

Politecnico di Torino

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA MECCANICA E
AEROSPAZIALE

Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica



**RETI NEURALI RICORRENTI PER LA
MISURA NON INVASIVA DELLA PRESSIONE
ARTERIOSA**

Relatore

Prof. Eros Gian Alessandro Pasero

Correlatori

Ing. Annunziata Paviglianiti
Ing. Vincenzo Randazzo

Candidata

Anna PANERATI

Anno Accademico

2019/2020

*Alla mia meravigliosa famiglia,
e a chi non c'è più ma è sempre con me.*

Grazie

Abstract

Le malattie cardiovascolari rappresentano, nel mondo occidentale, una delle prime cause di morte. Le origini alla base di questi problemi possono essere molteplici, ma l'ipertensione è una di quelle più frequenti; si stima, infatti, che causi circa 7.5 milioni di morti all'anno. Diventa, quindi, di fondamentale importanza la prevenzione, attraverso il monitoraggio continuo di parametri come la pressione arteriosa. Con il passare degli anni e il progredire della tecnologia si ricercano dispositivi sempre meno invasivi e che possano essere utilizzati dalla singola persona, a casa, senza la necessità di un operatore sanitario. Studi recenti hanno proposto diverse metodiche per la misura non-invasiva della pressione arteriosa, come ad esempio l'utilizzo del Pulse Transit Time o del Pulse Wave Velocity, ricavati a partire dal segnale elettrocardiografico e fotoplethismografico, oppure l'utilizzo di reti neurali per la stima della pressione. Questo lavoro fa parte di un progetto che prevede la realizzazione di un dispositivo wearable per la misura cuffless della pressione arteriosa; lo scopo principale è quello di andare ad analizzare diverse reti neurali ed individuare quella che fornisce le prestazioni migliori. Il compito della rete neurale è quello di fornire in uscita il segnale ABP, quando in ingresso viene posto un segnale, tra ECG e PPG, o entrambi contemporaneamente. Le reti neurali analizzate sono le NNOE, le LSTM e le BLSTM; per ciascuna sono state fatte diverse prove ed infine analizzati alcuni parametri per valutarne le prestazioni. Non è di fondamentale importanza che la rete sia in grado di stimare perfettamente tutta la forma d'onda del segnale ABP, ma è più importante che riesca a riprodurre i picchi e le valli utili per la stima dei valori pressori. Il Database utilizzato per il training e il test delle reti, è stato costruito a partire dal MIMIC Database, dopo un'attenta fase di pulizia e filtraggio. Quello finale risulta essere composto da 46 soggetti differenti, 27 maschi e 19 femmine, e contiene numerose registrazioni di segnali ECG, PPG e ABP, tutti sincroni nel tempo. I risultati migliori sono stati ottenuti con le reti LSTM e BLSTM, anche se, per quanto riguarda la validazione con il metodo del Leave One Out, nessuna rete fornisce valori di RMSE accettabili. Questo potrebbe essere dovuto ad una scelta non ottimale degli iperparametri, che potranno essere modificati e nuovamente testati in lavori futuri.

Sommario

Abstract	ii
Sommario	iii
Indice delle figure	v
Lista acronimi	vii
Capitolo 1 Introduzione	1
1.1. Il sistema cardiovascolare	1
1.2. La pressione sanguigna	6
1.2.1. Metodi di misurazione della pressione sanguigna	8
1.3. L'elettrocardiogramma	12
1.3.1. Le derivazioni	12
1.3.2. Il tracciato ECG	14
1.4. La fotopletismografia	16
1.4.1. Interazione luce-materia	16
1.4.2. Principio di funzionamento	19
1.4.3. Configurazioni sensore	22
1.4.4. Applicazioni	23
1.5. Le reti neurali	26
1.5.1. Il sistema nervoso	26
1.5.2. Nascita ed evoluzione delle reti neurali.....	28
1.5.3. Concetti generali sulle reti neurali	30
1.5.4. Architettura delle reti neurali	42
Capitolo 2 Metodologia	46
2.1. Creazione del Data Set	47
2.1.1. Raccolta dei dati.....	47
2.2. Miglioramento Database	49
2.2.1. Scelta derivazioni ECG	49
2.2.2. Segnali periodici	50
2.2.3. Segnali continui	50
2.2.4. Filtraggio segnali	52
2.2.5. Controllo a campione e rimozione segnali anomali.....	55

2.3.	Costruzione del Database	55
2.4.	Criteri di valutazione dei risultati	57
2.5.	Reti neurali analizzate	60
Capitolo 3	Implementazione algoritmo e risultati.....	63
3.1.	Definizione reti neurali.....	64
3.1.1.	NNOE ricerca parametri ottimali	64
3.1.2.	NNOE prove sulla rete migliore selezionata	82
3.1.3.	LSTM e BLSTM.....	92
Capitolo 4	Conclusioni e sviluppi futuri.....	111
	Ringraziamenti.....	114
	Bibliografia	115

Indice delle figure

Figura 1.1 - Struttura parete del cuore	1
Figura 1.2 - Anatomia del cuore	2
Figura 1.3 - Circolazione sanguigna	3
Figura 1.4 - Sistema di conduzione	4
Figura 1.5 - Ciclo cardiaco	5
Figura 1.6 - Forma d'onda pressione arteriosa	6
Figura 1.7 - Monitoraggio invasivo BP	9
Figura 1.8 - Metodo Palpatorio	10
Figura 1.9 - Metodo auscultatorio	10
Figura 1.10 - Derivazioni bipolari degli arti	12
Figura 1.11 - Derivazioni unipolari degli arti	13
Figura 1.12 - Derivazioni precordiali	14
Figura 1.13 - Complesso elettrocardiografico	15
Figura 1.14 - Riflessione speculare e riflessione diffusa	16
Figura 1.15 - Rifrazione	17
Figura 1.16 - Assorbimento della radiazione luminosa	18
Figura 1.17 - Componenti AC e DC segnale PPG	20
Figura 1.18 - Penetrazione della luce a diverse lunghezze d'onda	21
Figura 1.19 - Modalità in riflessione	22
Figura 1.20 - Modalità in trasmissione	22
Figura 1.21 - Spettro di assorbimento di HbO_2 e Hb	23
Figura 1.22 - Frequenza cardiaca	24
Figura 1.23 - Pulse Transit Time	25
Figura 1.24 - Variabilità cardiaca	25
Figura 1.25 - Esempio di ANN	26
Figura 1.26 - Struttura neurone	27
Figura 1.27 - Esempio mappa di Kohonen	29
Figura 1.28 - Struttura rete di Hopfield	29
Figura 1.29 - Analogia tra neurone e rete neurale	30
Figura 1.30 - Funzione di Heaviside	31
Figura 1.31 - Funzione logistica	33
Figura 1.32 - Funzione tangente iperbolica	34
Figura 1.33 - Cost function al variare dei pesi w_i	38
Figura 1.34 - Esempio di single-layer feedforward network	42
Figura 1.35 - Esempio di multilayer feedforward network	43
Figura 1.36 - Esempio di recurrent network	44

<i>Figura 1.37 - Esempio RBF</i>	44
<i>Figura 2.1 – Esempio di indice presente sul sito di PhysioNet</i>	47
<i>Figura 2.2 – Esempio struttura Database per il soggetto 039</i>	49
<i>Figura 2.3 - Esempio ABP anomalo</i>	51
<i>Figura 2.4 - Esempio PPG anomalo</i>	51
<i>Figura 2.5 - Rimozione Baseline Wander PPG</i>	52
<i>Figura 2.6 - Rimozione Baseline Wander ECG</i>	53
<i>Figura 2.7 - Rimozione disturbo ad alta frequenza ECG</i>	53
<i>Figura 2.8 - Esempio segnale da rimuovere</i>	55
<i>Figura 2.9 – Esempio struttura Database finale per il soggetto 401</i>	56
<i>Figura 2.10 - Esempio segnali sincroni</i>	56
<i>Figura 2.11 - Andamento medio pressione sistolica e diastolica</i>	57
<i>Figura 2.12 - Esempio utilizzo funzione BP_annotate</i>	58
<i>Figura 2.13 - Esempio di struttura LSTM</i>	61
<i>Figura 2.14 - Esempio struttura NNOE</i>	62
<i>Figura 3.1 - Miglior risultato input PPG</i>	69
<i>Figura 3.2 - Miglior risultato input ECG</i>	71
<i>Figura 3.3 - Miglior risultato input ECG + PPG</i>	74
<i>Figura 3.4 - RMSE input PPG, rete NNOE</i>	83
<i>Figura 3.5 – RMSE input ECG, rete NNOE</i>	83
<i>Figura 3.6 - RMSE input ECG + PPG, rete NNOE</i>	84
<i>Figura 3.7 – RMSE LSTM input PPG</i>	93
<i>Figura 3.8 - RMSE LSTM input ECG</i>	94
<i>Figura 3.9 – RMSE LSTM input ECG + PPG</i>	94
<i>Figura 3.10 - RMSE input PPG, rete BLSTM</i>	100
<i>Figura 3.11 - RMSE input ECG, rete BLSTM</i>	101
<i>Figura 3.12 - RMSE input ECG + PPG, rete BLSTM</i>	101

Lista acronimi

ABP	Arterial Blood Pressure
AC	Alternating Current
ADALINE	Adaptive Linear Element
AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Network
AV	Atrio-Ventricolare
Bi-ANN	Bi-directional Artificial Neural Network
BP	Blood Pressure
CNN	Cellular Neural Network
CPU	Central Processing Unit
DC	Direct Current
DBP	Diastolic Blood Pressure
ECG	Electrocardiogram
Hb	Deoxygenated haemoglobin
HbO₂	Oxygenated haemoglobin
HRV	Heart Rate Variability
IBP	Invasive Blood Pressure
LA	Left Arm
LED	Light Emitting Diodes
LL	Left Leg
LSTM	Long Short Term Memory
MAP	Mean Arterial Pressure
MLP	Multi Layer Perceptron

NaN	Not a Number
NBP	Non-invasive Blood Pressure
NNOE	Neural Network Output Error
PPG	PhotoPlethysmography
PTT	Pulse Transit Time
PWV	Pulse Wave Velocity
RA	Right Arm
RAM	Random Access Memory
RBF	Radial Basis Function
RL	Right Leg
SA	Seno-Atriale
SBP	Systolic Blood Pressure
SOM	Self Organizing Map
SpO₂	Saturazione d'ossigeno
SSL	Semi-Supervised Learning
UV	Ultra-Violet

Capitolo 1

Introduzione

1.1. Il sistema cardiovascolare

Il cuore può essere considerato uno degli organi più importanti, e anche piccole anomalie nel suo funzionamento possono portare a gravi disfunzioni di diversi compartimenti dell'organismo. Si trova sotto lo sterno, al centro del torace e la sua principale funzione è quella di trasportare l'ossigeno e i nutrienti a tutti gli organi e tessuti presenti nel corpo. Il cuore è un muscolo composto da tessuto muscolare striato involontario ma, a differenza degli altri muscoli, è capace di generare autonomamente il segnale elettrico che ne permette il movimento [1]. È composto da diversi tessuti sovrapposti (Figura 1.1):

- Pericardio, struttura a doppia parete piena di fluido che assicura una protezione meccanica
- Epicardio
- Miocardio
- Endocardio, parete interna [2]

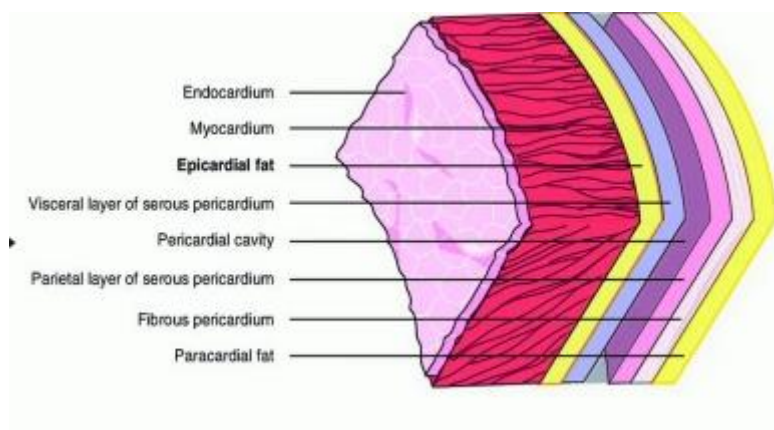


Figura 1.1 - Struttura parete del cuore
(<https://medicinaonline.co/2017/03/05/differenza-tra-miocardio-endocardio-pericardio-ed-epicardio/>)

Il cuore è un organo cavo composto da due atri e due ventricoli, divisi dai setti; sono inoltre presenti 4 valvole (Figura 1.2):

- 2 valvole atrioventricolari (valvola tricuspide e mitrale) che permettono l'unidirezionalità del sangue tra atri e ventricoli;
- 2 valvole semilunari (valvola polmonare e valvola aortica) che controllano il flusso tra il cuore e i vasi sanguigni [2].

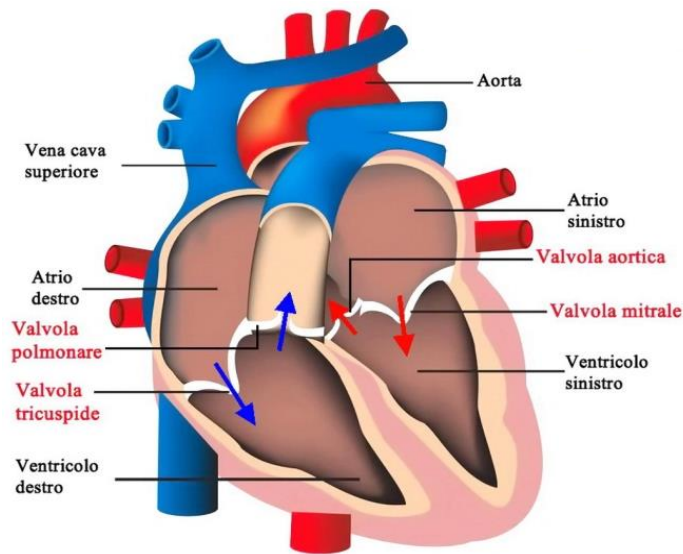


Figura 1.2 - Anatomia del cuore (<https://medicinaonline.co/2018/02/06/differenza-tra-circolazione-sistemica-polmonare-ed-intracardiaca/>)

Gli atri sono due cavità poste nella parte superiore del cuore, non sono simmetrici e differiscono in posizione e dimensione; sono separati dal setto interatriale e comunicano con i ventricoli attraverso due valvole. I ventricoli rappresentano la parte principale dell'organo e si trovano nella parte inferiore; sono separati dal setto interventricolare.

Nell'**atrio destro** arriva il sangue venoso, ricco di anidride carbonica, proveniente dalle cellule e dai tessuti; attraverso la valvola tricuspide il sangue passa dall'atrio destro al **ventricolo destro** per poi essere spinto nell'arteria polmonare. All'interno dell'atrio destro è presente anche il nodo seno-atriale che genera gli impulsi per la regolazione del battito cardiaco.

Il sangue ricco di ossigeno proveniente dalle quattro vene polmonari arriva **nell'atrio sinistro**, passa al **ventricolo sinistro** attraverso la valvola mitrale ed infine viene spinto nell'aorta, per essere portato nuovamente alle cellule e tessuti. Il ventricolo sinistro è caratterizzato da pareti muscolari dalle 3 alle 6 volte più spesse rispetto a quello destro, e da una capacità minore; questo è dovuto al fatto che l'aorta presenta una portata inferiore rispetto all'arteria polmonare, ma una maggiore resistenza [3].

La circolazione sanguigna può essere quindi suddivisa in due parti (Figura 1.3):

- La **circolazione sistemica** (o grande circolo) ha il compito di trasportare alle cellule dell'organismo il sangue ossigenato e ricco di nutrienti, e riportarlo al lato destro del cuore una volta che sono avvenuti gli scambi;

- La **circolazione polmonare** (o piccolo circolo) ha il compito di trasportare il sangue ricco di anidride carbonica ai polmoni e poi riportarlo ricco di ossigeno al lato sinistro del cuore, per essere reimmesso nel circolo sistemico [2].

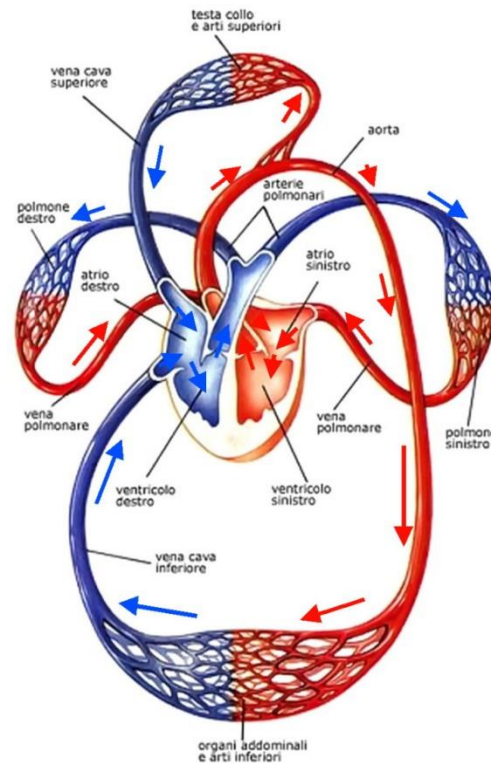


Figura 1.3 - Circolazione sanguigna
 (<https://medicinaonline.co/2018/02/06/differenza-tra-circolazione-sistemica-polmonare-ed-intracardiaca/>)

Per permettere alle quattro camere di contrarsi nel modo corretto e con le giuste tempistiche, è necessario un **sistema di conduzione** (Figura 1.4) che generi gli impulsi e li faccia propagare opportunamente tra le cellule del miocardio. Il potenziale d'azione (segnale eccitatorio) viene generato all'interno del **nodo seno-atriale**, situato nell'atrio destro allo sbocco della vena cava superiore. La frequenza cardiaca può essere modificata, per adattarsi alle esigenze dell'organismo, tramite l'intervento del sistema nervoso autonomo: lo stimolo simpatico (adrenergico) interviene ad esempio durante l'esercizio fisico e permette di aumentare la velocità di contrazione e la frequenza cardiaca, lo stimolo parasimpatico (o vagale) diminuisce il numero di battiti e interviene in situazioni di riposo o durante il sonno [4]. Il potenziale d'azione si propaga attraverso i **tratti internodali**, causando la contrazione degli atri, per poi arrivare al **nodo atrio-ventricolare**. Dal momento che il miocardio ventricolare e quello atriale non sono elettricamente connessi, il nodo AV rappresenta l'unico modo per trasmettere l'impulso

ai ventricoli; ha una frequenza di scarica spontanea e crea un ritardo nella propagazione, in modo tale che gli atri abbiano abbastanza tempo per svuotarsi. Il segnale elettrico viene condotto lungo il setto interventricolare attraverso il **fascio di His**, fino ad arrivare alle **fibre di Purkinje** e causando la contrazione dei ventricoli; la loro rapidità di conduzione permette la contrazione simultanea dei due ventricoli [5].

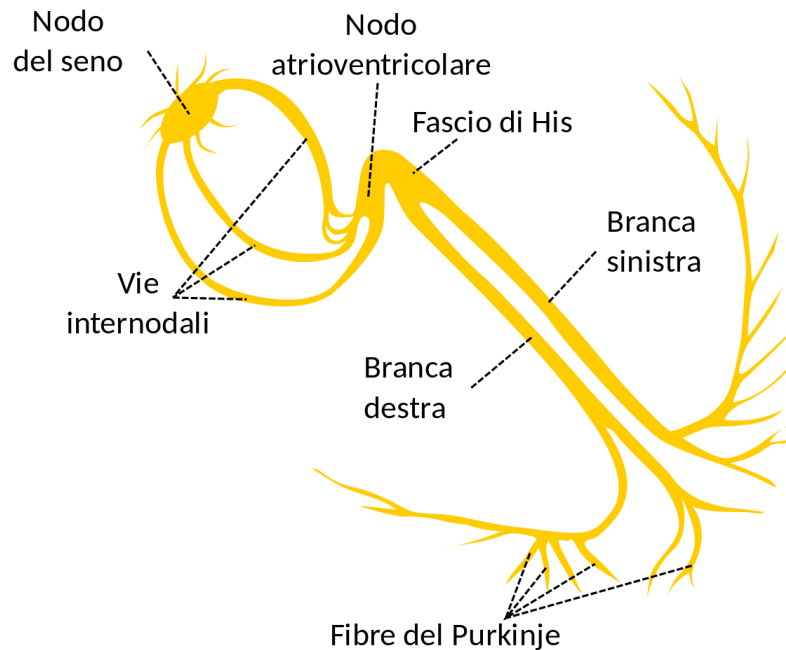


Figura 1.4 - Sistema di conduzione
(https://medtriennialisl.campusnet.unito.it/att/03.ECGMIO_-_ANATOMIA_VIE_DI_CONDUZIONE_E_FISIOLOGIA.pdf)

Il ciclo cardiaco (Figura 1.5) è un insieme di movimenti coordinati suddivisi in due fasi principali, che si ripetono in media 70-80 volte al minuto in condizioni di riposo: vi è una fase di contrazione, detta **sistole**, e una fase di rilassamento, detta **diastole**. La chiusura e l'apertura delle valvole che impediscono il flusso retrogrado è controllata dalla pressione che il sangue esercita su queste strutture.

Durante la **diastole** il sangue fluisce dalla vena cava superiore e inferiore all'interno dell'atrio destro. Mentre l'atrio sinistro si riempie del sangue ossigenato proveniente dalle vene polmonari, aumentando la pressione. L'apertura delle valvole mitrale e tricuspide e il conseguente riempimento dei ventricoli avviene quando la pressione negli atri supera quella dei ventricoli.

Durante la **sistole**, a seguito dell'impulso elettrico originato dal nodo SA, gli atri si contraggono spingendo il sangue all'interno dei ventricoli. Quando l'impulso elettrico raggiunge i ventricoli, questi iniziano a contrarsi (contrazione isometrica) ma la forza non

è sufficiente per far aprire le valvole aortica e polmonare. Solo quando la pressione nei ventricoli supera quella dell'arco aortico, le valvole si aprono permettendo al sangue di circolare [6].

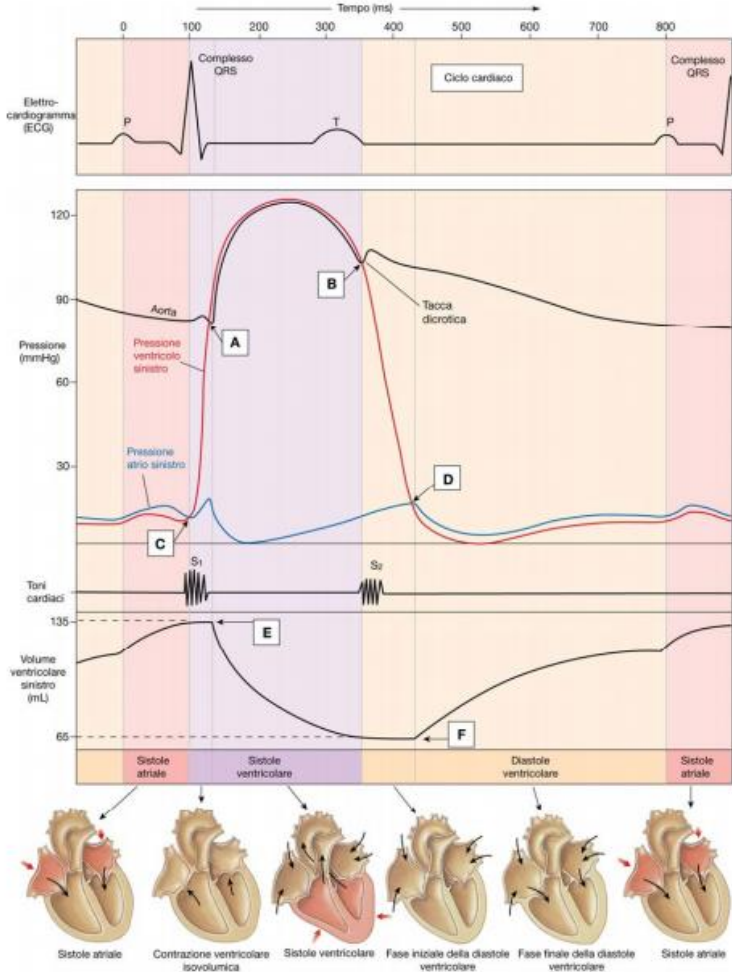


Figura 1.5 - Ciclo cardiaco
https://elearning.uniroma1.it/pluginfile.php/328226/mod_resource/content/1/Ciclo_cardiaco.pdf

1.2. La pressione sanguigna

La pressione sanguigna può essere misurata sia nelle arterie che nelle vene e per questo prende il nome di pressione venosa o pressione arteriosa (ABP). Dal momento che le vene non ricevono il sangue spinto dal cuore, la pressione venosa è sempre inferiore a quella arteriosa, in condizioni normali, e per questo non viene considerata come parametro descrittivo dello stato di salute dell'individuo.

La **pressione arteriosa** è uno dei parametri fondamentali per andare ad individuare alcune patologie dell'apparato circolatorio. La forma d'onda del segnale ABP (Figura 1.6) può essere considerata un segnale periodico nel quale si alternano picchi e valli, dovuti alle diverse fasi del ciclo cardiaco, maggiore è il volume ematico presente nell'aorta, maggiore sarà la pressione arteriosa. A seguito della contrazione dei ventricoli si ha il **picco sistolico** e il sangue viene spinto nell'aorta, il valore di picco rappresenta la pressione sistolica (anche detta massima) che normalmente è attorno a 120 mmHg. Si ha poi un tratto discendente dovuto al fatto che l'eiezione ventricolare diminuisce e il sangue si sposta verso la periferia, fino ad arrivare ad una depressione (**dicrotic notch**) dovuta ad una piccola parte di sangue che ritorna verso il ventricolo. Infine si arriva al punto più basso che rappresenta la pressione diastolica (o minima), solitamente attorno a 80 mmHg [7].

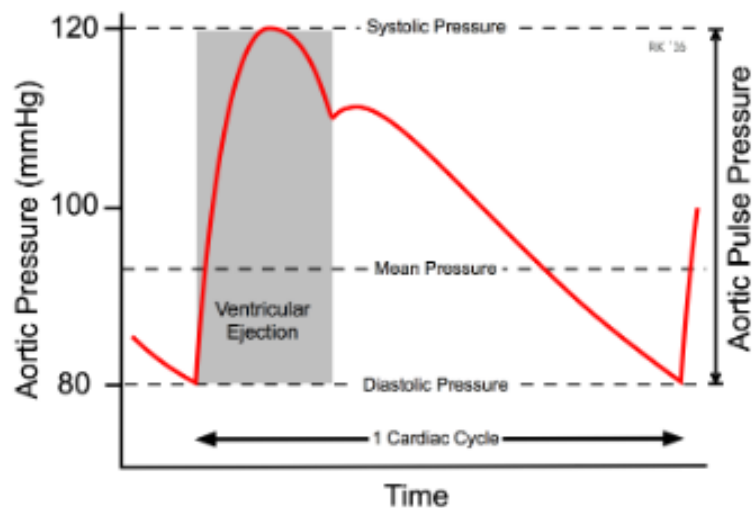


Figura 1.6 - Forma d'onda pressione arteriosa
(<https://www.cvphysiology.com/Blood%20Pressure/BP002>)

Un altro parametro che può essere ricavato dalla curva pressoria è la pressione arteriosa media (MAP), utile per valutare la perfusione degli organi; dipende dalla resistenza

arteriosa e dalla portata cardiaca. La MAP esatta viene misurata in modo invasivo, ma può essere ricavata empiricamente a partire dalla pressione sistolica e diastolica [8].

$$MAP = \frac{2 * DBP + SBP}{3} \quad (1)$$

I valori di pressione arteriosa considerati normali nella popolazione adulta sono attorno a 140/85 mmHg, nel caso in cui la pressione fosse più bassa o più alta si parla rispettivamente di ipotensione e ipertensione.

L'**ipotensione** è la condizione nella quale la pressione risulta essere al di sotto dei valori normali; un soggetto viene considerato ipoteso se la sua pressione sistolica è minore o uguale a 90 mmHg e la pressione diastolica minore o uguale a 60 mmHg. Un calo di pressione improvviso può causare una diminuzione dell'afflusso di sangue al cervello e ad altri organi con la possibilità di uno svenimento. Nei casi più gravi l'ipotensione può essere dovuta ad emorragie, scompensi cardiaci, shock anafilattici, gravi infezioni; mentre in quelli meno gravi possiamo avere l'ipotensione ortostatica dovuta a cambiamenti repentini della posizione. I soggetti più giovani soffrono più comunemente di ipotensione neuromediata, che può comparire dopo lunghi periodi in posizione eretta. Solitamente l'ipotensione si presenta con la comparsa di vertigini, sonnolenza, vista appannata, nausea e stato confusionale. È importante andare a trattare l'ipotensione per evitare che gli organi vadano in sofferenza a causa di uno scarso afflusso di sangue e nutrienti, e per evitare cadute dovute agli svenimenti [9].

L'**ipertensione**, invece, rappresenta la condizione nella quale la pressione arteriosa è superiore alla norma; è necessario mantenerla sotto controllo in quanto può portare a danni che possono causare malattie cardiovascolari come ictus cerebrale o infarto del miocardio. Se entrambi i valori di pressione (sistolica e diastolica) sono al di sopra della norma si parla di ipertensione sisto-diastolica, altrimenti di ipertensione sistolica o diastolica. A causa dell' invecchiamento e della maggiore rigidità dei vasi gli anziani soffrono più spesso di ipertensione sistolica isolata, mentre l'ipertensione diastolica è più comune nei soggetti di giovane età [10]. Il 95% dei soggetti ipertesi è affetto da ipertensione arteriosa primaria (o essenziale), la quale non ha una causa ben precisa; si pensa che sia dovuta a scompensi nei complessi meccanismi regolatori, come il sistema nervoso autonomo, o alla presenza di particolari sostanze in circolo (cortisone,

liquirizia, pillola anticoncezionale, cocaina). Il restante 5% presenta un'ipertensione secondaria, causata da malattie congenite a reni, cuore, surreni o vasi; questo tipo di ipertensione può interessare anche soggetti giovani. Uno dei principali problemi dell'ipertensione, causa anche della sua elevata pericolosità, è il fatto che questa spesso si presenta in modo asintomatico, soprattutto se non avviene in modo improvviso. Infatti, l'organismo si abitua a valori di pressione elevati e non dà segni al soggetto. Nel caso di presenza di sintomi questi, essendo molto comuni, vengono spesso associati ad altre cause; i principali sintomi, infatti sono mal di testa, acufeni, perdita di sangue dal naso, alterazione della vista e vertigini. Risulta quindi di fondamentale importanza svolgere un controllo periodico e, in alcuni casi continuo, della pressione arteriosa per evitare che questa con il tempo vada a creare gravi danni all'apparato circolatorio [11]. In Tabella 1.1 è riportata la classificazione dei diversi livelli di ipertensione, in base ai valori pressori.

Tabella 1.1 – Classificazione ipertensione [12]

Classificazione	Sistolica		Diastolica
Ottimale	< 120	e	< 80
Normale	120-129	e/o	80-84
Normale-alta	130-139	e/o	85-89
Ipertensione di grado 1	140-159	e/o	90-99
Ipertensione di grado 2	160-179	e/o	100-109
Ipertensione di grado 3	≥ 180	e/o	≥ 110
Ipertensione sistolica isolata	≥ 140	e	< 90

1.2.1. Metodi di misurazione della pressione sanguigna

I metodi di misurazione della pressione arteriosa si suddividono in due categorie principali, quelli invasivi e quelli non invasivi.

Monitoraggio invasivo (pressione arteriosa cruenta) – è il gold standard per la misurazione diretta della pressione arteriosa (IBP) nei pazienti di terapia intensiva o nei quali sia necessario monitorare accuratamente la pressione (Figura 1.7). È indicato per valutare l'effetto di farmaci, i valori emogasanalitici in pazienti supportati da ventilazione meccanica, per tenere sotto controllo pazienti a rischio di potenziale instabilità improvvisa o nel caso in cui, a causa di lesioni cutanee, non sia possibile utilizzare le altre metodiche. La misurazione avviene attraverso l'incannulamento di un'arteria utilizzando una cannula arteriosa, il tutto viene collegato ad un sensore e ad un sistema di trasduzione che fornisce in uscita sul monitor la pressione sistolica (SBP), diastolica (DBP) e quella media (MAP). L'arteria più utilizzata è quella radiale, ma è possibile

utilizzare anche l'arteria femorale o la pedidia, in pazienti pediatrici. Per ottenere delle misurazioni attendibili è necessario individuare il valore zero, ossia un punto di riferimento tra la pressione arteriosa e quella atmosferica; per fare questo vengono individuati due punti di repere che sono l'asse flebostatico e il livello flebostatico. Il livello dell'asse flebostatico deve essere messo allo stesso livello dello zero del manometro e dell'interfaccia aria-liquido del trasduttore. Il monitoraggio della pressione arteriosa cruenta è una metodica altamente invasiva e può portare a complicanze anche molto gravi [13].

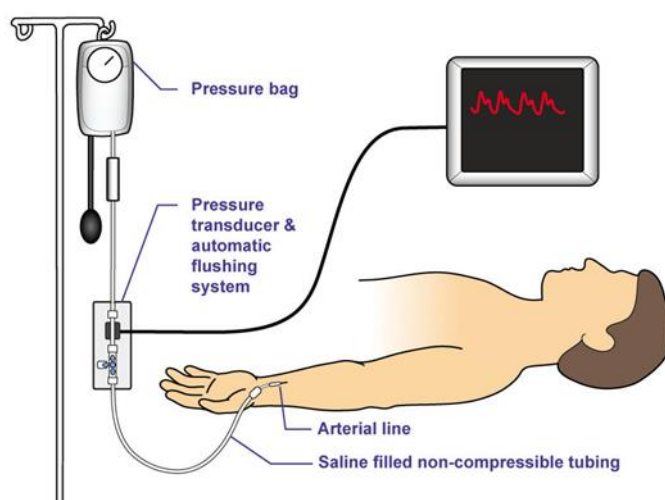


Figura 1.7 - Monitoraggio invasivo BP
(<https://www.aic.cuhk.edu.hk/web8/art%20line.htm>)

Metodo palpatorio (non invasivo) – è un metodo approssimativo, utilizzato solo in condizioni di emergenza e che permette di determinare unicamente la pressione sistolica utilizzando lo sfigmomanometro. Si posiziona il bracciale e si sente il polso con due dita posizionate sull'arteria radiale (Figura 1.8); si gonfia lentamente il bracciale fino a quando non è più possibile sentire il polso e poi si gonfia ancora fino ad aggiungere 30 mmHg. In seguito si inizia a sgonfiare molto lentamente il bracciale, la pressione indicata quando si sente nuovamente il polso rappresenta la pressione sistolica [14].



Figura 1.8 - Metodo Palpatorio
(<https://www.medicine.mcgill.ca/physio/vlab/cardio/palpa.htm>)

Metodo auscultatorio (non invasivo) – questo metodo utilizza uno sfigmomanometro e uno stetoscopio (Figura 1.9). Il bracciale viene messo al braccio del paziente, all'altezza del bicipite brachiale, e al di sotto viene posto lo stetoscopio sulla piega del braccio. Si posizionano due dita sul polso e si gonfia il bracciale fino a quando non è più possibile percepire il pulsare dell'arteria radiale, si gonfia ancora di 20 mmHg. In seguito, si inizia a sgonfiare lentamente, il primo suono che si sente corrispondente alla pressione sistolica ed è generato dalla ripresa del flusso di sangue nell'arteria; questo è detto 1° tono di Korotkoff. Continuando a sgonfiare si sentono il 2°, 3°, 4° e 5° tono, quest'ultimo corrisponde alla pressione diastolica [15].

