



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale Ingegneria Biomedica

Elaborazione ed analisi del segnale elettromiografico di superficie con misure di complessità

Surface electromyographic signal processing through complexity measures

Relatore:

Prof.ssa Federica Verdini

Tesi di Laurea di:

Enrico Cecchini

Correlatore:

Ing. Alessandro Mengarelli, PhD

A.A. 2019 / 2020

Indice

- 1. Introduzione**
- 2. Analisi del segnale elettromiografico**
- 3. Misure di non linearità delle serie temporali**
 - 3.1 Sample Entropy
 - 3.2 Fuzzy Entropy
- 4. Risultati**
 - 4.1 Analisi sperimentale del segnale EMG
 - 4.2 Valutazione del rapporto segnale rumore
- 5. Discussione**
- 6. Bibliografia**
- 7. Ringraziamenti**

1. Introduzione

Il sistema neuromuscolare può essere considerato come un sistema dinamico complesso, dove le informazioni che dal Sistema Nervoso Centrale giungono ai muscoli possono essere ricavate attraverso l'elettromiografia di superficie (sEMG) [1]. L'elettromiografia di superficie è utilizzata per il prelievo dei potenziali elettrici muscolari ed è largamente utilizzata in ambito clinico e di ricerca, come ad esempio: nell'analisi della postura [1], del movimento [1,2], nella caratterizzazione gestuale [3,4] e per la realizzazione di dispositivi mioelettrici a controllo attivo [1,2,4]. Tuttavia l'utilizzo di questa tecnica porta all'acquisizione di un segnale affetto da numerose tipologie di disturbi, che ne abbassano il rapporto segnale rumore e ne rendono difficile la valutazione. Fra le differenti cause che possono contaminare il segnale elettromiografico di superficie si possono osservare: picchi spuri, in pazienti con problematiche come ictus o lesioni spinali [1], il movimento involontario degli elettrodi dovuto da artefatti da movimento [1] e le interferenze ambientali dovute alle radio trasmissioni e al sistema elettrico [1]. A causa di tali sorgenti di disturbo, l'analisi dei segnali EMG è di fondamentale importanza per ricavare informazioni, come: l'intervallo di attivazione muscolare [1], informazioni per la caratterizzazione posturale [1] e gestuale [2,4]. Al fine di ricavare tali informazioni, in ambito scientifico, vengono ricercate e affinate nuove tecniche di elaborazione, le quali cercano di aumentare la qualità del segnale. Lo scopo di questa tesi è quello di comprendere e valutare, attraverso l'analisi sperimentale di segnali elettromiografici, due tecniche di analisi basate su misure di complessità, che sono la Sample Entropy (SampEn) e la Fuzzy Entropy (FuzzyEn). Queste misure di complessità sono state valutate in relazione alla loro capacità di aumentare il rapporto segnale rumore (SNR), per valutare l'effettiva influenza dei parametri caratterizzanti le due tecniche di analisi e per osservarne le capacità di valutazione degli intervalli di attivazione muscolare.

La tesi è suddivisa nelle seguenti parti:

1. Una prima parte in cui vengono introdotti i principali argomenti riguardanti l'analisi dei segnali.
2. Una seconda parte in cui vengono descritte, in maniera dettagliata, le misure di complessità utilizzate.
3. Una terza parte dove vengono descritti e riportati i risultati derivanti dall'elaborazioni sperimentali dei segnali.
4. Le conclusioni, che contengono le considerazioni finali.

2. Analisi del segnale elettromiografico

La fisiologia degli organismi viventi è fondata sulla trasmissione ed azione di segnali elettrici dai quali dipende l'organizzazione coordinata e funzionale dei diversi organi componenti il corpo vivente [5]. Il segnale elettrico generato dagli impulsi nervosi che partono dal cervello per attivare al muscolo determina sul muscolo stesso una risposta, sotto forma di potenziale, che è detto segnale elettromiografico. Tramite sistemi di sonde superficiali è possibile captare il potenziale sviluppato dal muscolo e valutare quando e se il muscolo risulti o meno contratto. Questa misurazione viene infatti eseguita attraverso l'utilizzo di appositi sensori, chiamati elettrodi, in grado di captare le differenze di potenziale generate dagli impulsi bioelettrici. Tuttavia il segnale, può presentare delle problematiche nel tracciato, il quale può essere perturbato da varie grandezze. In primo luogo le condizioni di prelievo e la presenza di interferenze sia elettriche che radio [1] possono determinare segnali con ampiezza ridotta e di scarsa qualità, come indicato da bassi valori del rapporto segnale rumore. In secondo luogo anche il posizionamento delle sonde per il prelievo, come ad esempio nel caso di mal posizionamento o per una inadeguata aderenza nell'interfaccia elettrodo-pelle [3], può determinare segnali in cui l'informazione rilevante (la contrazione muscolare) è nascosta da segnali di interferenza dovuti alla contrazione dei muscoli adiacenti. Infine sul segnale possono essere presenti elementi o componenti non tipici del comportamento fisiologico ma caratteristici di alcune patologie, come in pazienti con ictus o lesioni spinali che presentano disturbi sotto forma di picchi spuri nel tracciato [1]. L'analisi del segnale elettromiografico è uno dei punti cruciali da valutare per eliminare questi tipi di perturbazioni del segnale e per poter estrapolare informazioni utili dal segnale stesso, come: l'intervallo di attivazione muscolare [1], la caratterizzazione gestuale [2,5] e sull'analisi del movimento (analisi del cammino) [1]. Nel corso del tempo, molte tecniche di analisi sono state proposte per la determinazione dell'attivazione muscolare, la maggior parte delle quali si basa su parametri associati all'ampiezza del segnale elettromiografico, estremamente sensibili ad eventuali forme di disturbo che possono essere presenti all'interno del segnale, come quelle dette in precedenza. Quindi la validità dei risultati forniti da queste tecniche diminuisce in maniera notevole al diminuire della qualità del segnale [1]. Quest'ultima viene valutata attraverso il rapporto segnale rumore (SNR), il quale ci fornisce una misura del peso che la componente di rumore ha sul segnale complessivo; tanto più è alto tanto meno significativo è il contributo del rumore. È chiaro quindi, come le tecniche da utilizzare per ridurre l'effetto di disturbi sul segnale, debbano essere in grado di by-passare la dipendenza dall'ampiezza del segnale. A tal proposito sono stati introdotti metodi basati sulle misure di complessità del segnale, che prendono vantaggio sulle caratteristiche di non

linearità di questi ultimi [1]. In particolare in questo lavoro di tesi ne sono state prese in considerazione due: la Sample Entropy (SampEn) e la Fuzzy Entropy (FuzzyEn).

3. Misure di non linearità delle serie temporali

3.1. Sample Entropy

L'entropia è la misura della complessità e della casualità del sistema dinamico, che descrive la velocità di creazione delle informazioni [6,7]. In letteratura sono stati proposti molti metodi per stimare l'entropia di un sistema dinamico rappresentato da una serie temporale [1]. Uno dei primi metodi introdotti fu la Approximate Entropy (ApEn) [6], che data una serie temporale discreta $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ risulta essere definita nel seguente modo:

1. Scelta della embedding dimension m , questo valore definisce in quale spazio dimensionale la serie temporale viene incorporata, in questo caso in uno spazio m -dimensionale.
2. Scelta della tolleranza r , che definisce il modulo della massima distanza per cui le componenti scalari dei vettori possono essere considerate simili.
3. Dalla serie temporale si ricavano $N+(m-1)$ vettori, composti da m componenti

$$X(i) = \{x(i), \dots, x(i + (m - 1))\}^T \text{ per } i = (1, \dots, N - (m - 1)) \quad [1]$$

4. Si calcola la distanza tra le coppie di vettori $X^m(i)$ e $X^m(j)$, come la massima distanza tra le componenti scalari in valore assoluto, se la distanza delle componenti scalari dei due vettori risulta essere minore della tolleranza allora si assume la similarità tra i due vettori.

$$d_{ij} = d[X(i), X(j)] = \max\{|x(i+k) - x(j+k)| : 0 \leq k \leq (m-1)\} \quad [2]$$

5. Si calcola il numero di vettori simili al vettore $X(i)$,

$$B_i^m = (N - (m + 1))^{-1} \sum_{j=1}^{N-m} \theta(r - d[X^m(i), X^m(j)]) \quad [3]$$

$$\text{dove } \theta \text{ è la funzione gradino pari a } \begin{cases} 1, & \text{se } d[X^m(i), X^m(j)] \leq r \\ 0, & \text{se } d[X^m(i), X^m(j)] > r \end{cases}$$

6. Si calcola il grado di similarità,

$$B^m = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m \quad [5]$$

7. Infine si ripetono i passaggi da 3 a 6 ma per l'embedding dimension pari a $m+1$, trovando

$$A^m = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m \quad [6]$$

dove

$$A_i^m = (N - (m + 1))^{-1} \sum_{j=1}^{N-m} \theta(r - d[X^{m+1}(i), X^{m+1}(j)]) \quad [7]$$

