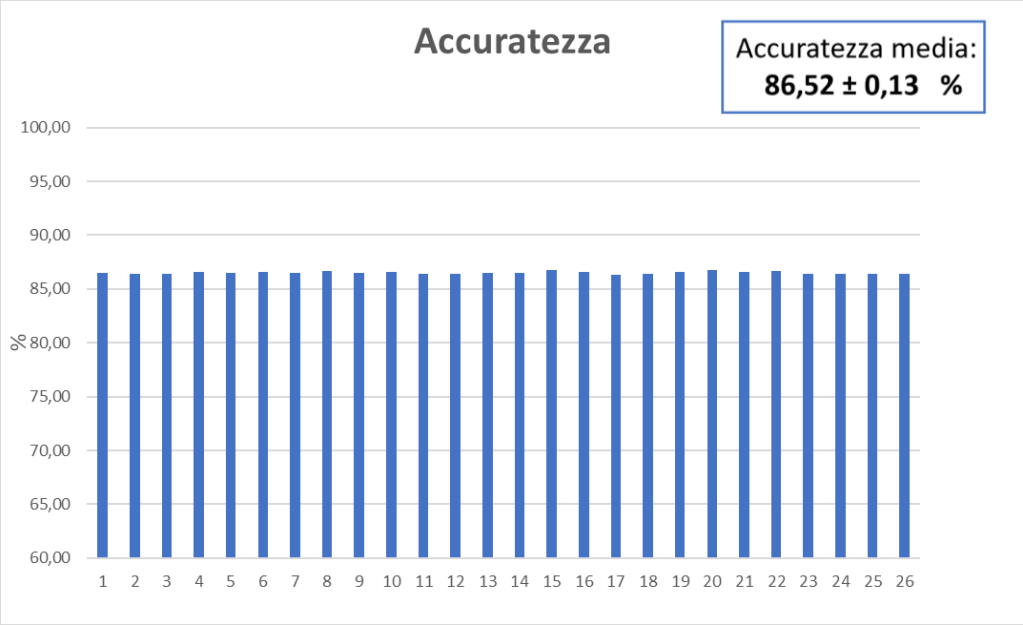


Figura 62. Diagramma a barre delle accuratezze massime ottenute sui 26 dataset di allenamento della rete neurale, costituiti dai segnali di 25 soggetti. In alto a destra è riportato il valore medio delle accuratezze con la relativa deviazione standard.

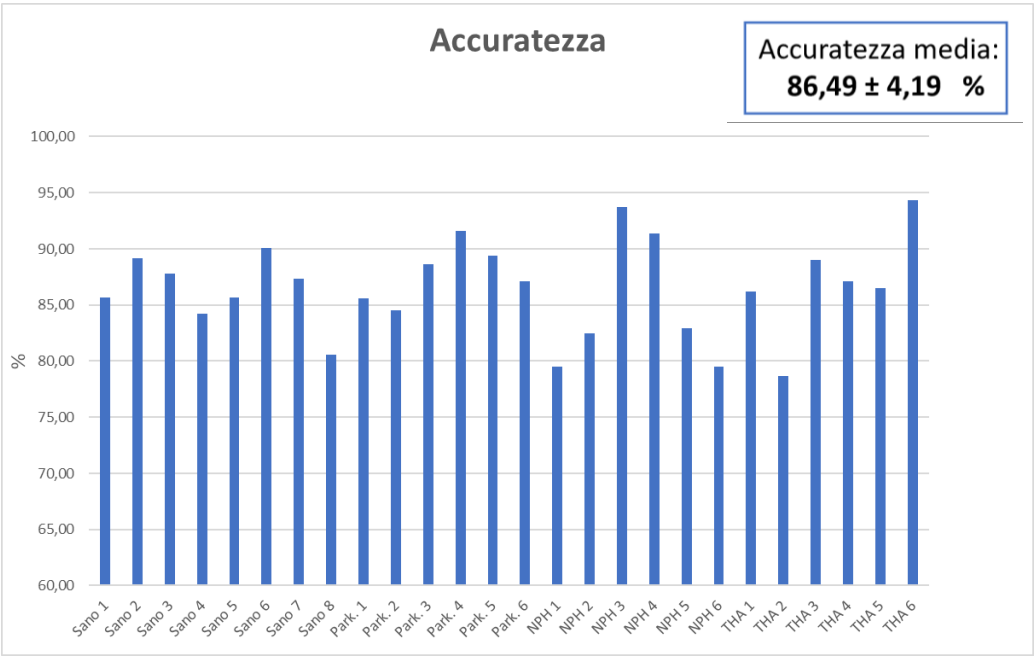


Figura 63. Diagramma a barre delle accuratezze massime ottenute sui 26 dataset di test della rete neurale, costituiti dai segnali del singolo soggetto descritto sull'asse delle ascisse, rimasto estraneo all'allenamento della rete. In alto a destra è riportato il valore medio delle accuratezze con la relativa deviazione standard.

Osservando le accuratezze medie ottenute fra i 26 dataset, rispettivamente di allenamento (Fig. 62) e di test (Fig. 63), si può notare che le prestazioni risultano migliori nel caso dei soggetti che la rete ha utilizzato per il suo allenamento, come era ragionevole attendersi. Tuttavia, data la differenza limitata di prestazioni sui soggetti non utilizzati per l'addestramento, si può evincere anche la buona capacità di generalizzazione delle reti analizzate. Concentrandosi invece sulle deviazioni standard, si osserva che le prestazioni sui dataset di allenamento sono simili in tutti i casi, mentre presentano una maggiore variabilità nel caso dei dataset di test, come si nota anche visivamente dai grafici. In quest'ultimo caso (Fig. 63), infatti, il range di prestazioni va da un minimo pari a 78,7%, ottenuto per il soggetto THA 2, ad un massimo pari a 94,3%, ottenuto per il soggetto THA 6, sinonimo di come siano molto variabili da soggetto a soggetto i tracciati EMG del cammino e risultino più o meno semplici da classificare per le reti neurali.

Per fornire un'idea di base di come l'algoritmo classifichi i soggetti appartenenti a categorie differenti si riporta di seguito una tabella, che mostra i valori delle accuratezze minime e massime ottenute nelle 10 prove effettuate, sui dataset di test, mediate fra soggetti appartenenti alla stessa classe (8 sani, 6 Parkinsoniani, 6 NPH , 6 THA).

	Accuratezza
Sani	86-86,5 %
Parkinsoniani	87-87,8 %
NPH	84,5-84,9 %
THA	86,2-86,8 %

Tabella 18. Accuratezze minime e massime ottenute valutando i dataset di test, mediate tra soggetti della stessa categoria.

Si nota che le prestazioni peggiori si hanno sui soggetti affetti da idrocefalo normoteso, in quanto data la patologia i loro segnali sono probabilmente più difficoltosi da classificare, mentre le migliori si hanno sui soggetti Parkinsoniani. Performance leggermente inferiori rispetto ai Parkinsoniani si ottengono sui soggetti sani e sui THA, che risultano

molto simili nei valori di accuratezza. Queste osservazioni dimostrano che l'algoritmo di classificazione ha prestazioni migliori, anche se di poco, su soggetti patologici piuttosto che su quelli sani, tuttavia è in grado di classificare con buone prestazioni i soggetti appartenenti a tutte le diverse classi. Bisogna anche considerare che la media calcolata sui sani comprende 2 soggetti in più e ovviamente i risultati sono relativi al piccolo dataset in esame, quindi sono affetti dalle limitazioni del dataset a disposizione.

Per ottenere il segnale binario che indica gli intervalli di attivazione muscolare ottenuti a partire dalle finestre di segmentazione attraverso cui è stato classificato, l'output della rete neurale è stato elaborato come descritto nel paragrafo 3.2.3, testando diverse soglie da imporre sui valori medi di probabilità in uscita dalla softmax. Di seguito si riportano i risultati medi calcolati fra tutti i 26 soggetti testati, suddivisi per le diverse soglie esaminate, in termini di precision, recall e F1_score, valutati rispetto alla segmentazione del super-operatore (risultato del voting fra le segmentazioni dei 3 operatori (Fig. 26-27)).

Soglie	0,45	0,475	0,5
Precision	0,872	0,884	0,920
Recall	0,870	0,862	0,848
F1_score	0,838	0,840	0,836

Tabella 19. Precision, recall e F1_score mediati su tutti i soggetti di test della cross-validazione, suddivisi in base alle soglie imposte sui valori medi di probabilità della funzione softmax dei neuroni del layer di output della rete.

In quanto indice di specificità del classificatore, come si può osservare dalla tabella 19, il valore del parametro precision aumenta all'aumentare della soglia impostata. Il parametro recall invece, diminuisce all'aumentare della soglia, indicando che l'algoritmo diventa meno sensibile. Analizzando i dati riportati si è da subito deciso di escludere il valore di soglia pari a 0,5 perché consente di ottenere un'elevata

precision a discapito di un valore di recall ritenuto troppo basso, corrispondente ad un algoritmo di classificazione molto specifico ma poco sensibile. Per migliorare quindi la sensibilità del classificatore, ma allo stesso tempo non diminuire troppo le prestazioni in precisione, la scelta della soglia da impostare è ricaduta su 0,475, che ha consentito anche di raggiungere l'F1_score maggiore. In questo modo si è potuto ottenere il segnale binario di attivazione muscolare riconosciuta dall'algoritmo di detezione basato su tecniche di machine learning, di cui sotto è riportato un esempio, relativo al muscolo Gastrocnemio Laterale destro di un soggetto sano.