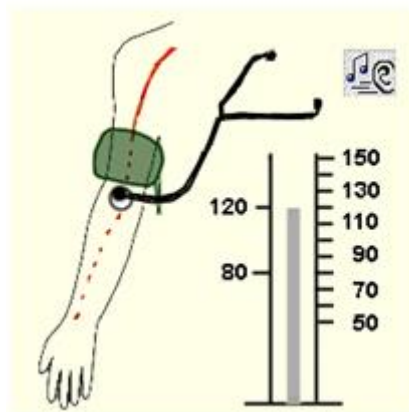


Figura 1.9 - Metodo auscultatorio
(<http://www.medicine.mcgill.ca/physio/vlab/cardio/auscul.htm>)

Metodo oscillometrico (non invasivo) – è metodo che permette di effettuare una misura indiretta della pressione arteriosa e di evitare gli errori dovuti all'auscultazione, permettendo l'utilizzo dei dispositivi anche a persone non esperte. All'interno del bracciale è presente un sensore di pressione, e il metodo si basa sul fatto che se la pressione di gonfiaggio del bracciale è superiore alla pressione sistolica o inferiore a quella diastolica, la pressione misurata dal sensore è sostanzialmente costante. Il

bracciale viene quindi gonfiato al di sopra della SBP e poi sgonfiato lentamente, tramite un controllo elettrico, al di sotto della DBP; l'osservazione delle oscillazioni dell'aria all'interno del manicotto porta, tramite l'utilizzo di algoritmi derivati, alla misura della pressione. Le oscillazioni inizieranno con la SBP e termineranno con la DBP, il punto di massima oscillazione corrisponde alla MAP. Questo metodo permette di realizzare dispositivi fruibili a tutta la popolazione, anche non esperta, ma presenta alcuni limiti dovuti all'accuratezza dell'algoritmo e ad alcuni fattori che influenzano la misura. In particolare, i movimenti del braccio creano delle vibrazioni indesiderate, mentre il ritmo cardiaco, ad esempio nel caso di aritmia, non permette una misura corretta della pressione [16].

Negli ultimi anni sono stati proposti alcuni metodi alternativi per stimare la pressione arteriosa in maniera non invasiva, utilizzando un set di segnali fisiologici prelevati dai pazienti.

Ritardo tra il picco dell'onda R dell'ECG e il picco del segnale PPG – il ritardo viene definito Pulse Transit Time (PTT), e risulta avere un'alta correlazione con la pressione arteriosa. Acquisendo il segnale ECG e PPG è possibile, tramite questa tecnica, stimare solamente la pressione sistolica; inoltre il ritardo PTT è variabile tra diversi soggetti e quindi è necessaria una calibrazione iniziale del dispositivo [17].

1.3. L'elettrocardiogramma

L'elettrocardiogramma è un esame diagnostico, non invasivo che permette di visualizzare graficamente e studiare l'attività elettrica del cuore; attraverso l'analisi del tracciato è possibile individuare anomalie nella conduzione delle fibre muscolari o altri problemi legati al cuore. L'esame a riposo si svolge applicando sulla cute del paziente, sdraiato su di un lettino, degli elettrodi in numero variabile. La distanza tra due elettrodi è detta derivazione, a ciascuna di queste viene associato un vettore elettrico che si modifica seguendo il campo elettrico generato dal cuore durante il ciclo cardiaco. L'ECG standard è svolto utilizzando 12 derivazioni, che permettono di osservare lo stesso fenomeno da diversi punti di vista [18].

1.3.1. Le derivazioni

Derivazioni bipolari degli arti (o del piano frontale) – vengono utilizzati tre elettrodi uno sul braccio destro (RA), uno sul braccio sinistro (LA) e uno sulla gamba sinistra (LL), inoltre viene applicato un elettrodo di riferimento alla gamba destra (RL). I primi tre elettrodi costituiscono il triangolo di Einthoven al cui centro è situato il cuore, e permettono di ricavare tre derivazioni bipolari (I, II e III) sul piano frontale, suddiviso in tre parti da 120° ciascuna (Figura 1.10). Vengono misurate delle differenze di potenziale tra coppie di poli (positivo-negativo) e la linea che unisce i poli viene definita asse di derivazione [19].

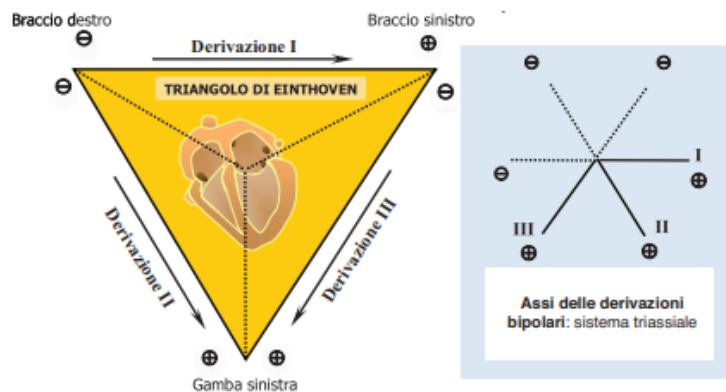


Figura 1.10 - Derivazioni bipolari degli arti
(<https://www.libreriauniverso.it/pdf/9788821447754.pdf>.)

Derivazioni unipolari degli arti (derivazioni di Goldberger) – permettono di svolgere una misurazione assoluta ma è necessario disporre di un punto di riferimento (terminale centrale) a potenziale nullo. Questo viene ricavato andando ad unire i tre elettrodi alle estremità (RA, LA, LL) attraverso delle resistenze, tipicamente da 5 kΩ. Unendo ciascun elettrodo positivo all'elettrodo indifferente si ottengono gli assi di derivazione. Le derivazioni di Goldberger (aVL, aVR e aVF) sono anche dette aumentate in quanto presentano un'ampiezza aumentata del 50%, attraverso un sistema incorporato nell'elettrocardiografo (Figura 1.11). Esiste una relazione matematica tra le derivazioni bipolari e quelle unipolari degli arti, infatti le prime compongono i lati del triangolo di Einthoven mentre le ultime rappresentano i vertici. Si ottiene quindi un sistema esassiale (a 6 derivazioni che si intersecano in un punto) [20].

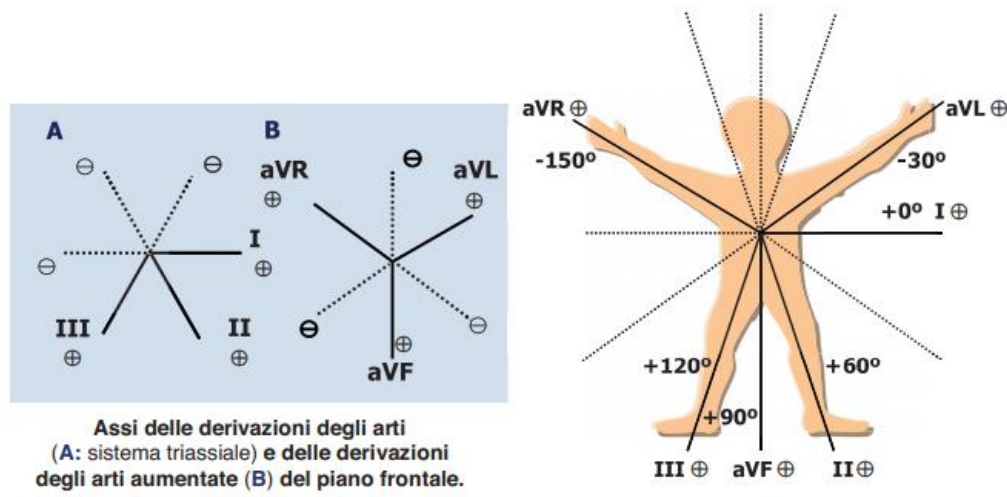


Figura 1.11 - Derivazioni unipolari degli arti (<https://www.libreriauniverso.it/pdf/9788821447754.pdf>.)

Derivazioni unipolari precordiali – con queste derivazioni è possibile osservare il vettore elettrico su un piano trasversale, in una posizione prossima al cuore, con la possibilità di individuare alcune anomalie non visibili attraverso le altre derivazioni. Sono sei derivazioni (V1, V2, V3, V4, V5, V6) di tipo bipolare, ricavate tramite un elettrodo indifferente (potenziale nullo) detto terminale centrale di Wilson appaiato agli elettrodi posti sul torace. Per posizionare correttamente tutti gli elettrodi è necessario individuare i punti di repere tra gli spazi intercostali (Figura 1.12) [21]. In alcuni casi il cardiologo può richiedere il posizionamento di altri elettrodi precordiali, ad esempio nella parte posteriore sinistra (V7, V8 e V9) o nella parte anteriore destra (V2R, V3R, V4R, V5R e V6R), utili ad esempio nell'analisi delle patologie del cuore destro [22].

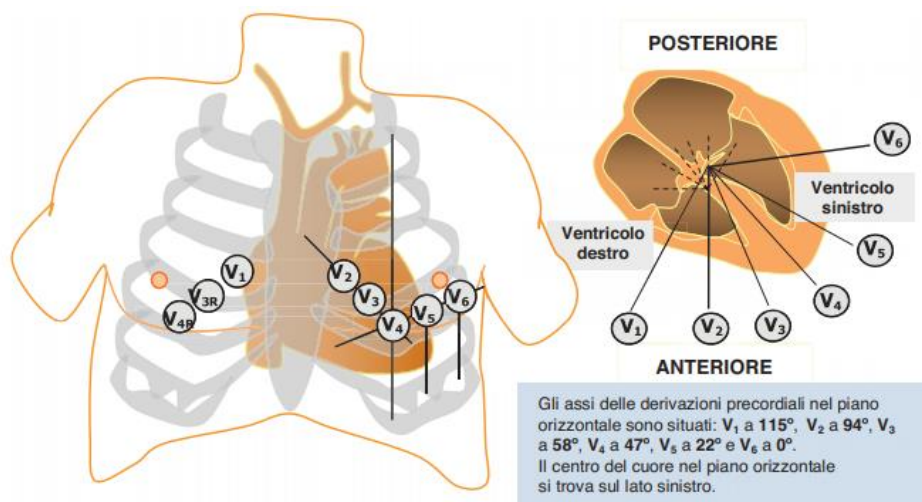


Figura 1.12 - Derivazioni precordiali (<https://www.libreriauniverso.it/pdf/9788821447754.pdf>.)

1.3.2. Il tracciato ECG

Il segnale elettrocardiografico (Figura 1.13) ha solitamente un'ampiezza che arriva fino a 1-3 mV ed è compreso nella banda 0.05-200 Hz, può arrivare anche ad 1 kHz. È composto da deflessioni dalla linea di base (onde) che corrispondono ad un evento cardiaco, da segmenti e da intervalli (tempo tra due eventi cardiaci)

- **Onda P** – ha inizio nel momento in cui si attiva il nodo seno-atriale e rappresenta la depolarizzazione degli atri.
- **Segmento PR** – si trova sulla linea di base tra la fine dell'onda P e l'inizio del complesso QRS; rappresenta la trasmissione dell'impulso elettrico attraverso il nodo AV fino alle fibre del Purkinje.
- **Intervallo PR** – rappresenta l'intervallo di tempo che intercorre tra l'inizio dell'onda P e l'inizio del complesso QRS; contiene tutti gli eventi elettrici che vanno dall'attivazione del nodo SA fino alla depolarizzazione dei ventricoli.
- **Complesso QRS** – è composto da tre diverse onde (Q, R e S) che, in alcuni casi, possono non essere tutte presenti; rappresenta la depolarizzazione dei ventricoli. In concomitanza con questo evento avviene anche la ripolarizzazione degli atri (**onda Tp**) ma non è visibile in quanto il complesso QRS prevale.
- **Segmento ST** – si trova tra la fine del complesso QRS e l'inizio dell'onda T; è un periodo elettricamente neutro per il cuore, compreso tra la depolarizzazione e la ripolarizzazione dei ventricoli. È il tempo nel quale il cuore rimane contratto per poter espellere la maggior parte del sangue ossigenato.
- **Onda T** – rappresenta la ripolarizzazione dei ventricoli.

- **Intervallo QT** – parte dall’inizio del complesso QRS e finisce con la fine dell’onda T, può avere una durata variabile a seconda dell’età, del sesso e della frequenza cardiaca; rappresenta tutti gli eventi della sistole ventricolare [23].

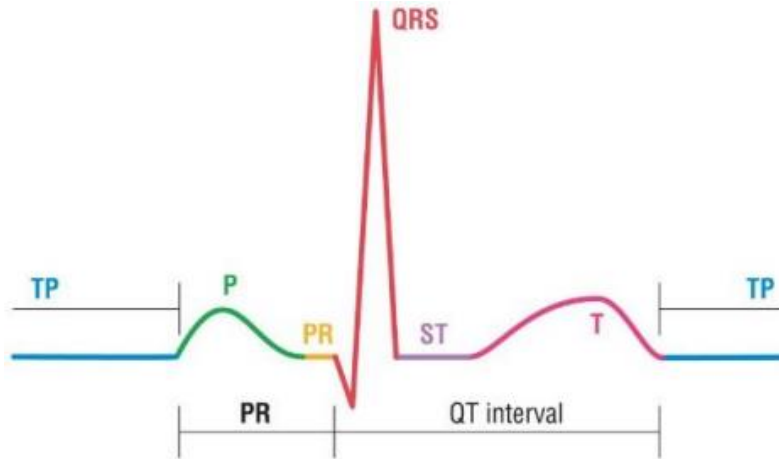


Figura 1.13 - Complesso elettrocardiografico
(http://www.viveremedicina.it/home/wp-content/uploads/2014/09/ECG-base.bak_.pdf)

Attraverso la sola analisi di un tracciato elettrocardiografico è possibile andare a valutare la frequenza cardiaca e rilevare, osservando la morfologia delle diverse onde e la durata degli intervalli, numerose anomalie solitamente causate da patologie.

1.4. La fotopleletismografia

La fotopleletismografia è una tecnica a basso costo, non invasiva che permette di analizzare le variazioni del volume sanguigno all'interno dei vasi periferici. Attraverso il segnale fotopleletismografico (PPG) è possibile ricavare alcune informazioni riguardo la pressione sanguigna, la frequenza cardiaca, la respirazione, il livello di ossigenazione del sangue e la variabilità della frequenza cardiaca. Il segnale PPG ha le sue maggiori componenti in frequenza attorno ad 1 Hz [24].

1.4.1. Interazione luce-materia

Quando un raggio di luce interagisce con un corpo possono avvenire sostanzialmente tre fenomeni, riflessione, rifrazione e assorbimento; la luce che riesce ad attraversare il corpo, a causa dei differenti fenomeni risulterà avere un'intensità minore.

Riflessione – fenomeno che avviene nel momento in cui un raggio luminoso attraversa una discontinuità tra due mezzi con proprietà differenti; il raggio incidente cambia la sua direzione. Se le dimensioni delle discontinuità presenti sulla superficie sono maggiori rispetto alla lunghezza d'onda del raggio incidente si parla di *riflessione speculare*, tutti i raggi incidenti paralleli vengono riflessi sempre paralleli (Figura 1.14). Si parla, invece, di *riflessione diffusa* nel momento in cui la lunghezza d'onda è maggiore rispetto alle discontinuità, in questo caso i raggi vengono riflessi in tutte le direzioni [19].

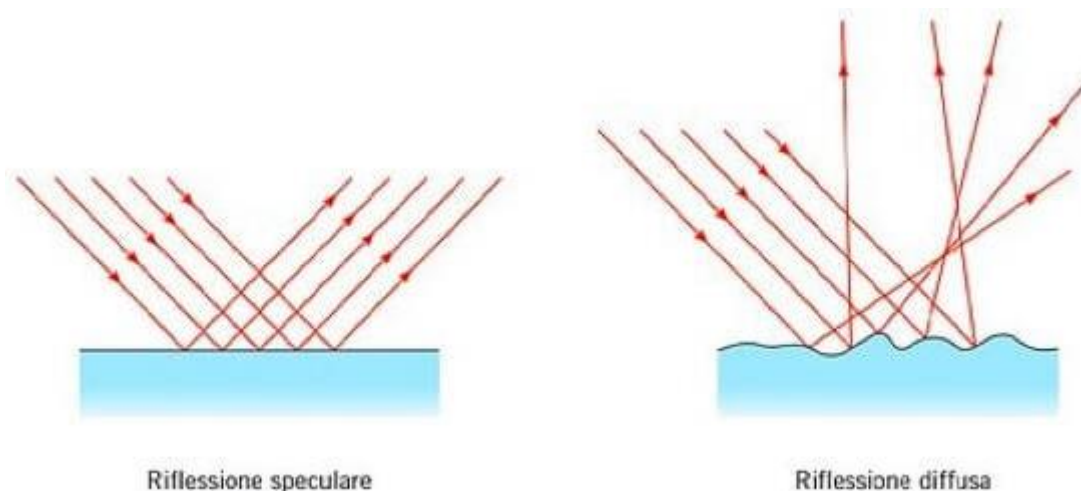


Figura 1.14 - Riflessione speculare e riflessione diffusa (<https://www.chimica-online.it/fisica/riflessione.htm>)

Rifrazione - fenomeno che avviene quando un'onda elettromagnetica attraversa la superficie di separazione tra due materiali trasparenti; a causa delle diverse proprietà dei mezzi, l'onda subisce una variazione nella velocità e quindi nella direzione di propagazione (Figura 1.15). Possiamo definire l'indice di rifrazione come

$$n = \frac{c}{v} > 1 \quad (2)$$

Dove

c - la velocità della luce nel vuoto ($3 \cdot 10^8$ m/s)

v - la velocità dell'onda elettromagnetica

Il valore di n dipende dalla temperatura, dalla lunghezza d'onda e per i gas anche dalla pressione.

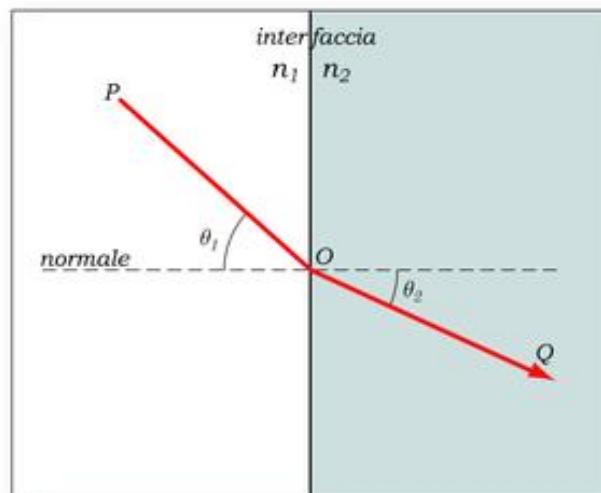


Figura 1.15 – Rifrazione (<https://it.wikipedia.org/wiki/Rifrazione>)

Legge di Snell – quando un'onda elettromagnetica attraversa l'interfaccia tra due mezzi trasparenti con diversi indici di rifrazione, il rapporto tra il seno dell'angolo incidente e il seno dell'angolo rifratto, è costante e pari al rapporto dei due indici di rifrazione [19].

$$\frac{\sin i}{\sin r} = \frac{n_2}{n_1} \quad (3)$$

Assorbimento – quando un'onda elettromagnetica attraversa un materiale, parte dell'energia dei suoi fotoni può essere assorbita dagli atomi e molecole che compongono il mezzo. L'energia scambiata viene convertita in energia interna del materiale, ad esempio in energia termica. Il fenomeno dipende dalla frequenza dell'onda incidente e dalla natura del materiale; lo spettro di assorbimento può essere utilizzato per individuare la composizione di un materiale [19].

Legge di Lambert-Beer - un raggio di luce monocromatico rappresenta una radiazione elettromagnetica avente una lunghezza d'onda λ e una natura corpuscolare, assimilabile ad un flusso di fotoni con una determinata energia. Quando un raggio incidente con intensità I_0 attraversa un corpo, parte della sua energia verrà assorbita e riemergerà dal lato opposto con un'intensità minore I_1 (Figura 1.16). L'intensità rappresenta la quantità di energia trasportata dal raggio nell'unità di tempo, attraverso una superficie unitaria perpendicolare alla direzione nella quale il raggio si propaga [25].

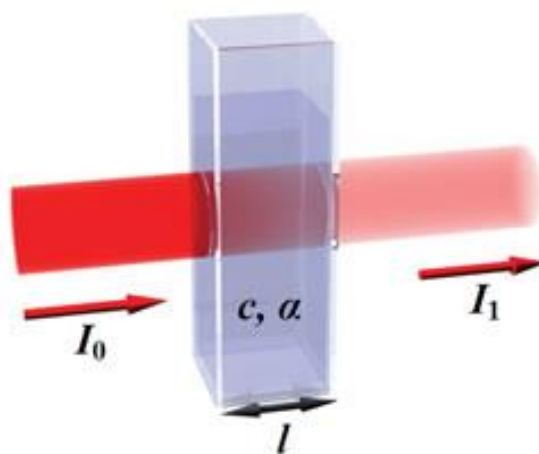


Figura 1.16 - Assorbimento della radiazione luminosa
(<https://tropicsu.org/lesson-plan-beer-lambert-law/>)

Lo spettro di assorbimento è caratteristico di ciascun materiale, che varia in base alla sua composizione chimica e alla lunghezza d'onda del raggio incidente. Le cose si complicano nel momento in cui si ha a che fare con i tessuti biologici in quanto abbiamo una serie di strati sovrapposti (cute, sottocute, tessuto lipidico, etc) ciascuno con le sue caratteristiche di assorbimento. La Legge di Lambert-Beer mette in relazione l'assorbimento della luce con lo spessore del mezzo attraversato, la concentrazione e la natura chimica della materia [26].

$$A = \text{Log} \left(\frac{I_0}{I_1} \right) = \epsilon l c \quad (4)$$

A – assorbimento ad una lunghezza d'onda λ

ε - coefficiente di assorbimento molare [$\text{mol}^{-1} \text{L cm}^{-1}$]

c – concentrazione della specie chimica [$\text{L}^{-1} \text{mol}$]

l – cammino ottico [cm]

Per quanto riguarda i tessuti organici è necessario apportare delle modifiche alla legge di Lambert-Beer che tengano conto della disomogeneità dei tessuti e dei differenti coefficienti di diffusione di ciascun strato. Vengono quindi introdotti due termini correttivi.

$$A = \varepsilon l C B + G \quad (5)$$

B – fattore che tiene conto del cammino ottico differenziale

G – fattore geometrico che tiene conto delle perdite dovute allo scattering

1.4.2. Principio di funzionamento

Il funzionamento del fotoplethysmografo è semplice, il sensore è costituito da un LED (Light Emitting Diode) applicato sulla cute del soggetto, che emette un fascio di luce ad una certa intensità e lunghezza d'onda. Parte della luce, attraversando i tessuti, viene assorbita e quella rimanente raggiunge un fotorilevatore, capace di tradurre l'attenuazione in un segnale elettrico proporzionale ad essa. Il sangue, variando il suo volume all'interno dei vasi ad ogni battito cardiaco, produce un'attenuazione variabile nel tempo; al contrario, i tessuti più superficiali e meno vascolarizzati producono un'attenuazione praticamente costante. Questo si traduce in una componente alternata (AC) dovuta al variare del sangue all'interno dei vasi, e una componente continua (DC) dovuta all'assorbimento dei tessuti (Figura 1.17) [27].

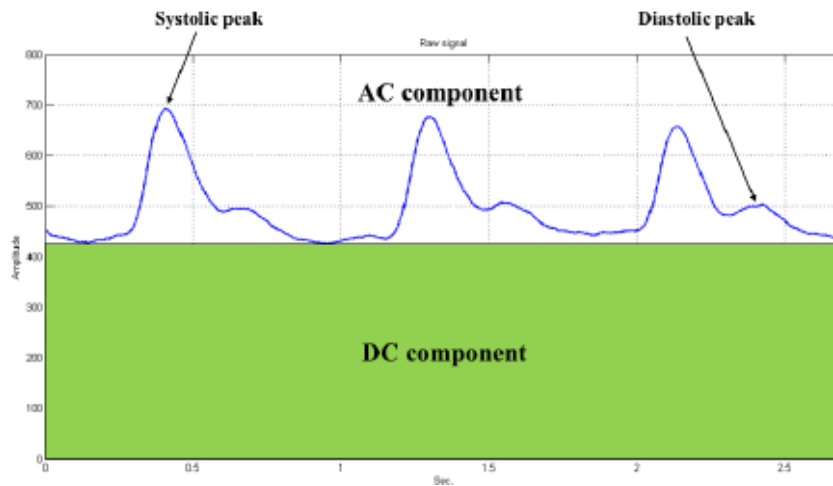


Figura 1.17 - Componenti AC e DC segnale PPG
 (https://www.researchgate.net/publication/332259538_Measure_the_Heart_Rate_and_Respiration_Rate_Under_Nervous_Situation/figures)

La scelta della lunghezza d'onda e dell'intensità del fascio luminoso risulta fondamentale dal momento che tutta la metodologia si basa sull'assorbimento della luce da parte dei tessuti. La pelle può essere suddivisa in tre strati principali, epidermide, derma e ipoderma.

L'**epidermide** rappresenta lo strato più esterno ed è praticamente privo di vasi sanguigni; è costituita da cheratinociti (cellule prive di nucleo, ricche di cheratina che fornisce resistenza, creano uno strato impermeabile all'acqua), cellule squamose (cheratinociti vivi, producono cheratina), cellule basali (sono in grado di dividersi e dare origine ai cheratinociti), melanociti (producono la melatonina, responsabile della pigmentazione di pelle e capelli e fondamentale per la protezione dai raggi UV).

Il **derma** si trova al di sotto dell'epidermide e contiene terminazioni nervose, vasi linfatici, vasi sanguigni, follicoli piliferi, fibre muscolari, ghiandole sebacee e sudoripare. Lo strato inferiore del derma è ricco di collagene che garantisce alla pelle elasticità e forza.

L'**ipoderma** è ricco di vasi sanguigni e linfatici, presenta anche una parte di tessuto adiposo che permette un isolamento termico; inoltre l'ipoderma rappresenta anche una sorta di cuscinetto a protezione degli organi più interni [2].

A causa della diversa composizione e del diverso spessore, ciascuno strato interagisce con la luce in maniera differente (Figura 1.18); il range di lunghezze d'onda più utilizzato per applicazioni di fotopleletismografia è da 510 nm (verde) fino a 920 nm (rosso). Dal momento che la luce verde arriva a profondità non superiori ai 3 mm, dove non si trovano arterie ma solo capillari, non possiamo attribuire il segnale PPG alla variazione di volume all'interno delle arterie come succede nel caso della luce rossa. Secondo alcuni studi il

segnale PPG alle frequenze nell'intorno del verde è dovuto al fatto che la pulsatilità delle arterie crea una compressione delle strutture sovrastanti appartenenti al derma; essendo i capillari poco comprimibili il risultato finale è quello di un avvicinamento dei capillari e quindi un aumento di densità che crea una variazione nell'interazione con la luce [28].

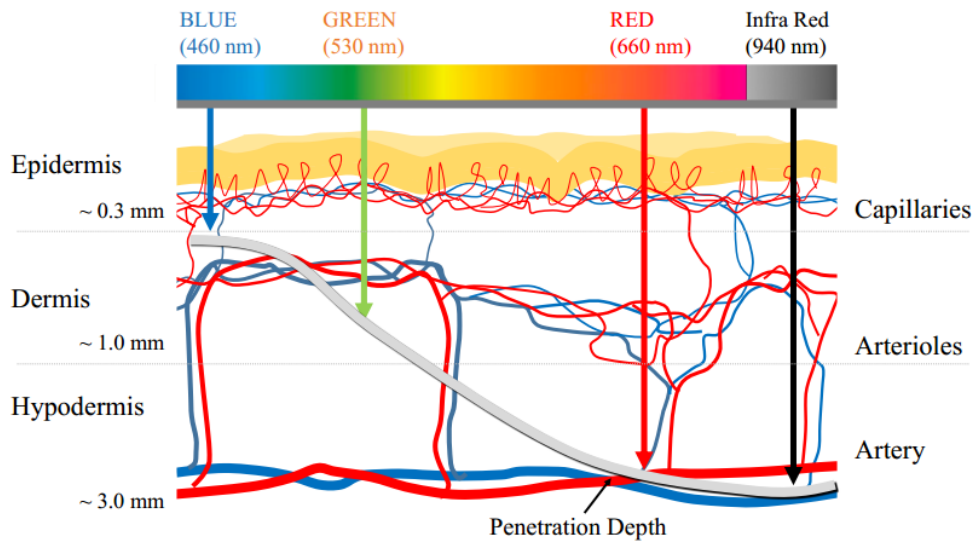


Figura 1.18 - Penetrazione della luce a diverse lunghezze d'onda (Han, Sangjin, Donggeun Roh, Junyung Park, and Hangsik Shin. "Design of Multi-Wavelength Optical Sensor Module for Depth-Dependent Photoplethysmography." *Sensors (Basel, Switzerland)* 19, no. 24 (2019): *Sensors (Basel, Switzerland)*, 10 December 2019, Vol.19(24)).

1.4.3. Configurazioni sensore

A seconda del posizionamento della sorgente luminosa e del fotodetector sono possibili due configurazioni principali, a trasmissione e a riflessione.

Riflessione – il sensore e la sorgente luminosa sono posti dallo stesso lato, la luce del LED colpisce la cute e viene riflessa sul fotodetector (Figura 1.19). Questa tecnica viene utilizzata nelle parti del corpo con spessori tali da non permettere la modalità in trasmissione, quindi il sensore può assumere diverse forme e dimensioni. Il sensore è più sensibile agli artefatti da movimento e alla luce ambientale, per questo sono necessarie schermature e filtraggi appositi.

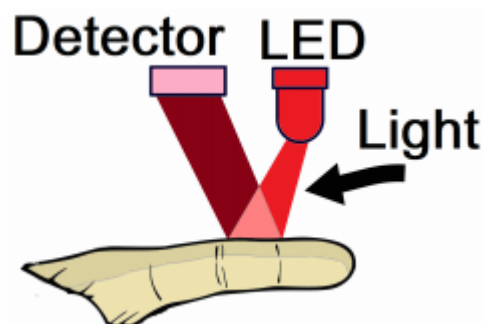


Figura 1.19 - Modalità in riflessione (Moraes JL, Rocha MX, Vasconcelos GG, Vasconcelos Filho JE, de Albuquerque VHC, Alexandria AR. *Advances in Photoplethysmography Signal Analysis for Biomedical Applications. Sensors (Basel)*. 2018;18(6):1894. Published 2018 Jun 9. doi:10.3390/s18061894)

Trasmissione – il sensore e la sorgente luminosa sono posti in posizioni opposte l'uno rispetto all'altra; la luce attraversa la parte del corpo interessata, in parte viene assorbita, e raggiunge il fotodetector (Figura 1.20). È possibile utilizzare questa configurazione solo nelle zone del corpo che presentano piccoli spessori come dita o lobi delle orecchie, capaci di far passare una parte della luce. Il sensore può essere meglio isolato e quindi risulta essere meno sensibile alla luce ambientale [24].

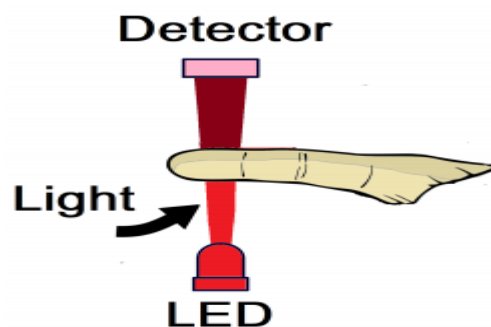


Figura 1.20 - Modalità in trasmissione (Moraes JL, Rocha MX, Vasconcelos GG, Vasconcelos Filho JE, de Albuquerque VHC, Alexandria AR. *Advances in Photoplethysmography Signal Analysis for Biomedical Applications. Sensors (Basel)*. 2018;18(6):1894. Published 2018 Jun 9. doi:10.3390/s18061894)

1.4.4. Applicazioni

Le applicazioni della fotopleletismografia sono molteplici sia in ambito clinico che in ambito sportivo; il segnale viene utilizzato nelle terapie intensive per monitorare numerosi parametri fisiologici, durante gli interventi per tenere sotto controllo gli effetti dell'anestesia e negli orologi sportivi per misurare la frequenza cardiaca.

Saturazione del sangue – è un indice che rileva la quantità di ossigeno presente nel sangue. Per la misura di questo parametro viene sfruttato il fatto che l'emoglobina ossigenata e quella deossigenata hanno spettri di assorbimento differenti (Figura 1.21); si utilizzano sorgenti luminose con due lunghezze, rosso e vicino infrarosso, alternate rapidamente. La componente AC del segnale PPG varierà in base alle concentrazioni di HbO_2 e Hb , e di conseguenza varierà il valore di SpO_2 . Tramite un opportuno fattore di calibrazione è possibile stimare la saturazione del sangue andando a valutare il rapporto tra le concentrazioni di HbO_2 e Hb [27].

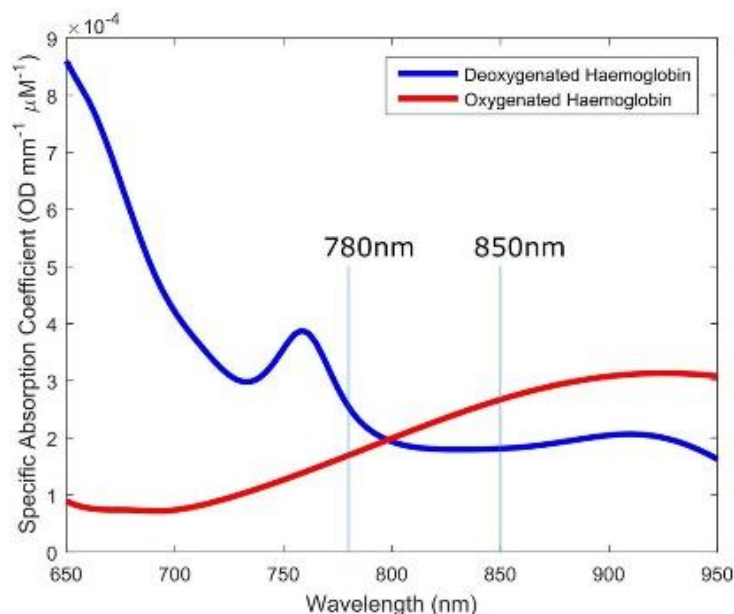


Figura 1.21 - Spettro di assorbimento di HbO_2 e Hb
(<https://www.gowerlabs.co.uk/fnirs>)

Frequenza cardiaca – la componente alternata del segnale PPG risulta essere sincrona con i battiti del cuore, andando a contare il numero di picchi in un determinato intervallo di tempo è possibile stimare la frequenza cardiaca (Figura 1.22). Questa tecnica è sensibile alla presenza di aritmie e ai movimenti respiratori, per avere misure più accurate sono necessarie dei filtri appositi [29].

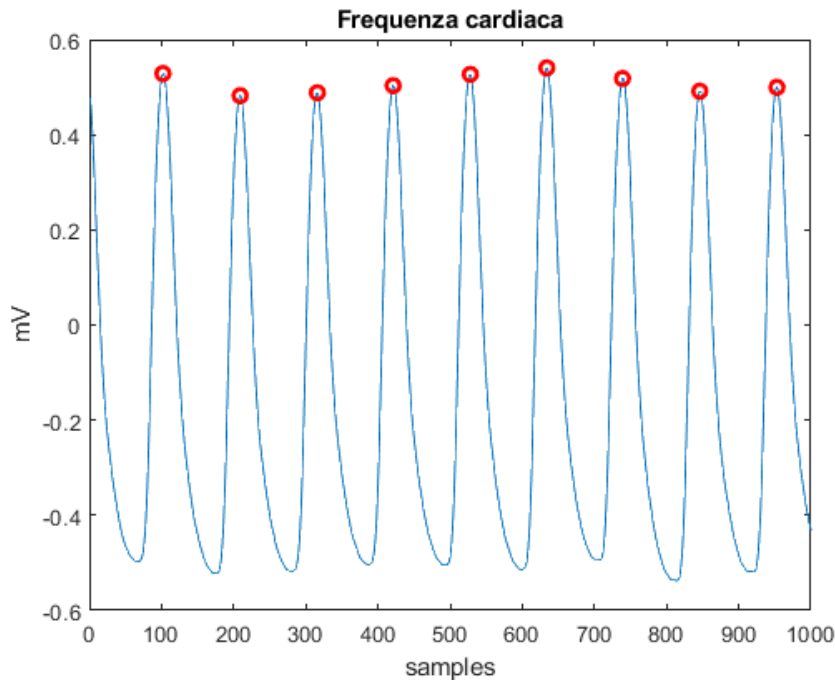


Figura 1.22 - Frequenza cardiaca

Pressione sanguigna – la tecnica si basa sull'utilizzo del PTT (Pulse Transit Time), definito come il tempo che impiega l'onda pulsatile a propagarsi da una parte all'altra di un vaso arterioso, all'interno dello stesso ciclo cardiaco. Il PTT può essere ricavato andando a posizionare due sensori in due punti distinti di un'arteria, oppure andando a valutare il ritardo tra il picco del complesso QRS nel segnale ECG e il picco del segnale PPG (Figura 1.23). Andando a misurare la velocità dell'onda pressoria (PWV) attraverso il tempo che questa impiega a percorrere il vaso e il diametro del vaso, è possibile correlarla alla pressione. Questa tecnica necessita di calibrazioni ad hoc per ciascun soggetto e risulta di difficile applicazione [17].