Ora,

$$ApEn(m, r) = -\ln \left[\frac{A^m}{B^m} \right] \quad [8]$$

L'algoritmo ApEn, introduce il problema dell'auto corrispondenza fra vettori, dovendo cioè valutare la somiglianza tra vettori, tale condizione se verificata determina una situazione di indeterminazione ($\ln(0)$). Tuttavia questo passaggio introduce un bias nel calcolo della ApEn, il quale porta due svantaggi. In primo luogo, la ApEn risulta essere estremamente dipendente dal numero di campioni del segnale considerato. In secondo luogo essa risulta avere bassa consistenza relativa, ciò significa che se una serie temporale presenta un'elaborazione tramite ApEn con migliori risultati rispetto a una seconda serie, questa condizione dovrebbe ma non viene mantenuta per tutte le combinazioni di m , r e N testate [7]. Successivamente, la Sample Entropy fu proposta inizialmente come perfezionamento della ApEn per ridurre gli svantaggi indotti dall'auto corrispondenza fra vettori, introducendo $j \neq i$ nelle sommatorie. Sfruttando questo vantaggio, la SampEn è stata applicata nell'analisi di serie temporali fisiologiche [1,6,7]. Per calcolare la SampEn(m,r) , di una serie temporale discreta

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$$

si seguono gli stessi passaggi da 1 a 4 ripetuti nel calcolo della ApEn, poi si procede nel modo segue:

1. Si calcola il numero di vettori simili al vettore $X(i)$,

$$B_i^m = (N - (m + 1))^{-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} \theta(r - d[X^m(i), X^m(j)]) \quad [9]$$

2. Si calcola il grado di similarità,

$$B^m = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m \quad [10]$$

3. Infine si ripetono i passaggi da 1 a 4 riportati per la ApEn ma per l'embedding dimension pari a $m+1$, calcolando

$$A^m = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m \quad [11]$$

dove

$$A_i^m = (N - (m + 1))^{-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} \theta(r - d[X^{m+1}(i), X^{m+1}(j)]) \quad [12]$$

Ora,

$$SampEn(m, r) = -\ln \left[\frac{A^m}{B^m} \right] \quad [13]$$

3.2. Fuzzy Entropy (FuzzyEn)

La Fuzzy Entropy è una misura di entropia, che utilizza la distanza tra vettori per calcolarne il loro grado di similarità, come nella Sample Entropy, ma in questo caso non viene più utilizzata una funzione a gradino θ [Eq. 9,11] per determinare il grado di similarità, bensì si utilizza una funzione esponenziale negativa $\Omega(d_{i,j}^m, r)$ [Eq.16]. Dove con Ω si intende una funzione che fa parte della famiglia di funzioni Gaussiane [2,9]. Per il calcolo della FuzzyEn(m,r,n) si seguono gli stessi passaggi riportati in precedenza da 1 a 4 della ApEn, nel paragrafo (3.1), poi si procede con i seguenti passaggi:

1. Si calcola il grado di similarità,

$$C^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} C_i^m(r) \quad [14]$$

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} \Omega(d_{i,j}^m, r) \quad [15]$$

$$\Omega(d_{i,j}^m, r) = e^{-\frac{(d_{i,j}^m)^n}{r}} \quad [16]$$

dove definiamo con:

- m , embedding dimension
- r , tolleranza
- n , esponente che denota, a parità di distanza tra vettori e tolleranza, qual è la rapidità con cui la curva esponenziale negativa tende a zero.

2. Infine si ripetono il passaggi precedenti ma per l'embedding dimension pari a $m+1$, calcolando $C^{m+1}(r)$

infine si ha che

$$FuzzyEn(m, r, n) = -\ln \left[\frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)} \right] \quad [17]$$

4. Risultati

Al fine di procedere al calcolo dell'entropia e alla valutazione delle misure entropiche, sono necessari alcuni passaggi fondamentali:

- Si elabora preliminarmente il segnale elettromiografico tramite filtri che eliminano le frequenze ad alta e a bassa frequenza (filtro passa-banda Butterworth (Par. 4.1.)).
- Il segnale originale viene analizzato attraverso una finestra mobile di lunghezza prestabilita, la quale varia la sua posizione in funzione di una determinata sovrapposizione detta comunemente ‘overlap’.
- La misura di complessità viene applicata sulla finestra mobile, ottenendo un secondo segnale, con lunghezza pari al numero di finestre necessarie per analizzare la totalità dei campioni costituenti il segnale e come ampiezza il valore della misura di entropia.
- In questa tesi si sono considerati solo i valori risultanti dalla scelta di una tolleranza globale $rg = r \times SD$ (dove SD è la deviazione standard del segnale). Quest’ultima infatti riporta risultati nettamente migliori nell’individuazione dell’attivazione muscolare rispetto alla tolleranza locale [1], che al contrario della precedente varia con la deviazione standard di ogni finestra del segnale considerata.
- Al fine di valutare l’effettiva influenza delle tecniche di analisi utilizzate nella valutazione degli intervalli di attivazione muscolare, ci si è serviti del rapporto segnale rumore normalizzato (SNR%), calcolato in questo modo,

$$SNR\% = \frac{(SNR_{finale} - SNR_{iniziale})}{SNR_{iniziale}} \times 100$$

dove con SNR iniziale si intende il valore ottenuto applicando il rapporto segnale rumore al segnale originale, mentre per SNR finale si intende il valore del rapporto segnale rumore applicato al segnale Sample Entropy o Fuzzy Entropy. L’SNR normalizzato ci ha fornito le percentuali di guadagno del rapporto segnale rumore, valutate per confrontare le differenti parametrizzazioni utilizzate per l’analisi dei segnali elettromiografici.

4.1. Analisi sperimentale dei segnali EMG

In primo luogo si è applicato un filtro Butterworth del secondo ordine ‘passabanda’, tagliando dal segnale le frequenze indesiderate inferiori ai 30 Hz e superiori ai 450 Hz. In secondo luogo si è sottratta la media dal segnale e diviso il tutto per la deviazione standard al fine di rendere confrontabili tra loro i segnali acquisiti da sistemi differenti

$$s = \frac{s - \text{mean}(s)}{\text{std}(s)}$$

Si sono elaborati tre diversi segnali caratterizzati da differenti condizioni di rumore:

- Primo segnale elettromiografico

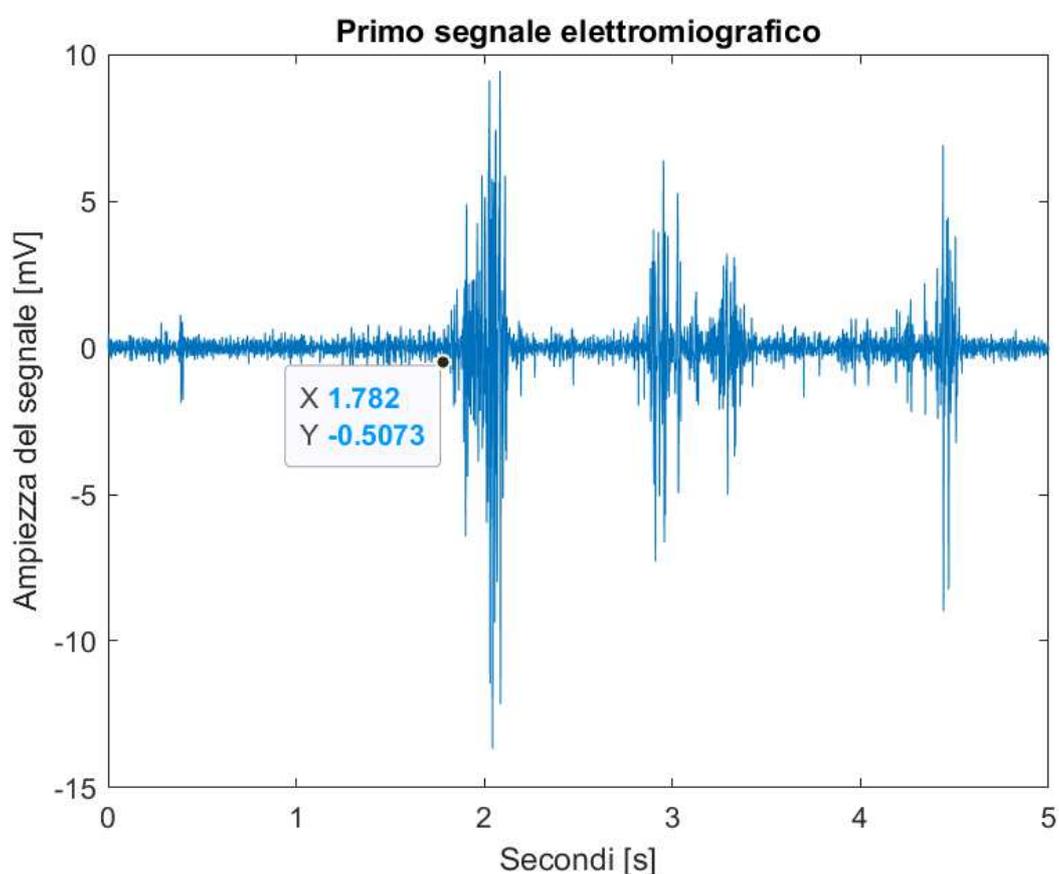


Fig.1. Il segnale riportato rappresenta il primo segnale elettromiografico, dove sono già state applicate le elaborazioni preliminari. Questo segnale è stato campionato ad una frequenza di campionamento pari a 2000 Hz. Viene inoltre riportato il valore di inizio attivazione.