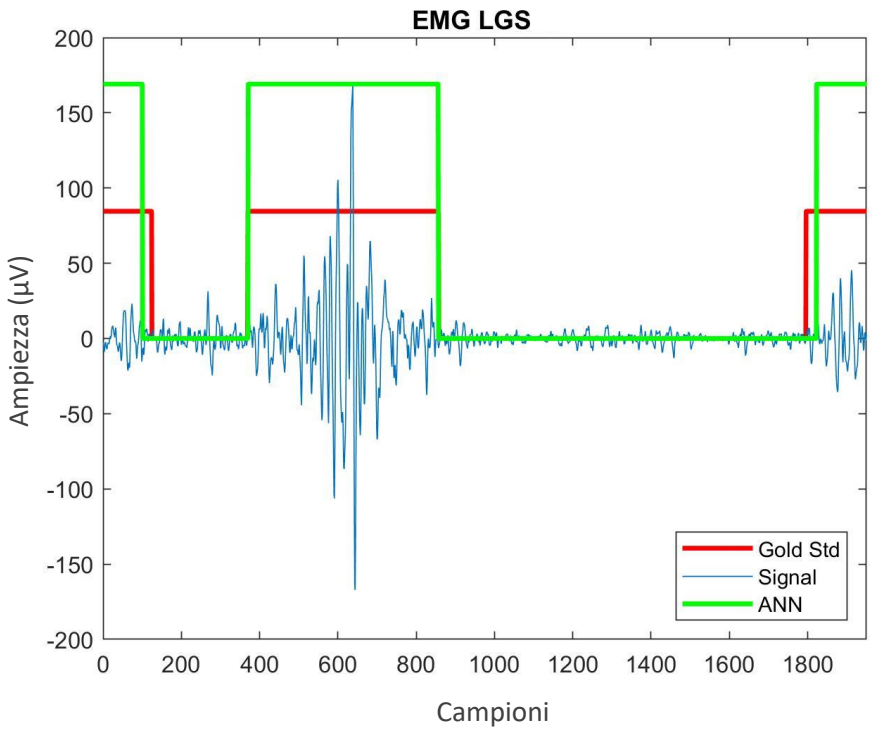


Figura 64. Esempio di segmentazione dell'attività muscolare dell'algoritmo basato su ANN (verde), rispetto al gold standard delle segmentazioni manuali (rosso), relativo al gastrocnemio laterale destro di un soggetto sano.

Confronto fra metodi di riconoscimento dell'attività muscolare

L'algoritmo basato su rete neurale (ANN) è stato testato sul dataset reale, costituito dai segnali dei 26 soggetti, considerati singolarmente, così come sono stati testati sullo stesso dataset gli altri due metodi di detezione degli intervalli di attivazione muscolare valutati in questa tesi, in modo da poter effettuare un confronto diretto. Si riportano 3 immagini relative alle segmentazioni di uno stesso ciclo del passo, preso ad esempio, ottenute attraverso i 3 diversi metodi automatici, per effettuarne un confronto visivo immediato.

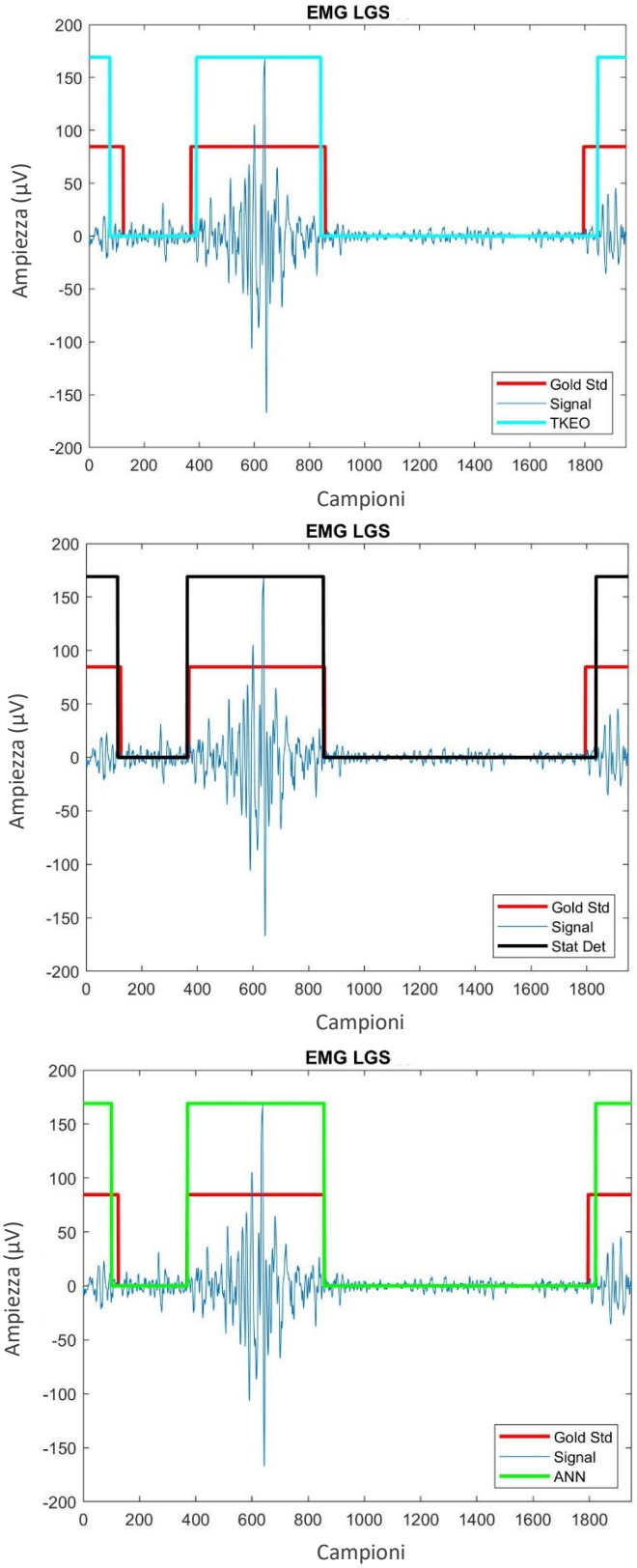


Figura 65. Esempio di segmentazione dell'attività muscolare del muscolo gastrocnemio laterale destro di un soggetto sano, da parte dell'algoritmo basato su TKEO (azzurro), del detettore statistico (nero) e della ANN (verde), rispetto al gold standard delle segmentazioni manuali (rosso).

A questo punto è stato effettuato un confronto numerico valutando le prestazioni di tutti i metodi in termini di precision, recall, F1_score e coefficiente di Dice, calcolati rispetto alla segmentazione del super-operatore. Il diagramma sottostante riporta i valori di questi parametri mediati su tutti i soggetti del dataset analizzati.

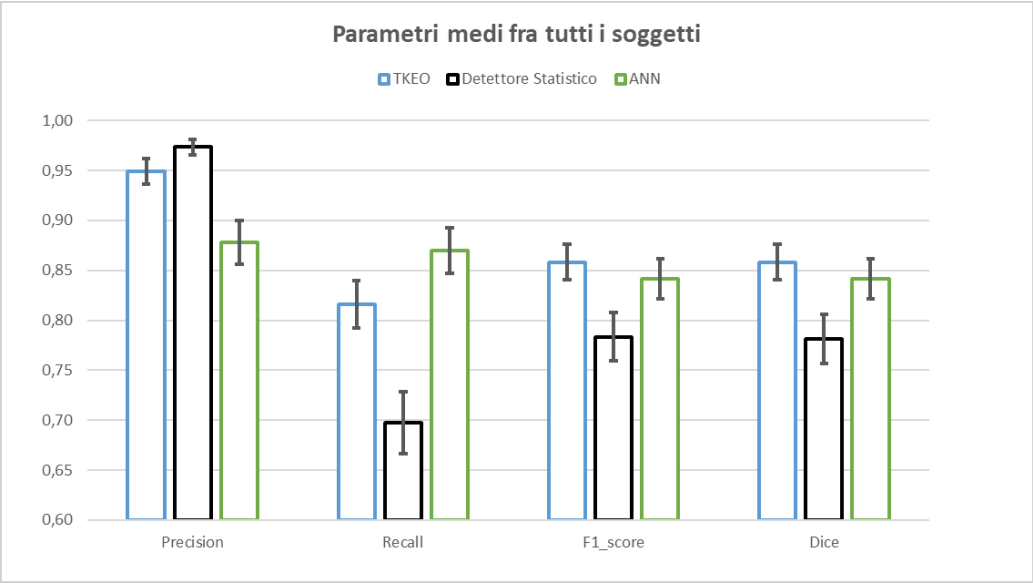


Figura 66. Istogramma dei valori medi calcolati fra tutti i soggetti dei parametri Precision, Recall, F1_score e Dice_Coefficient, con relativi errori standard.

Dal grafico si può notare che non esiste un metodo che risulta migliore degli altri per tutti i parametri analizzati. In particolare si possono effettuare le seguenti osservazioni.

- *Precision:* le prestazioni di tutti i metodi in precisione si possono considerare buone in quanto superano sempre il valore pari a 0,85. In particolare, i risultati mostrano che il TKEO e il detettore statistico sono metodi dotati di una maggiore specificità rispetto all'algoritmo basato su rete neurale, che infatti ha una precisione dell'88%, contro valori maggiori del 95% per gli altri due metodi. Dai relativi errori standard, inoltre, si può evincere che il parametro in esame presenta una maggiore variabilità fra i soggetti analizzati nel caso della ANN rispetto agli altri metodi.

- *Recall:* in questo caso si invertono le tendenze, infatti il detettore statistico, che presentava precision più alta, è il metodo che ha le prestazioni peggiori, (recall inferiore a 0,7), a seguire il TKEO, mentre la rete neurale presenta una recall maggiore di 0,85. Questo quadro dei valori dimostra una situazione del tutto prevedibile in quanto un algoritmo molto specifico risulta poi poco sensibile e viceversa. Gli errori standard mostrano che, in questo caso, è il detettore statistico a presentare una maggiore variabilità nei risultati rispetto agli altri due metodi in esame.