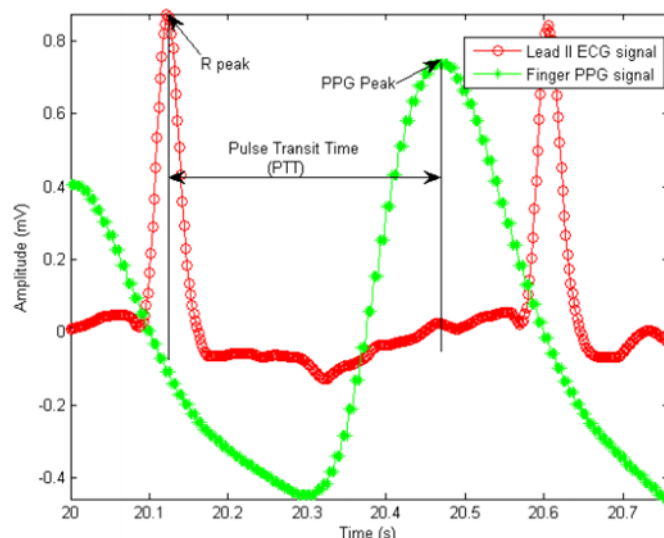


Figura 1.23 - Pulse Transit Time (Xiaochuan He, R., Goubran, and Liu. "Evaluation of the Correlation between Blood Pressure and Pulse Transit Time." 2013 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA), 2013, 17-20.)

Frequenza respiratoria – ogni atto respiratorio crea delle modificazioni a livello di circolazione sanguigna periferica, che vanno a riflettersi sulla morfologia del segnale PPG. I dati relativi alla frequenza respiratoria possono essere estratti applicando al segnale dei filtri bassa-banda con frequenze nell'intervallo 0.1-0.8 Hz [30].

Variabilità cardiaca – il sistema nervoso autonomo è in grado di variare la frequenza cardiaca e l'intervallo di tempo che intercorre tra un battito e il successivo non è sempre lo stesso. Andando a valutare la HRV è possibile conoscere in quale misura il sistema simpatico e parasimpatico intervengono nella regolazione dei battiti. Si misura andando a valutare il tempo che trascorre tra un picco dell'onda PPG e il successivo (Figura 1.24) [24].

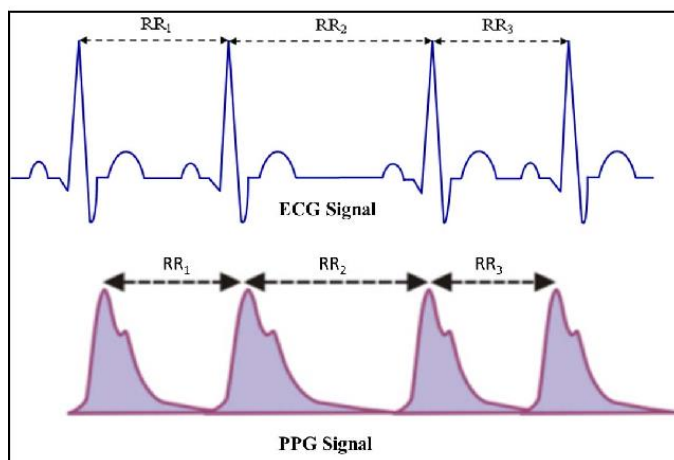


Figura 1.24 - Variabilità cardiaca (Akhter, Nazneen et al. "Microcontroller based RR-Interval measurement using PPG signals for Heart Rate Variability based biometric application." 2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI) (2015): 588-593.)

1.5. Le reti neurali

Il concetto di intelligenza artificiale nasce di pari passo con l'avvento della computer science, dal momento che l'obiettivo dei ricercatori era quello di realizzare un computer "intelligente" [31]. Nell'ambito della scienza e dell'ingegneria per intelligenza artificiale si intende la realizzazione di un sistema in grado di comportarsi come il cervello umano, a livello di percezione, apprendimento, adattamento alle diverse situazioni, gestione del linguaggio e problem solving, con il fine ultimo di realizzare macchine più performanti e capire a fondo il funzionamento del nostro cervello [32]. Le reti neurali (Figura 1.25) fanno parte della categoria dell'intelligenza artificiale e sono capaci di apprendere da un set di dati alcune informazioni per poi utilizzarle allo scopo di effettuare previsioni o classificare dati.

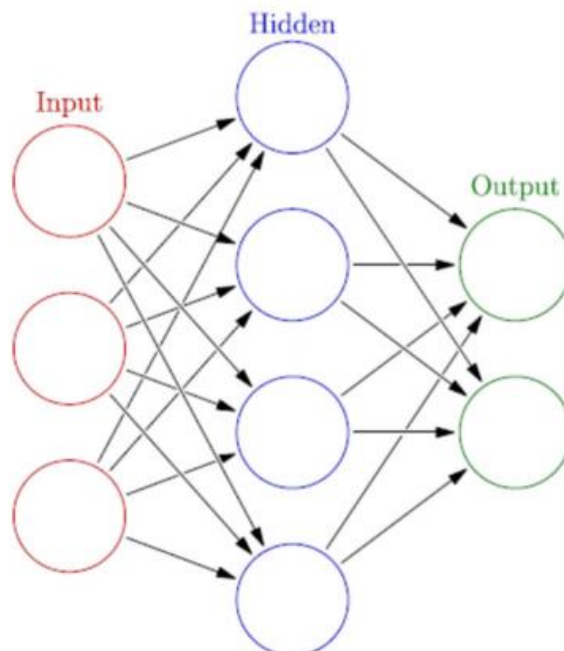


Figura 1.25 - Esempio di ANN

1.5.1. Il sistema nervoso

L'unità base del sistema nervoso è il neurone, un tipo di cellula elettricamente eccitabile, che comunica con altre cellule attraverso le sinapsi. È composto da diverse parti (Figura 1.26):

- Il soma (o corpo cellulare) contiene il nucleo, riceve le informazioni, le elabora e produce un segnale di output
- I dendriti sono prolungamenti citoplasmatici che ricevono informazioni da altre cellule

- L'assone è un prolungamento citoplasmatico più lungo rispetto ai dendriti e si occupa di trasmettere le informazioni in uscita. La trasmissione è rapida e richiede un consumo metabolico basso grazie all'alternarsi di cellule isolate da uno strato di mielina (cellule di Schwann) e parti non mielinizzate (nodi di Ranvier).
- I bottoni sinaptici sono delle strutture specializzate contenenti le sinapsi; rilasciando neurotrasmettitori chimici permettono la comunicazione tra cellule [33].

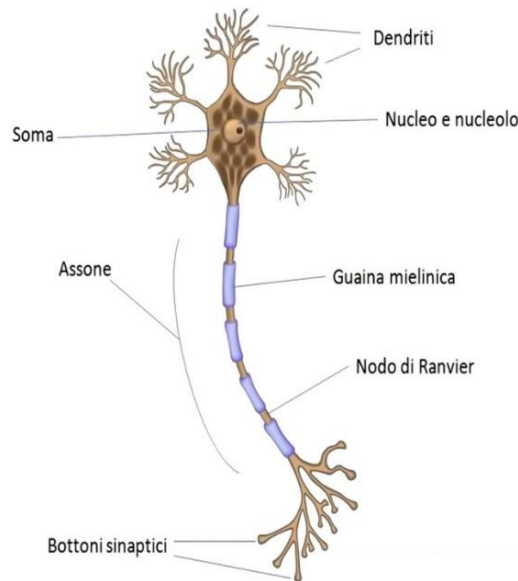


Figura 1.26 - Struttura neurone
 (<https://medicinaonline.co/2018/02/06/neuroni-cosa-sono-dove-si-trovano-ed-a-che-servono/>)

Il cervello umano contiene circa 8.6×10^{10} neuroni ed ognuno ha circa 7000 connessioni sinaptiche con altri neuroni; è in grado di svolgere un numero molto elevato di operazioni al secondo con un consumo di energia decisamente piccolo [33]. In Tabella 1.2 vengono confrontate le prestazioni del supercomputer IBM BLUE GENE, di un PC diffuso nel 2008 e del cervello umano.

Tabella 1.2 - Confronto tra le prestazioni del supercomputer IBM BLUE GENE, un PC diffuso nel 2008 e il cervello umano [34]

	Supercomputer	Personal Computer	Human Brain
Computational units	10^4 CPUs, 10^{12} transistors	4 CPUs, 10^9 transistors	10^{11} neurons
Storage units	10^{14} bits RAM 10^{15} bits disk	10^{11} bits RAM 10^{13} bits disk	10^{11} neurons 10^{14} synapses
Cycle time	10^{-9} sec	10^{-9} sec	10^{-3} sec
Operations/sec	10^{15}	10^{10}	10^{17}
Memory updates/sec	10^{14}	10^{10}	10^{14}

Alla base della memorizzazione vi è la creazione di connessioni tra neuroni, anche se non si conosce ancora molto riguardo questo argomento. Più i neuroni connessi vengono eccitati, più la connessione diventa forte; se, al contrario, la frequenza di eccitazione è bassa, la connessione risulta debole [35]. Tutti gli input, eccitatori e inibitori, provenienti da neuroni adiacenti si sommano spazialmente (input simultanei provenienti da diverse cellule) e temporalmente (input ripetuti provenienti dalla stessa cellula); solo se la somma totale supera una certa soglia si ha la generazione di un potenziale d'azione [36].

1.5.2. Nascita ed evoluzione delle reti neurali

La storia delle ANN può essere divisa in tre fasi principali.

Fase 1, l'origine - lo studio delle reti neurali ha inizio negli anni '40; nel 1943 il matematico Pitts e lo psicologo Mcculloch, entrambi americani, proposero il modello M-P [37]. Considerando il neurone come una sorta di dispositivo logico funzionale, realizzarono un primo algoritmo che diede il via alla ricerca sulle ANN. Il modello si basa sul concetto del tutto o niente, un neurone o “spara” un impulso o no [38].

Nel 1949 lo psicologo Hebb propose, nel libro “The Organization of Behavior”, l'ipotesi che il processo di apprendimento avviene a livello delle sinapsi, all'interfaccia tra un neurone e l'altro, e questo è variabile in base all'attività dei neuroni coinvolti. Questo portò alla Legge di Hebb, conosciuta nell'ambito delle reti neurali, ed afferma che la forza delle connessioni tra neuroni è variabile ed è alla base della memoria e dell'apprendimento [39]. Nel 1958 il fisiologo Frank Rosenblatt ideò un nuovo modello di neurone, chiamato perceptron; un sistema lineare utilizzato per risolvere problemi nei quali le classi sono linearmente separabili nello spazio di input [40]. Nel 1960 due ingegneri, B. Widrow e M. Hoff, idearono un nuovo metodo di training delle reti neurali, “adaptive linear element” (ADALINE) e la regola di Widrow–Hoff, conosciuta come regola della delta (o least mean square deviation), dando vita alla prima rete neurale capace di risolvere un problema [41].

Fase 2 - Minsky and Papert nel 1969 misero in evidenza il principale problema del perceptron, ossia quello di non poter risolvere problemi di classificazione nei quali le classi non sono linearmente separabili nello spazio delle soluzioni [42]. Nel 1972 Kohonen T. propose una nuova tipologia di ANN (Figura 1.27), chiamata SOM (Self-Organizing Map), la quale si basa su un algoritmo di tipo competitivo nel quale vi è un unico neurone “vincitore”. Viene utilizzata soprattutto in problemi di classificazione,

pattern recognition e riconoscimento della voce; nei casi in cui sia necessario svolgere una classificazione ma non si conosce a priori il numero delle classi [43].

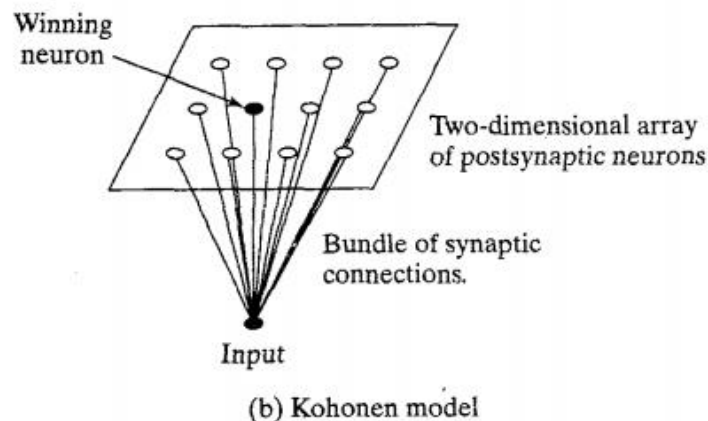


Figura 1.27 - Esempio mappa di Kohonen (S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 1994)

Nel 1974 Werbos introdusse l'algoritmo di backpropagation, un algoritmo a gradiente discendente utilizzato per risolvere problemi di minimizzazione o fitting di curve. Un tipo di self-organizing network ispirata al sistema visivo umano fu introdotta da Grossberg nel 1976 [40].

Fase 3, la rinascita – nel 1982 Hopfield intrdusse un tipo di rete neurale discreta (Figura 1.28), utilizzando per la prima volta la funzione di Lyapunov (o energy function); mentre nel 1984 propose di modificare la funzione di attivazione da discreta a continua. Il modello di Hopfield, attraverso un set di equazioni differenziali non lineari, permette di svolgere operazioni non lineari sul set di dati e fornisce un insieme di equazioni per l'apprendimento della rete neurale. Grazie al contributo di Hopfield nella teorizzazione dei parametri e delle formule, sempre più accademici si interessarono all'argomento delle reti neurali [34].

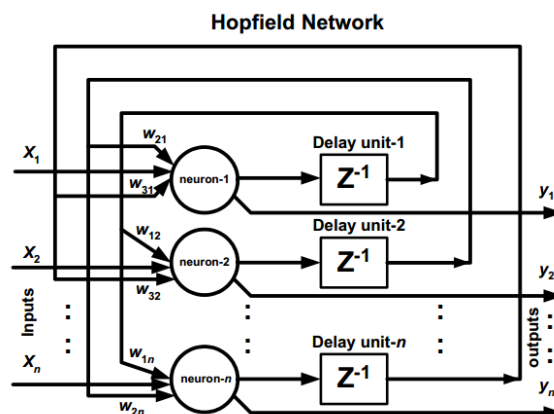


Figura 1.28 - Struttura rete di Hopfield (A. K. Palit and D. Popovic, *Computational Intelligence in Time Series Forecasting: Theory and Engineering Applications*. 2005.)

Contemporaneamente, nel 1983, Kirkpatrick intuì la possibilità di utilizzare l'algoritmo del simulated annealing per risolvere problemi di ottimizzazione di natura combinatoria. In questi anni furono introdotte le multi-layer neural networks, aventi un grande potenziale di apprendimento e utilizzabili nella risoluzione di numerosi problemi. Chua and Yang nel 1988 proposero un modello di rete neurale cellulare (CNN), successivamente teorizzata nel 1994 da Liao Xiaoxin [42].

Fase 4 – anche grazie alla nascita di database sempre più grandi disponibili online, nasce un nuovo tipo di AI che utilizza training set molto numerosi e reti neurali con un numero di layer elevato. Nasce così, nel 2006, proposto da Hinton, il concetto di Deep Learning [42].

1.5.3. Concetti generali sulle reti neurali

Le reti neurali cercano di ricreare le funzioni e le connessioni presenti all'interno del cervello umano. Le componenti base vengono quindi riprodotte attraverso le singole unità computazionali (*perceptrons*) che rappresentano i neuroni, le connessioni (*links*) tra le diverse unità svolgono la funzione delle sinapsi, dendriti e assoni, mentre i pesi (*weights*) definiscono le diverse interazioni tra neuroni, ciascuna con la sua "forza" (Figura 1.29).

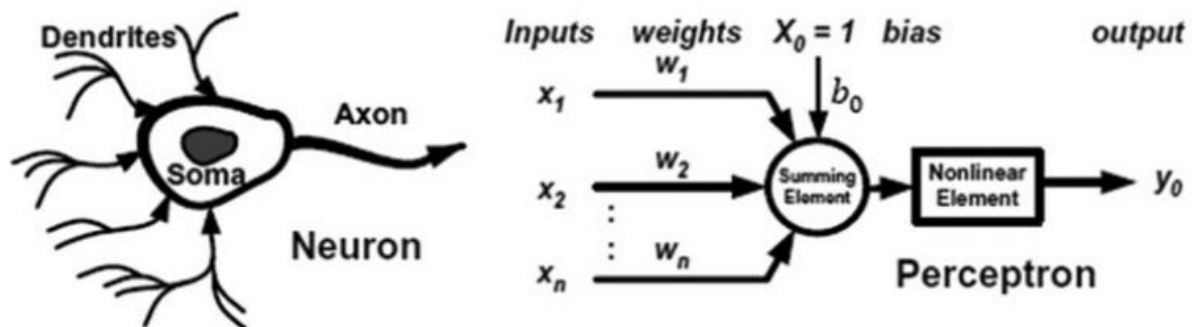


Figura 1.29 - Analogia tra neurone e rete neurale (Palit, A.K., Popovic, D. (2006), Computational Intelligence in Time Series)

Il neurone, rappresentato dal perceptron è composto, come possiamo vedere nella Figura 1.28, da una unità che effettua la somma e una di tipo non lineare detta anche funzione di attivazione. I segnali di input x_i prima di raggiungere l'unità principale vengono moltiplicati per i pesi w_i e trasformati nell'output y_0 . Vi è un ulteriore input collegato al perceptron, il bias w_0 che rappresenta una sorta di soglia di commutazione. Il segnale di output risulta essere:

$$y_0 = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 \right) \quad (6)$$

Il perceptron risulta essere attivo, e quindi produce un output se e solo se viene rispettata la seguente condizione, dove w^T è la trasposta dei pesi sinaptici [44].

$$w^T x + w_0 \geq 0 \quad (7)$$

Funzioni di attivazione – ne esistono di diversi tipi e al variare della tipologia, cambia il modello di rete che si va a costruire. Considerando che la parte “nascosta” (hidden unit) della rete rappresenta il neurone, nei casi più semplici la funzione di attivazione va a determinare se il neurone in questione è attivo oppure no.

Questo può essere svolto attraverso la definizione di una funzione di soglia, anche chiamata **funzione di Heaviside** (Figura 1.30):

$$G(\gamma_{h,0} + x'_t \gamma_h) = \begin{cases} 1, & \text{if } \gamma_{h,0} + x'_t \gamma_h \geq c, \\ 0, & \text{if } \gamma_{h,0} + x'_t \gamma_h < c, \end{cases} \quad (8)$$

Dove G è la funzione di attivazione, $\gamma_{h,0}$ il bias, $x'_t \gamma_h$ il segnale di input pesato e c è una soglia preimpostata. Al variare della forza della connessione e del segnale di input, quest'ultima va a determinare se il neurone “spara” ($G(\gamma_{h,0} + x'_t \gamma_h) = 1$) o no ($G(\gamma_{h,0} + x'_t \gamma_h) = 0$).

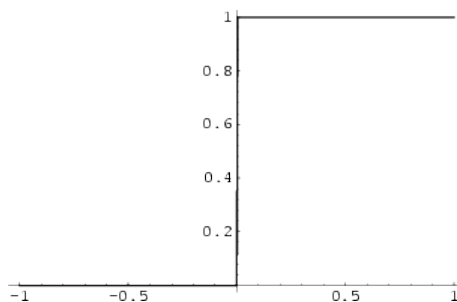


Figura 1.30 – Funzione di Heaviside
(<https://archive.lib.msu.edu/crcmath/math/math/h/h132.htm>)

Nelle reti neurali più complesse è necessario che il neurone non assuma solo uno stato di acceso/spento, ma uno stato intermedio compreso tra zero e uno. È reso possibile da funzioni che vanno a smussare il segnale producendo un output non netto [45]. Una delle

funzioni di attivazione non lineari più utilizzate è la **funzione logistica (o sigmoide)**, definita come:

$$\varphi_j(v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-av_j(n))} \quad a > 0 \quad \text{and} \quad -\infty < v_j(n) < \infty \quad (9)$$

Dove $v_j(n)$ è il campo indotto dal neurone j . Derivando l'equazione (9) rispetto a $v_j(n)$ si ottiene

$$\varphi'_j(v_j(n)) = \frac{a \exp(-av_j(n))}{[1 + \exp(-av_j(n))]^2} \quad (10)$$

Se $y_j(n) = \varphi_j(v_j(n))$ la (10) diventa

$$\varphi'_j(v_j(n)) = ay_j(n)[1 - y_j(n)] \quad (11)$$

Considerando un neurone nel layer di output, il suo gradiente può essere espresso da

$$\begin{aligned} \delta_j(n) &= e_j(n)\varphi'_j(v_j(n)) \\ &= a[d_j(n) - o_j(n)]o_j(n)[1 - o_j(n)] \end{aligned} \quad (12)$$

Mentre per un neurone in uno qualsiasi dei layer nascosti il gradiente

$$\begin{aligned} \delta_j(n) &= \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n)w_{kj}(n) \\ &= ay_j(n)[1 - y_j(n)] \sum_k \delta_k(n)w_{kj}(n) \end{aligned} \quad (13)$$

I pesi sinaptici, per quanto riguarda la funzione logistica (Figura 1.31), vengono modificati in maggior misura per quei neuroni che hanno segnali che si trovano in un range intermedio; questo contribuisce alla stabilità dell'algoritmo di apprendimento [41]. La derivata della funzione di attivazione raggiunge il suo massimo per $y_j(n) = 0.5$ e il minimo per $y_j(n) = 0$ o $y_j(n) = 1$ [45].

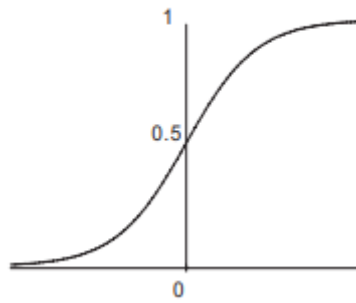


Figura 1.31 - Funzione logistica

Un'altra funzione molto utilizzata è la **funzione tangente iperbolica** (Figura 1.32), che corrisponde alla funzione logistica riscalata tra -1 e 1. La sua espressione più generale è

$$\varphi_j(v_j(n)) = a \tanh(bv_j(n)), \quad (a, b) > 0 \quad (14)$$

Dove a e b sono costanti. Derivando rispetto a $v_j(n)$

$$\begin{aligned} \varphi'_j(v_j(n)) &= ab \operatorname{sech}^2(bv_j(n)) \\ &= ab \left(1 - \tanh^2(bv_j(n))\right) \\ &= \frac{b}{a} [a - y_j(n)][a + y_j(n)] \end{aligned} \quad (15)$$

Il gradiente locale, per un neurone nel layer di output risulta essere

$$\begin{aligned} \delta_j(n) &= e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \\ &= \frac{b}{a} [d_j(n) - o_j(n)][a - o_j(n)][a + o_j(n)] \end{aligned} \quad (16)$$

Mentre per un neurone nel layer nascosto [41]

$$\begin{aligned} \delta_j(n) &= \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \\ &= \frac{b}{a} [a - y_j(n)][a + y_j(n)] \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \end{aligned} \quad (17)$$

La funzione tangente iperbolica è più flessibile rispetto alla sigmoide, in quanto i valori di output negativi possono essere assimilati alla parte di segnale soppressa dall'unità nascosta [45].

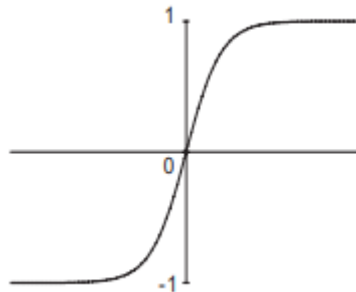


Figura 1.32 - Funzione tangente iperbolica

Caratteristiche principali ANN – possono essere individuate quattro caratteristiche principali comuni alle reti neurali artificiali.

- **Non-lineari:** è la caratteristica principale alla base dell'intelligenza del cervello umano; gli stessi neuroni andando ad inibire o promuovere uno stato utilizzano una relazione matematica non lineare. La presenza di una soglia migliora le performance e aumenta la capacità di memoria.
- **Non-limitate:** il grande numero di neuroni presenti in ciascun layer e la moltitudine di connessioni che li uniscono permettono di riprodurre la caratteristica del cervello umano di essere non limitato.
- **Non-qualitative:** le reti neurali, processando le informazioni in ingresso, sono in continuo cambiamento grazie ad un sistema dinamico non lineare; questo è permesso dalla capacità di auto-organizzazione, auto-adattamento e auto-apprendimento.
- **Non-convesse:** al variare della funzione di stato (ad esempio una funzione di tipo energetico) il sistema evolverà in direzioni differenti. Grazie alla presenza di più estremi all'interno della funzione, il sistema avrà più punti di equilibrio e quindi potrà evolvere in maniera diversa [42].

Input data set – al variare della rete neurale utilizzata e dello scopo finale della sua applicazione, i dati possono essere forniti all'interno del training set sia sotto forma di dati grezzi, come immagini e serie temporali, sia come features, ossia un insieme di caratteristiche associate ai dati di input. Inoltre, come accennato in precedenza, ai dati possono essere associati i rispettivi target (labelled data set) o non associate le uscite

desiderate (unlabelled data set).

In Tabella 1.3 e Tabella 1.4 è riportato un esempio di un possibile data set per quanto riguarda rispettivamente un algoritmo non supervisionato e uno supervisionato.

Tabella 1.3 - Esempio unlabelled data set

input	feature 1	feature 2	feature n
1				
2				
.				
.				
.				
N				

Tabella 1.4 - Esempio labelled data set

input	feature 1	feature 2	feature n	target 1	target 2	target n
1								
2								
.								
.								
.								
N								

Nella creazione di una rete neurale è importante ottenere buone performance su dati che non sono stati utilizzati per svolgere il training. Per questo è importante andare a dividere il data set a disposizione in due parti: il training set e il test set. Solitamente la divisione avviene prendendo il 70-80% del data set come training e il 20-30% come test.

Normalizzazione del data set – la preparazione del data set è fondamentale per poter ottenere dei risultati soddisfacenti e la normalizzazione è parte della fase di pre-processing. A seconda dell'obiettivo che si vuole ottenere e della tipologia di dati esistono molteplici metodi di normalizzazione. Risulta fondamentale per quanto riguarda le serie temporali, dal momento che spesso presentano range di valori molto ampi; riscaldando i dati si ottengono risultati migliori e i tempi dedicati all'apprendimento possono essere ridotti.

- Min-max normalization: i dati vengono riscaldati nel range $[0,1]$ o $[-1,1]$, il valore x viene trasformato nel valore x_{norm} , appartenente al range $[low,high]$, utilizzando il massimo e il minimo della serie.

$$x_{norm} = \frac{(high - low) * (x - minX)}{maxX - minX} \quad (18)$$

- Decimal scaling normalization: si individua il massimo, in valore assoluto, della serie e si divide ciascun elemento per una potenza di dieci in modo da spostare il punto decimale; il valore della potenza dipende dal numero di cifre presenti nel massimo. Serve principalmente quando si è in presenza di serie con valori molto elevati.

$$x_{norm} = \frac{x}{10^d} \quad (19)$$

Dove d è il minimo valore tale per cui $Max(|x_{norm}|) < 1$

- Z-score normalization: converte tutti i valori in un range compreso tra 0 e la deviazione standard della serie

$$x_{norm} = \frac{x - \mu(X)}{\delta(X)} \quad (20)$$

Dove $\mu(x)$ è il valor medio e $\delta(x)$ la deviazione standard.

- Median normalization: si divide ciascun valore per la mediana della serie.

$$x_{norm} = \frac{x}{median(X)} \quad (21)$$

- Sigmoid normalization: la funzione sigmoide viene utilizzata per la normalizzazione di ciascun elemento x della serie.

$$x_{norm} = \frac{1}{1 - e^{-x}} \quad (22)$$

- Tanh estimators: la serie di dati viene normalizzata attraverso la seguente formula, è una delle normalizzazioni più efficienti [46].

$$x_{norm} = 0.5 \left[\tanh \left[\frac{0.01(x - \mu)}{\delta} \right] + 1 \right] \quad (23)$$

Dove μ è la media e δ la deviazione standard.

- Scaling to unit length: consiste nello riscaldare i dati in modo che il vettore completo risulti avere lunghezza unitaria. Il metodo più comune è quello di dividere ciascun elemento per la lunghezza Euclidea del vettore

$$x_{norm} = \frac{x}{\|x\|} \quad (24)$$

Processi di apprendimento – si dividono principalmente in supervisionati e non supervisionati, con la presenza di una tipologia intermedia detta semi-supervisionata.

- Non supervisionati: non si conosce l'output desiderato e viene fornito solo il dataset di input (unlabelled training set). Lo scopo principale è quello di andare a trovare delle relazioni presenti tra gli elementi del dataset per svolgere una clusterizzazione. Esistono anche forme più semplici come la stima del quantile, ricerca degli outliers o riduzione della dimensionalità [47].
- Supervisionati: la rete riceve in ingresso anche l'output desiderato (labelled training set) e il processo di apprendimento consiste nell'andare a modificare i pesi in modo da avere in uscita un risultato il più vicino possibile a quello ideale [48].
- Semi-supervisionati (SSL): è un modello intermedio tra quello supervisionato e quello non supervisionato. Insieme al data set non supervisionato vengono fornite alcune informazioni, ma non per tutti i dati. Per un apprendimento semi-supervisionato standard il training set può essere diviso in due parti, quella con i target associati e quella senza [47].

Il processo di apprendimento si divide in *epoche*, ossia iterazioni complete sull'intero training set. Durante la fase di learning è necessario andare ad aggiornare i pesi sulla base di diversi criteri scelti, questo può avvenire alla fine di ogni epoca oppure dopo che una determinata parte del training set è stata processata; la dimensione della parte da processare è detta *batch size* e solitamente assume valori che vanno da 32 a 512, fino

ad arrivare all'intera dimensione del training set. Utilizzare l'intero training set può causare perdite nella capacità di generalizzazione dell'algoritmo, soprattutto nel caso di grandi dimensioni, e per questo è importante suddividerlo andando ad introdurre della variabilità. Per quanto riguarda i training supervisionati, conoscendo l'output desiderato è possibile andare a stimare la funzione di costo ("*cost function*"), calcolando quanto l'output predetto ad una iterazione si discosta da quello desiderato, al variare del vettore dei pesi (Figura 1.33). Se la rete neurale ha in ingresso un unico input la funzione di costo risulta essere una singola curva; all'aumentare delle dimensioni aumentano anche le dimensioni della curva, rendendo il problema della minimizzazione complesso e costoso a livello computazionale.

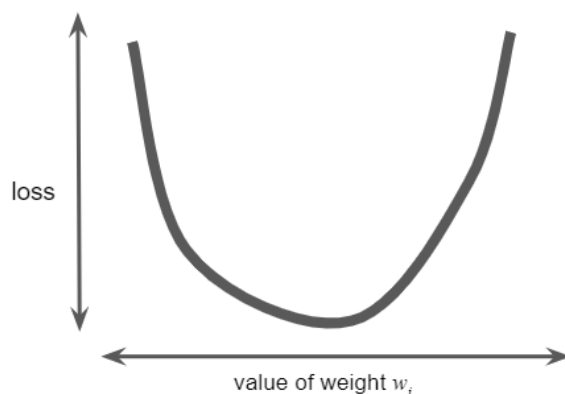


Figura 1.33 - Cost function al variare dei pesi w_i
(<https://developers.google.com/machine-learning/crash-course>)

Per poter trovare comunque la combinazione di pesi e bias che renda i costi minimi, sono stati implementati diversi algoritmi di ottimizzazione. Questi utilizzano strategie alternative per evitare di calcolare i costi per ognuna delle combinazioni, andando ad analizzarne solo una parte [49]. Tra i metodi più utilizzati vi sono

- Gradient descent method: si parte scegliendo un punto all'interno della curva, solitamente preso in maniera random. Per questo punto viene calcolato il gradiente della cost function, che risulta essere la pendenza della curva nel punto se vi è un unico peso o il vettore di derivate parziali nel caso di pesi multipli. Il gradiente è caratterizzato da una direzione e un valore, permettendo di muoversi nella direzione negativa del gradiente, in modo da minimizzare i costi. Si ripete l'algoritmo fino a raggiungere un minimo [34]. In Tabella 1.5 è riportata la struttura generale di un algoritmo Gradient Descent.

Tabella 1.5 - Algoritmo gradient descent

Algoritmo	gradient descent
	$\mathbf{w} \leftarrow$ any point in the parameter space
	loop until convergence do
	for each w_i in \mathbf{w} do
	$w_i \leftarrow w_i - \alpha \frac{\partial}{\partial w_i} Loss(\mathbf{w})$

α rappresenta il *learning rate*, ossia quanto velocemente l'algoritmo giunge a convergenza; può essere impostato uguale ad una costante o modificato durante l'apprendimento.

- Gauss-Newton method: viene utilizzato per risolvere problemi di minimizzazione di somme di funzioni al quadrato, ha il vantaggio che non richiede il calcolo di derivate seconde e converge più velocemente rispetto al gradient descent .
- Levenberg-Marquardt method: è un algoritmo di tipo adattivo che utilizza sia il metodo gradient descent che il metodo di Gauss-Newton. Quando i parametri si discostano molto da quelli ottimali agisce come il gradient descent, quando sono vicini, come il Gauss-Newton. Solitamente i parametri vengono inizializzati con valori grandi in modo tale che all'inizio ci si muova con step molto piccoli; man mano che la soluzione migliora i parametri vengono decrementati e l'algoritmo accelera verso la convergenza [50].

Per l'aggiornamento dei pesi il MLP applica l'algoritmo di back-propagation; andando a calcolare i costi, i pesi vengono aggiornati muovendosi a ritroso dall'output layer verso l'hidden layer.

- Back-propagation algorithm: si basa principalmente sul calcolo delle derivate dei gradienti globali. Nell'output layer l'aggiornamento dei pesi avviene:

$$w_i \leftarrow w_i + \alpha (y - h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x})) \times h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) (1 - h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x})) \times x_i \quad (25)$$

Definiamo Err_k la componente k-esima del vettore d'errore $y - h_{\mathbf{w}}$ e una nuova formula d'errore $\Delta_k = Err_k \times g'(in_k)$, in modo tale che l'aggiornamento diventi:

$$w_{j,k} \leftarrow w_{j,k} + \alpha \times a_j \times \Delta_k \quad (26)$$

È necessario andare a definire la modifica dei pesi per quando riguarda la connessione tra i layer di input e i layer nascosti; questo avviene supponendo che il layer nascosto j è responsabile di una parte dell'errore Δ_k , in ognuno dei nodi di output ai quali è connesso. Gli errori sono suddivisi tra i nodi nascosti e i nodi di output in maniera proporzionale alla forza della connessione, e poi propagati all'indietro per ottenere i Δ_j relativi al layer nascosto. Si ottiene:

$$\Delta_j = g'(in_j) \sum_k w_{j,k} \Delta_k \quad (27)$$

L'aggiornamento dei pesi per le connessioni tra input layer e hidden layer risulta essere:

$$w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} + \alpha \times a_i \times \Delta_i \quad (28)$$

In Tabella 1.6 viene riportata la possibile struttura di un generico algoritmo basato sul metodo di Back-Propagation.