- Secondo segnale elettromiografico

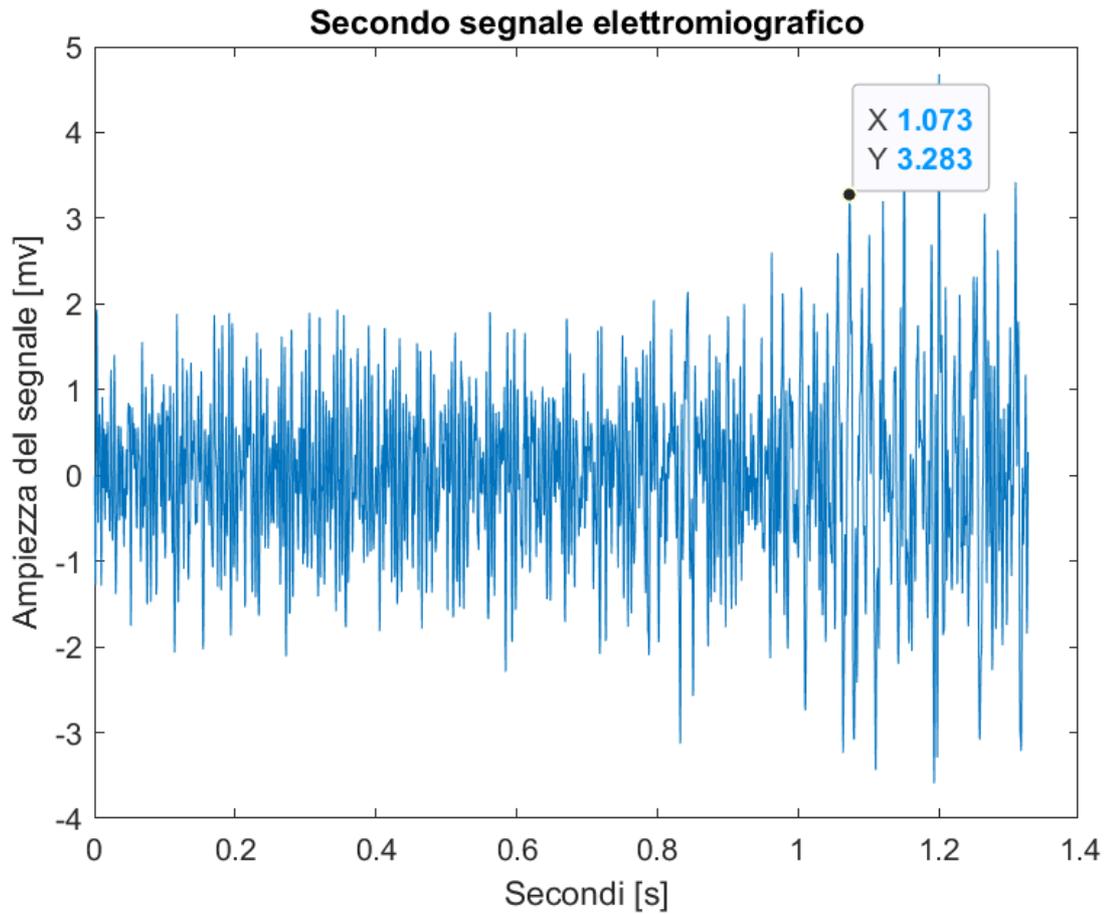


Fig.2. Il segnale riportato rappresenta il secondo segnale elettromiografico, dove sono già state applicate le elaborazioni preliminari. Questo segnale è stato campionato ad una frequenza di campionamento pari a 2048 Hz. Viene inoltre riportato il valore di inizio attivazione.

- Terzo segnale elettromiografico

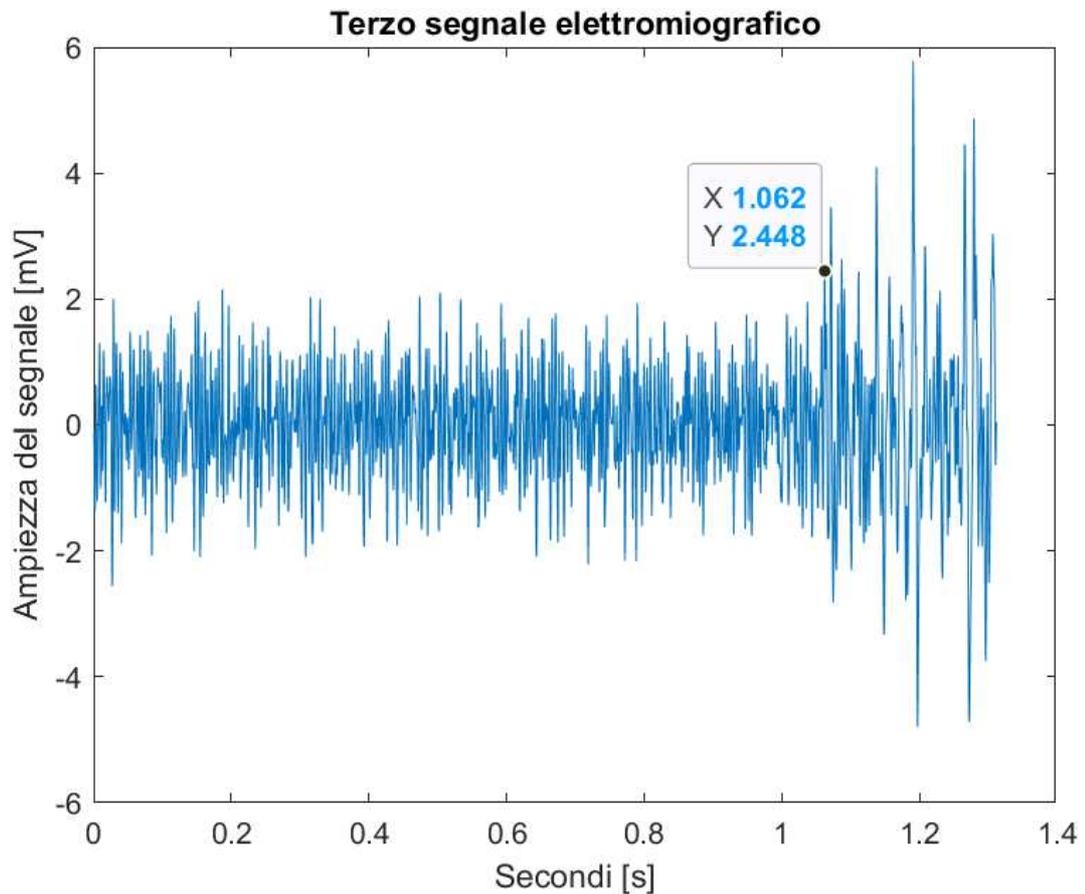


Fig.3. Il segnale riportato rappresenta il terzo segnale elettromiografico, dove sono già state applicate le elaborazioni preliminari. Questo segnale è stato campionato ad una frequenza di campionamento pari a 2048 Hz. Viene inoltre riportato il valore di inizio attivazione.

Nel caso del primo segnale l'inizio dell'intervallo di attivazione non è noto, ma dall'analisi del segnale nel dominio del tempo è possibile rilevare una prima attivazione in corrispondenza del 3582 campione ($on1=1.79$ s). Nel secondo e terzo segnale rispettivamente, gli istanti di attivazione sono difficilmente rilevabili dall'ispezione visiva del segnale nel dominio del tempo, ma sono noti da una precedente elaborazione e sono pari al 2205 campione ($on2=1.77$ s) e 2172 campione ($on3=1.06$ s). È opportuno fare un altro passaggio prima di procedere all'analisi tramite misure entropiche, ossia calcolare il rapporto segnale rumore per capire qual è l'effettiva qualità del segnale iniziale e confrontarla poi con quella finale per quantificare il miglioramento del segnale portato dall'elaborazione. Questi ultimi risultano essere pari a 15.8dB, 3.17dB e 7.08dB, per il primo, secondo e terzo segnale elettromiografico rispettivamente.

Date le caratteristiche dei segnali considerati e le differenti frequenze di campionamento si sono prese le seguenti decisioni per i parametri interessati al calcolo delle entropie:

- Lunghezza della finestra pari a 64 campioni, che equivalgono: nel primo segnale campionato a 2000 Hz a 32 ms, nel secondo e terzo segnale campionati a 2048 Hz a 31 ms.
- Lunghezza della sovrapposizione o ‘overlap’ pari a 8 campioni, che equivalgono nel primo, secondo e terzo segnale a circa 4 ms.
- Si sono scelti i seguenti valori per la embedding dimension m

$$m = [2,3,4,5,6,7,8,9,10]$$

- Si sono scelti i seguenti valori per la tolleranza r

$$r = [0.1;0.15;0.2;.0.25;0.3;0.35;0.4;0.45;0.5]$$

- Si sono scelti i seguenti valori per il parametro n relativo al calcolo della FuzzyEn

$$n = [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]$$

4.2. Valutazione del rapporto segnale rumore

Le tabelle seguenti riportano gli SNR (in dB) e gli SNR normalizzati (SNR%) ricavati sui condizionati tramite le misure entropiche.

- Sample Entropy

Nell’elaborazione del primo segnale elettromiografico tramite Sample Entropy, in nessuna delle combinazioni di parametri m e r , si ottengono valori che soddisfino le condizioni proposte, cioè in nessuna combinazione parametrica si è ottenuta una distanza minore della tolleranza r data.