- *F1_score:* questo parametro, prendendo in considerazione entrambi i parametri precedenti, riassume le performance dei 3 metodi. In particolare si nota che, essendo maggiormente bilanciati in precision e recall, i metodi TKEO e ANN mostrano risultati migliori, rispettivamente pari a 0,86 e 0,84. Non risulta invece confrontabile con essi il risultato relativo al detettore statistico, che resta inferiore allo 0,8. L'analisi degli errori standard porta alle stesse considerazioni effettuate per il caso della recall.

- *Coefficiente di Dice:* analizzando questo parametro si può osservare che il metodo che riesce ad identificare gli intervalli di attivazione muscolare, nel modo più simile possibile a quello effettuato dal super-operatore, risulta essere il TKEO. Il suo valore di similarità pari a 85,6% non si discosta molto dalle prestazioni del metodo basato su ANN che raggiunge una similarità dell'84,2%. Le prestazioni inferiori, invece, si ottengono attraverso il detettore statistico a doppia soglia che presenta similarità alle attivazioni muscolari individuate dal super-operatore solo per il 78,2%, mostrando anche nuovamente un maggiore errore standard.

Variabilità inter-operatore

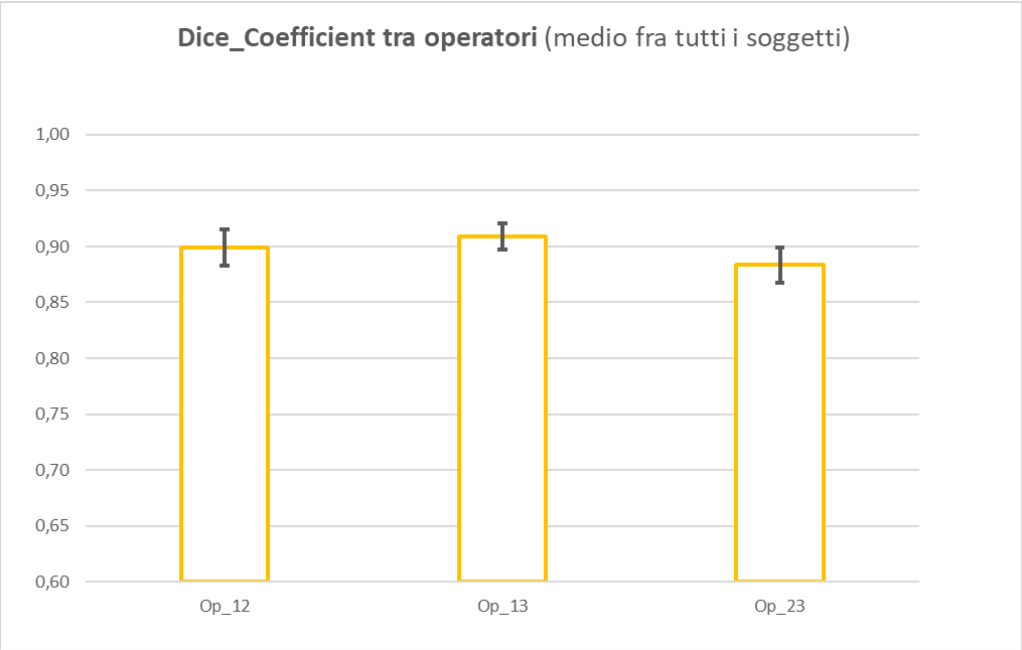


Figura 67. Coefficiente di Dice calcolato fra le segmentazioni dei tre operatori considerate a coppie, mediato fra tutti i soggetti del dataset, con relativi errori standard. Operatore 1: MG, operatore 2: VA, operatore 3: EP.

Il grafico mostra il valore dell'indice di similarità di Dice calcolato fra le segmentazioni dei 3 diversi operatori, considerati a coppie, (operatore 1 versus 2, 1 versus 3, 2 versus 3). Come è possibile osservare dagli alti valori numerici ottenuti, la similarità fra le segmentazioni manuali risulta elevata. In particolare, si trovano maggiormente in accordo gli operatori 1 e 3 che presentano un coefficiente di Dice pari a 0,91, successivamente a seguire gli operatori 1 e 2 con una similarità pari a 0,9, mentre le maggiori differenze si hanno per gli operatori 2 e 3, che risultano comunque simili con un valore del coefficiente di Dice pari a 0,88.

Al fine di valutare le performance dei metodi di riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare nei confronti dei 3 diversi operatori, considerati singolarmente, gli stessi parametri già utilizzati per il confronto precedente, sono stati calcolati rispetto alle segmentazioni dei diversi operatori, (1, 2 e 3), separatamente. Questo consente di

analizzare le prestazioni dei diversi metodi rispetto al soggetto singolo e quindi di valutare l'influenza su di esse della variabilità inter-operatore.

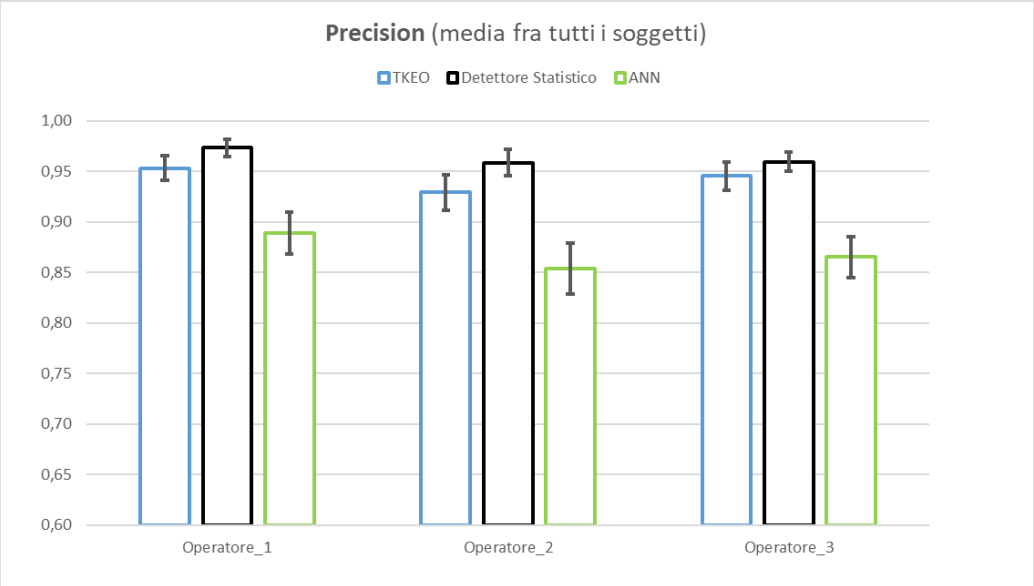


Figura 68. Precision relativa ai tre metodi di detezione del segnale EMG calcolata rispetto alle segmentazioni dell'operatore 1 (colonne a sinistra), dell'operatore 2 (colonne centrali) e dell'operatore 3 (colonne a destra), mediata su tutti i soggetti, con relativo errore standard.

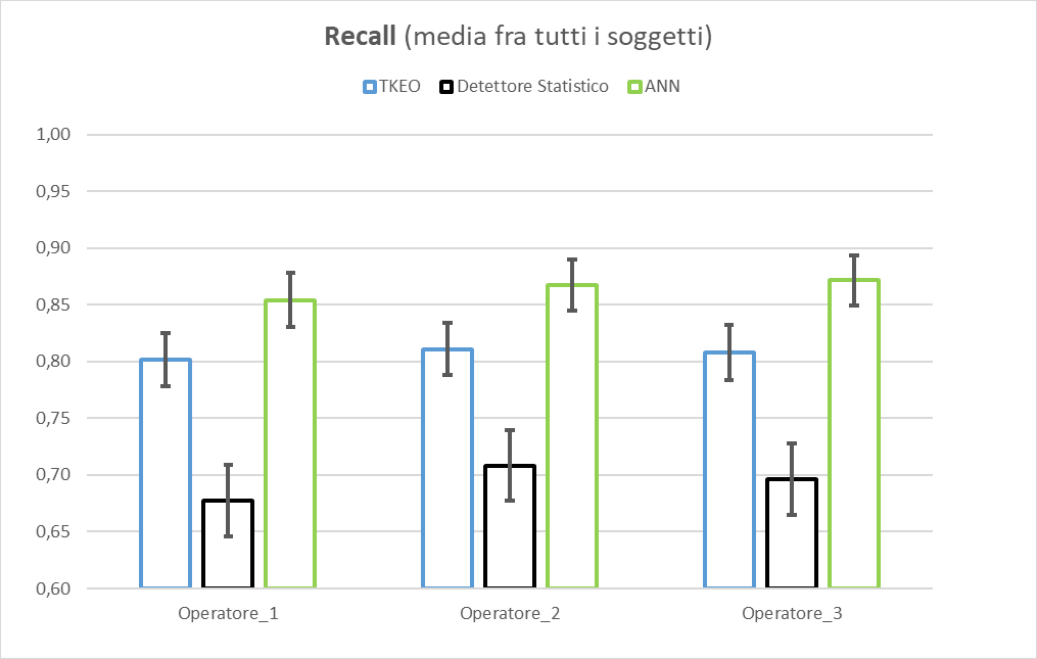


Figura 69. Recall relativa ai tre metodi di detezione del segnale EMG calcolata rispetto alle segmentazioni dell'operatore 1 (colonne a sinistra), dell'operatore 2 (colonne centrali) e dell'operatore 3 (colonne a destra), mediata su tutti i soggetti, con relativo errore standard.