Riassumendo, l'algoritmo di back-propagation consiste nel:

- Attraverso l'errore calcolare le Δ relative ai nodi di output
- Partendo dal layer di output ripetere il calcolo per ciascun layer della rete fino ad arrivare al primo layer nascosto → propagare i valori della Δ al layer precedente e aggiornare i pesi tra i due layer [34].

Tabella 1.6 - Esempio algoritmo back-propagation (S. J. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence A Modern Approach*. 2010)

Algoritmo Back-propagation

function BACK-PROP-LEARNING (*examples, network*) **returns** a neural network

inputs: *examples*, a set of examples, each with input vector **x** and output vector **y**

network, a multilayer network with L layers, weights $w_{i,j}$, activation function g

local variables: Δ , a vector of errors, indexed by network node

repeat

for each weight $w_{i,j}$ in *network* **do**

$w_{i,j} \leftarrow$ a small random number

for each example (**x,y**) in *examples* **do**

/ Propagate the input forward to compute the outputs */*

for each node *i* in the input layer **do**

$a_i \leftarrow x_i$

for $l=2$ to L **do**

for each node *j* in layer *l* **do**

$in_j \leftarrow \sum_i w_{i,j} a_i$

$a_j \leftarrow g(in_j)$

/ Propagate deltas backward from output layer to input layer */*

for each node *j* in the output layer **do**

$\Delta[j] \leftarrow g'(in_j) \times (y_j - a_j)$

for $l=L-1$ to 1 **do**

for each node *i* in layer *l* **do**

$$\Delta[i] \leftarrow g'(in_i) \sum_j w_{i,j} \Delta[j]$$

/ Update every weight in network using deltas */*

for each weight $w_{i,j}$ in *network* **do**

$$w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} + \alpha \times a_i \times \Delta[j]$$

until some stopping criterion is satisfied

return *network*

1.5.4. Architettura delle reti neurali

La struttura di una rete neurale è direttamente correlata alla tipologia di algoritmo di apprendimento che verrà utilizzato per allenarla. In generale, è possibile identificare diverse tipologie di strutture:

- Single-layer Feedforward Networks (Figura 1.34): è una delle strutture più semplici, costituita da un layer di input che riceve i dati in ingresso, e un layer di output che fornisce in uscita i risultati. Le informazioni possono fluire in un'unica direzione, dall'input layer all'output layer, ma non viceversa. Con single-layer ci si riferisce al layer di output in quanto è l'unico nel quale vengono svolte le operazioni computazionali.

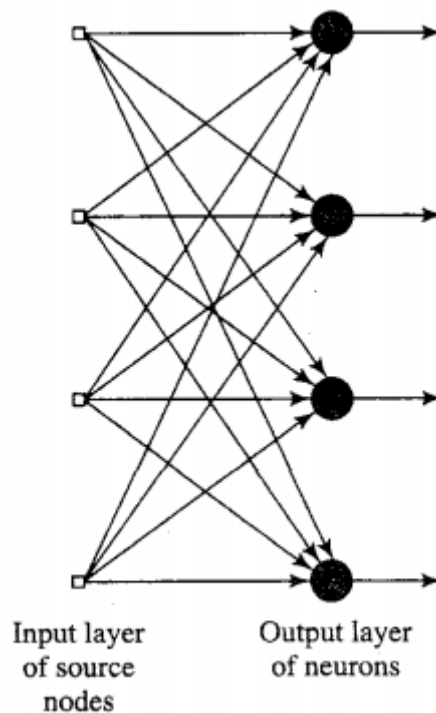


Figura 1.34 - Esempio di single-layer feedforward network (S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 1994)

- Multilayer Feedforward Networks (Figura 1.35): sono presenti uno o più layer nascosti e ciascuna delle unità operative viene detta “neurone nascosto” o “unità

nascosta". I layer nascosti permettono alla rete di estrarre statistiche di ordine superiore, a partire dai dati in ingresso; l'output di un layer diventa l'input di quello successivo. Vengono utilizzate nei casi in cui il data set di input contiene molti dati. La rete viene detta *"fully connected"* se ciascun nodo in ciascun layer è connesso a ciascun nodo del layer successivo. Se qualche connessione manca la rete viene detta *"partially connected"*.

Le reti di tipo feedforward non sono capaci di memorizzare delle informazioni, trattano ogni input come se fosse nuovo, anche se correlato con quelli precedenti.

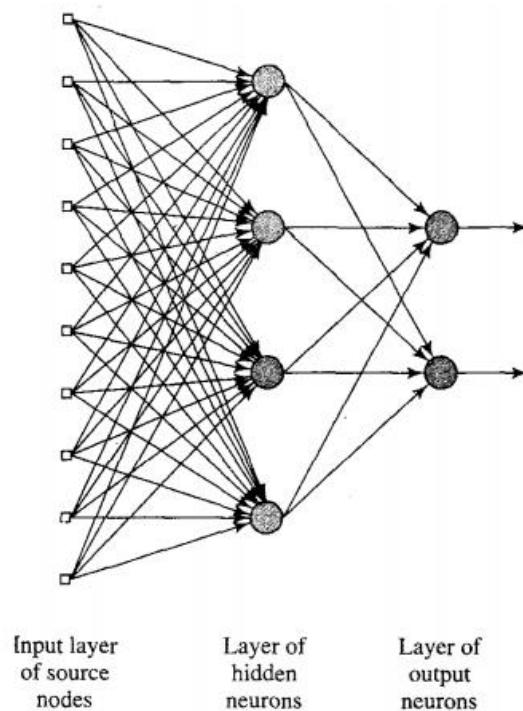


Figura 1.35 - Esempio di multilayer feedforward network (S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 1994)

- Recurrent Networks (Figura 1.36): contengono almeno un feedback loop e permettono di memorizzare delle informazioni. L'output dei neuroni presenti in un layer viene riportato indietro, come input, ai neuroni dei layer precedenti. Questo permette di migliorare l'apprendimento della rete e le sue performance. Ciascun feedback loop contiene un ritardatore unitario, che risulta in un comportamento non lineare della rete [41].

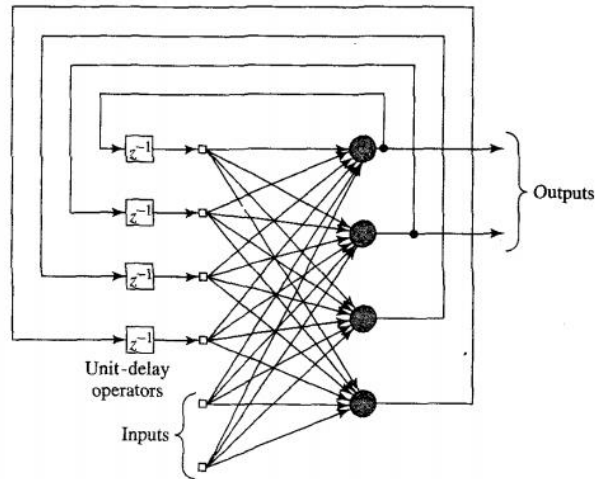


Figura 1.36 - Esempio di recurrent network (S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 1994)

- Radial Basis Function Networks (RBF) (Figura 1.37): sono una forma particolare di feedforward network direttamente connesse con l'esterno attraverso un layer di input. Le connessioni tra il layer di input e l'hidden layer non sono pesate, mentre la funzione di attivazione è rappresentata da una gaussiana a campana. Il layer di output è lineare e funziona come un sommatore. Sono caratterizzate da una semplice implementazione, alta tolleranza al rumore e sono capaci di rispondere in maniera adeguata a pattern non utilizzati per il training.

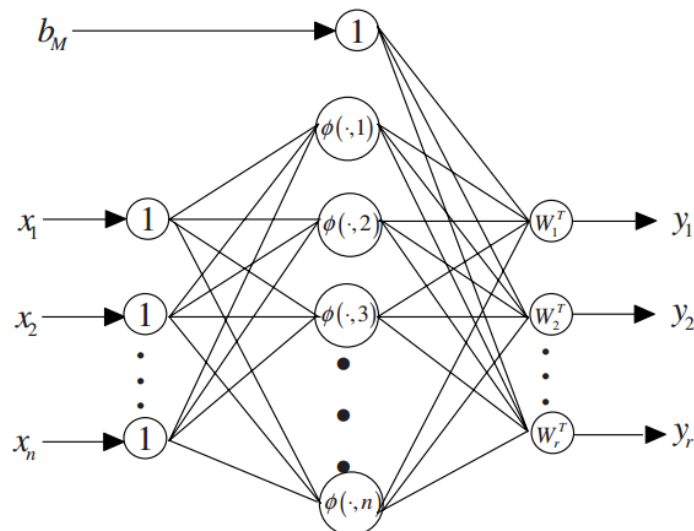


Figura 1.37 - Esempio RBF (J. Yu, C. Cheng, and S. Wang, "The Application of Full Adaptive RBF NN to SMC Design of Missile Autopilot," in *Advances in Neural Networks - ISNN 2008*, 2008.)

La funzione di attivazione è definita:

$$\phi(\bar{x}, c, \sigma) = \exp\left(-\frac{\|\bar{x} - c\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (29)$$

Dove \bar{x} è il vettore degli input, c è il vettore delle posizioni dei centri, σ è la larghezza della gaussiana. L'input della funzione di attivazione è rappresentato dalla norma Euclidea tra il vettore di input e i centri delle unità [51].

Capitolo 2

Metodologia

2.1. Creazione del Data Set

I segnali utili per l'allenamento e il test delle diverse tipologie di reti neurali, quali ECG, PPG e ABP, sono stati ottenuti a partire da un database gratuito presente online. Dopo una fase di preprocessing sono stati inseriti all'interno di una struttura per permetterne un facile utilizzo. Le reti neurali sono state create utilizzando il ToolBox NNSYSID scaricabile dal web, per quanto riguarda le Reti Neurali Output Error (NNOE), e il Deep Learning ToolBox di MathWorks per le LSTM e BILSTM.

2.1.1. Raccolta dei dati

I segnali utilizzati per questo studio sono stati scaricati dal sito PhysioNet e appartengono al MIMIC Database.

Il MIMIC (Multi-parameter Intelligent Monitoring for Intensive Care) Database è una raccolta di segnali fisiologici, ad accesso gratuito, registrati nelle Unità di Terapia Intensiva di medicina, chirurgia e cardiologia del Boston's Beth Israel Hospital [55]. Sono presenti circa duecento soggetti e i rispettivi segnali reali, tutto nel rispetto dell'anonimato. Le registrazioni includono segnali continui e misurazioni periodiche ("numerics") ricavate dai monitor paziente. Per ciascun record possono essere presenti anche delle annotazioni relative agli allarmi, alle impostazioni dei monitor o direttamente correlate ai segnali registrati; in questo lavoro le annotazioni non sono state prese in considerazione. La lunghezza dei dati può variare da 20 a 40 ore, e le registrazioni provenienti dai monitor paziente sono suddivise in file da 10 minuti ciascuno, che è possibile concatenare per ottenere un unico segnale continuo. Sul sito web di PhysioNet è presente anche un indice contenente i dati relativi a ciascun soggetto (identificato con un codice), quali età, sesso, patologia e l'elenco dei segnali e delle misurazioni periodiche che sono presenti nel database [56].

In Figura 2.1 possiamo vedere un esempio relativo al soggetto identificato con il codice 052.

SUBJECT 052 (M, 87)
Clinical class: Respiratory failure

RECORD 052 DURATION 22.0 HOURS
Signals: II II ABP PLETH RESP
Measurements: ABP HR PULSE RESP SpO2

RECORD 054 DURATION 40.5 HOURS
Signals: II I V ABP PLETH RESP
Measurements: ABP HR PULSE RESP SpO2

Figura 2.1 – Esempio di indice presente sul sito di PhysioNet

Partendo dal database completo è necessario isolare i soggetti che hanno a disposizione i segnali utili per l'obiettivo finale del lavoro, ossia ABP, ECG e PPG. Il lavoro di selezione si è svolto in diverse fasi ed è stato possibile grazie all'utilizzo del **WFDB Toolbox for MATLAB and Octave** messo a disposizione da PhysioNet, che permette di leggere ed elaborare i file presenti all'interno del database [57] [58].

Ogni record è stato convertito in un formato utilizzabile all'interno di Matlab e poi sono state estratte le informazioni utili per capire se il soggetto presentava i segnali necessari per lo scopo del lavoro. I diversi step e le funzioni utilizzate sono riportate in Tabella 2.1.

Tabella 2.1 - Algoritmo estrazione dati

Algoritmo	Estrazione dati
	<pre> for each record in Database wfdm2mat(recordName) ► convert from .dat to .mat [tm,signal,Fs,siginfo]=rdmat(recordName) end for </pre>

La funzione **rdmat** restituisce l'asse dei tempi, il segnale in unità fisiche, la frequenza di campionamento e una struttura dove sono contenute le informazioni sul segnale, come unità di misura e tipo di segnale registrato. A partire da queste informazioni si sono salvati in una struttura solo i soggetti che presentavano i tre segnali d'interesse. In Tabella 2.2 sono riportati i passaggi per la creazione della struttura.

Tabella 2.2 - Algoritmo creazione struttura

Algoritmo	Creazione struttura
	<pre> for each subject in Database if subject has ECG and PPG and ABP save subject in struct </pre>

end if

end for

Per ciascun soggetto idoneo sono stati salvati anche codice identificativo, sesso, età, frequenza di campionamento dei segnali, asse dei tempi e, se presenti, le registrazioni periodiche con la rispettiva frequenza di campionamento e asse dei tempi. Per quanto riguarda le registrazioni periodiche (“numerics”) possono essere presenti il segnale ABP, NBP o entrambi; per ciascuno è presente la pressione media, sistolica e diastolica. Sono state salvate tutte le derivazioni dell’ECG registrate, quali I, II, III, V, MCL1, aVF, non sempre tutte presenti. Dopo queste operazioni il Database risulta essere come in Figura 2.2.

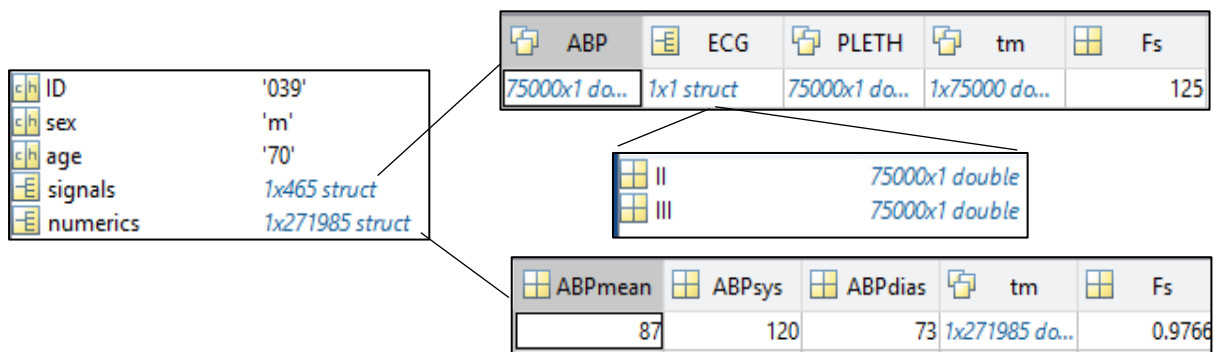


Figura 2.2 – Esempio struttura Database per il soggetto 039

2.2. Miglioramento Database

È stato necessario individuare ed eliminare i segnali o i frammenti di segnale che potevano creare problemi alla rete neurale, in quanto presentavano anomalie o errori di registrazione. Inoltre, si è deciso un ordine di priorità per le derivazioni dell’ECG in modo da isolarne una per ogni soggetto. Sono poi stati effettuati una serie di controlli visivi sui segnali ed eventualmente rimossi quelli che presentavano ancora problemi. Tutti i segnali sono stati sottoposti ad un filtraggio per rimuovere gli artefatti.

2.2.1. Scelta derivazioni ECG

All’interno dell’intero Database scaricato dal sito di Physionet sono presenti numerose derivazioni dell’elettrocardiogramma; le più frequenti risultano essere I, II, III, V, MCL1, aVF. Dal momento che, per il lavoro da svolgere, è sufficiente disporre di un’unica derivazione si è deciso di definire una priorità per la loro scelta, in base al tipo di informazione che esse contengono e allo scopo del loro utilizzo. L’ordine scelto risulta

essere: II, I, III, IV. Per ciascun soggetto e ciascun segnale si è visto quali derivazioni erano presenti e man mano sono state rimosse quelle con la priorità minore.

2.2.2. Segnali periodici

Considerando che ogni record di segnale continuo ha una lunghezza di 10 min e che la frequenza di campionamento del segnale periodico (“numerics”) è di 0.9766 Hz si ottiene che per ogni record sono presenti circa 586 campioni di segnale periodico. Si è deciso di ottenere un segnale periodico per ogni record andando a mediare tutti i valori per quanto riguarda l'ABP e, se presente, l'NBP. Analizzando i “numerics” si sono riscontrate alcune anomalie quali:

- Valori di pressione sistolica, diastolica e media dello stesso campione tutte uguali.
- Presenza di valori pressori nulli o uguali a NaN
- Valori di pressione sistolica, diastolica e media uguali e superiori a 200 mmHg

Queste situazioni risultano essere non possibili fisiologicamente e potrebbero essere dovute ad un problema nella registrazione o ad un'interruzione temporanea della strumentazione. Si è provveduto ad eliminare ogni segnale che presentava una delle situazioni sopra descritte e i rispettivi segnali continui di ABP, ECG e PPG, in modo da mantenere sempre la corrispondenza temporale dei campioni.

Si è poi deciso di mantenere all'interno del Database solo i soggetti che presentavano le registrazioni periodiche della pressione arteriosa invasiva (ABP), ed eventualmente anche quella non invasiva. Tutti i soggetti che non presentavano questo requisito sono stati rimossi.

2.2.3. Segnali continui

Osservando i segnali continui di ABP, ECG e PPG sono stati riscontrati alcuni problemi comuni a tutti i segnali e altri specifici per ciascuno.

- Campioni con valori pari a NaN
- Valori nulli che si ripetono per un numero considerevole di campioni consecutivi
- Campioni consecutivi che si ripetono sempre uguali (Figura 2.3)

ABP - analizzando i segnali è stato individuato un valore anomalo, non riconducibile ad un valore di pressione fisiologico, che si suppone possa corrispondere ad un segnale di errore della strumentazione; questo valore è pari a 0.1007. Inoltre, sono stati identificati

valori pressori al di sotto dei 20 mmHg che, nonostante possano essere ricondotti a valori fisiologici al di fuori della norma, creano artefatti all'interno del segnale e possono essere problematici all'interno della rete neurale.

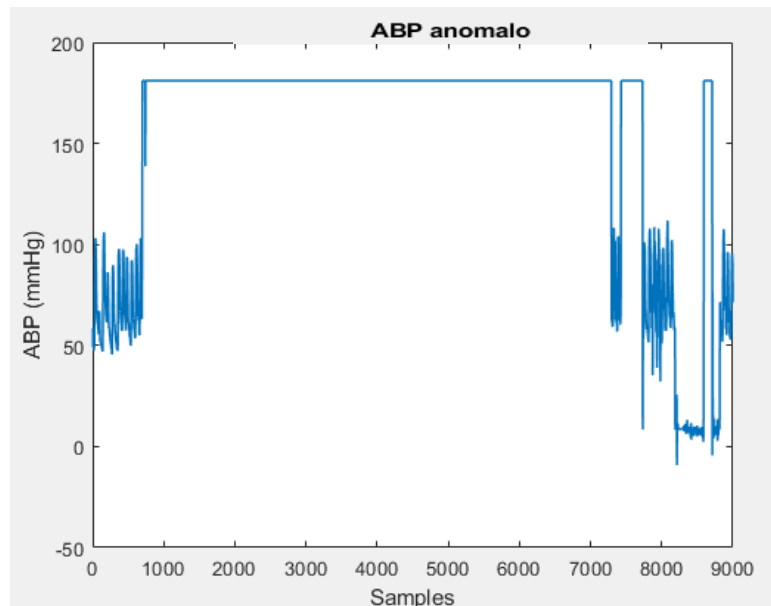


Figura 2.3 - Esempio ABP anomalo

PPG – anche in questo caso è stato rilevato un valore anomalo dovuto molto probabilmente ad un errore della strumentazione, pari a 1.0235 (Figura 2.4).

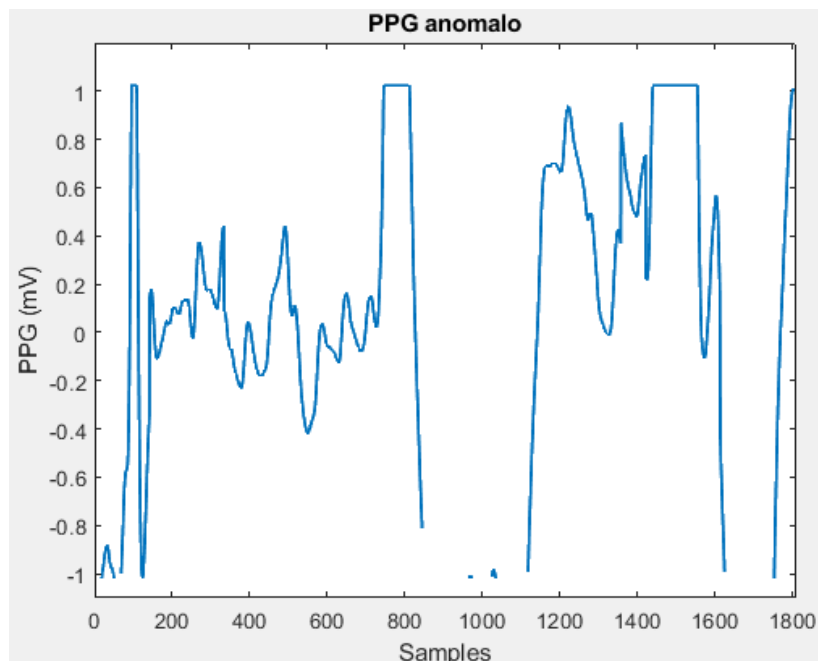


Figura 2.4 - Esempio PPG anomalo

In tutti i casi sopra citati sono stati eliminati i campioni problematici e i rispettivi campioni negli altri segnali, sempre per mantenere la corrispondenza temporale.

2.2.4. Filtraggio segnali

Osservando a campione alcuni record di segnale e analizzando quali sono le più comuni cause di artefatti, si è deciso di svolgere la fase di preprocessing nel modo illustrato di seguito. I segnali fisiologici presentano principalmente tre tipologie di disturbo:

- Baseline wander, disturbo a bassa frequenza attorno a 0.5-0.6 Hz che si traduce in un'oscillazione attorno alla baseline, può essere dovuto all'utilizzo di elettrodi non corretti (impedenza elettrodo-cute), movimenti del paziente o respirazione.
- Powerline interference, attorno a 50-60 Hz dovuto alla rete elettrica, può essere rimosso tramite un filtro Notch con frequenza di taglio pari a 50-60 Hz.
- Disturbo elettromiografico, è un disturbo ad alta frequenza, al di sopra dei 100 Hz e può essere rimosso con un filtro passa-basso avente una frequenza di taglio appropriata.

Segnale ABP - presenta principalmente un disturbo ad alta frequenza, per questo è stato applicato un filtro a media mobile, con finestra pari a tre, che rappresenta una delle forme più semplici di filtro passa-basso.

Segnale PPG - anche in questo caso è stato applicato un filtro a media mobile per rimuovere il rumore ad alta frequenza; si è reso necessario rimuovere le oscillazioni attorno alla baseline attraverso un filtro passa-alto (Figura 2.5) con frequenza di taglio pari a 0.5 Hz.

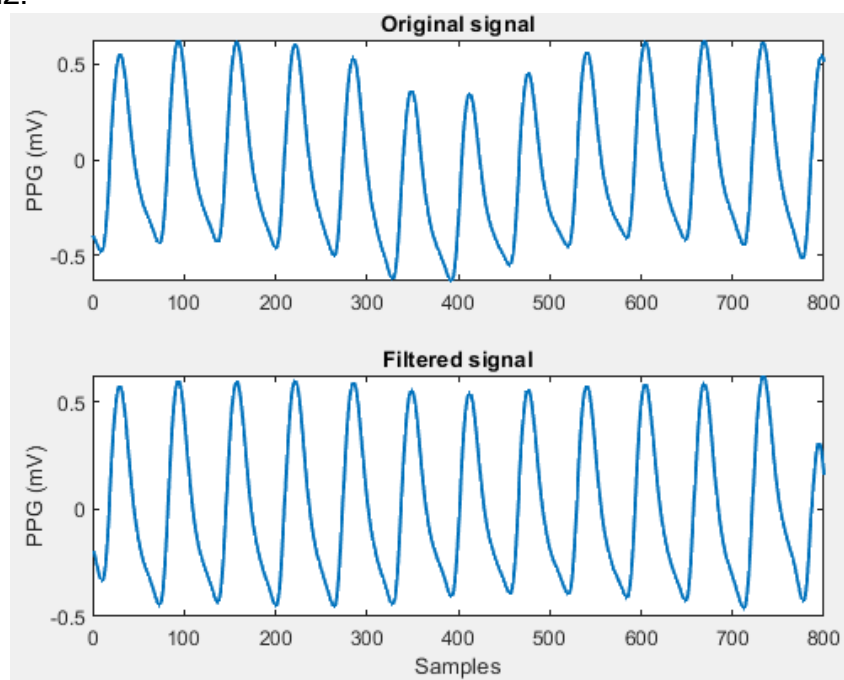


Figura 2.5 - Rimozione Baseline Wander PPG

Segnale ECG - i disturbi sono analoghi a quelli riscontrati nel segnale PPG e di conseguenza anche il filtraggio risulta essere lo stesso, filtro passa-alto (Figura 2.6) e filtro a media mobile (Figura 2.7).

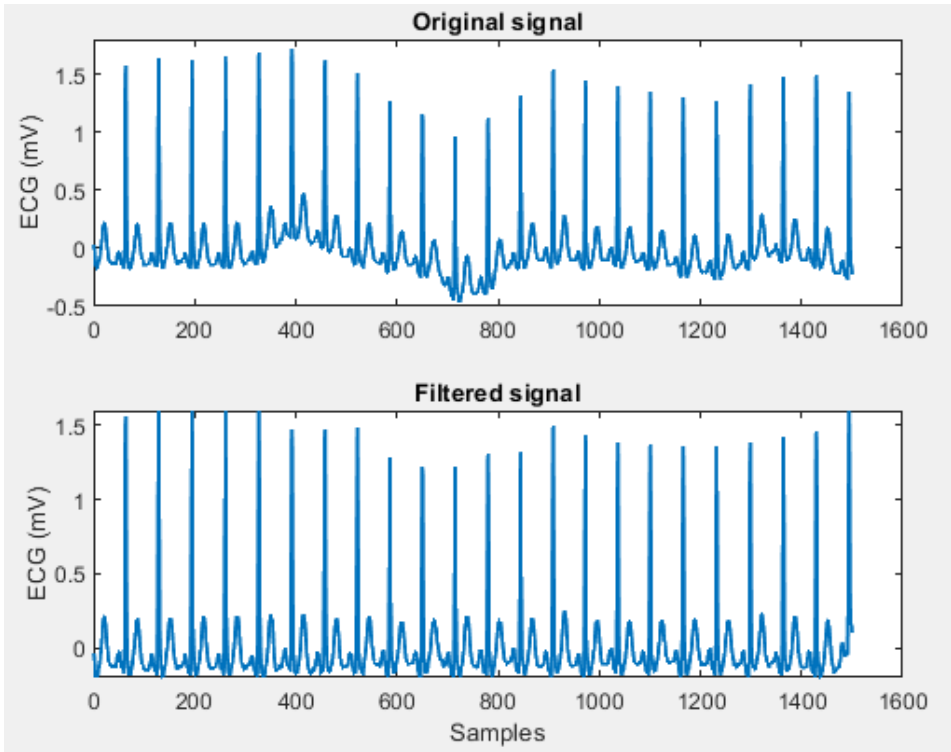


Figura 2.6 - Rimozione Baseline Wander ECG

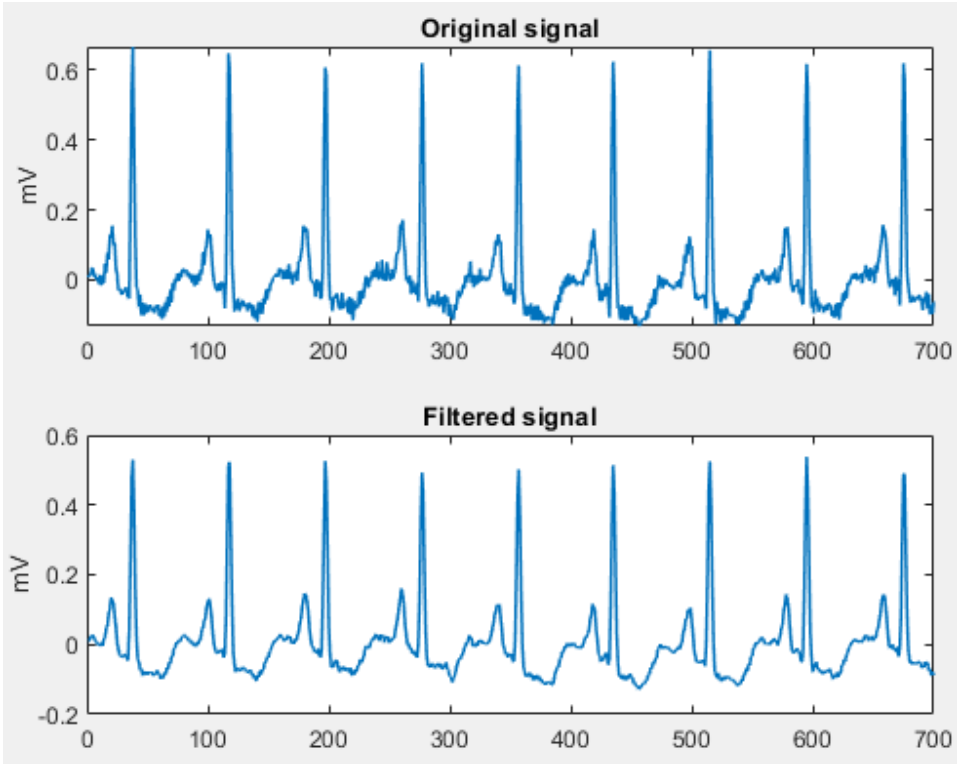


Figura 2.7 - Rimozione disturbo ad alta frequenza ECG

In Tabella 2.3 sono riportati I diversi filtraggi per ciascuno dei segnali presi in considerazione; mentre in Tabella 2.4 viene riportata la definizione del filtro utilizzato, attraverso le funzioni di MatLab.

Tabella 2.3 - Preprocessing

Algoritmo	Filtraggio segnali
ABP	preprocessing movmean k (dimensione finestra) = 3 ► rimozione disturbo alta frequenza
ECG	preprocessing movmean k (dimensione finestra) = 3 ► rimozione disturbo alta frequenza filtro passa-alto, frequenza di taglio = 0.5 Hz ► rimozione baseline wander
PPG	preprocessing movmean k (dimensione finestra) = 3 ► rimozione disturbo alta frequenza filtro passa-alto, frequenza di taglio = 0.5 Hz ► rimozione baseline wander

Tabella 2.4 - Definizione filtro passa-alto

Algoritmo	Definizione filtro passa-alto
Fs=125;	% Sampling Frequency (Hz)
Fn = Fs/2;	% Nyquist Frequency
Ws = 0.5/Fn;	% Stopband Frequency Vector (Normalised)
Wp = 2/Fn;	% Passband Frequency Vector (Normalised)
Rp = 1;	% Passband Ripple (dB)
Rs = 20;	% Stopband Attenuation (dB)
[n,Wp] = buttord(Wp,Ws,Rp,Rs);	% Calculate Filter Order
[b,a] = butter(n,Wp,'high');	% Calculate coefficients

2.2.5. Controllo a campione e rimozione segnali anomali

Per verificare il corretto svolgimento della fase di preprocessing si è provveduto a plottare a campione un certo numero di segnali provenienti da diversi pazienti, e si sono riscontrate alcune anomalie presenti all'interno dei record. Le anomalie si presentano come picchi molto larghi e piatti, oscillazioni casuali non periodiche o forme d'onda non compatibili con il segnale in esame (Figura 2.8). Queste possono essere causate da problemi nelle registrazioni, distacco degli elettrodi o altri disturbi. Ogni qualvolta si riscontrano segnali di questo tipo, si elimina la finestra di campioni contenete l'anomalia, rimuovendo anche qualche campione prima e qualche campione dopo. Tutti i campioni corrispondenti a quelli eliminati, vengono rimossi dagli altri segnali.

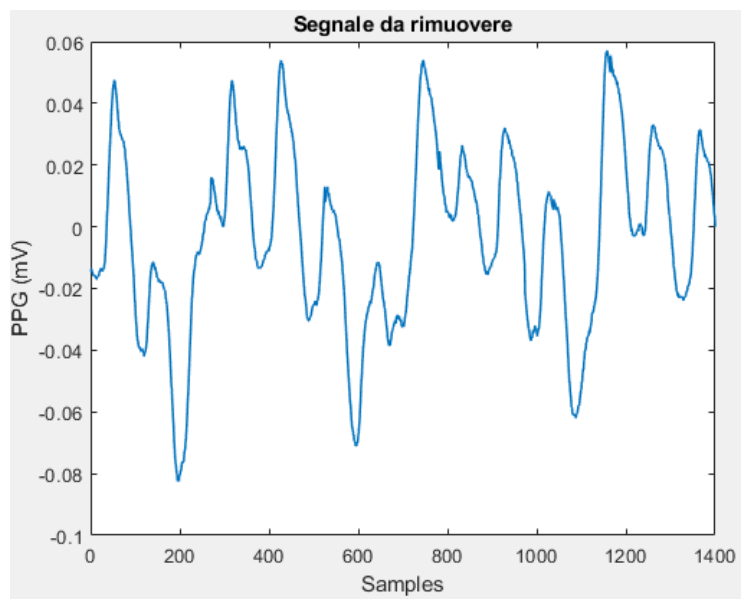


Figura 2.8 - Esempio segnale da rimuovere

2.3. Costruzione del Database

Una volta conclusa la fase di acquisizione dei segnali e di preprocessing, si è deciso di effettuare alcune modifiche al Database per renderlo più fruibile.

- Sono stati eliminati i record con un numero di campioni inferiore a mille in quanto risultano essere poco significativi e la loro eliminazione non comporta una grande perdita di informazione.
- Si sono eliminati i campi del Database che, dopo le fasi di preprocessing e pulizia, sono rimasti vuoti.
- Per alleggerire le dimensioni del Database, si è deciso di non riportare l'asse dei tempi, dal momento che è facilmente ricavabile a partire dalla frequenza di campionamento e dalla lunghezza del record.

Il Database finale, utilizzato per il training delle reti, risulta essere composto da 46 soggetti, 27 maschi e 19 femmine. In Figura 2.9 si riporta un esempio della struttura del Database finale per il soggetto 401.

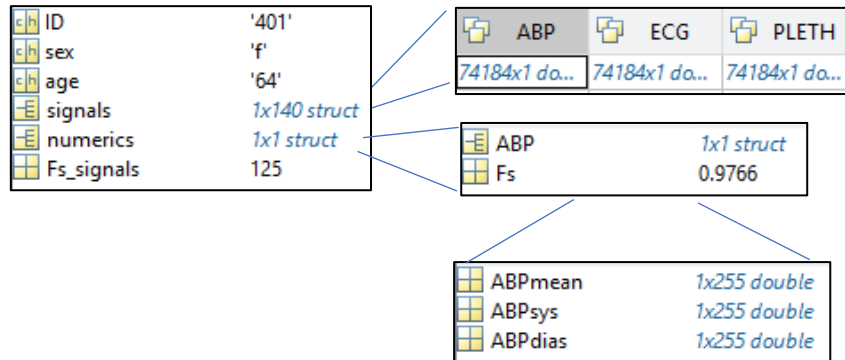


Figura 2.9 – Esempio struttura Database finale per il soggetto 401

Tutti i record presenti hanno i segnali ABP, ECG e PPG sincroni nel tempo; in Figura 2.10 ne viene riportato un esempio.