Secondo segnale elettromiografico

m	r	SNR	SNR%
2	0,3	2,19	-30,87%
2	0,35	1,69	-46,61%
2	0,4	2,57	-19,02%

Terzo segnale elettromiografico

m	r	SNR	SNR%
2	0,25	6,57	-7,24%
2	0,3	6,55	-7,52%
2	0,35	7,46	5,46%

2	0,45	2,99	-5,71%
2	0,5	3,06	-3,48%

Tab. 1

2	0,4	7,27	2,73%
2	0,45	7,06	-0,31%
2	0,5	7,06	-0,23%
3	0,5	7,56	6,86%
4	0,5	7,85	10,875

Tab. 2

Tab. 1. In tabella vengono riportati i valori di embedding demension, tolleranza, SNR e SNR normalizzato (SNR%),rispettivamente per le migliori e peggiori configurazioni ottenute in relazione al secondo segnale elettromiografico elaborato con Sample Entropy.

Tab. 2. In tabella vengono riportati i valori di embedding demension, tolleranza, SNR e SNR normalizzato (SNR%),rispettivamente per le migliori e peggiori configurazioni ottenute in relazione al terzo segnale elettromiografico elaborato con Sample Entropy.

- Fuzzy Entropy

Le tabelle seguenti riportano i risultati ottenuti tramite l'analisi sperimentale attraverso Fuzzy Entropy, in particolare vengono riportati i valori per le migliori e peggiori configurazioni di parametri.

Primo segnale elettromiografico

n	m	r	SNR	SNR%
1	10	0,5	27,44	73,70%
2	2	0,5	32,43	105,30%
3	2	0,5	40,02	153,40%
4	2	0,5	47,25	199,10%
5	2	0,5	54,09	242,40%
6	2	0,5	60,4	282,40%
7	2	0,5	64,92	311%
8	2	0,5	66,09	318,40%
9	2	0,3	66,03	318%
10	2	0,2	65,95	317,70%

n	m	r	SNR	SNR%
1	3	0,1	16,32	3,34%
2	3	0,1	18,86	19,37%
3	4	0,1	21,37	35,29%
4	5	0,1	23,59	49,35%
5	6	0,1	24,68	56,24%
6	8	0,1	24,64	55,96%
7	8	0,1	25,11	58,93%
8	8	0,1	25,65	62,38%
9	8	0,1	26,2	65,88%
10	8	0,1	26,75	69,33%

Tab.3

Tab.3. In tabella vengono riportati i valori di embedding demension, tolleranza, SNR e SNR normalizzato (SNR%),rispettivamente per le migliori (sulla tabella a sinistra) e peggiori (sulla tabella a destra) configurazioni ottenute in relazione al segnale elettromiografico elaborato con Fuzzy Entropy.

Secondo segnale elettromiografico

n	m	r	SNR	SNR%
1	9	0,1	8,46	167,00%
2	9	0,1	9,11	187,30%
3	9	0,1	7,58	139,00%
4	10	0,1	5,86	84,97%
5	10	0,1	4,86	53,33%
6	10	0,1	3,95	24,60%

n	m	r	SNR	SNR%
1	4	0,1	0,03	-99,09%
2	5	0,1	0,62	-80,35%
3	5	0,1	1,02	-67,78%
4	9	0,5	1,19	-62,34%
5	9	0,4	1,00	-68,38%
6	9	0,35	0,86	-73,02%

7	10	0,1	3,19	0,58%
8	10	0,1	2,56	-19,14%
9	2	0,5	2,19	-31%
10	2	0,5	2,2	-30,47%

7	9	0,3	0,73	-76,93%
8	9	0,25	0,62	-80,31%
9	9	0,2	0,53	-83,13%
10	9	0,2	0,46	-85,61%

Tab.4

Tab.4. In tabella vengono riportati i valori di embedding demension, tolleranza, SNR e SNR normalizzato (SNR%),rispettivamente per le migliori (sulla tabella a sinistra) e peggiori (sulla tabella a destra) configurazioni ottenute in relazione al segnale elettromiografico elaborato con Fuzzy Entropy.

Terzo segnale elettromiografico

n	m	r	SNR	SNR%
1	10	0,5	10,08	42,38%
2	10	0,5	6,69	-5,53%
3	8	0,5	5,63	-20,47%
4	8	0,5	5,27	-25,56%
5	8	0,5	5,08	-28,25%
6	8	0,5	4,97	-29,85%
7	8	0,5	4,89	-30,85%
8	8	0,5	4,85	-31,50%
9	8	0,5	4,82	-31,91%
10	8	0,5	4,80	-32,15%

n	m	r	SNR	SNR%
1	3	0,1	3,74	-47,12%
2	3	0,1	3,11	-56,07%
3	3	0,1	3,00	-57,66%
4	3	0,1	2,97	-58,02%
5	3	0,1	3,00	-57,67%
6	3	0,1	3,04	-57,04%
7	3	0,1	3,09	-56,37%
8	3	0,1	3,13	-55,78%
9	3	0,1	3,16	-55,33%
10	3	0,1	3,19	-55,00%

Tab.5

Tab.5. In tabella vengono riportati i valori di embedding demension, tolleranza, SNR e SNR normalizzato (SNR%), rispettivamente per le migliori (sulla tabella a sinistra) e peggiori (sulla tabella a destra) configurazioni ottenute in relazione al segnale elettromiografico elaborato con Fuzzy Entropy.

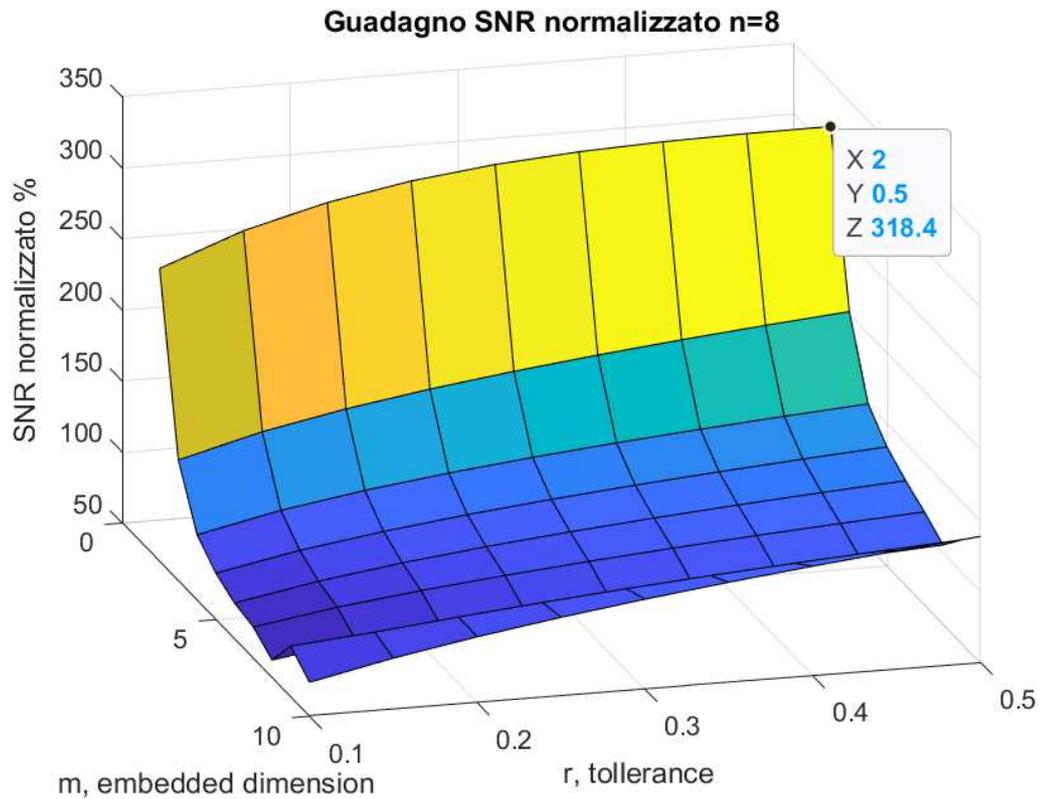


Fig.4. Il grafico 3D riporta i valori di SNR normalizzato ottenuti per $n=1$, che risulta essere la migliore configurazione per il primo segnale elaborato con la Fuzzy Entropy. Viene inoltre riportato per quali valori di embedding dimension m e tolleranza r si ottiene il miglior risultato fra tutte le possibili combinazioni di parametri.