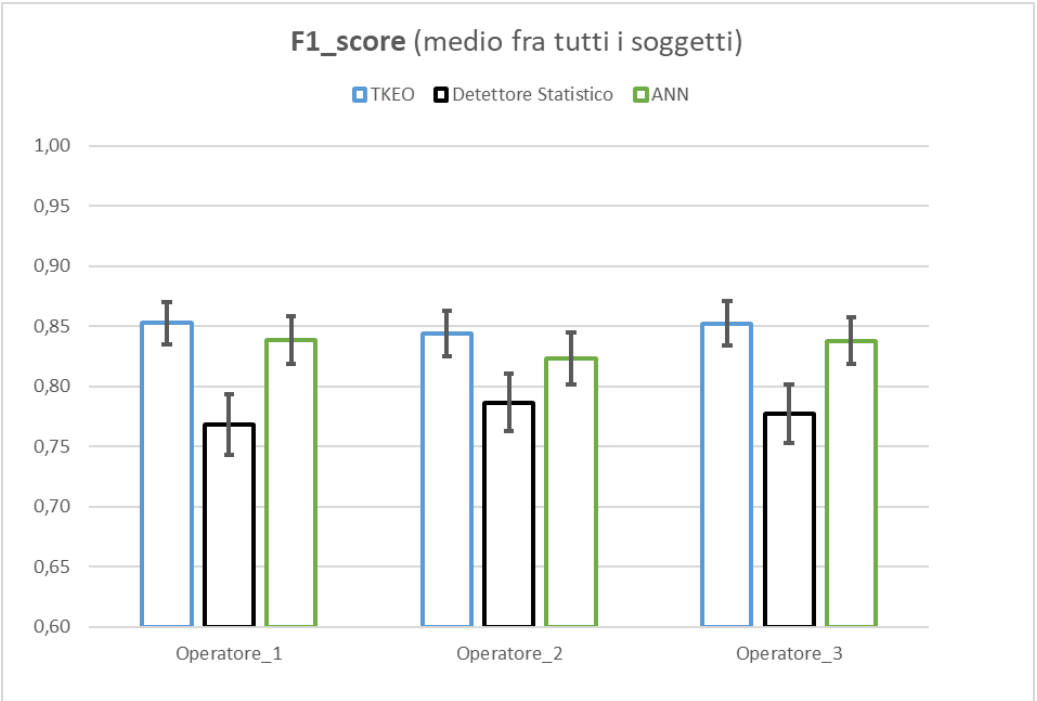


Figura 70. F1_score relativo ai tre metodi di detezione del segnale EMG calcolato rispetto alle segmentazioni dell'operatore 1 (colonne a sinistra), dell'operatore 2 (colonne centrali) e dell'operatore 3 (colonne a destra), mediato su tutti i soggetti, con relativo errore standard.

Analizzando i grafici (Fig. 68-70), in generale, è osservabile che la variabilità inter-operatore, non essendo elevata, non influenza in modo marcato le prestazioni dei vari metodi. Infatti, queste non variano più di un fattore pari a 0,2 per lo stesso metodo, fra operatori differenti. Tuttavia, osservando nel dettaglio i diversi parametri, si possono cogliere le seguenti differenze, fra operatori diversi:

- in precisione, (Fig. 68), tutti i metodi analizzati presentano performance migliori nei confronti dell'operatore 1 e peggiori nei confronti dell'operatore 2. Considerando ad esempio il caso del detettore statistico, infatti, i risultati sono pari a 0,973 nei confronti dell'operatore 1, 0,959 per l'operatore 3 e 0,958 per l'operatore 2. Resta invece confermata la relazione fra le prestazioni dei diversi metodi, nei confronti di tutti gli operatori, ovvero il detettore statistico risulta il metodo migliore, a seguire il TKEO ed infine la ANN, come già osservato rispetto al super-operatore (Fig. 66).

- per quanto riguarda i valori in recall, invece, le prestazioni dei diversi metodi si differenziano (Fig. 69). Il TKEO e il detettore statistico a doppia soglia, infatti, mostrano performance migliori nei confronti dell'operatore 2 e peggiori nei confronti dell'1. Il metodo basato su ANN, invece, è migliore rispetto all'operatore 3 e peggiore sempre nel caso dell'operatore 1. Analogamente al caso della precision poi, come era logico attendersi, la relazione fra le prestazioni dei diversi metodi resta uguale a quella osservata nei confronti del super-operatore (Fig. 66): la ANN che presentava la precision peggiore mostra la recall migliore, seguita dal TKEO e infine dal detettore a doppia soglia.

- nel caso del parametro F1_score (Fig. 70), le prestazioni dei metodi tornano ad essere migliori nei confronti dell'operatore 1

e sempre peggiori nei confronti dell'operatore 2. In particolare, il metodo basato su TKEO presenta performance uguali nei confronti degli operatori 1 e 3, pari a 0,852. Anche in questo caso, inoltre, il metodo TKEO presenta F1_score maggiore, confrontabile con i valori della ANN, mentre il detettore statistico mostra le prestazioni inferiori, come osservato nei confronti del super-operatore (Fig. 66).

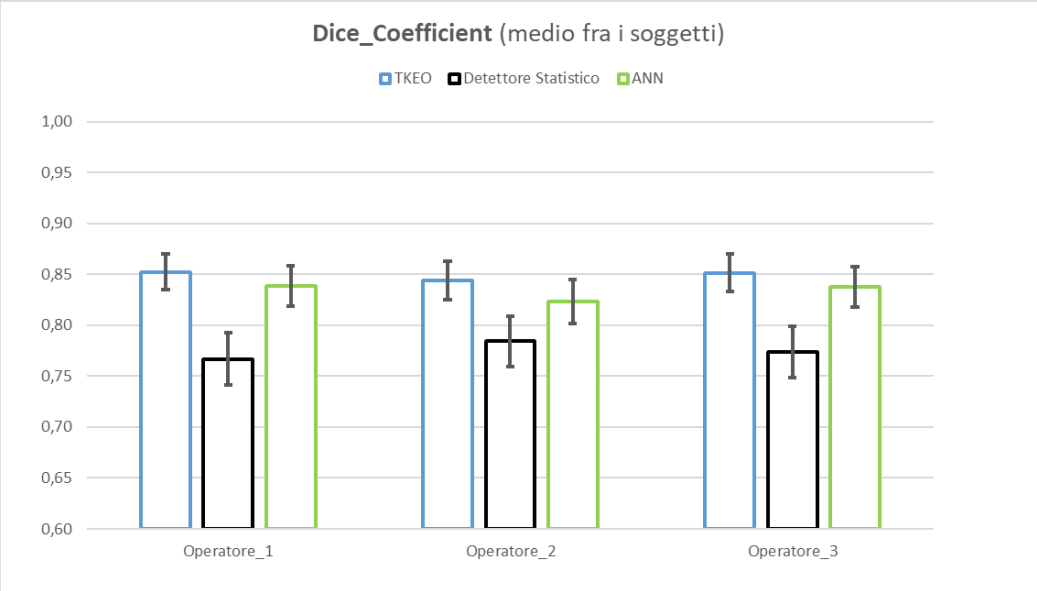


Figura 71. Coefficiente di Dice relativo ai tre metodi di detezione del segnale EMG calcolato rispetto alle segmentazioni dell'operatore 1 (colonne a sinistra), dell'operatore 2 (colonne centrali) e dell'operatore 3 (colonne a destra), mediato su tutti i soggetti, con relativo errore standard.

Il diagramma relativo all'indice di similarità mostra che, anche in questo caso, le prestazioni dei vari metodi non si discostano molto fra i diversi operatori e l'attività muscolare rilevata dal metodo basato su TKEO risulta sempre la più simile alle segmentazioni manuali.
Nonostante la ridotta variabilità inter-operatore si hanno comunque delle differenze nelle prestazioni dei vari metodi. In particolare infatti, i risultati dei metodi TKEO e ANN sono più simili alle segmentazioni dell'operatore 1, con coefficiente di Dice rispettivamente dell'85,3% e 84%. Il detettore statistico, invece, mostra maggiore similarità nei confronti delle segmentazioni dell'operatore 2, rispetto al quale raggiunge

un valore di similarità inferiore a quello degli altri due metodi, pari al 78,4%.
Analizzando i valori dell'indice di Dice raggiunti dai metodi automatici, rispetto a quelli ottenuti fra gli operatori umani (Fig. 67), si può osservare che i metodi automatici, soprattutto quelli basati su TKEO e ANN raggiungono buoni risultati, discostandosi dai risultati ottenuti fra gli operatori solo per il 5-6 %.

Analisi statistica

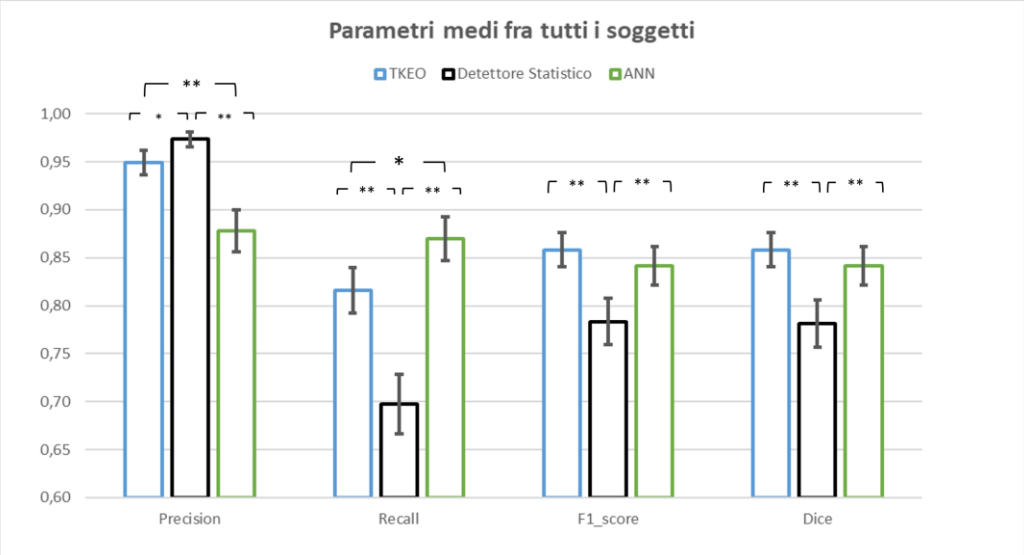


Figura 72. Confronto dei valori medi, fra tutti i soggetti, dei parametri utilizzati per il confronto fra i 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, con relativo errore standard. Differenza statistica rilevata fra TKEO e Detettore Statistico per tutti i parametri, fra ANN e Detettore Statistico per tutti i parametri e fra TKEO e ANN per Precision e Recall.