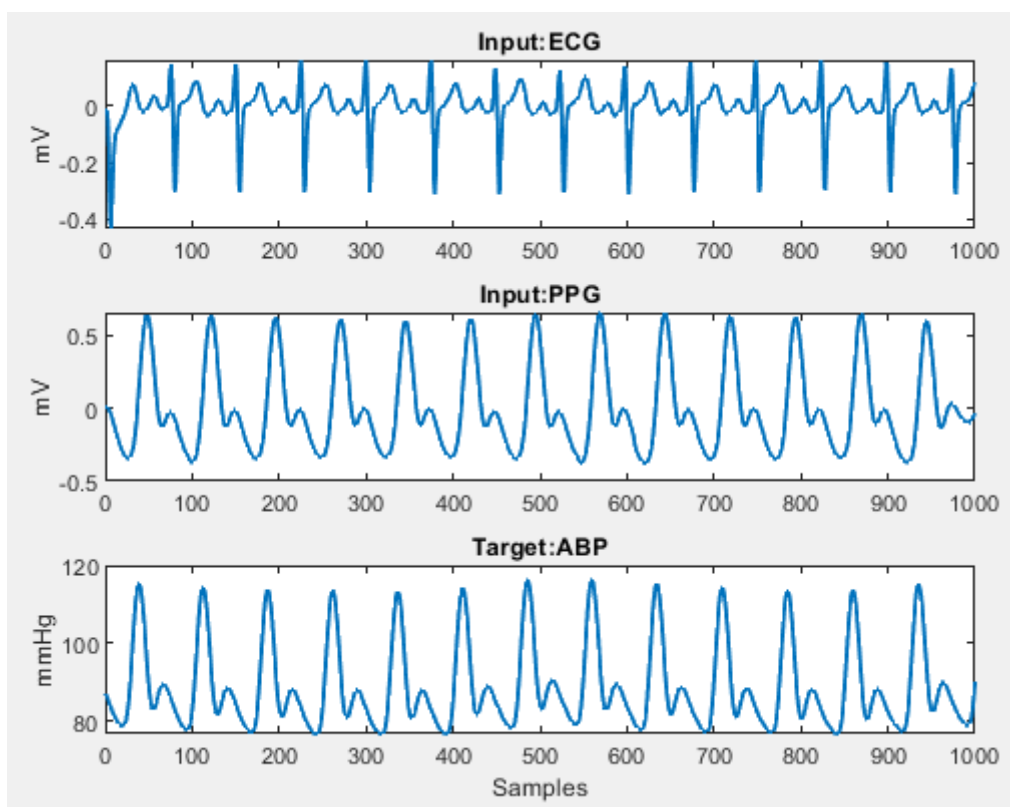


Figura 2.10 - Esempio segnali sincroni

L'andamento della pressione sistolica e diastolica tra i diversi soggetti si presenta molto vario; questo può essere considerato un vantaggio in quanto aumenta la variabilità all'interno del training set, ma allo stesso tempo risulta più difficile ottenere una rete capace di predire correttamente ciascun segnale. In Figura 2.11 sono riportati gli andamenti medi della pressione sistolica e diastolica per ogni soggetto nel Database.

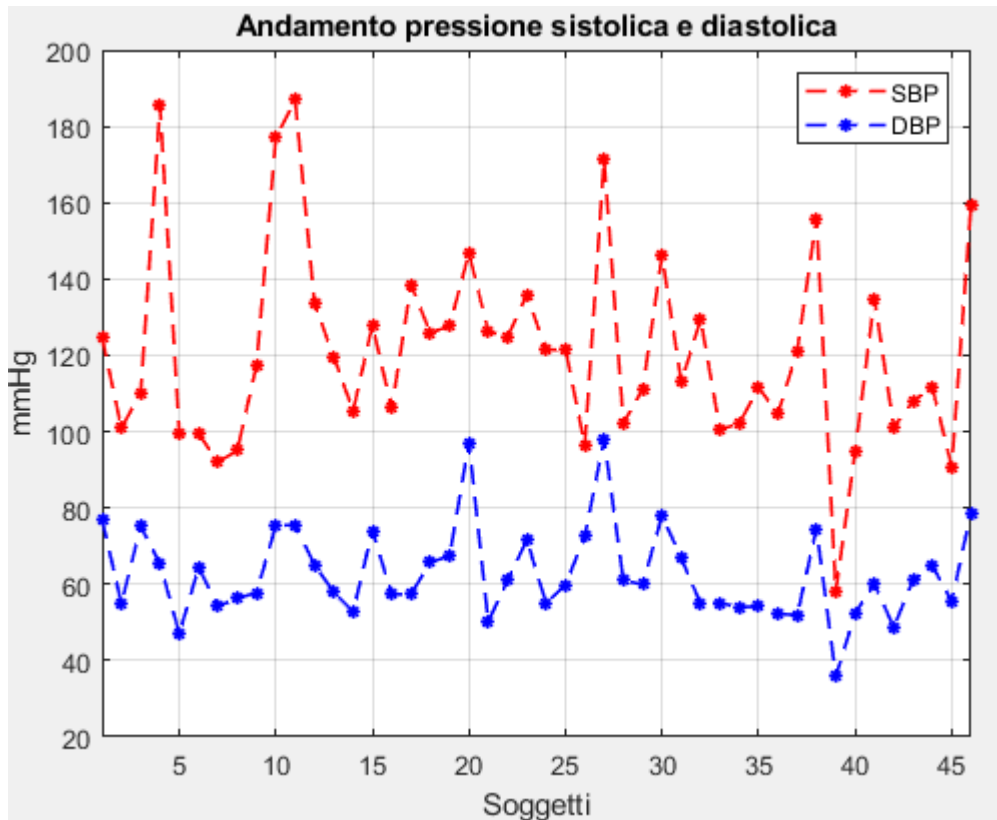


Figura 2.11 - Andamento medio pressione sistolica e diastolica

2.4. Criteri di valutazione dei risultati

Una volta allenate e testate le reti neurali analizzate, è necessario valutare quantitativamente le loro prestazioni. L'output della rete deve essere il segnale ABP, stimato a partire da un ingresso che può essere il segnale ECG, PPG o entrambi contemporaneamente. L'algoritmo che viene implementato è del tipo supervisionato, in quanto per ognuno degli input si conosce l'output reale che è necessario andare a confrontare con quello stimato. Lo scopo di questo lavoro non è tanto quello di stimare perfettamente la forma d'onda del segnale pressorio, quanto andare a predire correttamente i picchi e le valli. Per determinare i punti caratteristici del segnale ABP è stata utilizzata la funzione **BP_annotate** scaricabile dalla pagina web di MathWorks [59]. La funzione permette di identificare il picco sistolico, il picco diastolico, il dicrotic notch e il punto più basso della curva (foot), come visibile in Figura 2.12.

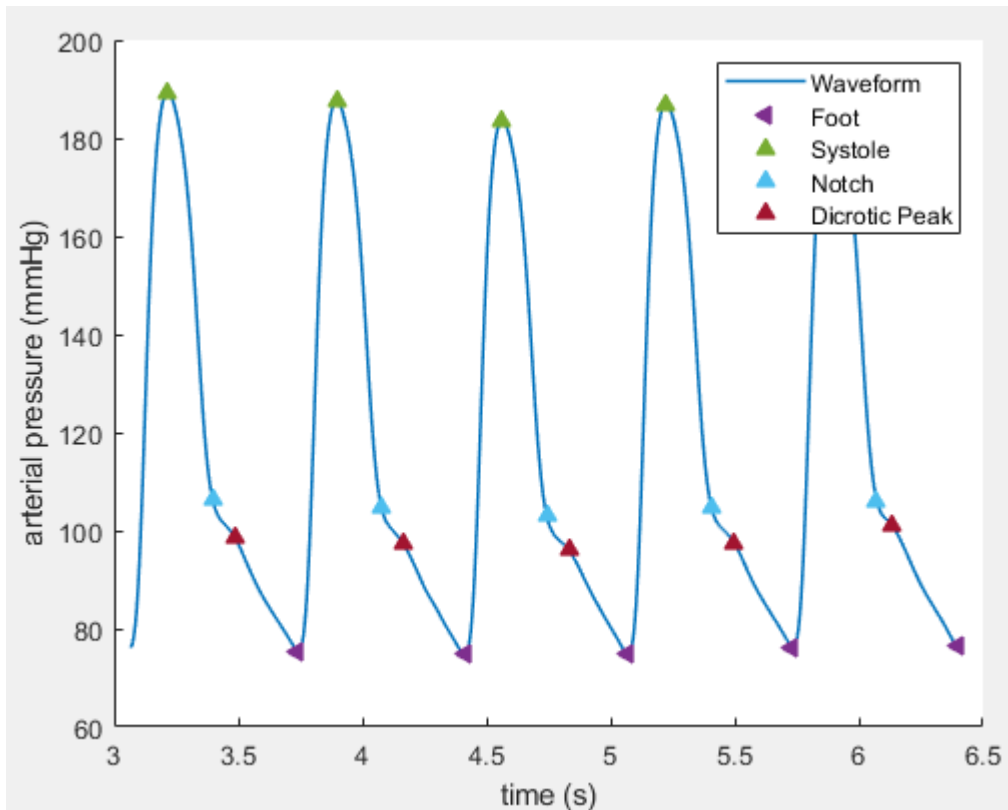


Figura 2.12 - Esempio utilizzo funzione BP_annotate

La funzione BP_annotate è stata applicata sia al segnale target che a quello di output per poi andare ad applicare diversi criteri di valutazione dei risultati. Sono stati presenti in considerazione i punti corrispondenti alla pressione sistolica (picco sistolico o nel grafico "Systole") e diastolica ("Foot"). I parametri calcolati per valutare gli errori commessi nella stima dei picchi e delle valli sono i seguenti:

RMSE (Root Mean Square Error)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (30)$$

MAE (Mean Absolute Error)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (31)$$

SSE (Sum of Squared Error)

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2 \quad (32)$$

Pearson correlation coefficient – applicato per valutare nell'insieme quanto il segnale predetto si avvicina a quello target

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}} \quad (33)$$

Dove x è il segnale di target e y l'output della rete.

Nella Tabella 2.5 è riportato uno pseudocodice per il calcolo dei parametri.

Tabella 2.5 - Calcolo parametri

Algoritmo	Parametri
Sistolica	
	RMSE = sqrt(mean (sysOut – sysTarget) ²)
	MAE = mean(abs (sysOut – sysTarget))
	SSE = sum ((sysOut – sysTarget) ²)
Diastolica	
	RMSE = sqrt(mean (diasOut – diasTarget) ²)
	MAE = mean(abs (diasOut – diasTarget))
	SSE = sum ((diasOut – diasTarget) ²)

2.5. Reti neurali analizzate

Come accennato in precedenza, durante questo lavoro, sono state prese in considerazione principalmente due tipologie di reti neurali, le LSTM (classiche e bidirezionali) e le NNOE.

- **Long Short Term Memory networks (LSTM)**: fanno parte delle Recurrent networks, ma sono capaci di classificare e predire serie temporali con grandi ritardi, di dimensione sconosciuta, tra un evento importante e il successivo. Questo è possibile utilizzando dei gate che decidono quanto un input è significativo, se deve essere ricordato e quando deve essere eliminato [52]. Sono composte dal “cell state”, rappresentato dalla linea che attraversa tutta la catena; le informazioni fluiscono subendo solo qualche interazione lineare e possono essere aggiunte o eliminate attraverso i gate. Questi sono composti da un layer sigmoideale (“forget gate layer”) e un operatore di moltiplicazione (Figura 2.13); all’uscita del layer sigmoideale si ha un valore compreso tra zero e uno che indica quanta informazione deve passare e quanta deve essere dimenticata, dove uno vuol dire passa tutto e zero non passare niente.

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (34)$$

Allo step successivo si decide quali informazioni devono essere memorizzate nel cell state, questo si divide in due parti. Nella prima un secondo layer sigmoideale (“input gate layer”) indica quali valori aggiornare, mentre nella seconda parte un layer a tangente iperbolica (“modulation gate”) crea un vettore di possibili candidati da aggiungere.

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (35)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (36)$$

Per aggiornare il cell state si moltiplica il vecchio stato per un fattore che permette di dimenticare quello che si era deciso di eliminare e poi si aggiungono le nuove informazioni pesate in base a quanto sono rilevanti.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (37)$$

L'output risulta essere una versione filtrata del cell state, infatti le informazioni passano attraverso un altro layer sigmoidale che decide cosa tenere ("output gate") e poi attraverso un layer a tangente iperbolica per scalare i risultati nel range [-1,1]; le due uscite vengono moltiplicate e messe in output.

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (38)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (39)$$

Dove W sono i pesi e b i bias di ciascun stato [53].

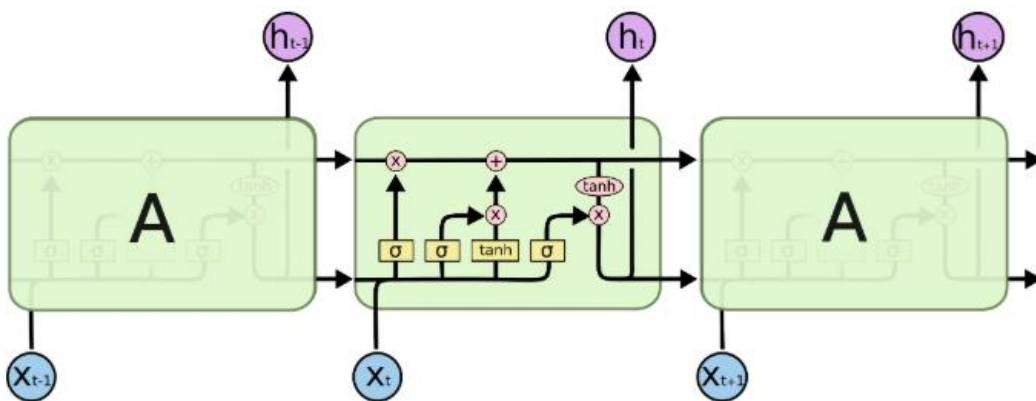


Figura 2.13 - Esempio di struttura LSTM (C. Olah, "Understanding LSTM Networks [Blog]," Web Page, 2015, doi: 10.1007/s13398-014-0173-7.2)

- **Bi-directional Artificial Neural Networks (Bi-ANN):** sono composte da due reti neurali distinte e interconnesse che svolgono trasformazioni dirette e inverse. Sono utilizzate per predire serie temporali complesse. Le connessioni sono svolte attraverso due neuroni dinamici capaci di ricordare gli stati passati; questo permette di predire eventi passati e futuri e aumenta le performance della rete [52].
- **Neural Network Output Error (NNOE):** vengono utilizzate principalmente nell'identificazione di sistemi stocastici non lineari. Ne viene riportato un esempio in Figura 2.14. Il vettore di regressione è rappresentato dalla relazione:

$$\varphi(t) = [\hat{y}(t-1|\theta) \dots \hat{y}(t-n_a|\theta) \quad u(t-n_k) \dots u(t-n_b-n_k+1)]^T \quad (40)$$

Dove θ contiene i pesi, n è il ritardo di predizione su y , n_b è il ritardo sull'input e n_k è il ritardo per ottenere la predizione.

Il vettore di predizione risulta essere:

$$\hat{y}(t|\theta) = g(\varphi(t), \theta) \quad (41)$$

Dove g è la funzione associata alla rete neurale [54].

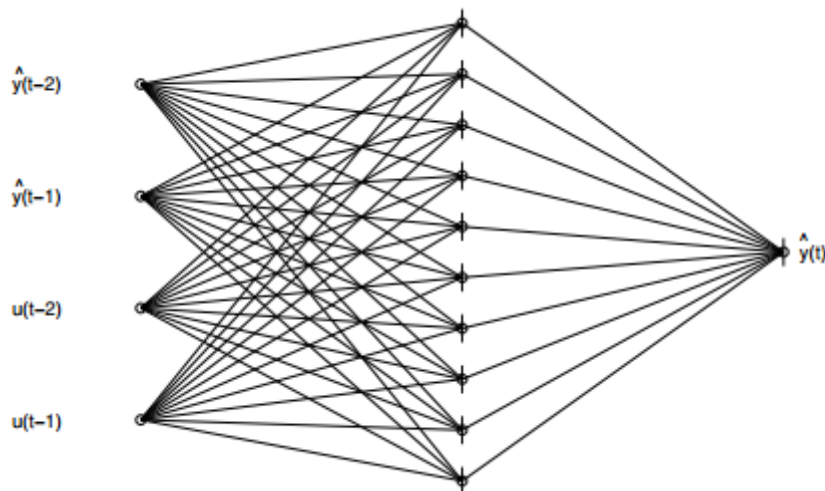


Figura 2.14 - Esempio struttura NNOE (M. Norgaard, "Neural network Based System Identification Toolbox," Univ. Denmark, 1997)

Capitolo 3

Implementazione algoritmo e risultati

3.1. Definizione reti neurali

In questo studio sono state messe a confronto due tipologie di reti neurali, le Output Error Neural Network (NNOE) e le Long Short Term Memory (LSTM); per ciascuna sono state analizzate le prestazioni variando i segnali in ingresso e i parametri impostati. La definizione delle reti e dei loro parametri si è svolta in diversi step per permettere di effettuare le scelte più adatte alle singole situazioni.

3.1.1. NNOE ricerca parametri ottimali

In tutte le prove la rete è stata implementata utilizzando il Toolbox NNSYSID presente sul sito di MathWorks (file exchange) [60].

Prova 1 – inizialmente, per iniziare a conoscere il funzionamento della rete e non avendo un punto di partenza definito dal quale iniziare ad iterare, si è deciso di scegliere un soggetto in modo casuale (il terzo soggetto presente nel database) e svolgere numerose prove modificando il numero di neuroni nel layer nascosto e il numero di regressori. Sono state effettuate le prove riportate nella Tabella 3.1.

Tabella 3.1 – Schema delle diverse prove svolte, andando a modificare il numero di neuroni e di regressori

Segnale in Ingresso	Numero di regressori						Numero di neuroni
ECG	3	4	5	6	7	8	20
							25
							30
							35
							40
							45
							50
PPG	3	4	5	6	7	8	20
							25
							30
							35
							40
							45
							50
PPG + ECG	3	4	5	6	7	8	20
							25
							30
							35
							40
							45
							50

Si è deciso di utilizzare un unico record, con un numero sufficiente di campioni, suddiviso per il 70% in training set e il restante 30% in test set. Si sono iterati il numero di regressori e il numero di neuroni, per ognuno dei segnali in ingresso. Tutti i segnali utilizzati per l'allenamento e il test della rete sono stati normalizzati con il metodo media nulla e varianza unitaria, utilizzando la funzione *dscale* fornita all'interno del Toolbox. L'algoritmo utilizzato per il training della rete è quello di Levenberg-Marquardt. Le unità nel layer nascosto sono del tipo tangente iperbolica, mentre il layer di output è di tipo lineare. Per quanto riguarda la definizione degli iperparametri della rete si sono scelti:

- *maxiter* = 2;
- *maxiter* (numero massimo di iterazioni) = 1000;
- *D* (*weight decay*) = 1e-3;
- *Skip* (*non utilizza i primi 'skip' campioni per aggiornare i pesi*) = 50.

La definizione iniziale dei pesi avviene in maniera random, andando ad indicare all'interno della funzione *nnoe* [], []. In Tabella 3.2 viene riportato uno schema del codice utilizzato durante la prima prova.

Tabella 3.2 – Algoritmo Prova 1 NNOE

Algoritmo Prova 1 NNOE	
segnali soggetto 3	
y1 = 70% ABP	▶ segnale atteso training set
y2 = 30% ABP	▶ segnale atteso test set
PPG input	
u1 = 70% PPG	▶ segnale input training set
u2 = 30 %PPG	▶ segnale input test set
ECG input	
u1 = 70% ECG	▶ segnale input training set
u2 = 30 %ECG	▶ segnale input test set
[u1s,uscales] = dscale (u1);	

```
[y1s,yscales] = dscale(y1);
```

```
u2s = dscale(u2,uscales);
```

► normalizzazione segnali

```
y2s= dscale(y2,yscales);
```

PPG + ECG input

```
u1 = 70% PPG + 70% ECG
```

► segnale input training set

```
u2 = 30% PPG + 30% ECG
```

► segnale input test set

```
[u1s,uscales] = dscale(u1);
```

```
[y1s,yscales] = dscale(y1);
```

```
u2s = dscale(u2,uscales);
```

► normalizzazione segnali

```
y2s= dscale(y2,yscales);
```

for numero di regressori k da 3 a 8

if PPG o ECG input

```
    NN = [k k 1];
```

else

```
    NN = [k [k k] [1 1]];
```

end if

for numero di neuroni n da 20 a 50 a passi di 5

```
    narxinitmaxiter = 2;
```

```
    NetDef= [ 'N volte H';'L-----'];
```

► struttura rete

```
    trparms = settrain;
```

```
    trparms = settrain(trparms,'maxiter',1000,'D',1e-3,'skip',50);
```

```
    [W1,W2,NSSEvec] = nnoe(NetDef,NN,[],[],trparms,y1s,u1s,narxinitmaxiter);
```

```
    [w1,w2] = wrescale('nnoe',W1,W2,uscales,yscales,NN);
```

```
[yhattraining,NSSE] = nnvalid('nnoe',NetDef,NN,w1,w2,y1,u1);
```

```
[yhattest,NSSE] = nnvalid('nnoe',NetDef,NN,w1,w2,y2,u2);
```

```
end for
```

```
end for
```

Input PPG – si riportano di seguito i risultati ottenuti nelle diverse prove, avendo come segnale di ingresso alla rete il segnale PPG. Troviamo in Tabella 3.3 l'RMSE, in Tabella 3.4 il MAE, in Tabella 3.5 l'SSE e in Tabella 3.6 il Coefficiente di Pearson. I numeri da 3 a 8 rappresentano i regressori, mentre quelli da 20 a 50 il numero di neuroni.

Tabella 3.3 - RMSE input PPG

	RMSE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	1,68	2,07	1,11	4,16	8,14	0,61
25	1,17	1,32	8,75	3,07	5,11	5,21
30	1,43	4,99	3,13	3,10	1,69	1,18
35	1,11	1,28	3,87	2,46	4,81	10,12
40	8,46	1,82	12,43	0,90	9,57	0,91
45	1,41	1,73	5,02	7,05	1,01	3,09
50	0,63	2,86	2,26	3,27	6,56	0,69

	RMSE Sistolica					
	3	4	5	6	7	8
20	2,97	1,62	9,24	13,65	2,64	0,81
25	4,04	6,67	11,30	1,61	2,86	2,15
30	1,73	0,87	4,54	1,27	4,15	1,29
35	1,83	1,41	6,12	5,07	6,49	2,51
40	19,77	4,03	2,60	0,77	7,58	1,81
45	4,21	2,64	5,40	3,51	2,46	4,54
50	0,65	6,12	3,23	1,74	5,62	4,26

Tabella 3.4 - MAE input PPG

	MAE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	1,67	1,63	1,07	4,13	8,11	0,53
25	1,12	1,03	6,31	2,53	4,76	5,13
30	1,06	4,97	2,18	2,81	1,64	1,16
35	1,02	1,25	3,82	2,36	4,55	9,38
40	8,45	1,73	12,28	0,90	9,54	0,80
45	1,31	1,56	4,17	7,04	1,00	3,09

50	0,56	2,59	1,93	3,25	6,23	0,60
	MAE Sistolica					
20	2,72	1,49	8,51	11,86	2,39	0,73
25	2,94	4,79	8,35	1,54	2,30	2,06
30	1,54	0,70	3,54	1,13	4,07	0,99
35	1,43	1,35	6,02	4,96	6,41	1,96
40	19,76	3,44	2,52	0,76	7,58	1,50
45	3,76	2,17	4,63	3,32	1,97	4,51
50	0,62	4,69	2,75	1,72	4,85	4,13

Tabella 3.5 - SSE input PPG

		SSE Diastolica					
		3	4	5	6	7	8
20		8,51	17,20	3,72	69,14	265,05	1,10
25		5,46	7,00	306,56	37,69	104,53	108,73
30		6,17	99,43	39,21	38,43	11,48	5,61
35		4,95	6,52	59,98	24,30	92,68	409,85
40		286,06	13,26	618,01	1,64	183,14	3,29
45		7,90	11,97	100,72	198,56	4,12	28,67
50		1,61	32,68	20,43	42,81	171,92	1,92
		SSE Sistolica					
20		26,54	10,50	256,11	745,78	27,86	1,97
25		65,30	178,11	511,13	10,30	32,67	18,47
30		8,97	3,00	82,28	6,46	69,03	6,67
35		13,42	7,99	149,61	102,71	168,57	25,20
40		1563,38	64,92	26,98	1,19	114,86	13,13
45		70,92	27,96	116,82	49,32	24,22	61,73
50		1,67	149,92	41,74	12,10	126,47	72,73

Tabella 3.6 - Pearson Coefficient input PPG

		PEARSON COEFFICIENT					
		3	4	5	6	7	8
20		0,83	0,85	0,34	0,11	0,58	0,51
25		0,91	0,65	0,51	0,75	0,52	0,63
30		0,82	0,95	0,75	0,73	0,38	0,66
35		0,84	0,91	0,78	0,68	-0,13	-0,80
40		0,50	0,85	0,67	0,71	0,36	0,37
45		0,82	0,87	0,62	0,65	0,73	0,55
50		0,94	0,74	0,69	0,83	-0,37	0,55

Come è possibile osservare dalle tabelle sopra riportate, quando il segnale in ingresso alla rete neurale è il segnale fotopleletismografico, i migliori risultati, per quanto riguarda il test set, si ottengono con la rete neurale composta da 50 neuroni nel layer nascosto e 3 regressori.

In figura 3.1 sono rappresentati il segnale atteso (in rosso) e il segnale stimato dalla rete (blu tratteggiato), nel caso di miglior risultato. La rete neurale stima in maniera abbastanza precisa sia i picchi sistolici che la valli, utili per la misura della pressione diastolica.

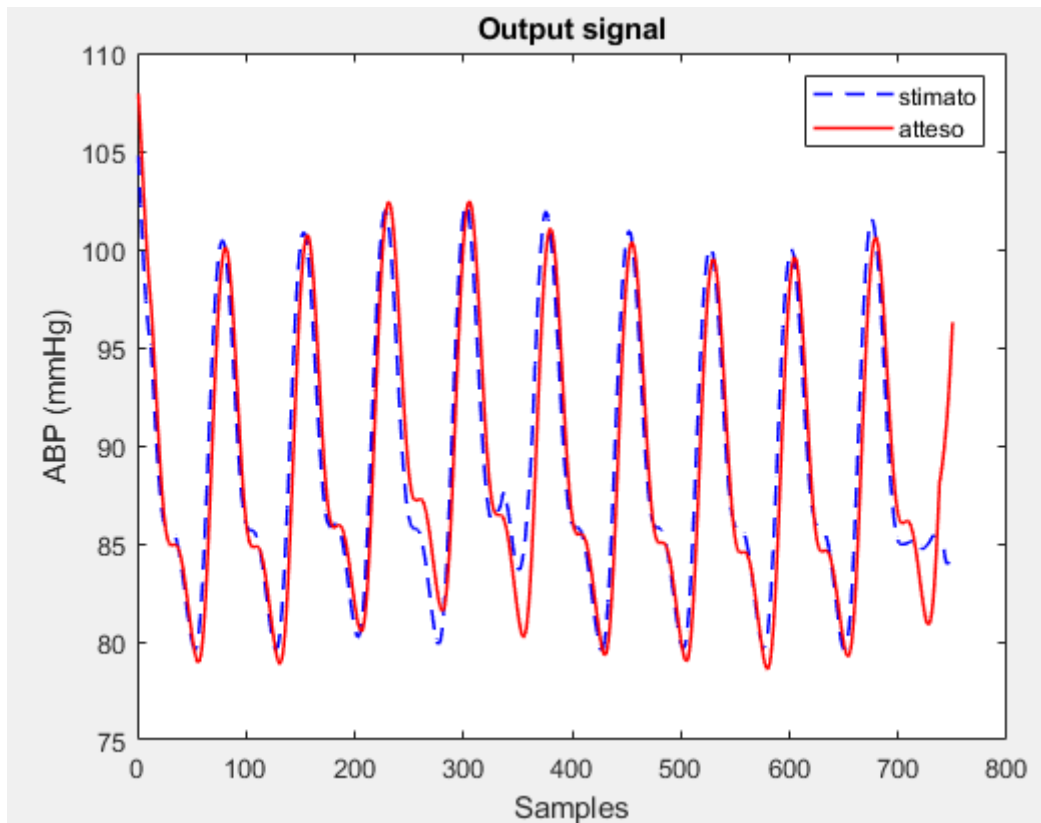


Figura 3.1 - Miglior risultato input PPG

Input ECG – si riportano di seguito i risultati ottenuti nelle diverse prove, avendo come segnale di ingresso alla rete il segnale ECG. Troviamo in Tabella 3.7 l'RMSE, in Tabella 3.8 il MAE, in Tabella 3.9 l'SSE e in Tabella 3.10 il Coefficiente di Pearson.

Tabella 3.7 - RMSE input ECG

	RMSE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	0,54	7,47	0,60	3,97	2,67	0,50
25	0,28	6,87	6,07	10,03	7,54	2,79
30	0,93	0,61	0,37	3,58	0,67	4,72
35	3,44	6,22	12,26	5,26	7,36	10,01
40	0,60	0,44	12,24	13,04	6,46	2,19
45	0,81	33,60	10,32	1,17	14,22	7,48

50	6,25	11,78	26,98	13,99	3,42	5,39
	RMSE Sistolica					
20	0,38	14,24	0,53	6,92	2,60	2,08
25	0,97	1,71	9,78	3,11	9,66	0,80
30	1,99	3,11	0,52	1,27	0,58	0,84
35	2,60	7,76	12,06	3,72	1,57	7,02
40	0,48	0,36	24,16	11,72	6,55	10,29
45	1,87	14,61	16,74	17,36	6,59	8,82
50	10,60	2,75	15,76	16,74	8,85	8,43

Tabella 3.8 - MAE input ECG

	MAE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	0,49	4,95	0,53	3,18	2,38	0,46
25	0,24	6,85	5,49	10,02	5,47	1,99
30	0,86	0,52	0,36	2,16	0,63	3,60
35	1,99	5,12	12,15	4,45	7,23	10,00
40	0,58	0,30	11,92	11,91	5,49	2,15
45	0,67	33,60	10,32	1,14	14,22	7,41
50	4,17	11,61	26,93	13,92	2,59	5,12
	MAE Sistolica					
20	0,35	8,90	0,51	5,45	2,03	1,79
25	0,76	1,45	9,25	3,02	7,93	0,56
30	1,85	2,74	0,45	0,88	0,57	0,75
35	1,68	5,41	7,51	3,16	1,42	6,98
40	0,39	0,33	23,76	7,84	5,74	8,45
45	1,29	14,61	16,64	17,33	5,70	8,71
50	6,74	2,44	15,75	14,62	6,28	7,25

Tabella 3.9 - SSE input ECG

	SSE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	1,16	167,51	1,46	63,09	28,43	0,74
25	0,31	94,44	110,51	201,10	170,67	31,09
30	3,47	1,12	0,56	38,44	1,78	89,20
35	47,21	116,00	450,95	82,87	108,47	300,79
40	1,45	0,79	449,59	679,87	167,05	19,26
45	2,61	1129,00	319,51	5,47	404,63	223,56
50	117,09	554,90	2183,79	587,48	46,86	116,25
	SSE Sistolica					
20	0,59	608,56	1,10	191,30	27,09	13,01
25	3,78	5,81	286,93	19,37	280,09	2,56

30	15,76	29,08	1,08	4,81	1,36	2,81
35	27,02	180,78	436,32	41,46	4,94	148,04
40	0,91	0,51	1751,82	549,35	171,43	423,36
45	13,91	213,34	840,61	1206,06	86,89	311,09
50	336,86	30,17	745,44	841,06	312,94	284,26

Tabella 3.10 - Pearson Coefficient input ECG

	PEARSON COEFFICIENT					
	3	4	5	6	7	8
20	0,95	0,57	0,86	0,00	0,25	0,72
25	0,95	0,78	0,52	0,75	0,38	0,38
30	0,92	0,45	0,87	0,71	0,75	0,29
35	0,53	0,65	0,47	0,36	0,36	0,40
40	0,94	0,91	0,15	0,10	0,38	0,37
45	0,81	0,24	0,36	0,47	0,41	-0,04
50	0,42	-0,05	0,14	0,29	0,58	0,40

Nel caso in cui in ingresso alla rete si pone il segnale elettrocardiografico, i migliori risultati si ottengono con 20 neuroni nel layer nascosto e 3 regressori, con un coefficiente di correlazione tra segnale atteso e segnale stimato del 95%; risultati simili possono essere ottenuti anche con la combinazione 40-4.

Dalla Figura 3.2 possiamo vedere come il segnale stimato sia un po' meno preciso rispetto al caso in cui si ha il PPG in ingresso.

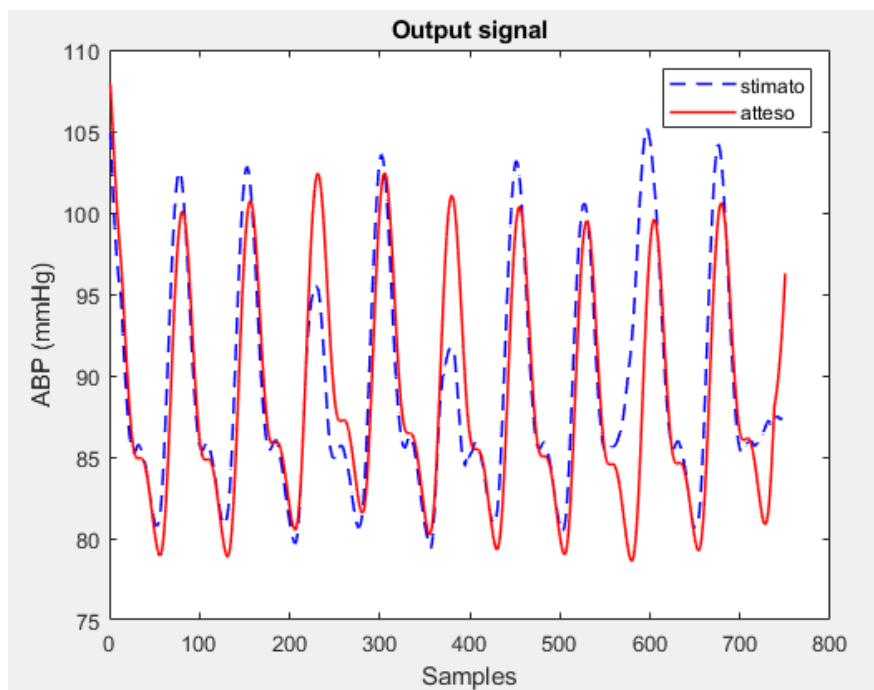


Figura 3.2 - Miglior risultato input ECG

Input ECG + PPG – si riportano di seguito i risultati ottenuti nelle diverse prove, avendo come segnali di ingresso alla rete il segnale ECG e il PPG contemporaneamente. Troviamo in Tabella 3.11 l'RMSE, in Tabella 3.12 il MAE, in Tabella 3.13 l'SSE e in Tabella 3.14 il Coefficiente di Pearson.