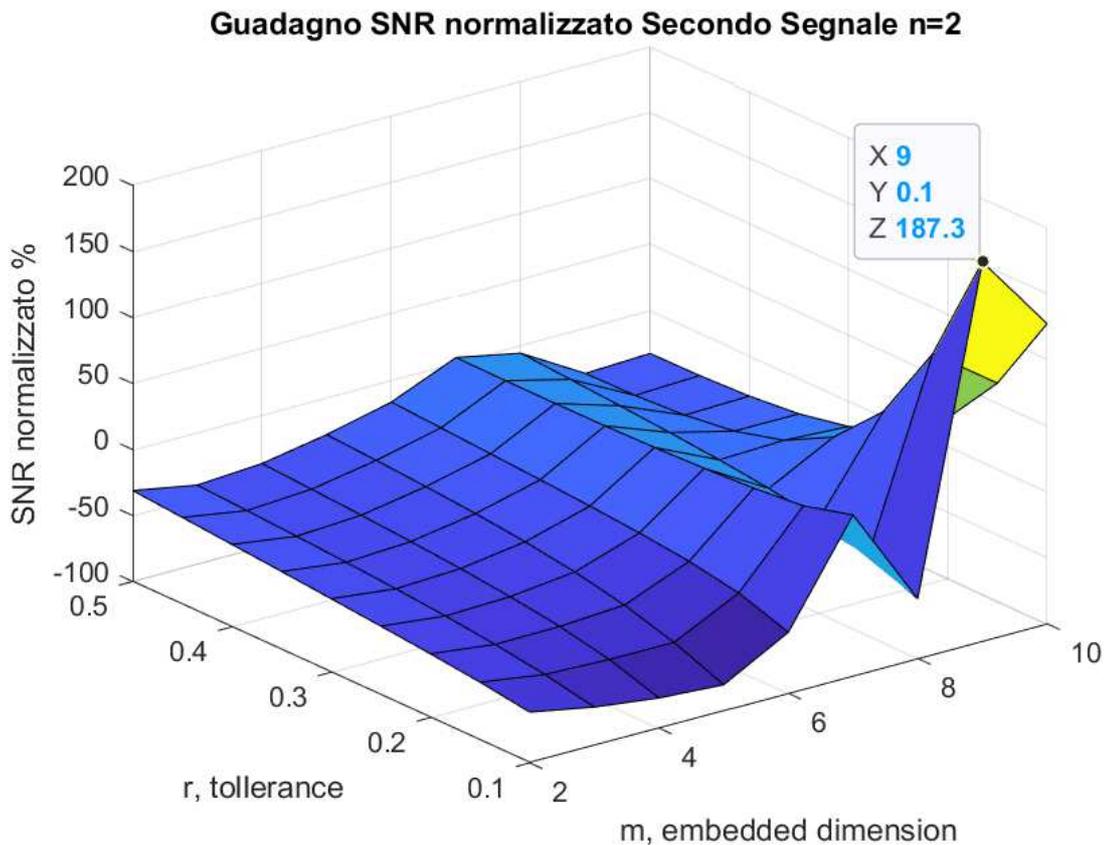


Fig.5. Il grafico 3D riporta i valori di SNR normalizzato ottenuti per $n=2$, che risulta essere la migliore configurazione per il secondo segnale elaborato con la Fuzzy Entropy. Viene inoltre riportata la parametrizzazione ottima in corrispondenza al punto massimo della superficie.

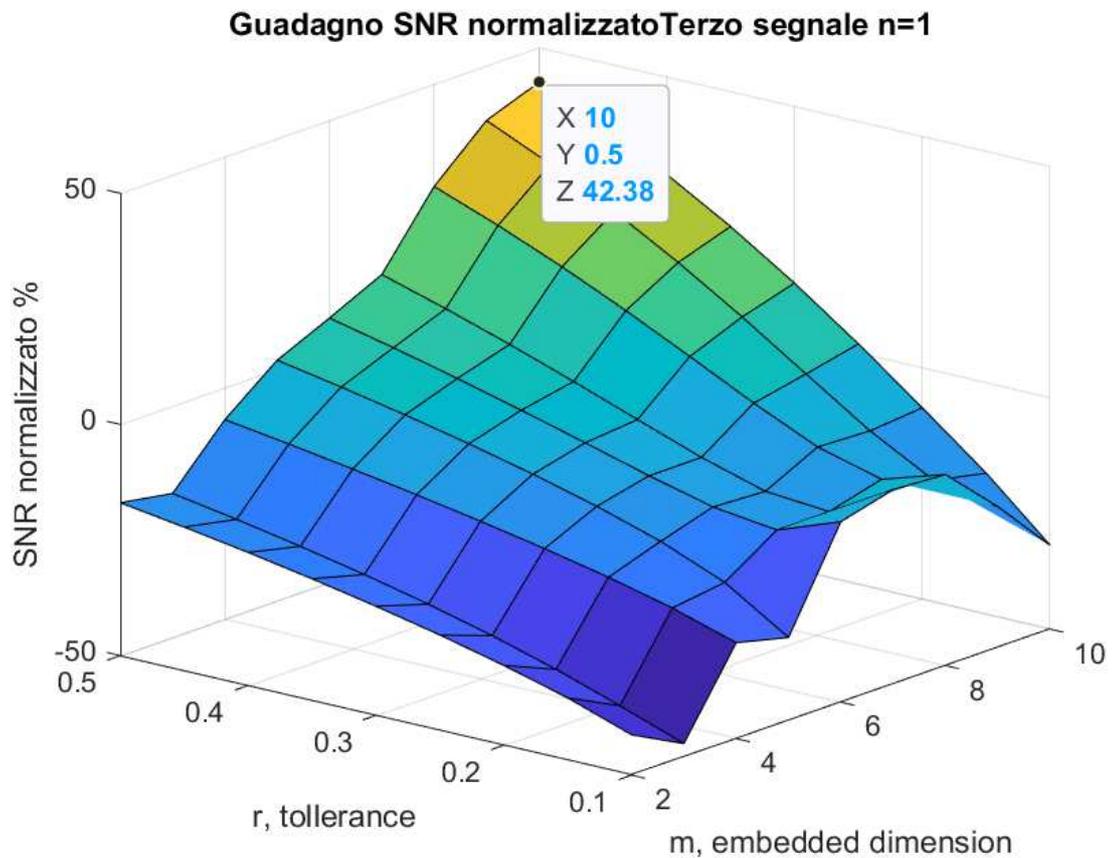


Fig.6. Il grafico 3D riporta i valori di SNR normalizzato ottenuti per $n=2$, che risulta essere la migliore configurazione per il terzo segnale elaborato con la Fuzzy Entropy. Viene inoltre riportata la parametrizzazione ottima in corrispondenza al punto massimo della superficie.

Di seguito si riportano i grafici ottenuti nelle migliori e peggiori configurazioni.

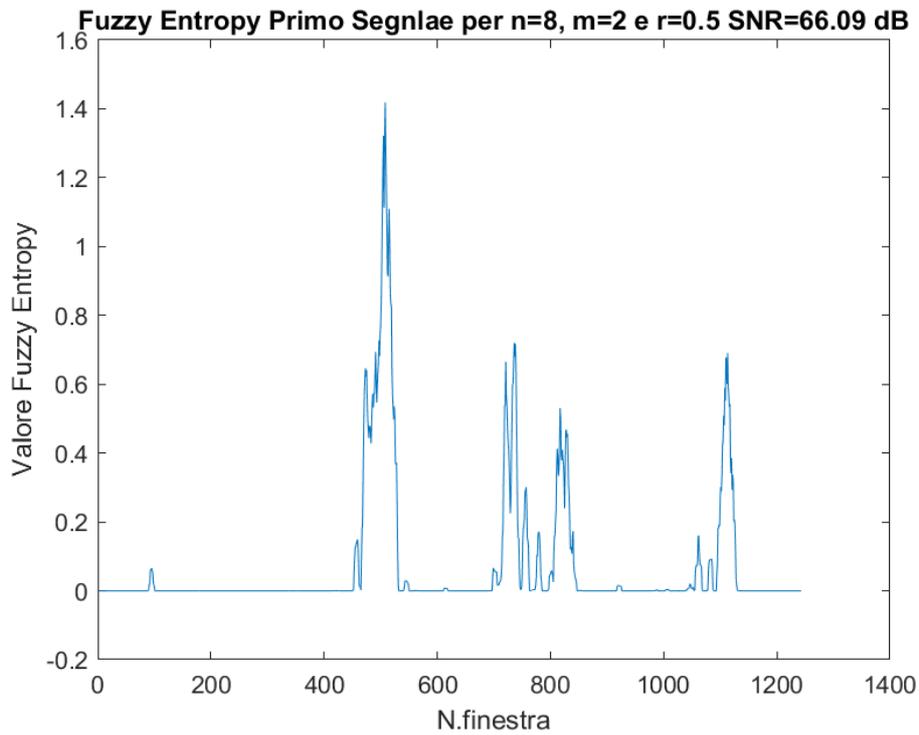


Fig.7. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del primo segnale elettromiografico nella migliore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r e n . Con questa configurazione si ottiene un aumento percentuale dell'SNR pari a 318.40% (Fig.4 e Tab.3)

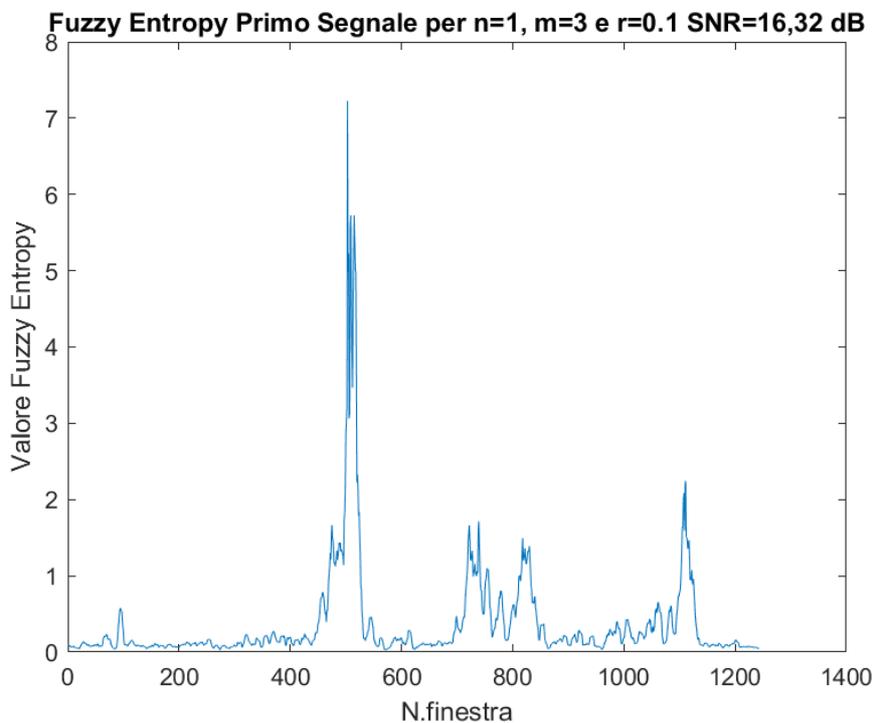


Fig.8. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del primo segnale elettromiografico nella peggiore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m ,

tolleranza r e n . Con questa configurazione si ottiene un aumento percentuale dell'SNR pari a 3.34% (Tab.3)