Per valutare eventuali differenze statistiche fra i valori dei parametri di confronto, per i diversi metodi, è stata effettuata nuovamente un'analisi statistica tramite t-test che ha evidenziato le differenze segnalate sul diagramma a barre in figura 72.
Si riscontra infatti differenza statistica fra i risultati del parametro precision per tutti i metodi analizzati. Nello specifico essa risulta maggiore fra il detettore statistico e il metodo basato su ANN (p-value =

3,2e-4) e fra TKEO e ANN (p-value = 1,8e-2), minore fra detettore statistico e TKEO (p-value = 0,021). Anche per quanto riguarda il parametro recall, i risultati di tutti i metodi risultano fra loro statisticamente non confrontabili, in questo caso la differenza statistica maggiore si riscontra fra detettore statistico e ANN (p-value = 6,8e-7) e fra detettore statistico e TKEO (p-value = 3,2e-4), mentre risulta inferiore tra ANN e TKEO (0,012). In termini di F1_score e coefficiente di Dice le prestazioni dei metodi basati su TKEO e ANN risultano confrontabili, mentre sono sempre statisticamente differenti con il detettore statistico a doppia soglia (F1_score: TKEO-detettore statistico p-value = 1,02e-4, ANN-detettore statistico p-value = 0,0021; Dice_Coefficient: TKEO-detettore statistico p-value = 9,53e-5, ANN-detettore statistico p-value = 0,0019).

Le stesse differenze statisticamente significative fra i valori dei parametri analizzati, per tutti i metodi, si riscontrano anche sui risultati calcolati rispetto alle segmentazioni manuali dei singoli operatori separatamente.

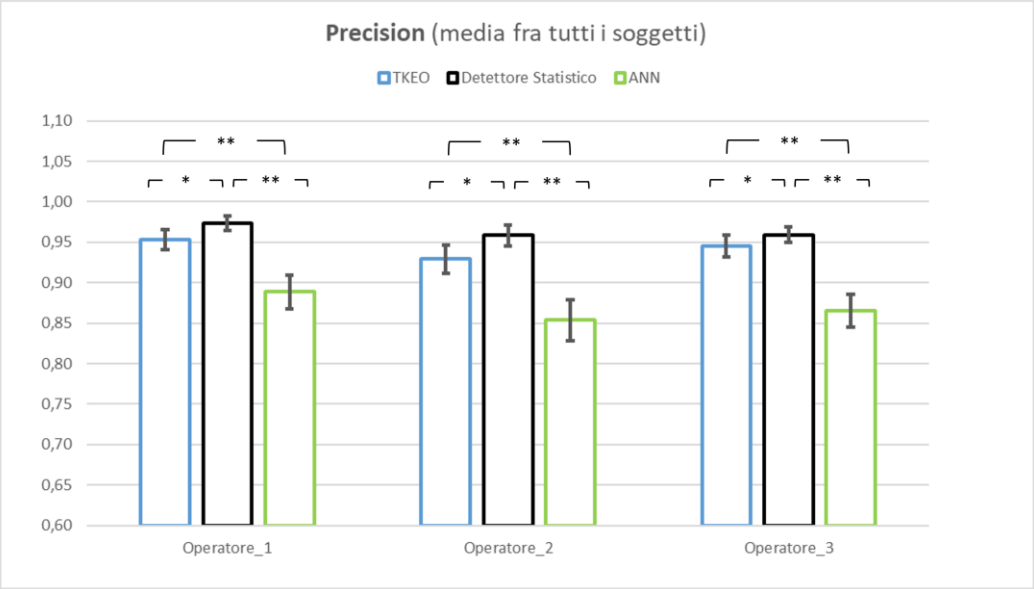


Figura 73. Confronto dei valori medi, calcolati fra tutti i soggetti, del parametro Precision per i 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, con relativo errore standard. Differenza statistica operatore_1: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 0,033), ANN-Detettore Statistico (p_value = 2,2e-4), TKEO-ANN (p_value = 1,2e-2); operatore_2: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 0,013), ANN-Detettore Statistico (p_value = 7,8e-4), TKEO-ANN (p_value = 4,3e-2); operatore_3: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 0,045), ANN-Detettore Statistico (p_value = 5,6e-4), TKEO-ANN (p_value = 2,8e-2).

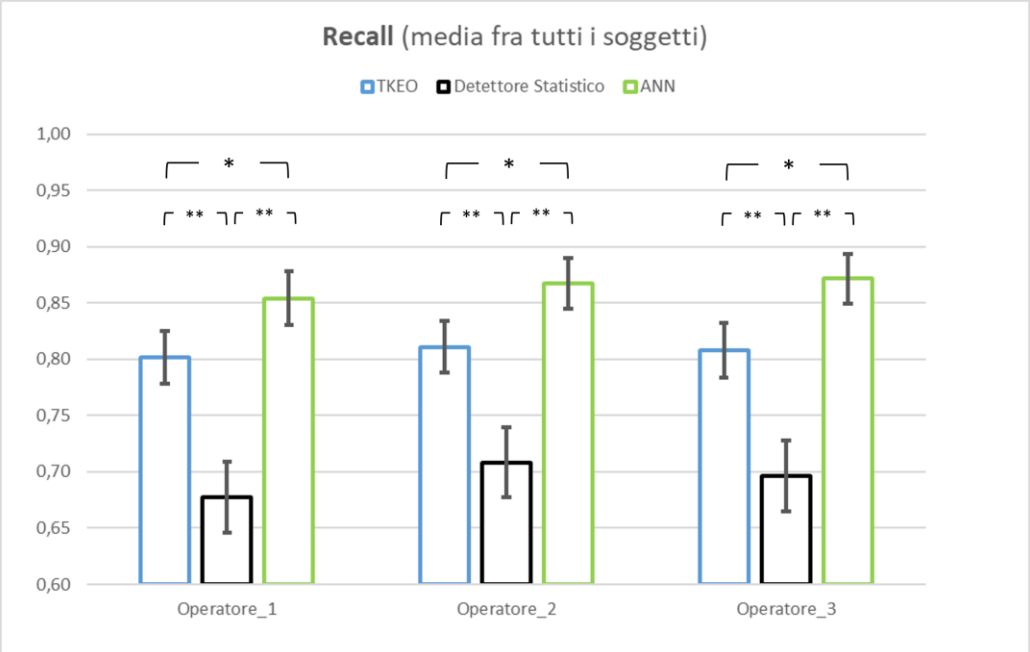


Figura 74. Confronto dei valori medi, calcolati fra tutti i soggetti, del parametro Recall per i 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, con relativo errore standard. Differenza statistica operatore_1: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 4,87e-6), ANN-Detettore Statistico (p_value = 1,49e-8), TKEO-ANN (p_value = 0,029); operatore_2: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 2,1e-5), ANN-Detettore Statistico (p_value = 4,4e-9), TKEO-ANN (p_value = 0,015); operatore_3: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 2,8e-5), ANN-Detettore Statistico (p_value = 2,8e-8), TKEO-ANN (p_value = 0,012).

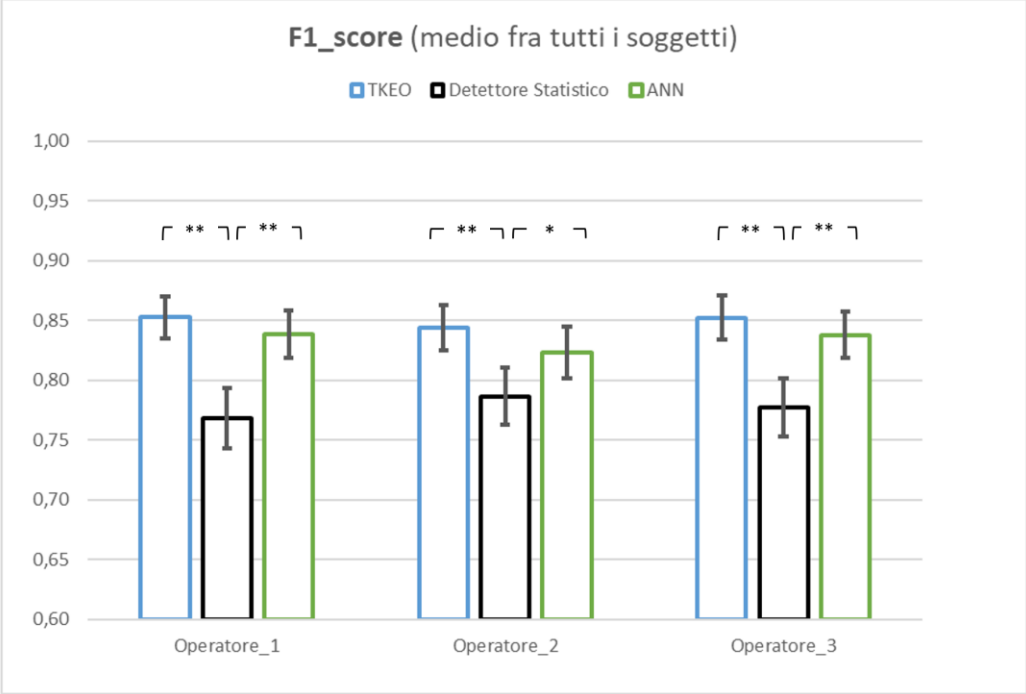


Figura 75. Confronto dei valori medi, calcolati fra tutti i soggetti, del parametro F1_score per i 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, con relativo errore standard. Differenza statistica operatore_1: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 5,68e-5), ANN-Detettore Statistico (p_value = 6,1e-4); operatore_2: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 0,0011), ANN-Detettore Statistico (p_value = 0,033); operatore_3: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 1,02e-4), ANN-Detettore Statistico (p_value = 0,0019).