Tabella 3.11 - RMSE input ECG + PPG

	RMSE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	1,18	0,36	1,50	0,34	0,21	0,59
25	0,49	5,99	1,14	0,53	3,07	1,72
30	0,80	0,62	1,17	1,05	0,99	1,74
35	5,08	1,60	0,90	0,53	7,71	6,29
40	1,18	4,45	0,49	0,60	7,11	5,98
45	6,53	4,75	1,18	4,68	1,01	1,07
50	0,50	9,94	0,49	2,01	0,76	5,13
	RMSE Sistolica					
20	8,38	1,02	6,80	1,90	2,65	3,40
25	1,47	6,27	1,27	3,78	4,41	5,23
30	3,12	1,50	4,65	2,80	2,00	3,11
35	6,05	3,46	2,14	2,42	7,97	5,32
40	2,85	11,55	1,63	4,06	5,35	17,11
45	17,64	4,46	3,12	12,73	2,68	1,67
50	6,58	6,08	1,48	8,19	3,70	23,66

Tabella 3.12 - MAE input ECG + PPG

	MAE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	1,00	0,32	1,45	0,30	0,18	0,56
25	0,46	4,51	1,04	0,52	2,47	1,50
30	0,73	0,58	1,07	0,96	0,85	1,68
35	3,86	1,47	0,86	0,46	7,33	5,67
40	1,13	3,18	0,48	0,47	5,32	5,45
45	4,65	4,16	1,16	4,12	0,96	1,05
50	0,41	8,18	0,48	1,98	0,56	4,60
	MAE Sistolica					
20	7,70	0,99	6,64	1,59	2,05	2,93
25	1,19	5,45	1,14	2,59	4,18	4,53
30	2,38	1,46	3,82	2,48	1,45	3,09
35	4,94	3,18	1,86	2,17	5,98	4,83
40	2,14	9,93	1,47	3,22	4,10	15,41
45	14,84	4,46	3,09	11,22	2,62	1,59
50	6,20	5,37	1,24	8,15	3,31	23,57

Tabella 3.13 - SSE input ECG + PPG

	SSE Diastolica					
	3	4	5	6	7	8
20	4,19	0,51	9,02	0,46	0,09	1,37
25	0,95	143,33	5,24	0,85	28,30	11,78
30	2,55	1,55	5,45	3,30	3,90	12,16
35	77,47	7,69	3,21	1,13	238,07	158,23
40	5,57	39,54	0,96	1,45	202,06	143,02
45	170,36	67,60	5,57	87,51	4,05	4,57
50	1,00	395,22	0,97	16,19	2,31	105,46
	SSE Sistolica					
	3	4	5	6	7	8
20	210,60	4,13	184,87	14,41	14,03	46,13
25	8,68	157,37	6,49	42,89	58,31	109,34
30	39,02	8,98	86,66	23,54	16,06	38,74
35	109,94	35,97	18,34	23,46	254,15	113,22
40	32,56	266,89	10,66	65,83	114,63	1171,54
45	1244,05	59,79	38,88	648,43	28,76	11,17
50	173,32	147,77	8,81	268,21	54,62	2239,44

Tabella 3.14 - Pearson Coefficient input ECG + PPG

	PEARSON COEFFICIENT					
	3	4	5	6	7	8
20	0,74	0,89	0,85	0,72	0,58	0,56
25	0,92	0,61	0,95	0,66	0,69	0,64
30	0,93	0,87	0,80	0,75	0,72	0,64
35	0,81	0,81	0,84	0,78	0,40	0,48
40	0,90	0,62	0,81	0,72	0,60	0,42
45	0,62	0,73	0,79	0,72	0,74	0,69
50	0,86	0,71	0,80	0,58	0,70	0,60

Quando si pongono in ingresso alla rete il segnale ECG e PPG contemporaneamente i risultati migliori si ottengono con la combinazione 25-3. Da notare come la rete commetta un errore maggiore nello stimare i picchi sistolici. In Figura 3.3 si riporta il plot del segnale atteso e di quello stimato, in uno dei casi migliori.

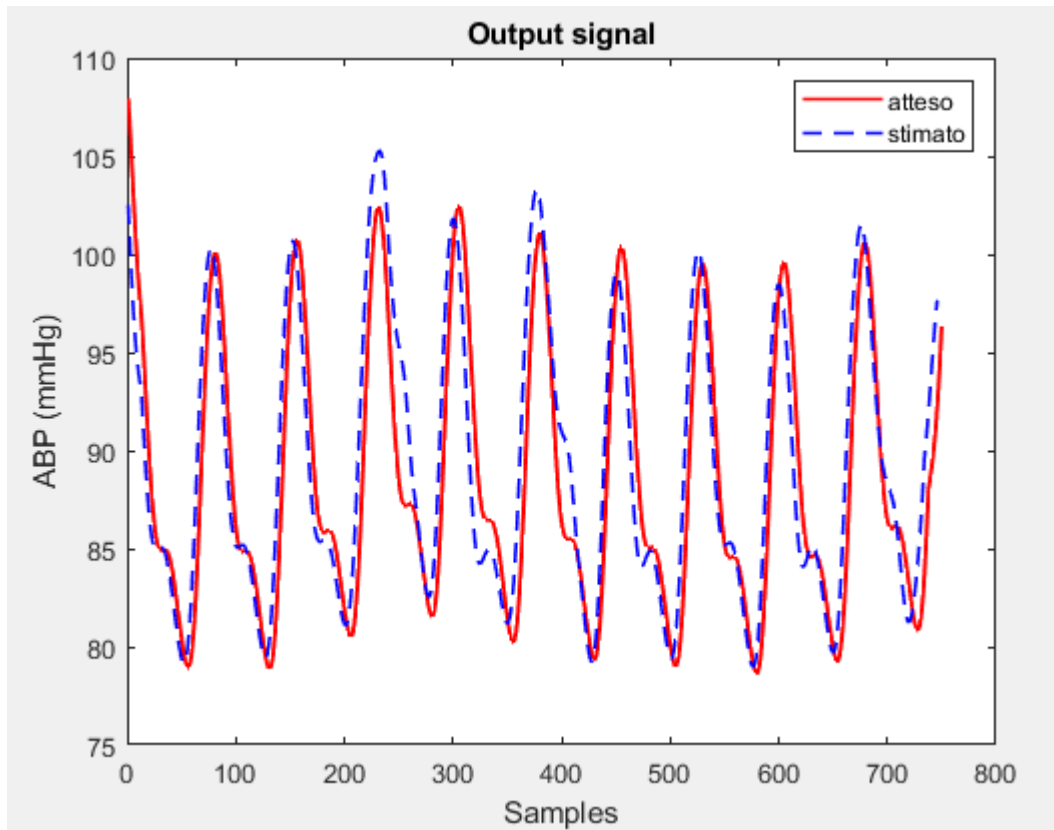


Figura 3.3 - Miglior risultato input ECG + PPG

Prova 2 – si è deciso di andare a ridurre il numero di prove per quanto riguarda il numero di neuroni nell'hidden layer e il numero di regressori. Utilizzando sempre i dati del soggetto scelto per la Prova 1, sono state testate le diverse combinazioni di reti neurali andando ad utilizzare un numero di neuroni nel layer nascosto che può variare da 20 a 50, con passo 10, e un numero di regressori che va da 3 a 7, con passo 2. Le prove effettuate sono riportate in Tabella 3.15. Durante questa prova sono stati mantenuti gli stessi iperparametri per la definizione della rete utilizzati nella Prova 1:

- $naxinitmaxiter = 2$;
- $maxiter$ (numero massimo di iterazioni) = 1000;
- D (weight decay) = $1e-3$;
- $Skip$ (non utilizza i primi 'skip' campioni per aggiornare i pesi) = 50.

Tabella 3.15 - Prova 2

Segnale in Ingresso	Numero di regressori			Numero di neuroni
ECG	3	5	7	20
				30
				40
				50
PPG	3	5	7	20
				30
				40
				50
PPG + ECG	3	5	7	20
				30
				40
				50

Vengono riportate di seguito le tabelle contenenti i parametri ottenuti con le diverse combinazioni di regressori e numero di neuroni, per quanto riguarda PPG, ECG e ECG + PPG come segnali di input.

Input PPG – in Tabella 3.16 si riportano tutti i parametri ottenuti quando si è posto in ingresso alla rete il segnale PPG; questi sono riferiti al solo test set, per quanto riguarda la pressione sistolica e diastolica. Il risultato migliore risulta essere quello della rete con combinazione di neuroni e regressori 50-5.

Tabella 3.16 - Parametri ottenuti durante la Prova 2 con in ingresso il segnale PPG

N° NEURONI	N° REGRESSORI	DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
		TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
20	3	8,50	8,28	289,15	22,90	22,87	2097,15	0,13
	5	22,01	21,88	1938,47	10,16	9,90	413,09	0,20
	7	8,99	8,54	242,64	15,49	13,84	719,56	-0,42
30	3	1,89	1,34	14,25	4,28	2,89	73,14	0,89
	5	13,41	13,02	718,94	2,12	2,02	17,94	-0,33
	7	12,63	10,13	638,54	8,65	8,10	299,44	-0,66
40	3	1,44	1,42	8,26	3,09	2,99	38,30	0,89
	5	7,45	6,79	111,11	9,50	9,43	180,65	-0,08
	7	16,67	16,58	1110,99	1,82	1,77	13,27	0,96
50	3	1,35	1,23	7,28	4,99	4,96	99,72	0,61

	5	1,43	1,14	8,17	1,14	1,01	5,16	0,82
	7	8,50	8,37	216,62	5,76	5,76	99,61	0,49

Input ECG – in Tabella 3.17 si riportano tutti i parametri ottenuti quando si è posto in ingresso alla rete il segnale ECG. In questo caso, le prestazioni migliori sono state ottenute dalle combinazioni 40-3 e 50-3; i risultati delle due sono analoghi.

Tabella 3.17 - Parametri ottenuti durante la Prova 2 con in ingresso il segnale ECG

N° NEURONI	N° REGRESSORI	DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
		TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
20	3	2,51	2,35	25,15	14,22	13,86	808,61	-0,13
	5	24,71	23,82	2442,44	25,20	25,19	2540,22	0,51
	7	7,99	7,96	255,36	8,94	8,93	319,86	0,08
30	3	24,41	24,38	1787,59	13,95	13,93	583,84	0,34
	5	11,73	11,67	550,72	4,98	4,72	99,18	0,08
	7	9,69	9,68	375,44	6,51	6,49	169,51	0,62
40	3	0,60	0,54	1,42	0,50	0,50	1,01	0,95
	5	12,51	12,49	313,12	6,75	6,67	91,17	0,13
	7	35,16	26,40	3709,53	47,04	46,82	6638,20	0,26
50	3	0,65	0,52	1,68	0,62	0,57	1,53	0,95
	5	11,99	11,90	574,64	3,70	3,48	54,79	0,28
	7	10,48	10,47	219,80	3,79	3,76	28,77	0,58

Input ECG + PPG – in Tabella 3.18 si riportano tutti i parametri ottenuti quando si sono posti in ingresso entrambi i segnali. La combinazione 40-3 è quella che porta ad avere la miglior stima del segnale ABP.

Tabella 3.18 - Parametri ottenuti durante la Prova 2 con in ingresso i segnali ECG e PPG

N° NEURONI	N° REGRESSORI	DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
		TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
20	3	4,47	3,30	180,03	5,04	3,86	228,73	0,80
	5	4,48	3,68	180,24	11,62	10,84	1215,69	0,65
	7	0,56	0,48	2,82	1,92	1,53	33,13	0,73
30	3	2,66	1,72	63,57	3,07	2,77	85,00	0,67
	5	4,46	3,52	119,52	11,83	9,15	839,74	0,58

	7	1,19	0,99	12,83	1,95	1,56	34,09	0,72
40	3	0,93	0,69	7,74	0,92	0,77	7,60	0,94
	5	2,88	1,85	74,54	3,07	2,42	85,06	0,82
	7	5,34	5,32	56,98	13,43	13,42	360,94	0,21
50	3	1,05	0,91	10,00	1,84	1,60	30,44	0,94
	5	7,22	7,19	208,38	11,04	11,01	487,53	0,52
	7	0,59	0,53	3,18	2,96	2,43	78,62	0,71

Prova 3 – si sono testate le stesse combinazioni di neuroni e regressori presi in considerazione nella prova 2, ma su 3 soggetti differenti (soggetti 20, 25 e 42 all'interno del database), non ancora utilizzati nel training e test delle diverse reti. Per ciascuno dei tre soggetti è stato preso un record per ABP, ECG e PPG sincrono. Gli iperparametri impostati per la rete neurale sono:

- *narxinitmaxiter* = 2;
- *maxiter* (numero massimo di iterazioni) = 1000;
- *D* (*weight decay*) = 1e-3;
- *Skip* (*non utilizza i primi 'skip' campioni per aggiornare i pesi*) = 50.

Input PPG – si riportano di seguito i risultati delle prove, ottenuti ponendo in ingresso il segnale PPG; si ha rispettivamente, la Tabella 3.19 per il soggetto 20, la Tabella 3.20 per il soggetto 25 e la

Tabella 3.21 per il soggetto 42. Come si può vedere andando ad analizzare i diversi parametri riportati nelle tabelle, le migliori prestazioni si hanno con la combinazione 50-3 per quanto riguarda il soggetto 25 e il soggetto 42, mentre per il soggetto 20 si ha 30-5.

Tabella 3.19 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso il segnale PPG per il soggetto 20

Soggetto 20		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	24,84	24,84	1234,03	0,76	0,75	1,15	0,07
	30	17,97	14,58	645,99	3,78	2,75	28,52	0,60
	40	9,65	7,77	186,21	0,72	0,72	1,03	0,96
	50	15,35	13,02	471,51	4,10	3,69	33,55	0,28
5	20	33,61	33,61	2259,17	2,13	2,11	9,03	0,69
	30	2,05	2,02	8,39	0,26	0,24	0,13	0,96

	40	4,55	3,36	41,46	10,95	8,54	239,87	0,57
	50	2,83	2,83	16,06	0,92	0,87	1,68	0,94
7	20	18,56	16,07	689,07	17,27	12,82	596,64	0,65
	30	1,08	0,79	2,34	23,43	19,70	1097,75	0,69
	40	9,37	7,36	175,47	6,98	5,90	97,56	0,84
	50	38,39	38,31	2947,99	23,67	23,67	1120,30	0,63

Tabella 3.20 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso il segnale PPG per il soggetto 25

Soggetto 25		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	1,81	1,65	9,79	3,49	3,46	36,56	0,98
	30	2,41	2,26	17,38	4,18	4,10	52,42	0,89
	40	18,12	17,80	984,88	26,31	24,84	2076,21	0,76
	50	0,91	0,73	2,50	3,36	3,32	33,84	0,88
5	20	1,34	1,34	5,39	3,02	2,46	27,32	0,80
	30	11,10	10,79	369,83	11,59	11,31	403,19	0,89
	40	18,26	18,25	999,84	16,18	16,16	785,38	-0,48
	50	0,65	0,65	1,28	11,82	11,67	419,47	0,97
7	20	1,39	1,38	5,81	4,29	4,27	55,14	0,68
	30	1,96	1,82	11,58	4,70	4,46	66,39	0,48
	40	10,69	10,69	228,61	22,14	21,80	979,93	0,95
	50	0,55	0,54	0,91	4,33	4,28	56,29	0,89

Tabella 3.21 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso il segnale PPG per il soggetto 42

Soggetto 42		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	3,11	2,74	29,00	8,98	8,76	242,09	0,90
	30	2,36	2,33	22,19	4,97	4,60	98,62	0,91
	40	22,34	22,28	1497,44	6,44	5,72	124,26	0,68
	50	2,32	2,28	21,50	3,51	3,05	49,26	0,92
5	20	5,95	5,92	106,23	9,81	9,78	288,66	0,79
	30	4,53	3,40	81,94	3,95	3,61	62,46	0,77
	40	2,77	2,50	30,64	9,90	8,02	392,12	0,86
	50	9,41	7,56	354,40	5,24	4,37	109,89	0,81
7	20	9,93	7,30	394,60	10,69	9,74	456,71	0,67
	30	1,03	0,94	4,23	6,71	6,11	180,10	0,75
	40	3,79	3,37	43,00	9,93	8,59	295,90	0,70

	50	7,24	6,84	209,95	4,20	3,91	70,63	0,58
--	----	------	------	--------	------	------	-------	------

Input ECG - si riportano di seguito i risultati delle prove, ottenuti ponendo in ingresso il segnale ECG; si ha rispettivamente, la Tabella 3.22 per il soggetto 20, la Tabella 3.23 per il soggetto 25 e la Tabella 3.24 per il soggetto 42. In questo caso le combinazioni migliori sono 40-3, 40-7 e 20-7 rispettivamente per il soggetto 20, 25 e 42.

Tabella 3.22 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso il segnale ECG per il soggetto 20

Soggetto 20		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	2,47	2,46	12,18	1,73	1,73	6,02	0,58
	30	4,02	3,29	32,38	19,59	18,70	767,92	0,08
	40	1,96	1,95	7,69	0,68	0,68	0,92	0,99
	50	11,62	9,65	269,89	3,27	2,50	21,39	0,80
5	20	0,42	0,39	0,36	16,38	12,69	536,49	0,85
	30	0,27	0,24	0,15	7,41	7,39	109,78	0,88
	40	2,89	2,72	16,65	5,56	5,38	61,81	0,74
	50	6,70	5,12	89,69	6,77	5,97	91,80	0,92
7	20	2,24	2,10	10,08	1,97	1,96	7,74	0,80
	30	13,85	12,21	383,87	10,56	10,47	222,96	0,32
	40	10,11	9,82	204,46	36,98	36,98	2734,44	0,75
	50	10,96	10,96	240,39	3,80	3,80	28,85	0,80

Tabella 3.23 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso il segnale ECG per il soggetto 25

Soggetto 25		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	1,49	1,41	6,62	8,09	7,35	196,47	0,97
	30	10,94	6,79	359,36	14,91	13,47	666,93	0,90
	40	1,48	1,29	4,38	21,00	20,73	881,65	0,63
	50	0,99	0,87	2,93	4,23	3,52	53,57	0,79
5	20	2,25	1,86	15,24	20,28	18,43	1233,30	0,84
	30	9,18	5,80	253,01	16,63	14,50	829,87	0,69
	40	1,59	1,42	7,59	7,80	7,07	182,75	0,86
	50	3,25	3,20	21,11	26,63	20,82	1418,58	0,68
7	20	23,41	23,29	1644,03	31,58	31,56	2991,40	0,30
	30	1,55	1,52	7,21	3,15	3,15	29,76	0,87

	40	1,22	1,15	4,43	2,66	2,31	21,26	0,87
	50	4,06	2,65	49,52	7,83	7,24	184,02	0,70

Tabella 3.24 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso il segnale ECG per il soggetto 42

Soggetto 42		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	1,82	1,70	13,19	12,23	10,41	598,73	0,80
	30	9,85	9,69	388,07	12,48	11,79	623,48	0,80
	40	5,20	4,20	108,29	9,52	6,41	362,31	0,41
	50	2,66	2,54	14,15	4,87	4,69	47,52	0,76
5	20	3,62	3,49	39,32	18,82	15,51	1062,47	0,70
	30	1,55	1,33	9,58	4,85	4,49	94,21	0,83
	40	3,33	2,68	44,42	8,50	5,54	289,11	0,86
	50	2,80	2,18	23,50	15,36	14,52	707,57	-0,24
7	20	1,99	1,64	15,84	3,91	3,15	61,21	0,76
	30	2,33	2,19	21,73	11,82	9,13	559,31	0,74
	40	4,02	3,70	64,73	26,48	26,22	2805,04	0,25
	50	24,37	24,29	2376,18	46,39	42,81	8607,28	-0,13

Input ECG + PPG – si riportano di seguito i risultati delle prove, ottenuti ponendo in ingresso i segnali ECG e PPG contemporaneamente; si ha rispettivamente, la Tabella 3.25 per il soggetto 20, la Tabella 3.26 per il soggetto 25 e la Tabella 3.27 per il soggetto 42. Osservando i risultati riportati sotto, le migliori combinazioni risultano essere 30-3, 20-5 e 50-5 rispettivamente per il soggetto 20, 25 e 42.

Tabella 3.25 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso i segnali ECG + PPG per il soggetto 20

Soggetto 20		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	0,57	0,47	0,65	1,17	1,17	2,73	0,82
	30	1,27	1,20	3,24	0,70	0,70	0,99	0,99
	40	12,37	9,88	306,12	36,72	35,42	2696,92	0,79
	50	7,68	6,72	118,07	1,06	0,94	2,26	0,78
5	20	4,76	3,89	45,35	24,29	21,52	1180,05	0,16
	30	0,63	0,55	0,80	27,61	27,50	1524,14	-0,07
	40	17,57	13,14	617,70	34,68	31,98	2404,90	0,70
	50	17,33	17,32	600,62	40,11	40,00	3217,41	-0,08
7	20	1,29	1,23	3,31	23,70	23,66	1123,72	0,04

	30	6,86	5,77	94,03	5,55	5,25	61,53	0,34
	40	1,40	1,02	3,91	8,34	7,44	139,02	0,50
	50	1,30	1,07	3,37	12,17	12,11	296,09	0,77

Tabella 3.26 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso i segnali ECG + PPG per il soggetto 25

Soggetto 25		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	57,30	57,29	6565,95	95,66	95,66	18302,80	-0,01
	30	15,30	15,13	702,55	8,62	8,60	222,69	0,83
	40	4,87	3,24	71,27	8,71	7,30	227,74	0,60
	50	3,83	3,01	44,05	8,17	5,59	200,37	0,84
5	20	1,14	1,05	3,93	2,72	2,44	22,25	0,91
	30	2,83	2,67	15,97	12,49	10,55	312,17	0,74
	40	3,32	2,68	33,06	10,00	7,02	299,95	0,89
	50	3,79	3,79	14,35	3,29	3,29	10,80	0,54
7	20	3,41	3,35	34,89	7,79	6,68	182,18	0,66
	30	2,63	2,37	20,71	5,36	5,14	86,21	0,88
	40	1,98	1,93	11,74	7,23	5,64	156,90	0,87
	50	11,23	8,78	378,15	18,56	18,43	1032,88	0,65

Tabella 3.27 - Parametri ottenuti ponendo in ingresso i segnali ECG + PPG per il soggetto 42

Soggetto 42		DIASTOLICA			SISTOLICA			PEARSON COEFFICIENT
N° REGRESSORI	N° NEURONI	TEST			TEST			TEST
		RMSE	MAE	SSE	RMSE	MAE	SSE	
3	20	3,29	2,88	43,37	9,37	8,42	351,31	0,82
	30	5,42	4,59	117,68	14,74	13,93	869,05	0,94
	40	17,96	16,72	967,98	11,99	9,69	431,57	0,68
	50	5,06	4,94	102,26	9,20	8,13	338,22	0,59
5	20	20,49	19,99	1679,23	11,14	8,74	496,35	0,56
	30	3,98	3,63	63,39	6,46	6,15	167,14	0,80
	40	3,02	2,52	36,37	7,48	6,46	223,93	0,81
	50	1,52	1,49	9,28	6,02	5,55	144,79	0,85
7	20	4,90	3,96	96,17	9,45	8,53	356,98	0,72
	30	2,10	2,07	17,65	11,69	8,39	546,58	0,66
	40	9,01	6,41	324,55	4,95	3,44	98,06	0,75
	50	5,31	3,53	84,74	16,58	16,30	825,16	0,32

3.1.2. NNOE prove sulla rete migliore selezionata

Prova 4 - a questo punto si è deciso di andare a prendere una delle combinazioni e di testarla sull'intero Database. Dal momento che non esiste una combinazione ottimale unica per tutti i segnali di ingresso, si è scelta quella con 50 neuroni nel layer nascosto e 3 regressori, in quanto risultava essere una di quelle che più frequentemente portava a risultati migliori. Si è testato questo tipo di rete su tutti i soggetti, andando a raddoppiare il numero di neuroni nell'hidden unit (quindi 100) quando si hanno in ingresso entrambi i segnali, ECG e PPG, contemporaneamente. Gli iperparametri impostati per la rete neurale sono:

- $naxinitmaxiter = 2$;
- $maxiter$ (numero massimo di iterazioni) = 500;
- D (*weight decay*) = $1e-3$;
- $Skip$ (*non utilizza i primi 'skip' campioni per aggiornare i pesi*) = 50.

Sono stati calcolati tutti i parametri descritti precedentemente ma, per andare a determinare i soggetti con le prestazioni migliori, si è deciso di valutare solamente l'RMSE. In Figura 3.4, Figura 3.5 e Figura 3.6 si riportano gli RMSE della stima della pressione sistolica (blu) e diastolica (arancio), quando si hanno in ingresso rispettivamente, PPG, ECG ed entrambi. I soggetti con le prestazioni migliori risultano essere:

- Per il PPG Soggetto 36 con $RMSE_{sys} = 0.94$ e $RMSE_{dias} = 0.73$
- Per l'ECG Soggetto 21 con $RMSE_{sys} = 2.70$ e $RMSE_{dias} = 2.28$
- Per il PPG Soggetto 20 con $RMSE_{sys} = 1.33$ e $RMSE_{dias} = 1.05$

La scelta è stata fatta andando a valutare il soggetto che presentava il minor RMSE per entrambe le stime (sistolica e diastolica).

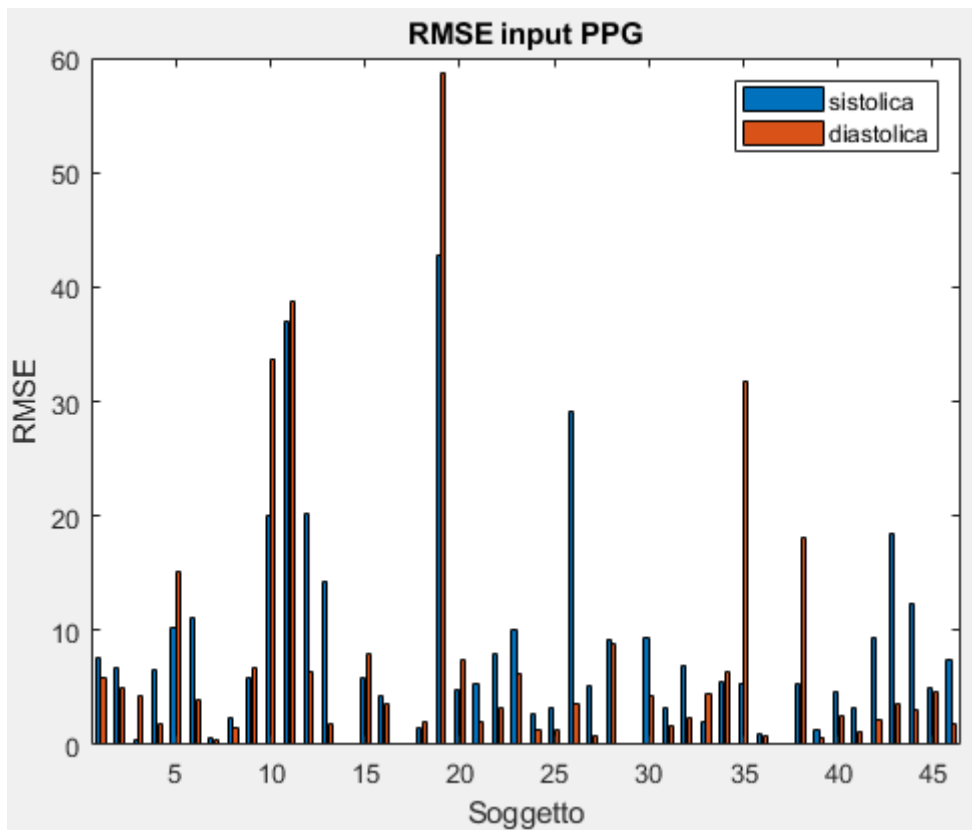


Figura 3.4 - RMSE input PPG, rete NNOE

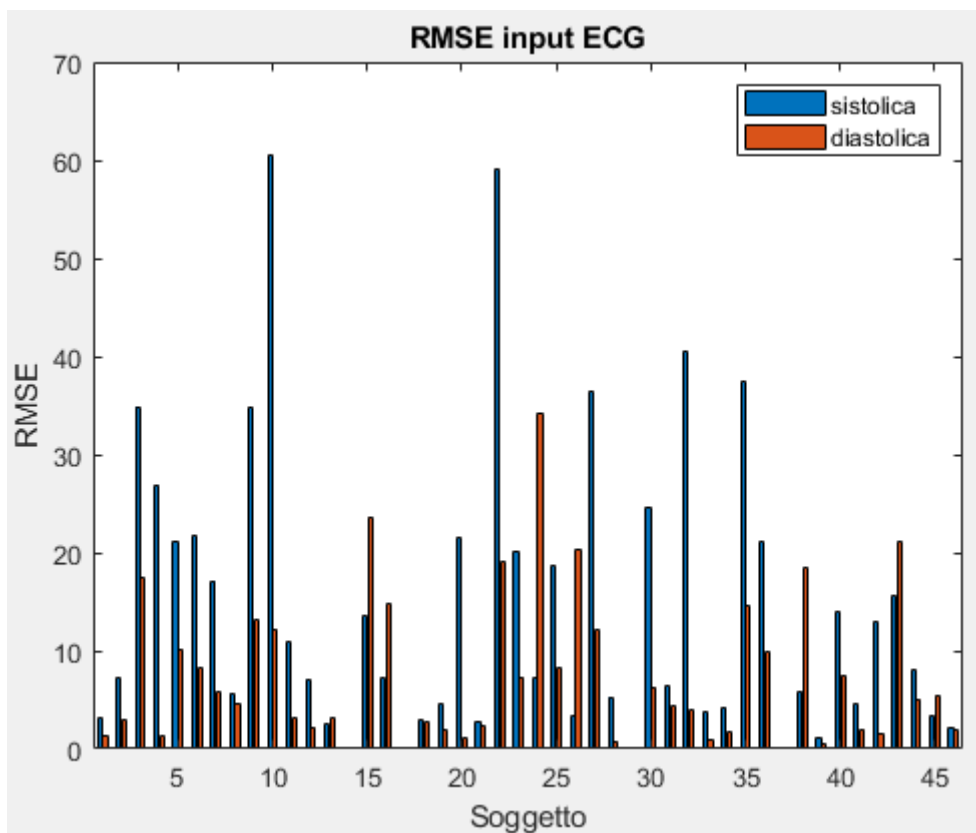


Figura 3.5 - RMSE input ECG, rete NNOE

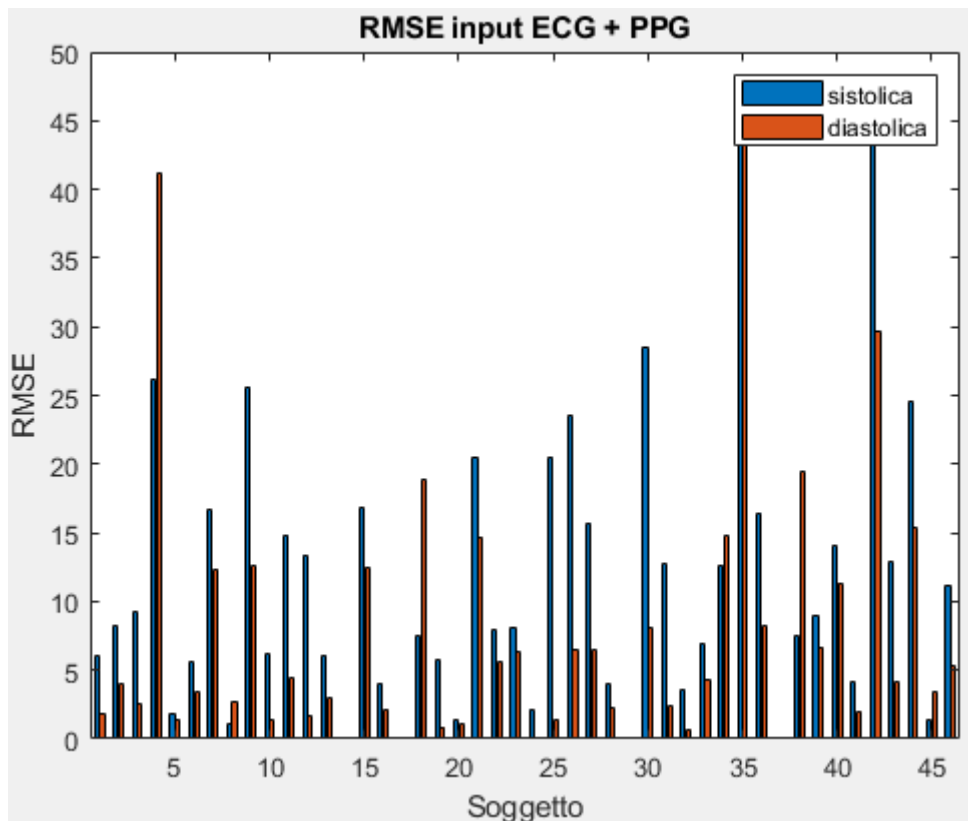


Figura 3.6 - RMSE input ECG + PPG, rete NNOE

Prova 5 – andando a considerare i valori dell’RMSE ottenuti nella Prova 4 sul test set, si è cercato il soggetto, per i tre diversi segnali in ingresso, che ha ottenuto l’errore più basso per la pressione sistolica e diastolica, o comunque il miglior compromesso. Di questo soggetto si sono presi i pesi, salvati in precedenza, e si è testata la rete su tutti gli altri soggetti, per osservare la capacità di generalizzazione. Gli iperparametri impostati sono identici a quelli della Prova 4; ma, invece di allenare nuovamente una rete con l’inizializzazione random dei pesi, si sono utilizzati i pesi migliori per effettuare la sola validazione. Si riportano in Tabella 3.28, Tabella 3.29, Tabella 3.30 e

Tabella 3.31, rispettivamente gli RMSE, i MAE, gli SSE e i Coefficienti di Pearson, per ciascun soggetto e ciascun segnale in ingresso. La rete NNOE non risulta fornire prestazioni ottimali, per quanto riguarda la capacità di generalizzazione, dal momento che, nella maggior parte dei casi, i valori di RMSE sono superiori al valore limite accettabile, posto pari a 10.