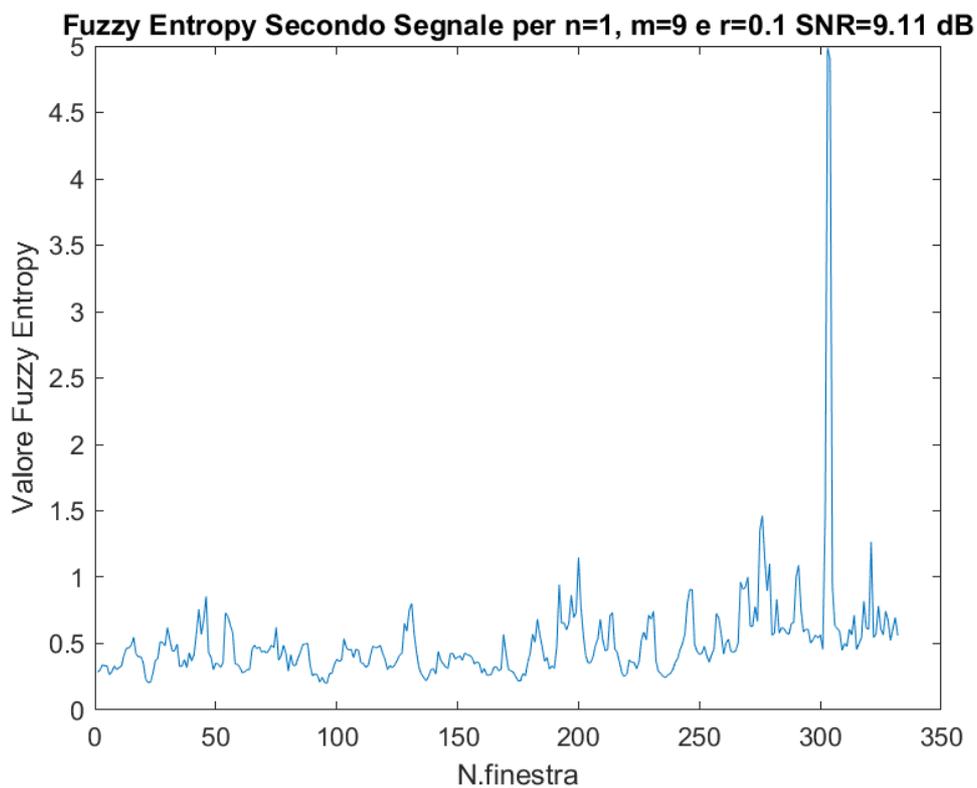


Fig.9. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del secondo segnale elettromiografico nella migliore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r e n . Con questa configurazione si ottiene un aumento percentuale dell'SNR pari a 187.3% (Tab.4 e Fig.5)

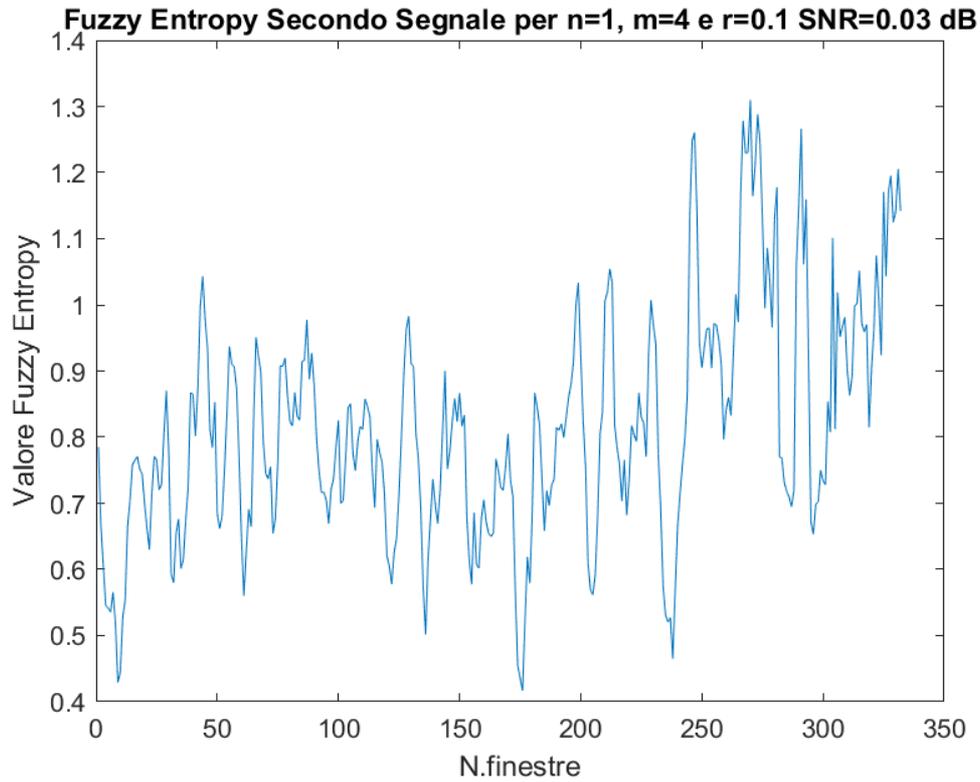


Fig.10. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del secondo segnale elettromiografico nella peggiore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r e n . Con questa configurazione si ottiene un peggioramento percentuale dell'SNR pari a -99.09% (Tab.4)

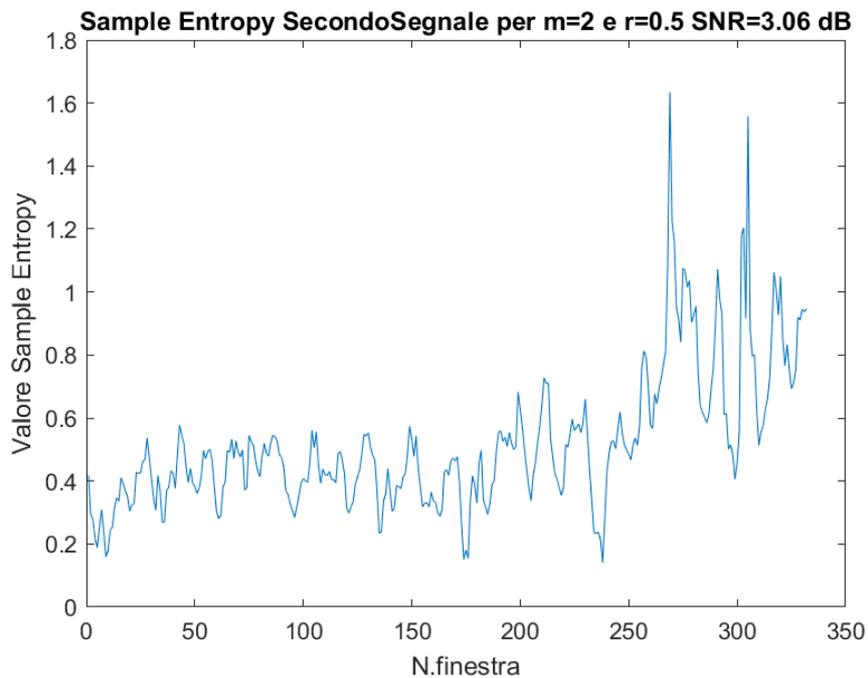


Fig.11. Il grafico riporta il segnale SampEn ottenuto dall'elaborazione del secondo segnale elettromiografico nella migliore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r . Con questa configurazione si ottiene un aumento percentuale dell'SNR pari a -3.48% (Tab.1)

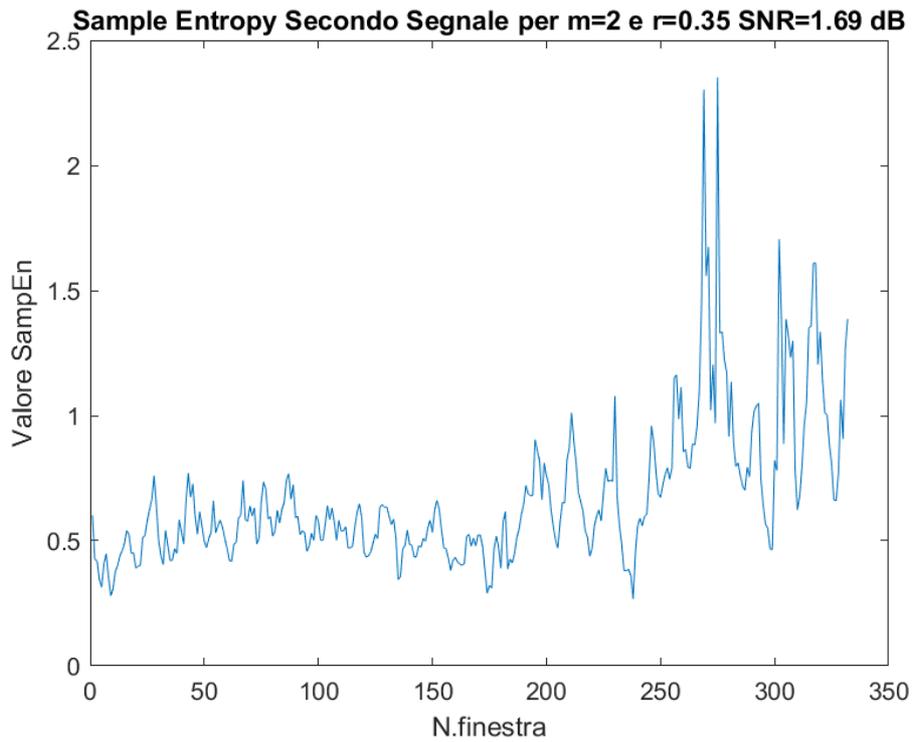


Fig.12. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del secondo segnale elettromiografico nella peggiore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r . Con questa configurazione si ottiene un peggioramento percentuale dell'SNR pari a -46.61% (Tab.1)