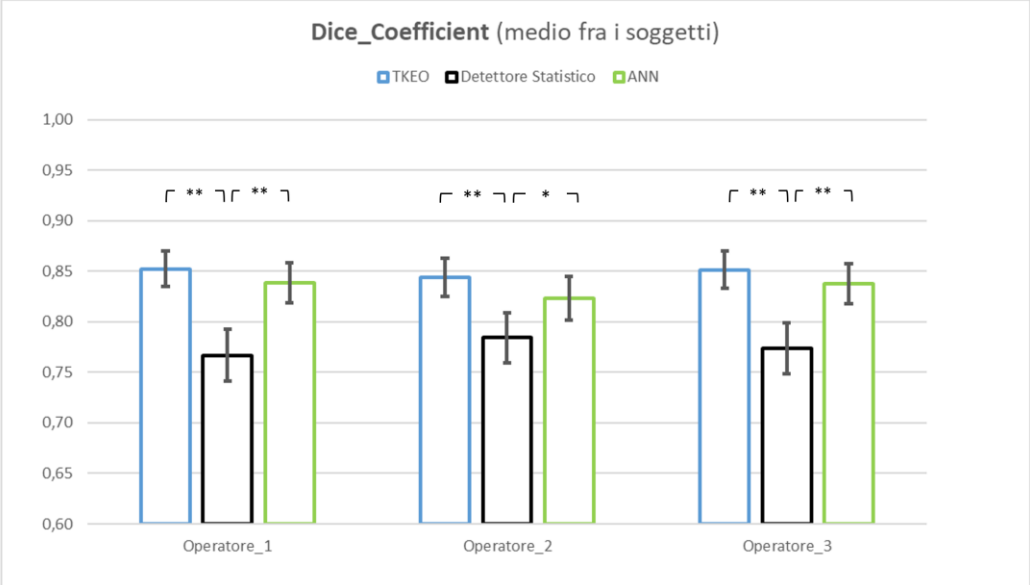


Figura 76. Confronto dei valori medi, calcolati fra tutti i soggetti, del parametro Dice_Coefficient per i 3 diversi metodi di detezione dell'EMG, con relativo errore standard. Differenza statistica operatore_1: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 5,25e-5), ANN-Detettore Statistico (p_value = 5,5e-4); operatore_2: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 9,4e-4), ANN-Detettore Statistico (p_value = 0,027); operatore_3: TKEO-Detettore Statistico (p_value = 9,3e-5), ANN-Detettore Statistico (p_value = 0,0013).

5 Discussioni e Conclusioni

5.1 Segnali simulati

Valutando l'applicabilità dell'approccio basato su ANN sui segnali elettromiografici simulati si evince che le prestazioni del classificatore sono molto ripetibili, anche al variare del modello di rete neurale, (Tab. 2-4). Questo è indice del fatto che le reti neurali testate non hanno incontrato eccessiva difficoltà durante l'allenamento, quantomeno riescono a classificare i segnali con buone performance anche in caso di modelli molto semplici. L'approccio infatti si presenta molto robusto ed è stato possibile quindi selezionare un modello semplice di rete neurale per lo scopo previsto. Inoltre, la piccola differenza in termini di accuratezza fra il dataset di training e quello di test della rete neurale, pari a 2,8%, dimostra la sua buona capacità di generalizzazione (massima differenza accettabile ± 5%), quindi di classificazione di segnali che non le sono mai stati sottoposti in precedenza (test).
Dall'osservazione dei risultati ottenuti in termini di bias, deviazione standard e transizioni errate (Fig. 36-40), si può concludere che l'algoritmo basato su ANN risulta molto promettente per l'identificazione degli intervalli di attivazione muscolare, già a partire da segnali con un SNR pari a 10 dB. In particolare, per valori di SNR superiori a 16 dB, tutti gli intervalli di attivazione muscolare vengono identificati con un bias inferiore a 30 ms, durata minima per considerare un'attivazione muscolare utile per il movimento di un'articolazione durante la locomozione. Per cui si può affermare che l'approccio garantisce un errore minimo, quando il rapporto segnale-rumore dei segnali EMG in esame supera un certo valore.

Analizzando il confronto effettuato fra i 3 diversi metodi di detezione degli intervalli di attivazione muscolare si conclude che tutti gli algoritmi sono in grado di identificare le finestre di attività muscolare. Tuttavia si evince una dipendenza della qualità del riconoscimento dalla qualità dei segnali EMG, quindi dal loro rapporto segnale-rumore, (che dev'essere almeno pari a 10 dB per ottenere buone prestazioni). In ogni caso, l'algoritmo basato su rete neurale presenta prestazioni

migliori degli altri, in media, per tutti i parametri analizzati (Fig. 43-47). In particolare, il metodo basato su TKEO risulta migliore nel caso del parametro bias, per i segnali simulati a 3 dB, mentre la ANN raggiunge sempre performance migliori in tutte le altre condizioni. Anche in termini di precision, recall, F1_score e coefficiente di Dice, il metodo euristico basato su ANN risulta essere il migliore o, in ogni caso, quello che presenta il miglior bilanciamento fra specificità e sensibilità (Fig. 51-54). Al termine del lavoro svolto sui segnali simulati infatti, il detettore statistico sembra essere il metodo meno affidabile nell'individuazione degli intervalli di attivazione muscolare. Tale algoritmo mostra prestazioni molto basse in tutti i parametri analizzati se l'SNR considerato è pari a 3 dB e le sue finestre di attivazione presentano il minor valore di coefficiente di Dice. Il metodo basato su TKEO invece, in generale, presenta prestazioni migliori e non significativamente differenti dal punto di vista statistico con quelle della ANN.

5.2 Segnali reali

Per quanto riguarda l'applicazione a segnali reali, si possono effettuare le stesse considerazioni relative ai segnali simulati in termini di ripetibilità e robustezza del metodo. Anche in questo caso, infatti, le prestazioni sottoforma di accuratezza della classificazione di tutte le strutture di reti neurali testate sono risultate molto simili tra loro (Tab. 14-16), perciò è stato possibile confermare il modello di rete neurale già selezionato per la rilevazione degli intervalli di attivazione muscolare nei segnali simulati.
La suddivisione dei segnali EMG in due differenti dataset, pari all'85% e al 15% circa del totale, ha consentito di valutare anche in questo caso la capacità di generalizzazione e di classificazione delle finestre di segnale EMG sia in allenamento, che in test. Le prestazioni sul dataset di training, rispetto al caso simulato, sono diminuite circa del 6% in termini di accuratezza di classificazione, coerentemente con il fatto che il dataset reale è più ampio e presenta una maggiore variabilità rispetto al caso simulato. Tuttavia, la differenza di prestazioni con il dataset di test è pari solo al 2,1%, a dimostrazione del fatto che, anche in

questo caso, la rete neurale implementata presenta buone capacità di generalizzazione.

Per quanto riguarda il processo di cross-validazione eseguito si può concludere che l'algoritmo, in media, è in grado di classificare i soggetti appartenenti alle differenti categorie in modo abbastanza simile. Mostra performance leggermente inferiori solo sui soggetti affetti da idrocefalo normoteso ma ciò era atteso, date le difficoltà di locomozione che questi soggetti presentano a causa della loro patologia. Il fatto invece che le prestazioni siano così ripetibili nel caso dei dataset di training (Fig. 62), rispetto a quelli di test (Fig. 63), è sicuramente collegato al fatto che nel primo caso le performance sono valutate su 25 soggetti, mentre nel secondo caso su un soggetto singolo, che in più è rimasto escluso dall'allenamento della rete stessa. Inoltre questo è anche un suggerimento del fatto che i tracciati EMG del cammino possono variare molto da soggetto a soggetto, sono infatti caratterizzati da variabilità inter- e intra-soggetto. Quindi nel momento in cui si analizzano le performance della classificazione relative a soggetti singoli, questa variabilità è posta maggiormente in evidenza.

Focalizzando l'attenzione sui risultati ottenuti anche con gli altri due metodi a confronto, si può concludere che tutti gli algoritmi risultano validi nell'identificazione dell'attività muscolare in quanto, come è osservabile dal diagramma a barre in figura 72, tutti i parametri raggiungono un valore almeno pari a 0,7. In particolare, fatta eccezione per i parametri precision e recall, le prestazioni dei metodi basati su TKEO e ANN risultano non significativamente differenti dal punto di vista statistico, mentre quelle del detettore statistico si presentano sempre, in media, inferiori. Analizzando i parametri considerati, infatti, si nota che l'algoritmo a base statistica è caratterizzato da un'alta precisione o specificità, che lo porta ad avere bassa recall o sensibilità. Di conseguenza, il bilanciamento fra i due, rappresentato dall'F1_score, risulta non elevato e l'eccessiva presenza di falsi negativi nel suo output comporta che esso sia il meno simile alle segmentazioni manuali, utilizzate come gold standard. Risultano

maggiormente bilanciati in termini di sensibilità e specificità, quindi recall e precision, il metodo basato su ANN e a seguire il TKEO.