Tabella 3.28 - RMSE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete NNOE

	RMSE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	4,60	20,07	12,48	8,81	4,77	12,39
Soggetto 2	17,34	32,03	17,37	20,41	20,91	5,32
Soggetto 3	4,61	18,72	15,98	37,54	2,28	13,48
Soggetto 4	28,47	19,98	10,71	69,43	80,18	89,22
Soggetto 5	12,66	5,93	7,73	7,85	6,28	0,25
Soggetto 6	NaN ¹	22,44	4,35	NaN	17,08	2,56
Soggetto 7	0,45	11,16	12,94	0,56	7,09	16,77
Soggetto 8	20,24	10,80	2,04	12,20	5,08	2,09
Soggetto 9	31,02	13,25	11,35	12,30	19,61	27,12
Soggetto 10	17,33	3,88	11,99	58,39	62,94	85,31
Soggetto 11	23,74	18,76	13,89	58,37	61,95	70,68
Soggetto 12	18,96	15,65	21,49	10,35	4,12	27,09
Soggetto 13	2,48	23,02	NaN	11,55	5,92	NaN
Soggetto 14	15,45	8,25	3,68	18,84	10,86	25,27
Soggetto 15	15,67	7,82	6,79	34,94	16,43	36,32
Soggetto 16	18,36	9,99	5,19	18,74	12,24	7,54
Soggetto 17	16,70	25,85	9,38	16,17	9,33	22,91
Soggetto 18	13,11	1,87	7,01	17,53	10,74	3,36
Soggetto 19	7,59	12,17	6,91	9,12	16,16	27,27
Soggetto 20	35,60	14,77	1,06	41,52	30,83	1,34
Soggetto 21	21,24	2,28	NaN	25,58	2,71	NaN
Soggetto 22	15,52	14,08	3,55	5,53	15,27	25,77
Soggetto 23	24,85	5,96	12,92	7,80	4,77	20,01
Soggetto 24	4,15	13,82	NaN	7,49	3,84	NaN
Soggetto 25	13,92	17,86	5,53	24,19	14,26	41,05
Soggetto 26	15,08	17,70	8,18	3,47	3,82	10,65
Soggetto 27	35,95	5,89	37,98	36,20	33,28	53,79
Soggetto 28	6,22	4,19	1,76	14,54	25,05	12,69
Soggetto 29	21,08	18,89	13,43	21,30	16,20	10,89
Soggetto 30	18,46	34,38	20,70	34,07	31,57	46,48
Soggetto 31	20,39	25,48	9,16	28,65	8,14	21,86
Soggetto 32	5,45	9,65	14,17	12,19	24,34	29,42
Soggetto 33	30,07	7,39	7,05	24,46	1,67	7,94
Soggetto 34	48,22	14,94	14,13	17,39	22,04	10,58
Soggetto 35	24,39	51,17	24,67	13,17	13,85	23,63
Soggetto 36	18,60	1,92	9,60	10,09	11,17	27,92
Soggetto 37	4,35	4,98	1,22	33,71	26,67	31,86
Soggetto 38	22,69	20,11	11,08	40,02	49,94	64,90
Soggetto 39	33,45	35,92	23,31	49,77	73,44	35,77

¹ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 40	9,16	6,42	6,87	8,13	23,06	3,55
Soggetto 41	49,86	35,23	7,20	7,38	7,01	14,88
Soggetto 42	5,77	9,35	2,64	7,05	8,55	22,45
Soggetto 43	26,99	19,97	11,17	30,77	19,04	27,55
Soggetto 44	NaN ²	29,76	15,00	NaN	27,97	38,35
Soggetto 45	19,81	27,96	6,86	27,92	34,76	10,72
Soggetto 46	10,71	24,56	5,38	21,41	20,00	6,86

Tabella 3.29 - MAE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete NNOE

	MAE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	4,45	20,01	12,34	8,73	4,33	12,37
Soggetto 2	15,62	32,02	16,82	20,12	20,88	4,36
Soggetto 3	2,98	18,68	15,98	37,52	2,18	13,02
Soggetto 4	28,31	18,90	10,70	65,14	80,15	89,21
Soggetto 5	12,64	5,05	7,70	7,65	5,08	0,20
Soggetto 6	NaN	21,07	4,24	NaN	16,96	2,25
Soggetto 7	0,44	11,13	12,88	0,56	6,98	16,20
Soggetto 8	13,96	10,77	1,86	10,98	4,80	1,83
Soggetto 9	24,65	9,57	11,31	12,30	19,56	27,10
Soggetto 10	17,33	3,67	11,34	58,39	62,69	85,20
Soggetto 11	21,23	16,34	13,34	55,48	61,59	70,42
Soggetto 12	17,07	15,57	21,48	9,69	4,07	26,88
Soggetto 13	2,18	20,50	NaN	11,45	4,83	NaN
Soggetto 14	11,92	4,32	2,69	16,89	9,67	24,67
Soggetto 15	15,11	7,58	6,58	34,52	16,03	36,24
Soggetto 16	14,63	9,76	4,35	15,50	10,87	6,22
Soggetto 17	13,03	23,76	6,27	12,99	7,27	21,62
Soggetto 18	10,29	1,78	6,86	17,24	10,68	3,33
Soggetto 19	7,53	11,27	6,81	8,66	16,15	26,84
Soggetto 20	33,36	12,06	0,98	39,10	30,62	1,05
Soggetto 21	12,95	2,08	NaN	20,51	2,32	NaN
Soggetto 22	15,32	14,08	3,35	4,13	15,27	24,75
Soggetto 23	20,43	5,73	12,82	7,49	4,50	19,98
Soggetto 24	3,35	13,81	NaN	7,24	3,60	NaN
Soggetto 25	11,09	17,84	5,06	23,55	14,07	40,41
Soggetto 26	14,98	17,60	8,12	3,24	3,16	10,42
Soggetto 27	34,67	5,57	37,98	36,02	33,27	53,63
Soggetto 28	5,62	3,64	1,66	11,66	24,56	11,97
Soggetto 29	14,50	14,72	12,05	16,79	12,79	8,02
Soggetto 30	15,57	33,96	19,70	32,32	31,01	46,01

² Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 31	19,75	23,47	7,40	26,89	6,91	20,84
Soggetto 32	5,33	9,44	9,22	12,00	23,30	29,24
Soggetto 33	21,86	7,38	5,38	21,53	1,53	7,93
Soggetto 34	48,22	14,83	12,76	17,11	21,39	8,08
Soggetto 35	24,39	51,17	24,67	13,17	13,85	23,63
Soggetto 36	16,17	1,45	9,60	8,98	11,16	27,76
Soggetto 37	4,27	4,98	0,96	33,64	25,73	31,81
Soggetto 38	22,13	19,87	9,26	33,11	49,81	64,87
Soggetto 39	33,22	34,83	23,21	48,49	73,43	35,61
Soggetto 40	9,10	5,23	6,85	8,04	23,01	3,25
Soggetto 41	49,82	35,06	7,01	6,51	5,41	14,56
Soggetto 42	5,36	8,12	1,75	6,30	8,49	21,71
Soggetto 43	26,52	18,12	10,48	29,09	15,71	25,60
Soggetto 44	NaN	29,49	14,69	NaN	24,93	37,49
Soggetto 45	18,81	27,95	6,45	27,81	34,74	7,78
Soggetto 46	10,51	24,36	5,04	20,91	19,95	5,99

Tabella 3.30 - SSE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete NNOE

	SSE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	105,79	2013,76	467,38	387,66	113,67	460,89
Soggetto 2	902,08	3076,82	603,27	1250,30	1311,36	56,68
Soggetto 3	84,89	1051,87	1021,41	5638,39	15,59	727,09
Soggetto 4	2431,50	1197,02	344,33	14462,51	19288,15	23879,64
Soggetto 5	641,18	140,82	179,20	246,64	157,68	0,18
Soggetto 6	NaN	2014,98	75,57	NaN	1167,37	26,12
Soggetto 7	0,60	373,59	502,01	0,94	150,99	844,03
Soggetto 8	1228,65	349,93	12,53	446,23	77,36	13,13
Soggetto 9	1924,77	350,92	257,76	302,81	768,83	1470,46
Soggetto 10	300,19	60,33	575,05	3409,49	15845,56	29112,24
Soggetto 11	29302,23	17244,80	11377,47	177180,86	188022,07	294745,29
Soggetto 12	1438,26	734,43	1846,98	428,65	50,92	2935,93
Soggetto 13	18,45	1589,22	NaN ³	400,01	105,19	NaN
Soggetto 14	14808,39	6193,38	1164,27	22001,31	10735,97	54930,43
Soggetto 15	736,71	183,41	138,39	3662,23	809,61	3957,66
Soggetto 16	7749,33	2992,32	781,60	8076,83	4490,91	1650,57
Soggetto 17	18130,17	48769,82	6423,59	17002,53	6355,57	38309,05
Soggetto 18	343,55	6,96	98,24	614,49	230,90	22,59
Soggetto 19	115,31	444,02	143,08	166,45	783,90	2230,20
Soggetto 20	5070,62	654,04	4,46	6896,50	2851,12	7,17
Soggetto 21	1805,19	20,80	NaN	2618,36	29,35	NaN

³ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 22	481,69	198,21	37,75	61,14	233,14	1992,22
Soggetto 23	1234,97	106,43	834,69	121,73	68,23	2002,10
Soggetto 24	34,45	572,57	NaN	112,25	44,24	NaN
Soggetto 25	580,95	957,38	91,58	1756,05	609,98	5055,51
Soggetto 26	682,18	626,74	200,64	36,22	29,26	340,17
Soggetto 27	2585,06	173,21	4327,64	2621,11	5537,52	8678,61
Soggetto 28	116,15	70,21	12,41	634,05	2510,35	643,70
Soggetto 29	27541,52	20697,22	9376,34	28135,32	15222,54	6168,03
Soggetto 30	13295,42	46091,06	17572,33	45261,76	38865,35	88592,71
Soggetto 31	1662,44	2597,52	167,75	3282,40	265,26	955,64
Soggetto 32	89,16	279,19	602,02	445,65	1778,03	2597,00
Soggetto 33	1808,97	109,26	99,47	1196,67	5,57	126,13
Soggetto 34	6974,87	669,81	399,23	906,87	1457,89	223,82
Soggetto 35	594,66	2618,14	608,46	173,32	191,84	558,47
Soggetto 36	1037,46	7,39	184,36	305,62	249,46	1558,52
Soggetto 37	56,72	49,70	5,91	3408,84	1422,95	4060,38
Soggetto 38	1544,42	1213,46	368,08	4804,40	7483,48	12635,31
Soggetto 39	3357,21	5161,23	2173,52	7430,98	21575,89	5116,69
Soggetto 40	335,44	164,82	188,94	264,21	2126,37	50,32
Soggetto 41	7457,96	3724,11	259,56	163,48	147,61	1107,13
Soggetto 42	133,39	261,99	20,87	198,93	219,26	1511,75
Soggetto 43	2185,00	1196,40	499,39	2839,85	1087,41	3037,01
Soggetto 44	NaN	2656,40	899,61	NaN	2346,19	5884,40
Soggetto 45	1176,73	2344,93	141,36	2339,17	3625,45	344,45
Soggetto 46	458,81	1809,05	144,57	1833,98	1199,76	235,24

Tabella 3.31 - Pearson Coefficient ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete NNOE

	PEARSON COEFFICIENT TEST		
	PPG	ECG	ECG+PPG
Soggetto 1	-0,06	-0,54	0,10
Soggetto 2	-0,04	0,30	-0,06
Soggetto 3	-0,27	0,38	-0,32
Soggetto 4	0,14	0,22	0,69
Soggetto 5	-0,42	-0,28	-0,45
Soggetto 6	NaN ⁴	-0,62	0,09
Soggetto 7	0,95	-0,63	0,33
Soggetto 8	-0,29	0,26	-0,39
Soggetto 9	0,03	0,27	-0,12
Soggetto 10	-0,15	-0,53	-0,52
Soggetto 11	-0,05	0,07	-0,48
Soggetto 12	-0,07	0,41	-0,29
Soggetto 13	-0,06	-0,43	NaN

⁴ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 14	-0,04	-0,78	-0,27
Soggetto 15	-0,41	0,17	-0,33
Soggetto 16	-0,38	0,13	-0,64
Soggetto 17	-0,12	-0,09	-0,49
Soggetto 18	-0,74	0,17	0,02
Soggetto 19	-0,58	0,17	-0,51
Soggetto 20	0,01	0,20	0,93
Soggetto 21	0,35	0,84	NaN
Soggetto 22	0,06	-0,11	-0,13
Soggetto 23	-0,09	-0,63	-0,03
Soggetto 24	-0,13	-0,61	NaN
Soggetto 25	-0,08	-0,58	-0,48
Soggetto 26	-0,15	0,31	-0,20
Soggetto 27	-0,13	0,17	0,36
Soggetto 28	-0,46	0,29	-0,22
Soggetto 29	0,27	-0,11	0,18
Soggetto 30	-0,50	0,41	-0,83
Soggetto 31	-0,08	0,30	-0,26
Soggetto 32	-0,37	-0,28	-0,59
Soggetto 33	-0,34	0,48	-0,32
Soggetto 34	-0,05	0,49	-0,41
Soggetto 35	-0,38	0,45	-0,04
Soggetto 36	-0,24	0,27	0,21
Soggetto 37	-0,31	-0,36	-0,40
Soggetto 38	0,12	0,07	-0,51
Soggetto 39	-0,01	0,07	0,13
Soggetto 40	0,11	-0,34	0,02
Soggetto 41	0,17	-0,05	0,69
Soggetto 42	-0,29	-0,07	-0,60
Soggetto 43	0,46	0,42	0,48
Soggetto 44	NaN	-0,08	0,27
Soggetto 45	-0,49	-0,55	-0,30
Soggetto 46	-0,05	-0,68	0,20

Prova 6 – la validazione della rete è stata fatta attraverso il metodo del Leave One Out. Per aumentare la variabilità si è deciso di ordinare in maniera casuale i soggetti all'interno del Database e per ognuno sono stati presi 1400 campioni, divisi in due parti da 700 l'una. Il segnale, sia di training che di test, è stato costruito andando a prendere 700 campioni concatenati per ogni soggetto preso in considerazione, e poi altri 700 campioni, andando, però, a cambiare l'ordine dei soggetti. Se, ad esempio, per il primo test set avessimo avuto i soggetti 5, 40, 22, 36 e 7, si prendono 700 campioni per ognuno e si concatenano in ordine; poi si mischiano i soggetti, ottenendo, ad esempio, 22, 5, 40,

7 e 36 e si prendono altri 700 campioni concatenandoli a quelli precedenti nel nuovo ordine. Il test set è sempre composto da 5 soggetti (ad eccezione della prova 9 dove si hanno 6 soggetti) e il training set dai restanti 41, si fa scorrere il test set in modo da coinvolgere tutti i soggetti. In Tabella 3.32 è riportata la struttura del Leave One Out per ogni prova.

Tabella 3.32 - Struttura Leave One Out

Prova 1	1--5	6--46				
Prova 2	1--5	6--10	11--46			
Prova 3	1--10		11--15	16--46		
Prova 4	1--15			16--20	21--46	
Prova 5	1--20				21--25	26--46
Prova 6	1--25				26--30	31--46
Prova 7	1--30				31--35	36--46
Prova 8	1--35				36--40	41--46
Prova 9	1--40					41--46

Di seguito si riportano i risultati ottenuti nelle diverse prove del Leave One Out, si hanno rispettivamente in Tabella 3.33 - RMSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso RMSE, in Tabella 3.34 i MAE, in Tabella 3.35 gli SSE ed infine in Tabella 3.36 i Coefficienti di Pearson. Dal momento che possiamo considerare come buon risultato un RMSE inferiore a 10, meglio se inferiore a 5, possiamo dire che le capacità di generalizzazione della nostra rete non sono accettabili, soprattutto nel caso della stima della pressione sistolica.

Tabella 3.33 - RMSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete NNOE

	TEST					
	RMSE DIASTOLICA			RMSE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	16,86	15,15	16,86	28,19	40,39	29,06
prova 2	10,97	13,07	10,97	41,96	41,74	49,40
prova 3	20,89	17,59	20,89	34,37	35,52	41,85
prova 4	17,29	19,40	17,29	26,68	29,49	30,33
prova 5	19,69	18,64	19,69	27,68	25,66	32,90
prova 6	14,22	15,54	14,22	29,23	28,06	31,79
prova 7	11,40	14,68	11,40	18,78	24,41	28,42
prova 8	33,21	19,68	33,21	39,13	9,85	16,86
prova 9	15,22	17,76	15,22	30,29	37,04	32,38

Tabella 3.34 - MAE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete NNOE

	TEST					
	MAE DIASTOLICA			MAE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	13,67	12,17	13,67	23,78	34,35	24,80
prova 2	8,78	10,39	8,78	35,10	35,48	40,12
prova 3	17,32	13,89	17,32	24,93	28,35	33,35
prova 4	12,33	14,56	12,33	19,45	21,29	22,91
prova 5	16,14	14,61	16,14	23,55	19,85	27,11
prova 6	12,20	13,51	12,20	24,59	23,52	27,40
prova 7	9,47	11,96	9,47	15,91	20,01	22,48
prova 8	31,77	16,27	31,77	37,81	8,82	14,15
prova 9	12,64	14,25	12,64	24,98	26,20	27,38

Tabella 3.35 - SSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete NNOE

	TEST					
	SSE DIASTOLICA			SSE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	19619,7	16293,5	19619,7	54837,6	115799,0	64180,7
prova 2	8184,9	10596,9	8184,9	119704,2	108009,2	165955,6
prova 3	27062,1	19186,4	27062,1	73228,1	78220,6	108593,4
prova 4	18227,3	21449,6	18227,3	43414,5	49555,3	53358,7
prova 5	27912,9	25006,4	27912,9	55151,4	47425,1	75759,4
prova 6	13555,3	16182,1	13555,3	57225,6	52771,8	61665,9
prova 7	8967,8	14439,7	8967,8	24345,7	39923,1	46029,4
prova 8	76094,5	26721,3	76094,5	105622,9	6698,9	17620,9
prova 9	16918,3	19247,7	16918,3	66969,3	83705,4	76535,6

Tabella 3.36 - Pearson Coefficient ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete NNOE

	TEST		
	PEARSON COEFFICIENT		
	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	-0,07	0,44	0,49
prova 2	0,49	-0,17	-0,18
prova 3	0,76	0,05	0,02
prova 4	0,17	0,06	-0,54
prova 5	0,25	0,87	0,38
prova 6	0,65	0,89	0,36
prova 7	0,13	0,90	0,21
prova 8	0,13	0,87	0,71

prova 9	0,28	0,86	0,49
---------	------	------	------

3.1.3. LSTM e BLSTM

Nella seconda fase di questo lavoro si sono testate altre due tipologie di reti neurali, le Long Short Term Memory e le Bilateral Long Short Term Memory; queste sono state implementate attraverso il Deep Learning Toolbox fornito da MathWorks.

Prova 1 – si è deciso di partire testando le reti direttamente sull'intero Database. In questa prima prova si è testata la rete LSTM, andando a valutarne le prestazioni. I parametri impostati per le reti sono riportati in Tabella 3.37. Nonostante siano stati calcolati tutti i parametri presentati all'inizio di questo capitolo, durante questa prova è stato preso in considerazione solo l'RMSE, per andare ad individuare il soggetto che presenta le prestazioni migliori, per ognuno dei segnali in ingresso.

Tabella 3.37 - Definizione parametri reti LSTM e BLSTM

Algoritmo Definizione parametri LSTM e BLSTM	
numFeatures = 1;	se in ingresso PPG o ECG
numFeatures = 2;	se in ingresso PPG + ECG
numHiddenUnits = 300;	
numResponses = 1;	
layers = [...	
sequenceInputLayer(numFeatures)	
lstmLayer(numHiddenUnits,'OutputMode','sequence')	se LSTM
bilstmLayer(numHiddenUnits,'OutputMode','sequence')	se BLSTM
fullyConnectedLayer(numResponses)	
regressionLayer];	
options = trainingOptions('adam', ...	
'MaxEpochs',200, ...	
'GradientThreshold',1, ...	

'InitialLearnRate',0.005, ...
'LearnRateSchedule','piecewise', ...
'LearnRateDropPeriod',125, ...
'LearnRateDropFactor',0.2)

Di seguito vengono riportati i bar diagram contenenti gli RMSE per ciascun soggetto, per quanto riguarda la stima della pressione diastolica (arancio) e sistolica (blu). Si ha rispettivamente, in Figura 3.7 l'RMSE quando in input vi è il segnale PPG, in Figura 3.8 l'ECG e in Figura 3.9 entrambi i segnali. I soggetti selezionati per le prestazioni migliori sono:

- Soggetto 21 per il PPG con $RMSE_{sys}=0.15$ e $RMSE_{dias}=0.47$
- Soggetto 7 per l'ECG con $RMSE_{sys}=0.70$ e $RMSE_{dias}=0.60$
- Soggetto 13 per ECG+PPG con $RMSE_{sys}=0.77$ e $RMSE_{dias}=0.57$

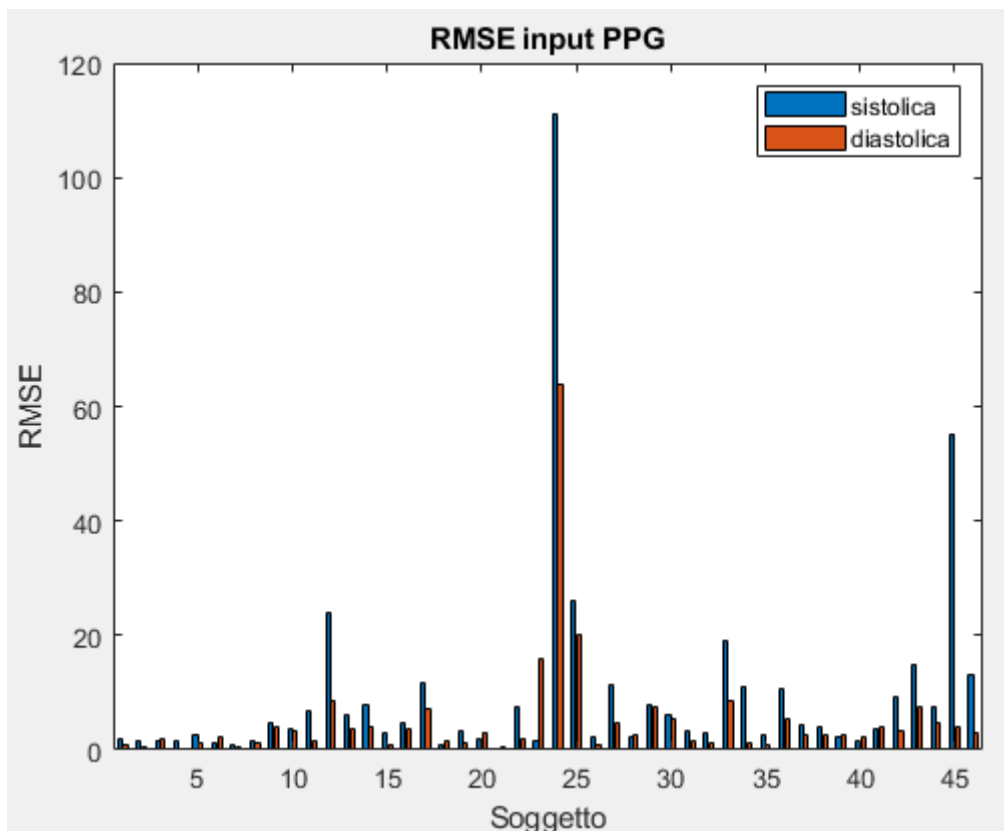


Figura 3.7 – RMSE LSTM input PPG

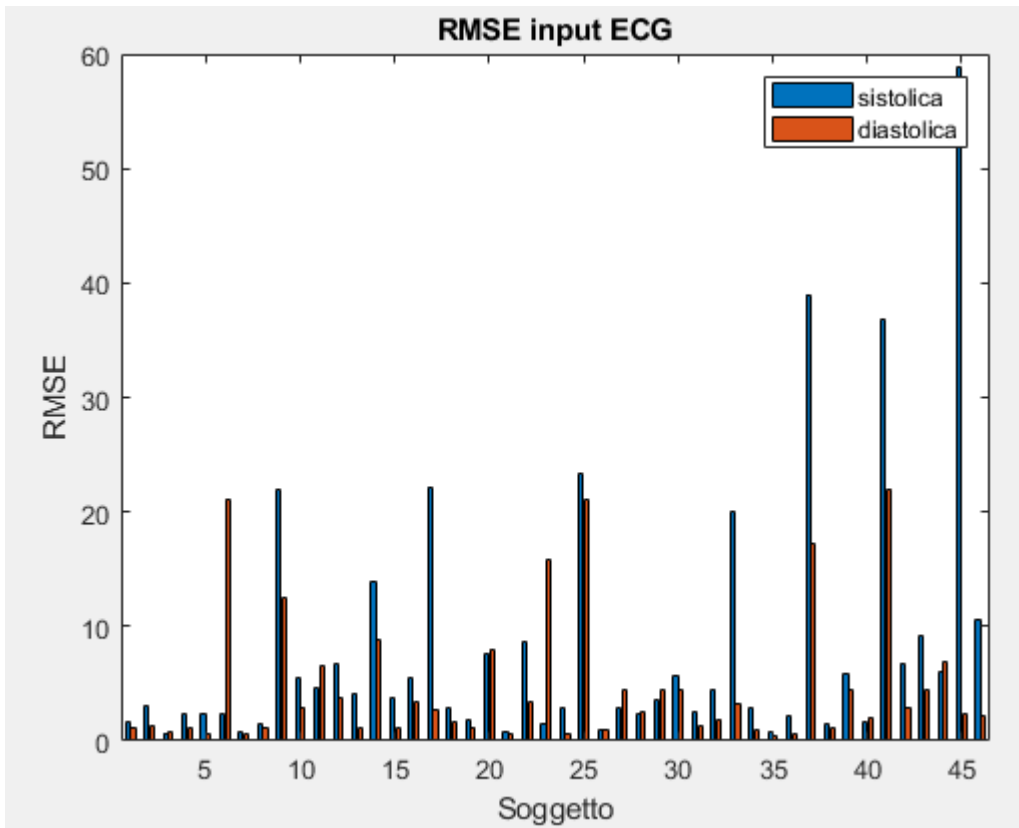


Figura 3.8 - RMSE LSTM input ECG

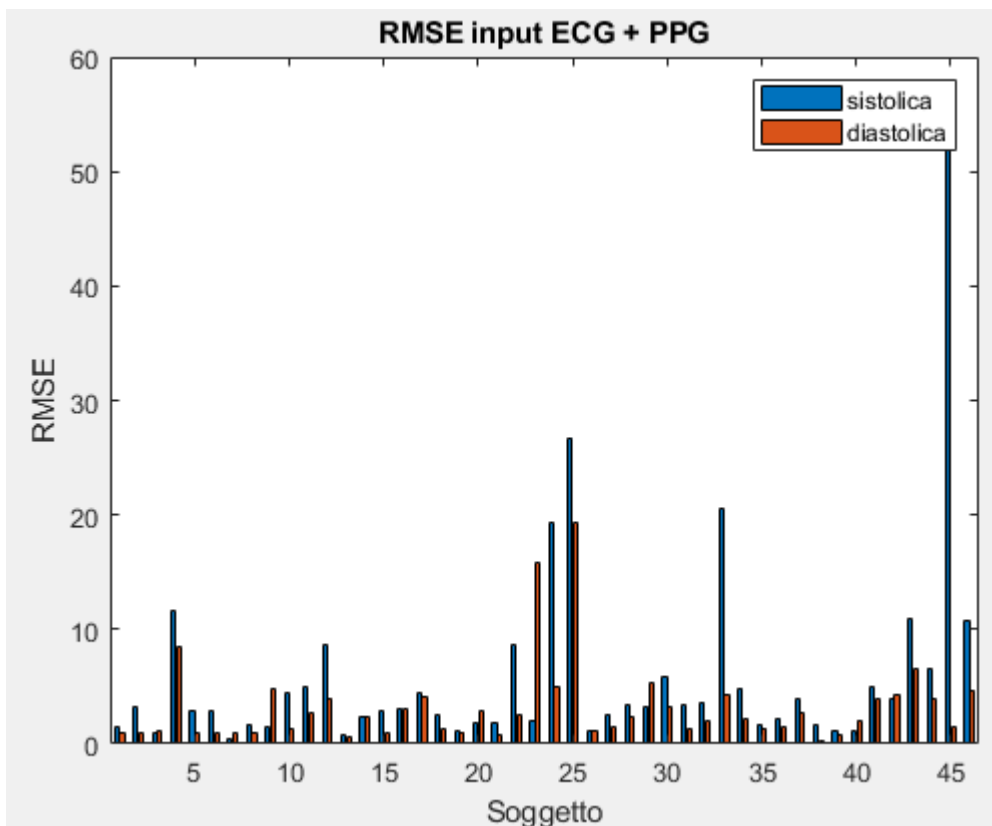


Figura 3.9 - RMSE LSTM input ECG + PPG

Prova 2 – le reti dei soggetti individuati come “migliori” sono state utilizzate per valutare la capacità di generalizzazione, andando a testarle sull'intero Database. Si riportano in Tabella 3.38 gli RMSE, in

Tabella 3.39 i MAE, in Tabella 3.40 gli SSE ed infine in Tabella 3.41 i Coefficienti di Pearson. I risultati migliori, come ci si aspetta, sono quelli dei soggetti le cui reti sono state utilizzate per effettuare il test di generalizzazione; in ogni caso la rete generalizza molto bene, a parte qualche eccezione, per quanto riguarda la stima della pressione diastolica, un po' meno per la sistolica, anche se l'RMSE in molti casi risulta essere al di sotto di 10.

Tabella 3.38 - RMSE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete LSTM

	RMSE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	1,51	1,64	2,93	4,71	7,56	7,45
Soggetto 2	3,87	11,43	4,46	4,06	7,13	2,31
Soggetto 3	1,38	NaN ⁵	NaN	1,45	NaN	NaN
Soggetto 4	5,73	12,29	109,12	20,72	13,13	58,18
Soggetto 5	1,85	5,79	0,80	3,44	3,20	1,43
Soggetto 6	3,62	2,77	70,29	2,07	4,72	43,97
Soggetto 7	5,82	0,58	NaN	2,74	0,78	NaN
Soggetto 8	1,81	8,44	54,84	2,33	12,03	25,68
Soggetto 9	8,20	6,37	87,66	15,60	28,25	41,74
Soggetto 10	4,79	5,09	7,57	2,92	8,67	7,80
Soggetto 11	6,44	9,40	3,04	9,55	27,63	7,28
Soggetto 12	2,38	3,25	2,98	1,54	4,44	0,90
Soggetto 13	2,62	27,56	0,58	1,57	10,64	0,78
Soggetto 14	2,78	5,41	84,15	5,35	8,46	48,45
Soggetto 15	3,28	6,27	1,55	3,13	7,01	2,98
Soggetto 16	4,60	4,47	3,60	5,97	11,47	6,63
Soggetto 17	0,78	7,03	6,61	8,31	31,46	10,60
Soggetto 18	6,81	11,56	5,64	12,06	20,80	17,24
Soggetto 19	2,90	4,67	1,12	3,26	22,77	9,31
Soggetto 20	10,78	20,77	6,17	6,33	12,94	4,08
Soggetto 21	0,47	NaN	NaN	0,16	NaN	NaN
Soggetto 22	2,97	6,42	2,02	8,22	14,84	7,36
Soggetto 23	16,47	16,15	100,04	2,86	15,99	61,67
Soggetto 24	10,78	12,09	24,67	46,70	13,75	52,32
Soggetto 25	23,10	13,86	28,26	25,11	30,77	31,11
Soggetto 26	0,74	3,02	34,81	1,09	3,77	19,20

⁵ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 27	6,42	6,75	106,34	20,14	12,30	69,06
Soggetto 28	2,45	5,98	53,81	3,54	14,54	35,76
Soggetto 29	8,12	13,15	6,84	6,25	5,23	13,83
Soggetto 30	6,30	9,30	13,96	6,96	27,99	6,50
Soggetto 31	1,34	1,35	3,67	2,94	16,92	5,47
Soggetto 32	4,12	24,70	2,32	4,61	16,22	4,61
Soggetto 33	2,45	4,35	3,42	18,63	22,68	22,43
Soggetto 34	3,45	10,13	0,98	7,61	6,10	5,59
Soggetto 35	6,21	13,06	80,06	32,75	14,45	27,84
Soggetto 36	1,43	4,07	3,51	2,72	10,66	4,14
Soggetto 37	2,52	7,83	2,09	9,24	3,17	7,68
Soggetto 38	4,22	12,56	2,06	2,62	9,57	4,11
Soggetto 39	2,10	4,71	3,67	1,57	4,57	1,92
Soggetto 40	2,30	1,75	2,40	1,23	1,26	0,86
Soggetto 41	2,37	12,97	138,08	16,17	10,07	80,68
Soggetto 42	2,58	8,83	3,10	5,60	12,85	7,40
Soggetto 43	6,64	NaN	NaN	9,30	NaN	NaN
Soggetto 44	8,36	NaN	NaN	10,91	NaN	NaN
Soggetto 45	1,91	4,39	4,33	48,25	56,96	37,99
Soggetto 46	4,78	3,75	3,55	10,67	19,10	9,89

Tabella 3.39 - MAE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete LSTM

	MAE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	1,26	1,25	2,60	4,33	7,05	6,21
Soggetto 2	3,75	11,39	4,37	3,56	6,69	1,88
Soggetto 3	1,35	NaN ⁶	NaN	1,40	NaN	NaN
Soggetto 4	5,37	11,92	75,65	18,25	12,74	44,64
Soggetto 5	1,72	5,78	0,56	3,29	2,63	1,33
Soggetto 6	3,55	2,72	70,28	1,91	4,69	43,94
Soggetto 7	5,82	0,57	NaN	2,20	0,59	NaN
Soggetto 8	1,63	7,75	54,83	2,11	11,67	25,65
Soggetto 9	8,20	6,13	87,61	13,04	27,98	41,74
Soggetto 10	4,71	5,03	7,48	2,19	8,25	7,76
Soggetto 11	6,24	8,73	2,55	8,56	18,57	6,15
Soggetto 12	2,20	2,56	2,77	1,28	3,90	0,82
Soggetto 13	2,62	27,54	0,46	1,47	10,56	0,69
Soggetto 14	2,10	4,25	84,10	4,61	7,49	48,37
Soggetto 15	3,20	6,24	1,35	2,64	5,78	2,48
Soggetto 16	3,33	3,15	3,53	4,87	9,74	5,38
Soggetto 17	0,72	6,61	6,59	5,95	26,23	7,96

⁶ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 18	6,77	10,35	5,14	11,69	18,06	15,09
Soggetto 19	2,78	4,50	0,93	3,03	20,82	9,26
Soggetto 20	10,76	20,09	6,15	6,19	12,94	3,87
Soggetto 21	0,41	NaN	NaN	0,13	NaN	NaN
Soggetto 22	2,72	6,20	1,39	7,28	12,91	6,56
Soggetto 23	11,79	14,36	99,39	2,75	13,53	61,66
Soggetto 24	7,08	9,67	20,89	26,79	13,75	42,75
Soggetto 25	15,65	10,90	18,40	18,67	22,72	24,68
Soggetto 26	0,49	2,69	34,81	0,93	2,76	19,17
Soggetto 27	6,19	6,01	106,33	18,36	10,86	68,94
Soggetto 28	2,22	4,80	53,75	3,13	14,36	35,66
Soggetto 29	8,12	13,14	5,60	4,91	5,08	11,31
Soggetto 30	5,60	7,68	13,47	5,66	25,29	4,88
Soggetto 31	1,01	1,05	3,50	2,48	16,88	5,37
Soggetto 32	3,61	20,34	2,23	3,46	16,02	4,39
Soggetto 33	2,11	3,78	3,40	17,79	16,40	21,86
Soggetto 34	3,38	10,10	0,97	7,58	4,78	5,38
Soggetto 35	6,21	13,06	80,06	32,75	14,45	27,84
Soggetto 36	1,03	3,44	3,04	2,43	9,02	3,10
Soggetto 37	2,22	7,73	1,99	9,12	3,03	7,53
Soggetto 38	4,21	12,55	2,06	2,35	9,30	4,01
Soggetto 39	1,75	4,03	3,38	1,49	4,52	1,46
Soggetto 40	2,23	1,32	2,25	1,16	1,12	0,75
Soggetto 41	2,13	12,80	138,07	15,79	9,93	80,60
Soggetto 42	2,38	8,38	2,82	4,86	12,40	7,25
Soggetto 43	5,32	NaN	NaN	7,85	NaN	NaN
Soggetto 44	7,74	NaN	NaN	9,32	NaN	NaN
Soggetto 45	1,34	3,65	3,77	25,55	36,09	19,90
Soggetto 46	4,61	3,36	3,13	7,58	16,57	6,87

Tabella 3.40 - SSE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete LSTM

	SSE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	11,40	13,50	42,95	111,15	286,09	277,56
Soggetto 2	59,78	522,91	79,46	65,79	203,35	21,43
Soggetto 3	7,62	NaN ⁷	NaN	8,37	NaN	NaN
Soggetto 4	98,49	302,14	35718,68	1287,46	344,61	10155,98
Soggetto 5	13,63	100,73	2,58	47,23	30,76	8,22
Soggetto 6	52,33	15,39	19761,21	17,19	44,57	7733,93
Soggetto 7	101,70	1,36	NaN	22,53	2,44	NaN
Soggetto 8	9,82	142,53	9021,63	16,34	289,46	1977,64