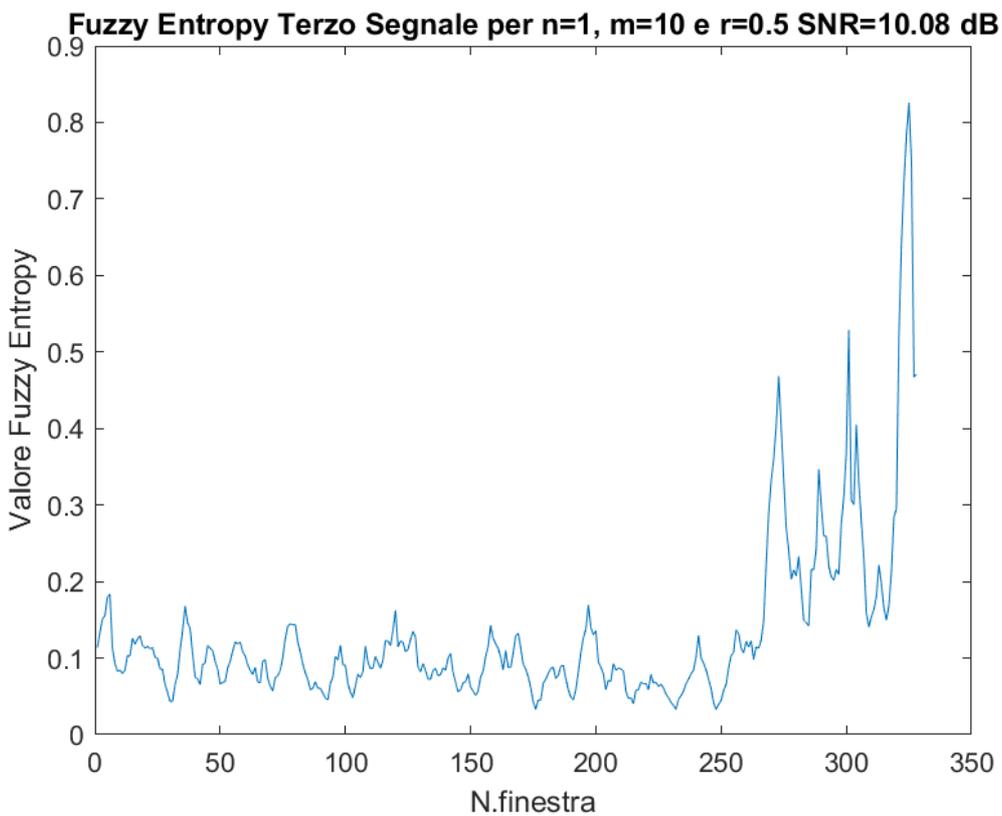


Fig.13. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del terzo segnale elettromiografico nella migliore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r e n . Con questa configurazione si ottiene un aumento percentuale dell'SNR pari a 42.38% (Tab.5 e Fig.6)

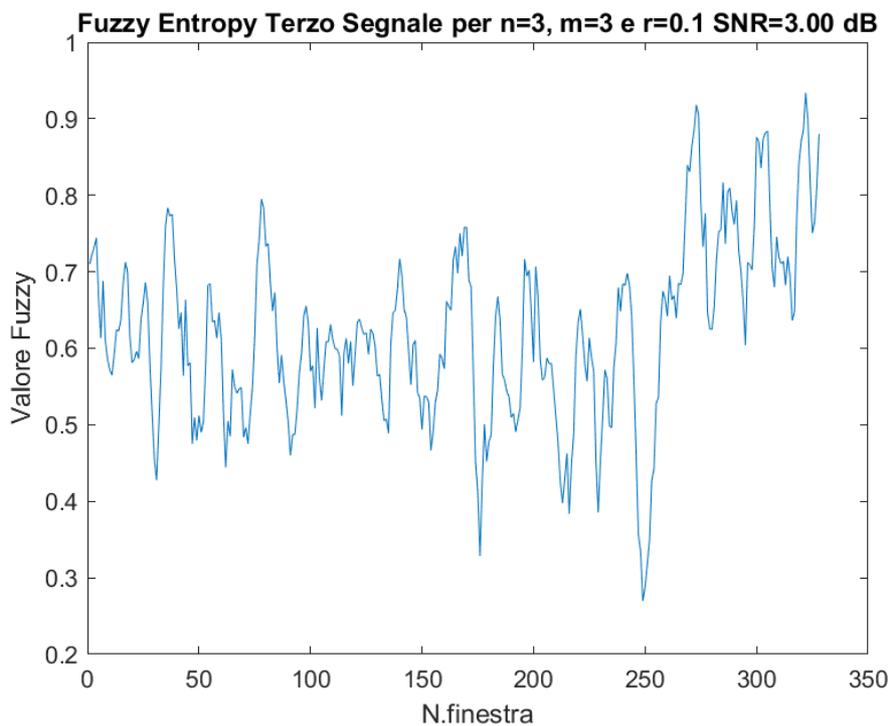


Fig.14. Il grafico riporta il segnale FuzzyEn ottenuto dall'elaborazione del terzo segnale elettromiografico nella peggiore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r e n . Con questa configurazione si ottiene un peggioramento percentuale dell'SNR pari a -57.66% (Tab.5)

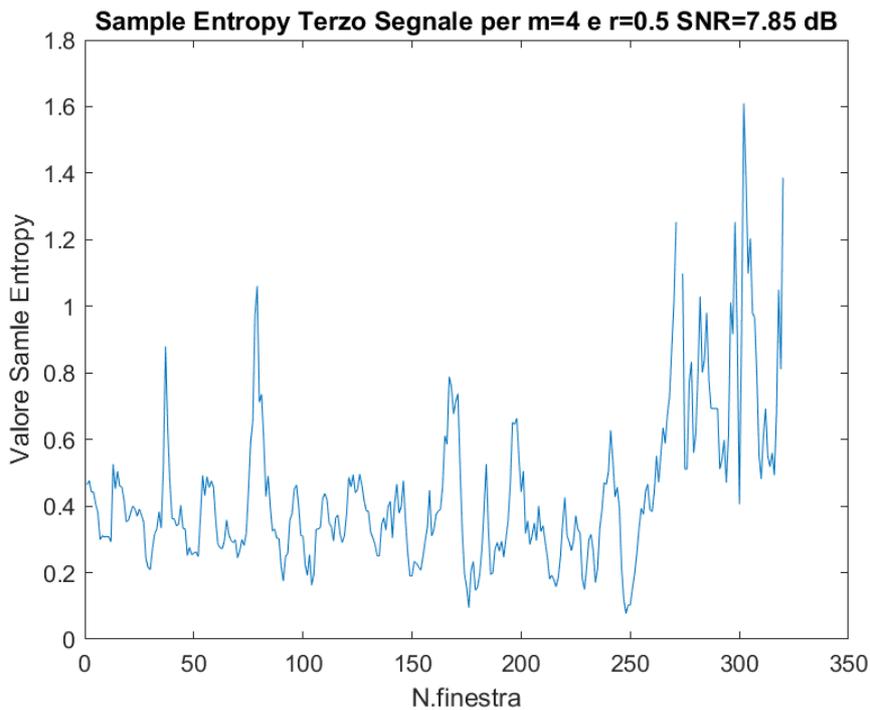


Fig.15. Il grafico riporta il segnale SampEn ottenuto dall'elaborazione del terzo segnale elettromiografico nella migliore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r . Con questa configurazione si ottiene un aumento percentuale dell'SNR pari a 10.87% (Tab.2)