L'analisi della variabilità inter-operatore mostra che le segmentazioni manuali dei 3 differenti operatori risultano molto simili, (Dice coefficient sempre maggiore a 0,87, (Fig. 67)). Per questo motivo le relazioni fra i metodi analizzati, sottoforma dei parametri considerati, restano uguali sia nei confronti del super-operatore che degli operatori 1, 2 e 3 considerati separatamente. È osservabile che non esiste un operatore specifico rispetto cui i metodi mostrano sempre prestazioni migliori infatti(Fig. 68-71), a conferma del fatto che la variabilità inter-operatore non è elevata e non influenza le prestazioni dei diversi metodi in termini dei parametri considerati.

Al termine del lavoro descritto è possibile asserire che, nonostante tutti i metodi analizzati riescano nel loro intento, il detettore statistico a doppia soglia raggiunge, in media, prestazioni inferiori. L'algoritmo basato su TKEO e l'ANN, invece, raggiungono prestazioni migliori e risultano maggiormente confrontabili in termini di risultati raggiunti nei vari parametri, sia nel caso simulato che reale. Effettuate queste osservazioni, tuttavia, vanno tenute in considerazione certe caratteristiche dei singoli algoritmi per il riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare a partire da segnali EMG di superficie. In particolare:

- il metodo basato su TKEO è dipendente da una soglia, calcolata su un tratto di segnale in cui deve essere presente solamente rumore di fondo, per cui implica la conoscenza a priori della posizione lungo il segnale di un segmento con tale caratteristica. Ciò risulterà difficile in modo particolare nel caso dei segnali reali. In conclusione, si presenta come un metodo semi-automatico in quanto il tratto di segnale contenente solo rumore di fondo dovrà essere segnalato da un operatore.
  L'algoritmo tuttavia è in grado di classificare i segnali EMG con una risoluzione temporale pari a 0,5 ms, nel caso dei segnali reali

utilizzati in questa tesi, in quanto può effettuare la classificazione campione per campione

- il detettore statistico a doppia soglia è ugualmente dipendente da variabili esterne quali l'SNR dei segnali e la relativa potenza di rumore, necessari all'algoritmo come input per definire il valore della prima soglia. La risoluzione temporale con cui riesce a rilevare le attivazioni muscolari è pari a 5 ms, nel caso dei segnali reali campionati a 2 kHz, a causa dell'elaborazione del segnale effettuata all'interno dell'algoritmo stesso. Inoltre, il fatto di appoggiarsi al metodo di stima dell'SNR e della potenza di rumore dei segnali di Agostini et al. [25], che necessita di blocchi di 30 s di segnale per poter lavorare, fa sì che un errore di stima si propaghi per tutti i cicli del passo contenuti nei 30 s di segnale in esame. A differenza del metodo precedente tuttavia, risulta completamente automatico

- il metodo basato su ANN, invece, non richiede in ingresso alcun parametro, come l'SNR o la potenza di rumore del segnale. È in grado di classificare i segnali EMG con risoluzione temporale pari ad 1 ms, in ogni caso, grazie alla loro finestratura in epoche da 25 ms con una sovrapposizione di 24 ms. Inoltre si presenta anch'esso come un metodo completamente automatico.

  I risultati ottenuti con questo algoritmo risultano soddisfacenti e dimostrano l'applicabilità di algoritmi basati su machine learning per il riconoscimento degli intervalli di attivazione muscolare. In ogni caso, sono sicuramente necessari ulteriori studi per beneficiare pienamente delle potenzialità di questo approccio. In particolare, primo tentativo futuro potrebbe essere quello di migliorare l'accuratezza della rete neurale applicata al caso reale ampliando il dataset ad un numero maggiore di soggetti, in questo modo la rete potrebbe effettuare ulteriore apprendimento di conoscenza. Inoltre, aumentare il numero di operatori che effettuano segmentazioni manuali migliorerebbe l'operazione di voting effettuata tra le segmentazioni stesse rendendo più

attendibile il riferimento usato in fase di allenamento della rete, in quanto sarebbe ottenuto considerando il contributo di più soggetti e quindi una maggiore variabilità.

Appendice A

	Bias_offset (ms) σ = 50 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	-20,5	-49	-73	-90,6
6	-14,2	-36	-59,8	-79,3
10	-1,8	-13,7	-36	-56,1
13	2,2	-5,2	-23,4	-42,7
16	4,8	0,01	-13,3	-31,9
20	7,2	4,1	-4,5	-19,6
23	8,6	6	-0,006	-37,6
26	9,9	7,4	3,2	-6,4
30	10,2	9,2	5,9	-0,3

Tabella 20. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro bias relativo all'offset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 50 ms.

	Bias_offset (ms) σ = 100 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	-60,2	-110,8	-160,7	-198
6	-27,7	-67,9	-118,6	-159,1
10	-4,1	-26,1	-73	-112,2
13	1,5	-9	-48,1	-88,3
16	4,7	-1,5	-25,7	-65,6
20	6,7	3,6	-8,9	-41,2
23	8,5	5,8	-1,6	-24,2
26	9,6	7,3	2,6	-12,4
30	10,3	9	5,6	-2,5

Tabella 21. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro bias relativo all'offset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 100 ms.

	Bias_offset (ms) σ = 150 ms			
SNR	α = 1	α = 1,5	α = 2	α = 2,4
3	-95,4	-167,3	-240	-301,6
6	-35,9	-98,9	-172,8	-231,7
10	-4,3	-37	-107	-166,2
13	1,8	-12,7	-71	-130,8
16	4,4	-2,1	-41,3	-99,5
20	7	3,2	-11,8	-61,4
23	8,5	5,6	-2,7	-37,6
26	9,6	7,3	1,9	-16,9
30	11,4	8,9	5,5	-3,8

Tabella 22. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro bias relativo all'offset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 150 ms.

	Dev. Std. onset (ms) σ = 50 ms			
SNR	α = 1	α = 1,5	α = 2	α = 2,4
3	56,5	52,3	80	105,6
6	26,4	37,7	62,7	161,7
10	8,7	17,8	38,3	113,9
13	4,8	13,7	51,4	89,2
16	5,4	6,4	30,6	68,7
20	7	5	13	43,7
23	8,1	6,1	6,2	28
26	9,3	7,3	4,6	15,3
30	11	8,9	6,2	6,6

Tabella 23. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro deviazione standard relativo all'onset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 50 ms.

	Dev. Std. onset (ms) σ = 100 ms			
SNR	α = 1	α = 1,5	α = 2	α = 2,4
3	75,7	120,2	168,2	211,5
6	37,1	76,2	121,9	161,7
10	8,7	31,6	76,3	113,9
13	4,8	13,7	51,4	89,2
16	5,4	6,4	30,6	68,7
20	7	5	13	43,7
23	8,1	6,1	6,2	28
26	9,3	7,3	4,6	15,3
30	11	8,9	6,2	6,6

Tabella 24. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro deviazione standard relativo all'onset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 100 ms.

	Dev. Std. onset (ms) σ = 150 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	107,5	178,3	247	306,2
6	46,4	105,5	177,9	235,5
10	10,8	44,8	112,3	170,1
13	5,5	19,3	76,9	133,1
16	5,5	8	46,3	102,7
20	7,1	5	17,8	66,7
23	8,2	6,1	7,3	41,4
26	9,3	7,3	4,8	21,9
30	11	8,8	5,8	8,1

Tabella 25. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro deviazione standard relativo all'onset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 150 ms.

	Dev. Std. offset (ms) σ = 50 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	52	51,9	78,4	99,8
6	25,2	40,1	62,5	162
10	10	17,5	38,2	114
13	5,3	13,6	51,3	90,1
16	6	6,5	29,8	67,5
20	7,4	5,4	12,8	43,7
23	9	6,7	6,1	27,3
26	10	7,8	5	15,5
30	11,7	9,4	6,6	6,6

Tabella 26. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro deviazione standard relativo all'offset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 50 ms.

	Dev. Std. offset (ms) σ = 100 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	71,5	118,4	166	203,6
6	37,8	74,3	122,3	162
10	10	32,1	75,8	114
13	5,3	13,6	51,3	90,1
16	6	6,5	29,8	67,5
20	7,4	5,4	12,8	43,7
23	9	6,7	6,1	27,3
26	10	7,8	5	15,5
30	11,7	9,4	6,6	6,6

Tabella 27. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro deviazione standard relativo all'offset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 100 ms.

	Dev. Std. offset (ms) σ = 150 ms			
SNR	**α = 1**	**α = 1,5**	**α = 2**	**α = 2,4**
3	108,2	176,4	248,8	306,9
6	45,5	106,4	177	235,7
10	11,7	44	111,2	169,9
13	5,4	18,8	75,1	133,2
16	5,9	7,4	46,5	102
20	7,8	5,4	16,9	64,7
23	9	6,6	7,3	41,6
26	10	8	5,2	21,5
30	11,9	9,4	6,6	8,4

Tabella 28. Valori medi su 1000 iterazioni del parametro deviazione standard relativo all'offset delle finestre di attivazione, suddivisi per ogni combinazione di SNR e α, con σ pari a 150 ms.

Bibliografia

[1] "Hodges & Bui- 1996- A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using EMG.pdf." .

[2] V. Agostini and M. Knaflitz, "Statistical Gait Analysis," *Distributed Diagnosis and Home Healthcare*. pp. 99–121, 2011.

[3] F. Di Nardo *et al.*, "Normative EMG patterns of ankle muscle co-contractions in school-age children during gait," *Gait Posture*, vol. 46, pp. 161–166, 2016.

[4] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, "Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and applications," *Biol. Proced. Online*, vol. 8, no. 1, pp. 11–35, 2006.

[5] N. Massó, F. Rey, D. Romero, G. Gual, L. Costa, and A. Germán, "Surface electromyography applications," *Apunt. Med. l'Esport*, vol. 45, no. 166, pp. 127–136, 2010.

[6] J. Taborri *et al.*, "Feasibility of muscle synergy outcomes in clinics, robotics, and sports: A systematic review," *Appl. Bionics Biomech.*, vol. 2018, 2018.

[7] R. E. Singh, K. Iqbal, G. White, and T. E. Hutchinson, "A systematic review on muscle synergies: From building blocks of motor behavior to a neurorehabilitation tool," *Appl. Bionics Biomech.*, vol. 2018, 2018.

[8] X. Li, P. Zhou, and A. S. Aruin, "Teager-kaiser energy operation of surface EMG improves muscle activity onset detection," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 35, no. 9, pp. 1532–1538, 2007.

[9] B. Kračmar, P. Novotný, D. Špulák, R. Čmejla, R. Bačáková, and L. Satrapová, "Muscle activity detection in electromyograms recorded during periodic movements," *Comput. Biol. Med.*, vol. 47, pp. 93–103, 2014.

[10] A. Merlo, D. Farina, and R. Merletti, "A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface EMG signals," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 3, pp. 316–323, 2003.

[11] G. Vannozzi, S. Conforto, and T. D'Alessio, "Automatic detection of surface EMG activation timing using a wavelet transform based method," *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 20, no. 4, pp. 767–772, 2010.

[12] T. D. Johnson, R. M. Elashoff, and S. J. Harkema, "A Bayesian change-point analysis of electromyographic data : detecting muscle ...," pp. 143–164, 2003.

[13] Q. Li and B. Li, "The Muscle Activity Detection from Surface EMG Signal Using the Morphological Filter," *Appl. Mech. Mater.*, vol. 195–196, pp. 1137–1141, 2012.

[14] Xiaoyan Li and A. S. Aruin, "Muscle Activity Onset Time Detection Using Teager-Kaiser Energy Operator," *2005 IEEE Eng. Med. Biol. 27th Annu. Conf.*, pp. 7549–7552, 2006.

[15] S. Solnik, P. Rider, K. Steinweg, P. Devita, and T. Hortobágyi, "Teager-Kaiser energy operator signal conditioning improves EMG onset detection," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 110, no. 3, pp. 489–498, 2010.

[16] R. T. Lauer and L. A. Prosser, "Use of the teager-kaiser energy operator for muscle activity detection in children," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 8, pp. 1584–1593, 2009.

[17] X. Zhang and P. Zhou, "Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes," *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 22, no. 6, pp. 901–907, 2012.

[18] J. Naili, A. Esbjörnsson, A. Rozumalski, M. Schwartz, M. Reimeringer, and E. Broström, "Gait deviation index—A suitable measurement of gait deviations in patients with knee and hip osteoarthritis," *Gait Posture*, vol. 36, no. 2012, pp. S53–

S54, 2012.

[19] D. Yang, H. Zhang, Y. Gu, and H. Liu, "Accurate EMG onset detection in pathological, weak and noisy myoelectric signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 33, pp. 306–315, 2017.

[20] S. Solnik, P. DeVita, P. Rider, B. Long, and T. Hortobágyi, "Teager-Kaiser operator improves the accuracy of EMG onset detection independent of signal-to-noise ratio," *Acta Bioeng. Biomech.*, vol. 10, no. 2, pp. 65–68, 2008.

[21] P. Bonato, T. D'Alessio, and M. Knaflitz, "A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, no. 3, pp. 287–299, 1998.

[22] L. Xu and A. Adler, "An improved method for muscle activation detection during gait," *Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, vol. 1, pp. 0357–0360, 2004.

[23] S. Micera, A. M. Sabatini, and P. Dario, "An algorithm for detecting the onset of muscle contraction by EMG signal processing," *Med. Eng. Phys.*, vol. 20, no. 3, pp. 211–215, 1998.

[24] G. H. Staude, "Precise onset detection of human motor responses using a whitening filter and log ....pdf," vol. 48, no. 11, pp. 1292–1305, 2001.

[25] V. Agostini and M. Knaflitz, "An algorithm for the estimation of the signal-to-noise ratio in surface myoelectric signals generated during cyclic movements," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 59, no. 1, pp. 219–225, 2012.

[26] A. Phinyomark and E. Scheme, "EMG Pattern Recognition in the Era of Big Data and Deep Learning," *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 2, no. 3, p. 21, 2018.

[27] C. Max-dependency, "Feature Selection Based on Mutual Information :," *Ieee Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 27, no. 8, pp. 1226–1238, 2005.

[28] C. DING and H. PENG, "Minimum Redundancy Feature Selection From Microarray Gene Expression Data," *J. Bioinform. Comput. Biol.*, vol. 03, no. 02, pp. 185–205, 2005.

[29] R. N. Khushaba and S. Kodagoda, "Electromyogram (EMG) feature reduction using Mutual Components Analysis for multifunction prosthetic fingers control," *2012 12th Int. Conf. Control. Autom. Robot. Vision, ICARCV 2012*, vol. 2012, no. December, pp. 1534–1539, 2012.

[30] P. A. Karthick, D. M. Ghosh, and S. Ramakrishnan, "Surface electromyography based muscle fatigue detection using high-resolution time-frequency methods and machine learning algorithms," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 154, pp. 45–56, 2018.

[31] T. Zhang and B. Yang, "Big Data Dimension Reduction Using PCA," *Proc. - 2016 IEEE Int. Conf. Smart Cloud, SmartCloud 2016*, pp. 152–157, 2016.

[32] H. G.E and S. R.R, "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks," *Science (80-.).*, vol. 313, no. July, pp. 504–507, 2006.

[33] J. Yousefi and A. Hamilton-Wright, "Characterizing EMG data using machine-learning tools," *Comput. Biol. Med.*, vol. 51, no. August 2014, pp. 1–13, 2014.

[34] M. Ortiz-Catalan, R. Brånemark, B. Håkansson, R. Branemark, and B. Hakansson, "Real-time classification of simultaneous hand and wrist motions using Artificial Neural Networks with variable threshold outputs," *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2013, pp. 6651–4, 2013.

[35] H. M. Shim, H. An, S. Lee, E. H. Lee, H. K. Min, and S. Lee, "EMG pattern classification by split and merge deep belief network," *Symmetry (Basel).*, vol. 8, no. 12, 2016.

[36] H. min Shim and S. Lee, "Multi-channel electromyography pattern classification using deep belief networks for enhanced

user experience," *J. Cent. South Univ.*, vol. 22, no. 5, pp. 1801–1808, 2015.

[37] U. Côté-Allard, C. L. Fall, A. Campeau-Lecoursy, C. Gosseliny, F. Laviolettez, and B. Gosselin, "Transfer learning for sEMG hand gestures recognition using convolutional neural networks," *2017 IEEE Int. Conf. Syst. Man, Cybern. SMC 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 1663–1668, 2017.

[38] M. Atzori, M. Cognolato, and H. Müller, "Deep learning with convolutional neural networks applied to electromyography data: A resource for the classification of movements for prosthetic hands," *Front. Neurorobot.*, vol. 10, no. SEP, pp. 1–10, 2016.

[39] N. Friedman, D. Geiger, and M. Goldszmit, "Bayesian Network ClassifiersOverfitting and Underfitting With Machine Learning Algorithms (no date). Available at: https://machinelearningmastery.com/overfitting-and-underfitting-with-machine-learning-algorithms/ (Accessed: 1 July 2018).," *Mach. Learn.*, vol. 29, pp. 131–163, 1997.

[40] A. J. Young, L. H. Smith, E. J. Rouse, and L. J. Hargrove, "Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 5, pp. 1250–1258, 2013.

[41] I. Rish, "An empirical study of the naive Bayes classifier," *IJCAI 2001 Work. Empir. methods Artif. Intell.*, vol. 22230, pp. 41–46, 2001.

[42] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.

[43] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, and Y. Laurillau, "EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness," *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, no. 12, pp. 4832–4840, 2013.

[44] D. Tkach, H. Huang, and T. A. Kuiken, "Study of stability of

time-domain features for electromyographic pattern recognition," *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, 2010.

[45] A. Phinyomark, S. Hirunviriya, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, "Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation," *Electr. Eng. Comput. Telecommun. Inf. Technol. (ECTI-CON), 2010*, no. May, pp. 856–860, 2010.

[46] E. N. Kamavuako, E. J. Scheme, and K. B. Englehart, "Determination of optimum threshold values for EMG time domain features; A multi-dataset investigation," *J. Neural Eng.*, vol. 13, no. 4, 2016.

[47] A. Phinyomark, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, "EMG Feature Extraction for Tolerance of White Gaussian Noise," *Int. Work. Symp. Sci. Technol.*, no. November 2015, pp. 178–183, 2008.

[48] "Mcculloch1943Logical," vol. 5, pp. 115–133, 2008.

[49] F. Rosenblatt, "Perceptrons and the Theory of Brain Mechanics," *Cornell Aeronaut. LAB INC BUFFALO NY.*, vol. VG-1196-G, p. 621, 1961.

[50] G. Chen, "A Gentle Tutorial of Recurrent Neural Network with Error Backpropagation," pp. 1–10, 2016.

[51] Z. C. Lipton, J. Berkowitz, and C. Elkan, "A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning," pp. 1–38, 2015.

[52] H. Sak, A. Senior, and F. Beaufays, "Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition," no. Cd, 2014.

[53] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms," pp. 1–14, 2016.

[54] C. Charalambous, "Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks," *IEE Proceedings, Part G*

Circuits, Devices Syst., vol. 139, no. 3, pp. 301–310, 1992.

[55] H. Yu and B. M. Wilamowski, "Levenberg-marquardt training," *Intell. Syst.*, pp. 1–16, 2016.