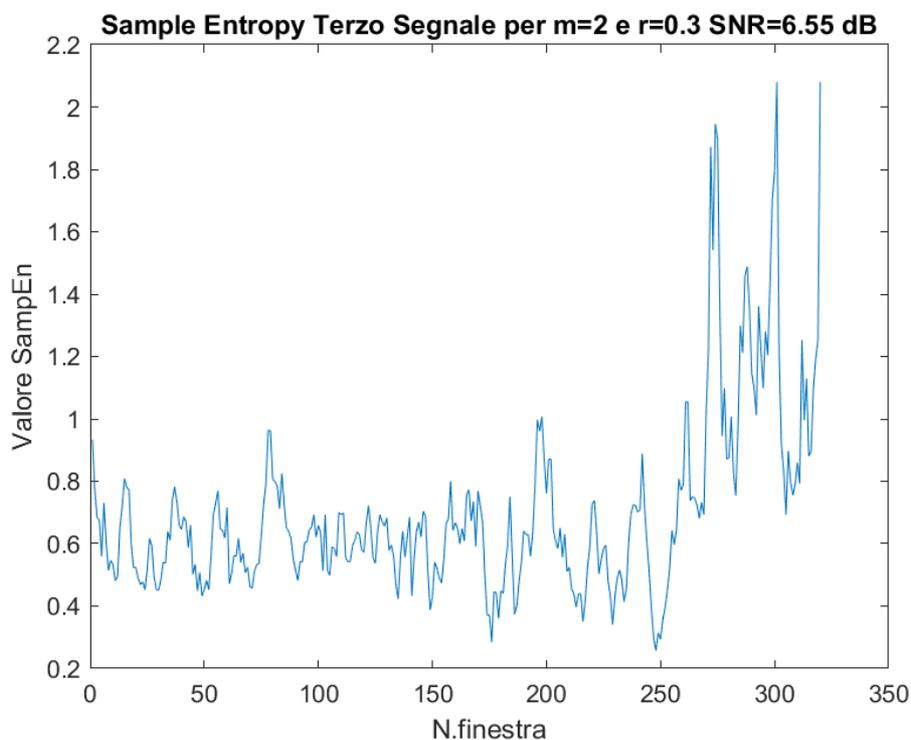


Fig.16. Il grafico riporta il segnale SampEn ottenuto dall'elaborazione del terzo segnale elettromiografico nella peggiore configurazione dei parametri quali: embedding dimension m , tolleranza r . Con questa configurazione si ottiene un peggioramento percentuale dell'SNR pari a -7.52% (Tab.2)

5. Discussione

In questa tesi si è presa in esame l'analisi del segnale elettromiografico attraverso misure di complessità, quali Sample Entropy e Fuzzy Entropy. L'efficacia di questi due metodi è strettamente dipendente dalla scelta dei parametri che le caratterizzano, quali embedding dimension m , tolleranza r e n (solo nella Fuzzy Entropy). Analizzando i grafici e le tabelle riportati in precedenza si possono fare varie considerazioni. Partendo dalla Tab.1, si nota come rispetto al valore iniziale di SNR pari a 3.17 dB i valori finali siano inferiori per tutte le configurazioni, per cui è stato possibile applicare la misura di complessità. Tuttavia da Tab.1 si nota come a parità di embedding dimension m la scelta della tolleranza r sia in grado di variare il risultato finale dell'elaborazione tramite SampEn, infatti aumentando la

stessa possiamo notare che il valore di SNR normalizzato aumenti, indice di un aumento di SNR dovuto all'elaborazione. Osservando Fig.11 e 12, posso notare come in corrispondenza dell'istante di attivazioni ci sia un oggettivo aumento della SampEn, a discapito di una percentuale di SNR normalizzato negativa. Analizzando Tab.2, si nota come la dipendenza dalla tolleranza r , sia un fattore caratterizzante anche per quest'ultima tabella, infatti si può notare come per m pari a 4 e 5 i migliori risultati siano ottenuti per r pari a 0.5. Tuttavia nell'elaborazione del terzo segnale tramite SampEn per m pari a 2, si ottengono i migliori risultati per r pari a 0.35 (Tab.2). Osservando Fig.15 e 16 si nota, come nel caso del secondo segnale, che in corrispondenza dell'intervallo di attivazione ci sia un aumento della SampEn. Analizzando Tab.3, si nota che tutte le migliori configurazioni riportano un valore di tolleranza r pari a 0.5, e un valore di m pari a 2, fatta eccezione del caso per n pari a 1 in qui il miglior risultato viene ottenuto per m pari a 10. Inoltre da Tab.3 posso notare come le peggiori configurazioni vengano ottenute tutte per tolleranza pari a 0.1 e per embedding dimension crescente all'aumentare di n . Da Tab.3 si può notare come l'analisi del primo segnale tramite FuzzyEn non abbia dato in nessuna delle configurazioni risultati di SNR normalizzato negativi. Fig.4 riporta l'andamento dell'SNR normalizzato nel caso di n pari a 8, dove viene ottenuto il miglior risultato in assoluto per il primo segnale elaborato tramite FuzzyEn. In quest'ultima figura viene ulteriormente evidenziato come la scelta dei parametri sia fondamentale per l'analisi del segnale stesso, infatti si può notare che per embedding dimension m elevata si ottengano valori di SNR normalizzato oggettivamente inferiori rispetto alla migliore configurazione. Tuttavia confrontando Fig.7 e 8, posso notare che in ambedue le elaborazioni l'intervallo di attivazione sia evidenziato. Analizzando Tab.4, si nota come per l'elaborazione del secondo segnale tramite FuzzyEn si ottengano i migliori risultati per tolleranza r pari a 0.1 e embedding dimension m elevata. In questo caso all'aumentare di n i valori di SNR normalizzato diminuiscono, il valore massimo di n per cui si può ottenere un SNR normalizzato non negativo è pari a 7. In Fig.5 si può osservare, come era già stato notato nei casi precedenti, che la scelta dei parametri sia un fattore fondamentale per l'analisi tramite misure di entropia. Quest'ultima affermazione può essere ulteriormente confermata confrontando Fig.9 e Fig.10, dove si nota che nel caso di miglior configurazione Fig.9 la determinazione dell'intervallo di attivazione sia facilmente osservabile rispetto a Fig.10. Infine analizzando Tab.5, si ottengono i migliori valori di SNR normalizzato per r pari a 0.5 e m elevata. In questo caso si hanno valori positivi di SNR normalizzato solamente per n pari a 1. Osservando Fig.6, si nota anche in questo caso come la configurazione dei

parametri sia un fattore cruciale per l'analisi del segnale, come si può osservare confrontando Fig.13 con Fig.14. Inoltre confrontando i dati riportati e sulla base dei segnali esaminati la Sample Entropy sembra essere meno adeguata a migliorare il rapporto segnale rumore e quindi a garantire una condizione favorevole alla identificazione degli istanti di attivazione muscolare. Inoltre per la Fuzzy Entropy possiamo osservare come il valore di SNR iniziale possa influire sulla scelta della tolleranza nelle misure di complessità, in particolare nel primo e terzo segnale, 15.8 dB e 7.08 dB rispettivamente, i valori migliori vengono ottenuti con una tolleranza pari a 0.5 (Tab.3,5), mentre per il terzo segnale, 3.17 dB, la tolleranza con risultati migliori è pari a 0.1 (Tab.4).In conclusione, sulla base dei dati sperimentali posso affermare che nell'applicazione della SampEn e FuzzyEn per l'analisi dei segnali elettromiografici, la scelta dei parametri che caratterizzano le misure stesse, quali embedding dimension m , tolleranza r e n , sia un fattore fondamentale per ricavare informazioni utili dal segnale come l'intervallo di attivazione muscolare.

6. Bibliografia

[1] Xu Zhang, Ping Zhou, *Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes*, Journal of Electromyography and Kinesiology 22 (2012)

[2] Susanna Rampichini, Taian Martins Vieira, Paolo Castiglioni and Giampiero Merati, *Complexity Analysis of Surface Electromyography for Assessing the Myoelectric Manifestation of Muscle Fatigue: A Review*, Entropy, MPDI, 2020

[3] Suguru Kanoga, Atsunori Kanemura, Hideki Asoh , *Are armband sEMG devices dense enough for long-term use?—Sensorplacement shifts cause significant reduction in recognition accuracy*, Biomedical Signal Processing and Control 60, 2020

[4] Alessandro Mengarelli, Andrea Tigrini, Sandro Fioretti, Stefano Cardarelli, Federica Verdini , *On the Use of Fuzzy and Permutation Entropy in Hand Gesture Characterization from EMG Signals: Parameters Selection and Comparison*, Applied Sciences, MPDI, 2020

[5] F.P. Branca, *Fondamenti di Ingegneria Clinica, Volume 1*

[6] Steven M. Pincus, *Approximate entropy as a measure of system complexity*, Proc. Nati. Acad. Sci. USA Vol. 88, 1991

[7] Joshua S. Richman, J.Randall Moorman, *Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy*, Am J Physiol Heart Circ Physiol 278, 2000.

[8] Ricardo A. Espinosa, Ronald Calderón , *Choice of tau in the estimation of ApEn and SampEn entropy of EMG, ECG and EEG signals*, 2019 XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision.

[9] Hong-Bo Xiea, Wei-Ting Chenb, Wei-Xing Hea, Hui Liu, *Complexity analysis of the biomedical signal using fuzzy entropy measurement*, Applied Soft Computing 11, 2011

7. Ringraziamenti

Un sentito grazie a tutte le persone che mi hanno permesso di arrivare fin qui e di portare a termine questo lavoro di tesi.

In primis, un ringraziamento speciale alla Prof.ssa Federica Verdini, Alessandro Mengarelli e Andrea Tigrini, per la loro immensa pazienza, per gli indispensabili consigli e per le conoscenze trasmesse durante tutto il percorso fatto.

Non posso non menzionare i miei genitori che da sempre mi sostengono nella realizzazione dei miei progetti. Non finirò mai di ringraziarvi per avermi permesso di arrivare fin qui.

Grazie ai miei amici per essere stati sempre presenti anche durante questa ultima fase del mio percorso di studi. Grazie per aver ascoltato i miei sfoghi, grazie per tutti i momenti di spensieratezza.

Enrico Cecchini