⁷ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 9	134,50	81,05	15369,91	486,85	1595,89	3484,39
Soggetto 10	91,72	103,52	171,76	34,02	300,48	182,71
Soggetto 11	2650,32	4506,56	593,16	5831,19	38929,34	3388,43
Soggetto 12	28,22	52,79	44,50	11,80	98,78	4,07
Soggetto 13	20,55	1519,51	0,99	7,36	226,31	1,81
Soggetto 14	30,82	117,21	28325,63	114,28	286,11	9390,65
Soggetto 15	32,25	117,94	7,17	29,45	147,60	26,71
Soggetto 16	84,53	59,98	51,85	142,78	394,55	176,01
Soggetto 17	1,81	148,31	131,08	207,02	2968,60	337,29
Soggetto 18	138,94	400,57	95,38	436,23	1297,64	891,90
Soggetto 19	25,18	65,39	3,74	31,84	1555,77	259,79
Soggetto 20	232,33	863,19	76,19	80,19	335,02	33,21
Soggetto 21	0,67	NaN	NaN	0,07	NaN	NaN
Soggetto 22	35,17	164,70	16,32	270,31	880,43	216,78
Soggetto 23	542,57	521,42	20016,72	16,40	511,63	7606,47
Soggetto 24	465,00	292,40	1826,05	8722,63	378,27	8211,60
Soggetto 25	2134,81	768,71	3195,36	2522,70	3787,56	3871,90
Soggetto 26	2,18	27,34	3635,53	4,72	42,65	1105,82
Soggetto 27	164,93	136,87	33927,11	1622,23	453,93	14308,11
Soggetto 28	30,02	107,27	14479,15	62,65	634,55	6393,71
Soggetto 29	197,85	518,59	140,47	117,04	81,92	573,60
Soggetto 30	1587,12	3629,88	7986,20	1934,97	32908,37	1732,93
Soggetto 31	7,23	3,65	53,90	34,63	572,77	119,53
Soggetto 32	50,81	1830,24	16,13	63,87	789,42	63,85
Soggetto 33	11,99	37,87	23,42	694,17	1028,59	1006,45
Soggetto 34	23,76	205,39	1,90	115,89	74,40	62,54
Soggetto 35	38,54	170,65	6409,06	1072,59	208,91	775,30
Soggetto 36	10,25	66,37	61,71	36,86	454,22	85,64
Soggetto 37	19,08	183,97	13,09	255,96	30,18	177,08
Soggetto 38	53,55	473,44	12,77	20,63	274,53	50,76
Soggetto 39	13,27	44,33	40,34	7,39	41,77	11,03
Soggetto 40	21,23	12,30	23,03	6,10	6,37	2,95
Soggetto 41	28,18	841,32	95337,20	1306,70	507,27	32546,74
Soggetto 42	33,32	233,98	38,44	156,89	495,69	218,97
Soggetto 43	220,78	NaN	NaN	432,31	NaN	NaN
Soggetto 44	279,45	NaN	NaN	476,53	NaN	NaN
Soggetto 45	14,58	57,90	75,14	9311,56	9731,98	5773,18
Soggetto 46	91,51	70,38	62,89	455,72	1823,74	488,74

Tabella 3.41 - Pearson Coefficient ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete LSTM

	PEARSON COEFFICIENT TEST		
	PPG	ECG	ECG+PPG
Soggetto 1	0,94	-0,42	0,29
Soggetto 2	0,49	0,32	0,71
Soggetto 3	0,77	NaN ⁸	NaN
Soggetto 4	0,75	0,54	-0,05
Soggetto 5	0,49	-0,68	0,81
Soggetto 6	0,83	-0,60	0,08
Soggetto 7	0,51	0,72	NaN
Soggetto 8	0,20	0,23	0,29
Soggetto 9	0,25	-0,13	0,01
Soggetto 10	0,50	-0,20	0,85
Soggetto 11	0,50	-0,23	0,93
Soggetto 12	0,97	-0,41	0,35
Soggetto 13	0,10	0,14	0,99
Soggetto 14	0,59	-0,44	0,16
Soggetto 15	0,07	-0,43	0,97
Soggetto 16	0,07	-0,72	0,81
Soggetto 17	0,49	0,03	0,59
Soggetto 18	-0,04	-0,20	0,80
Soggetto 19	0,03	0,06	0,92
Soggetto 20	-0,24	-0,04	0,27
Soggetto 21	0,86	NaN	NaN
Soggetto 22	0,76	-0,48	0,21
Soggetto 23	0,91	0,66	0,47
Soggetto 24	0,01	0,06	0,25
Soggetto 25	0,12	0,26	0,35
Soggetto 26	0,18	0,46	-0,08
Soggetto 27	0,75	0,24	0,22
Soggetto 28	0,79	0,60	0,39
Soggetto 29	0,41	0,17	0,49
Soggetto 30	-0,43	-0,35	0,65
Soggetto 31	0,45	0,42	0,71
Soggetto 32	0,10	-0,49	0,96
Soggetto 33	-0,17	0,25	0,50
Soggetto 34	0,08	0,04	0,87
Soggetto 35	0,22	-0,14	0,17
Soggetto 36	0,93	0,65	0,50
Soggetto 37	0,26	-0,13	0,94
Soggetto 38	0,22	-0,10	0,44
Soggetto 39	0,19	-0,13	0,70
Soggetto 40	0,70	-0,58	0,63

⁸ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 41	0,92	0,16	0,01
Soggetto 42	0,45	-0,20	0,92
Soggetto 43	0,37	NaN	NaN
Soggetto 44	0,89	NaN	NaN
Soggetto 45	0,19	-0,14	0,59
Soggetto 46	0,83	0,60	0,72

Prova 3 – la Prova 1 svolta sulla rete LSTM è stata ripetuta per la BLSTM. Di seguito vengono riportati i bar diagram contenenti gli RMSE per ciascun soggetto, per quanto riguarda la stima della pressione diastolica (arancio) e sistolica (blu). Si ha rispettivamente, in Figura 3.10 l'RMSE quando in input vi è il segnale PPG, in Figura 3.11 l'ECG e in Figura 3.12 entrambi i segnali. I soggetti selezionati per le prestazioni migliori sono:

- Soggetto 21 per il PPG con RMSE_sys=1.53 e RMSE_dias=0.47
- Soggetto 5 per l'ECG con RMSE_sys=1.38 e RMSE_dias=0.85
- Soggetto 21 per ECG+PPG con RMSE_sys=0.49 e RMSE_dias=0.33

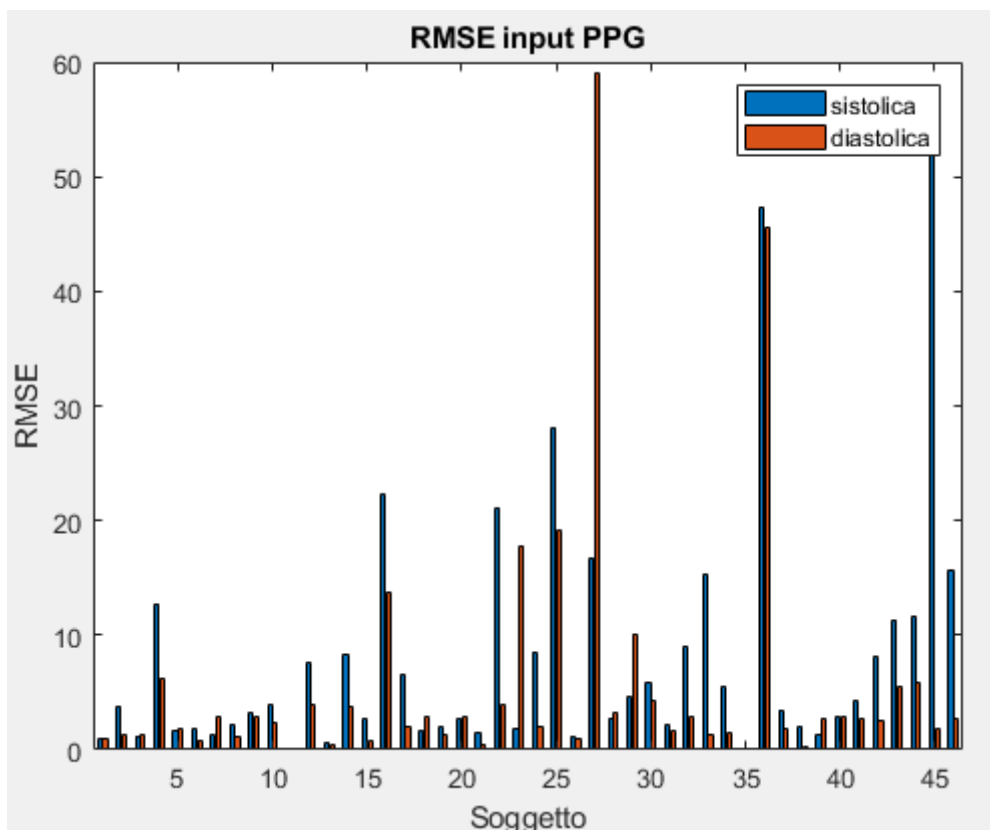


Figura 3.10 - RMSE input PPG, rete BLSTM

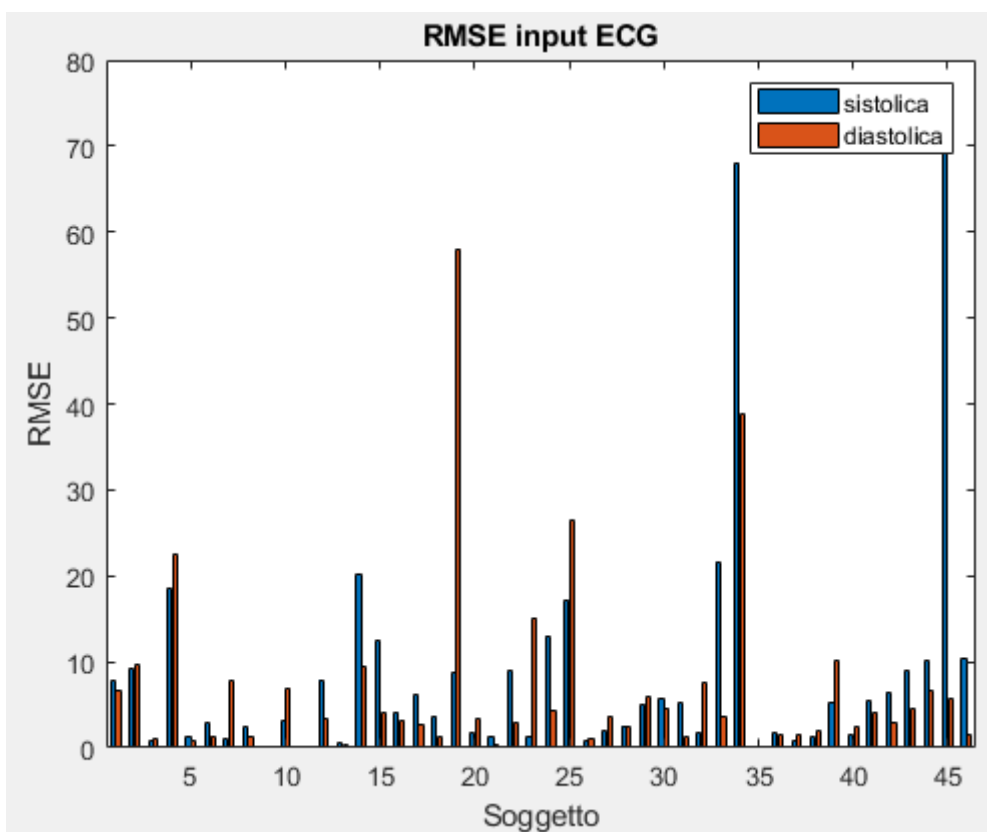


Figura 3.11 - RMSE input ECG, rete BLSTM

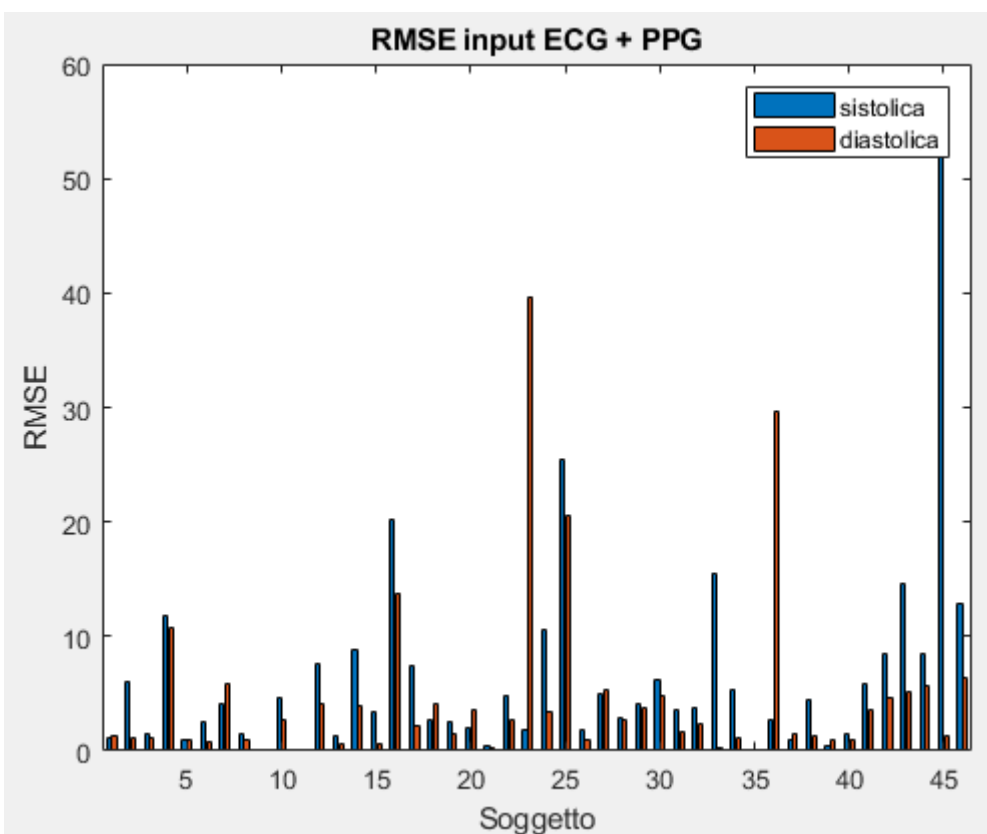


Figura 3.12 - RMSE input ECG + PPG, rete BLSTM

Prova 4 – analogamente a quanto fatto nella Prova 2 per la rete LSTM, anche per la BLSTM si sono testate le capacità di generalizzazione andando a testare le reti dei soggetti “migliori” sull’intero Database. Si riportano in Tabella 3.42 gli RMSE, in Tabella 3.43 i MAE, in Tabella 3.44 gli SSE ed infine in Tabella 3.45 i Coefficienti di Pearson. Anche in questo caso i risultati migliori si ottengono per i soggetti 21 e 5, selezionati in precedenza per il test di generalizzazione; a parte qualche eccezione, le capacità di generalizzazione della rete sono molto buone e, per quanto riguarda la stima della pressione sistolica, le prestazioni risultano essere migliori rispetto alla LSTM.

Tabella 3.42 - RMSE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete BLSTM

	RMSE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	1,27	2,18	1,54	1,85	11,09	0,91
Soggetto 2	4,32	3,73	4,21	2,39	4,34	2,55
Soggetto 3	2,07	1,34	1,49	0,73	5,07	1,44
Soggetto 4	3,76	5,35	3,67	4,72	12,79	9,75
Soggetto 5	2,04	0,85	1,85	4,81	1,38	2,17
Soggetto 6	3,65	3,27	3,44	4,15	5,50	4,67
Soggetto 7	5,92	7,00	6,03	2,83	1,41	1,69
Soggetto 8	2,17	0,82	1,91	4,12	2,52	3,62
Soggetto 9	8,28	7,39	8,10	15,44	11,97	18,46
Soggetto 10	4,37	3,76	4,45	9,76	2,77	5,59
Soggetto 11	6,56	5,99	6,46	5,05	7,86	5,58
Soggetto 12	3,42	0,47	2,26	6,41	15,59	8,57
Soggetto 13	3,20	0,72	2,84	3,38	1,32	2,27
Soggetto 14	2,61	4,04	2,97	4,66	4,65	3,34
Soggetto 15	3,82	1,72	3,44	5,65	2,78	5,17
Soggetto 16	5,09	3,89	4,54	5,48	5,43	5,42
Soggetto 17	1,02	1,84	0,60	9,07	5,52	9,86
Soggetto 18	7,93	4,44	6,43	6,21	3,21	4,98
Soggetto 19	3,39	1,66	3,17	6,37	3,39	6,23
Soggetto 20	11,07	11,69	10,87	3,02	1,89	1,82
Soggetto 21	0,47	0,22	0,33	1,54	0,42	0,50
Soggetto 22	3,71	1,90	2,41	7,22	13,97	7,50
Soggetto 23	17,20	15,59	16,56	6,79	7,57	4,74
Soggetto 24	12,20	4,01	11,37	50,45	3,98	59,58
Soggetto 25	24,29	20,25	26,60	26,14	22,06	12,27
Soggetto 26	0,81	0,93	0,72	3,94	0,99	2,08
Soggetto 27	5,45	NaN ⁹	NaN	13,60	NaN	NaN

⁹ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 28	2,32	2,52	2,39	3,00	5,12	2,86
Soggetto 29	8,39	8,46	7,93	4,44	6,73	4,57
Soggetto 30	7,73	5,98	6,57	8,30	8,57	9,37
Soggetto 31	1,20	1,39	1,23	6,54	3,44	3,84
Soggetto 32	5,19	2,37	4,39	9,51	5,19	7,51
Soggetto 33	2,70	2,81	2,79	19,26	17,39	21,59
Soggetto 34	4,18	1,79	3,53	5,42	29,70	6,22
Soggetto 35	6,85	5,95	7,75	17,43	12,04	23,06
Soggetto 36	1,65	1,85	1,65	3,69	6,59	2,81
Soggetto 37	2,80	1,02	2,69	3,38	2,95	4,07
Soggetto 38	4,20	3,11	4,39	3,98	3,04	3,72
Soggetto 39	2,51	1,68	2,25	1,95	0,56	1,39
Soggetto 40	2,28	2,33	2,23	1,69	2,41	1,93
Soggetto 41	3,26	3,16	2,63	4,32	5,32	5,74
Soggetto 42	3,00	3,02	2,84	4,45	8,33	5,17
Soggetto 43	6,91	9,61	8,13	12,35	16,71	11,86
Soggetto 44	8,75	10,34	8,27	15,45	17,93	16,33
Soggetto 45	2,14	1,81	1,79	54,93	53,99	47,24
Soggetto 46	5,47	5,71	4,32	13,56	21,77	14,67

Tabella 3.43 - MAE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete BLSTM

	MAE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	0,98	1,96	1,29	1,60	10,97	0,83
Soggetto 2	4,17	3,61	4,10	2,14	3,86	2,31
Soggetto 3	2,03	1,26	1,46	0,62	5,06	1,34
Soggetto 4	3,58	4,76	3,62	3,50	10,28	6,45
Soggetto 5	1,87	0,83	1,70	3,65	1,28	1,71
Soggetto 6	3,56	3,15	3,36	3,84	5,28	4,38
Soggetto 7	5,90	7,00	6,03	2,82	1,41	1,57
Soggetto 8	1,98	0,78	1,73	4,04	2,16	3,48
Soggetto 9	8,28	7,39	8,10	15,33	11,89	18,42
Soggetto 10	4,29	3,36	4,37	5,25	2,43	3,25
Soggetto 11	6,30	4,98	6,26	3,60	6,32	3,98
Soggetto 12	3,26	0,44	2,04	5,98	15,46	8,45
Soggetto 13	3,19	0,71	2,84	3,26	1,24	2,23
Soggetto 14	2,00	3,17	2,35	4,18	4,24	2,54
Soggetto 15	3,74	1,58	3,37	4,97	2,27	4,39
Soggetto 16	3,68	3,30	3,37	4,66	5,07	5,11
Soggetto 17	0,84	1,50	0,47	8,91	5,35	9,23
Soggetto 18	7,88	4,39	6,36	5,70	3,04	4,51
Soggetto 19	3,28	1,66	3,07	6,29	3,39	6,16
Soggetto 20	11,07	11,56	10,86	2,81	1,87	1,38

Soggetto 21	0,37	0,22	0,26	1,30	0,40	0,42
Soggetto 22	3,29	1,62	2,33	5,31	10,54	5,52
Soggetto 23	12,73	11,12	11,85	6,43	7,55	4,53
Soggetto 24	7,78	3,69	7,47	35,14	3,87	40,30
Soggetto 25	18,11	13,97	21,46	21,52	16,84	9,20
Soggetto 26	0,53	0,69	0,48	3,04	0,80	1,73
Soggetto 27	5,24	NaN ¹⁰	NaN	12,80	NaN	NaN
Soggetto 28	2,12	1,95	2,16	2,55	3,39	2,41
Soggetto 29	8,25	8,46	7,93	2,72	4,88	3,31
Soggetto 30	7,13	4,75	5,87	7,08	5,03	8,46
Soggetto 31	1,11	1,09	0,87	5,73	2,67	3,42
Soggetto 32	4,66	1,86	3,88	9,47	4,95	7,26
Soggetto 33	2,28	2,77	2,54	16,53	13,61	20,89
Soggetto 34	4,03	1,62	3,52	5,20	29,44	5,87
Soggetto 35	6,85	5,95	7,75	17,43	12,04	23,06
Soggetto 36	1,02	1,72	1,04	2,83	5,85	2,40
Soggetto 37	2,63	1,01	2,45	2,80	2,78	3,79
Soggetto 38	4,20	3,08	4,37	3,84	2,74	3,55
Soggetto 39	2,05	1,46	1,82	1,90	0,56	1,34
Soggetto 40	2,21	2,26	2,15	1,58	2,38	1,85
Soggetto 41	2,92	2,66	2,35	3,93	4,98	3,74
Soggetto 42	2,67	2,82	2,56	3,63	7,11	4,12
Soggetto 43	5,83	8,47	7,13	11,68	11,35	9,05
Soggetto 44	8,18	9,15	7,63	14,56	17,01	15,42
Soggetto 45	1,35	1,39	1,27	33,35	31,66	24,64
Soggetto 46	5,30	4,05	4,09	9,69	20,48	11,07

Tabella 3.44 - SSE ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete BLSTM

	SSE TEST					
	DIASTOLICA			SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG + ECG	PPG	ECG	PPG + ECG
Soggetto 1	8,06	14,21	11,82	17,05	368,68	4,12
Soggetto 2	74,72	55,75	70,92	22,76	75,26	25,93
Soggetto 3	17,08	7,13	8,90	2,12	102,76	8,31
Soggetto 4	42,51	57,23	40,51	66,71	327,35	284,90
Soggetto 5	16,59	2,90	13,64	92,47	7,62	18,92
Soggetto 6	53,19	42,80	47,37	68,79	121,09	87,39
Soggetto 7	140,28	196,23	145,64	32,07	7,93	11,39
Soggetto 8	14,13	1,99	10,99	51,01	19,12	39,27
Soggetto 9	137,23	109,32	131,13	476,72	286,48	681,54
Soggetto 10	76,48	42,49	79,22	381,10	22,97	125,07
Soggetto 11	2750,22	2081,05	2674,88	1632,52	3585,82	1989,29

¹⁰ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 12	58,34	0,67	25,53	205,63	728,77	367,24
Soggetto 13	30,80	1,54	24,18	34,21	5,22	15,43
Soggetto 14	27,32	48,85	35,20	86,83	64,78	44,58
Soggetto 15	43,75	8,84	35,54	95,94	23,21	80,10
Soggetto 16	103,82	60,64	82,44	120,33	117,83	117,45
Soggetto 17	3,12	10,15	1,08	246,77	91,33	291,93
Soggetto 18	188,57	39,34	124,17	115,67	20,60	74,43
Soggetto 19	34,39	5,51	30,23	121,85	22,98	116,52
Soggetto 20	245,28	273,08	236,51	18,20	7,15	6,63
Soggetto 21	0,67	0,15	0,33	7,09	0,54	0,74
Soggetto 22	55,02	10,88	23,21	208,80	585,89	224,99
Soggetto 23	591,98	486,12	548,75	92,18	114,47	44,95
Soggetto 24	446,75	32,15	387,70	7636,65	31,67	10649,09
Soggetto 25	1770,55	1230,53	1415,22	2050,19	1460,03	301,19
Soggetto 26	2,63	3,43	2,10	62,05	3,90	17,23
Soggetto 27	118,97	NaN ¹¹	NaN	739,30	NaN	NaN
Soggetto 28	26,92	25,47	28,57	44,92	105,01	40,93
Soggetto 29	211,00	214,86	188,80	59,23	135,95	62,61
Soggetto 30	2390,20	1500,95	1726,41	2756,90	3087,83	3514,63
Soggetto 31	5,73	7,77	6,00	171,04	47,47	59,00
Soggetto 32	80,79	16,92	57,71	271,51	80,93	169,42
Soggetto 33	14,57	15,78	15,53	742,17	605,07	932,27
Soggetto 34	35,00	9,58	24,89	58,76	2646,89	77,48
Soggetto 35	46,86	35,43	60,01	303,87	144,91	531,87
Soggetto 36	10,88	10,28	10,85	54,50	130,34	31,66
Soggetto 37	23,45	3,10	21,71	34,25	26,10	49,60
Soggetto 38	53,00	29,02	57,69	47,41	27,68	41,44
Soggetto 39	18,85	8,48	15,21	11,38	0,95	5,78
Soggetto 40	20,85	21,73	19,95	11,42	23,26	14,97
Soggetto 41	42,39	40,05	27,69	74,53	113,28	131,99
Soggetto 42	44,96	36,50	40,24	98,94	277,54	133,73
Soggetto 43	143,10	277,02	198,24	457,33	837,22	421,81
Soggetto 44	306,41	427,58	273,38	954,78	1285,89	1066,84
Soggetto 45	13,69	9,88	12,84	9052,11	8745,68	8927,30
Soggetto 46	119,58	97,91	74,50	734,97	1421,66	861,42

¹¹ Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Tabella 3.45 - Pearson Coefficient ottenuti nelle diverse prove per ciascun soggetto, rete BLSTM

	PEARSON COEFFICIENT TEST		
	PPG	ECG	ECG+PPG
Soggetto 1	0,79	-0,35	0,77
Soggetto 2	0,76	-0,80	0,75
Soggetto 3	0,59	-0,26	0,58
Soggetto 4	0,82	-0,32	0,73
Soggetto 5	0,83	0,99	0,83
Soggetto 6	0,84	0,86	0,83
Soggetto 7	0,94	0,88	0,92
Soggetto 8	0,82	0,97	0,82
Soggetto 9	0,70	0,35	0,72
Soggetto 10	0,63	-0,38	0,61
Soggetto 11	0,55	0,56	0,56
Soggetto 12	0,73	-0,41	0,69
Soggetto 13	0,31	0,49	0,27
Soggetto 14	0,55	0,26	0,49
Soggetto 15	0,48	0,89	0,45
Soggetto 16	0,47	0,46	0,45
Soggetto 17	0,67	-0,35	0,65
Soggetto 18	0,61	-0,15	0,65
Soggetto 19	0,67	-0,40	0,72
Soggetto 20	0,22	0,11	0,27
Soggetto 21	0,95	-0,44	0,96
Soggetto 22	0,70	0,43	0,63
Soggetto 23	0,53	-0,07	0,48
Soggetto 24	0,40	0,20	0,39
Soggetto 25	0,48	0,44	0,59
Soggetto 26	0,31	-0,65	0,37
Soggetto 27	0,60	NaN ¹²	NaN
Soggetto 28	0,67	-0,45	0,65
Soggetto 29	0,65	-0,52	0,63
Soggetto 30	0,19	-0,07	0,18
Soggetto 31	0,59	-0,36	0,62
Soggetto 32	0,51	0,95	0,49
Soggetto 33	0,41	-0,05	0,40
Soggetto 34	0,57	0,53	0,57
Soggetto 35	0,39	-0,28	0,27
Soggetto 36	0,81	-0,11	0,81
Soggetto 37	0,83	0,14	0,82
Soggetto 38	0,59	-0,28	0,59
Soggetto 39	0,68	-0,51	0,70
Soggetto 40	0,65	0,88	0,62

¹² Il NaN è dovuto al fatto che, a causa della bassa qualità del segnale predetto, il BP_ANNOTATE non è in grado di individuare i punti significativi del segnale ABP.

Soggetto 41	0,85	0,56	0,82
Soggetto 42	0,31	-0,27	0,27
Soggetto 43	0,43	0,00	0,43
Soggetto 44	0,84	0,24	0,82
Soggetto 45	0,08	-0,13	0,41
Soggetto 46	0,42	0,08	0,35

Prova 5 – come nella Prova 6 della rete NNOE, anche per la LSTM e BLSTM, la validazione è stata fatta attraverso il metodo del Leave One Out. Di seguito si riportano i risultati per la rete LSTM, rispettivamente in Tabella 3.46 RMSE, in Tabella 3.47 MAE, in Tabella 3.48 SSE e in Tabella 3.49 Coefficienti di Pearson. Anche in questo caso le prestazioni non sono ottimali e i valori di RMSE sono quasi sempre al di sopra del valore limite di 10. I valori più bassi di RMSE, per quanto riguarda la pressione diastolica e sistolica, si ottengono quando in ingresso si ha il segnale ECG, ma non si discostano molto da quelli che si hanno quando si pone in ingresso il PPG.

Tabella 3.46 - RMSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete LSTM

	TEST					
	RMSE DIASTOLICA			RMSE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	15,23	10,98	15,23	22,52	20,45	31,84
prova 2	11,38	12,33	11,38	30,36	30,51	44,03
prova 3	22,15	17,86	22,15	35,05	40,48	38,55
prova 4	17,59	17,01	17,59	23,93	23,65	29,06
prova 5	15,00	12,71	15,00	14,88	17,55	21,63
prova 6	13,58	17,28	13,58	23,39	26,39	36,89
prova 7	12,04	11,40	12,04	18,10	21,02	28,91
prova 8	13,86	10,30	13,86	14,72	11,96	8,95
prova 9	14,95	12,73	14,95	28,76	27,09	35,68

Tabella 3.47 - MAE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete LSTM

	TEST					
	MAE DIASTOLICA			MAE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	12,40	8,31	12,40	18,44	16,43	26,38
prova 2	9,72	9,53	9,72	24,76	25,39	37,19
prova 3	18,38	14,70	18,38	25,22	28,65	27,42
prova 4	14,56	15,00	14,56	20,80	19,36	21,29
prova 5	12,08	9,21	12,08	12,81	13,89	17,59

prova 6	12,04	13,88	12,04	20,42	23,01	32,04
prova 7	9,52	10,19	9,52	14,83	18,75	24,20
prova 8	11,25	9,23	11,25	12,11	9,57	8,09
prova 9	12,69	11,21	12,69	23,68	22,43	25,29

Tabella 3.48 - SSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete LSTM

	TEST					
	SSE DIASTOLICA			SSE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	14843,6	8915,5	14843,6	32471,9	30937,8	65894,5
prova 2	8672,3	10337,3	8672,3	61738,4	63294,9	131834,6
prova 3	30428,2	19772,1	30428,2	76150,9	101589,6	92132,1
prova 4	18559,7	18810,9	18559,7	34346,6	36344,8	54898,2
prova 5	16210,3	11638,1	16210,3	15950,2	22178,4	33700,4
prova 6	12352,3	19998,4	12352,3	36650,7	46665,7	91180,0
prova 7	10002,9	8838,0	10002,9	22602,2	30058,7	57658,4
prova 8	13253,5	7324,7	13253,5	14960,2	9877,4	5527,9
prova 9	16309,3	11833,6	16309,3	60388,9	53572,6	92909,9

Tabella 3.49 - Pearson Coefficient ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete LSTM

	PEARSON COEFFICIENT		
	TEST		
	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	0,66	0,39	0,28
prova 2	0,73	0,35	0,38
prova 3	0,73	0,35	0,31
prova 4	0,55	0,33	0,39
prova 5	0,67	0,33	0,40
prova 6	0,68	0,32	0,46
prova 7	0,34	0,34	0,32
prova 8	0,67	0,34	0,47
prova 9	0,62	0,34	0,34

Di seguito si riportano i risultati per la rete BLSTM, in Tabella 3.50 gli RMSE, in Tabella 3.51 i MAE, in

Tabella 3.52 gli SSE e in Tabella 3.53 i Coefficienti di Pearson. I risultati ottenuti, in particolare in termini di RMSE, sono migliori rispetto alle prove di Leave One Out svolte con le reti NNOE e LSTM; in ogni caso i valori risultano essere ancora superiori al valore

limite posto a 10. Il miglior compresso per quanto riguarda la stima della pressione diastolica e sistolica, in termini di RMSE, si ha con i segnali PPG ed ECG in ingresso.

Tabella 3.50 - RMSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete BLSTM

	TEST					
	RMSE DIASTOLICA			RMSE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	10,84	14,25	15,02	24,27	21,74	29,79
prova 2	14,15	11,06	11,97	28,74	33,75	43,86
prova 3	17,39	17,89	20,50	37,55	36,39	38,55
prova 4	15,03	15,59	15,82	24,82	22,44	29,60
prova 5	12,94	13,70	16,75	14,29	20,25	21,78
prova 6	18,07	14,56	16,98	27,16	24,32	36,88
prova 7	11,08	9,47	12,98	18,23	20,62	29,10
prova 8	10,86	10,15	15,09	14,38	12,86	8,90
prova 9	13,85	15,52	17,63	27,95	24,92	35,87

Tabella 3.51 - MAE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete BLSTM

	TEST					
	MAE DIASTOLICA			MAE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	9,10	11,81	12,59	19,56	18,60	25,63
prova 2	11,02	8,71	10,60	23,49	29,22	37,07
prova 3	14,16	14,34	16,98	25,80	27,07	27,09
prova 4	13,26	13,20	11,66	20,25	18,60	21,79
prova 5	10,60	9,84	14,02	10,53	16,51	17,79
prova 6	15,01	12,31	14,04	23,59	20,64	32,05
prova 7	9,40	7,01	10,07	14,17	16,51	24,39
prova 8	10,09	8,73	11,76	11,80	10,72	7,97
prova 9	12,31	13,53	13,58	24,61	20,53	25,53

Tabella 3.52 - SSE ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete BLSTM

	TEST					
	SSE DIASTOLICA			SSE SISTOLICA		
	PPG	ECG	PPG+ECG	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	8932,77	14623,62	14666,69	44762,95	34014,02	57665,29
prova 2	13623,08	8319,77	9027,56	56154,88	77454,07	121183,66
prova 3	18740,75	19852,93	26043,74	87430,00	82080,78	92132,31
prova 4	14238,78	15792,50	16274,59	38812,48	32740,05	56968,61
prova 5	12064,70	13508,33	19927,96	14700,50	29527,31	33687,17
prova 6	21876,87	14209,53	19309,86	49413,88	39642,17	91147,80

prova 7	8469,01	5918,58	11628,00	22924,57	28063,68	58425,96
prova 8	8138,13	7115,16	15722,15	14261,24	11414,46	5460,34
prova 9	14003,24	17581,11	22677,49	57035,50	45351,14	93927,98

Tabella 3.53 - Pearson Coefficient ottenuti durante le diverse prove del Leave One Out sul test set, modificando i segnali in ingresso per la rete BLSTM

	PEARSON COEFFICIENT		
	TEST		
	PPG	ECG	PPG+ECG
prova 1	0,80	0,70	0,24
prova 2	0,68	0,69	0,45
prova 3	0,53	0,60	0,36
prova 4	0,58	0,47	0,37
prova 5	0,68	0,61	0,49
prova 6	0,68	0,67	0,52
prova 7	0,77	0,47	0,41
prova 8	0,72	0,63	0,58
prova 9	0,63	0,67	0,42

Capitolo 4 Conclusioni e sviluppi futuri

Lo scopo di questo lavoro di tesi è stato testare diverse reti neurali, con diverse combinazioni di iperparametri, per valutare quella che meglio riesce a stimare i valori pressori a partire da un segnale in ingresso che può essere il PPG, l'ECG o entrambi contemporaneamente. Inizialmente, partendo da un database molto grande, il MIMIC Database, sono stati raccolti i soggetti che presentavano i segnali d'interesse, e si è svolta una fase di pulizia del database e una fase di preprocessing. Al termine di questa prima fase si è ottenuto un database composto da 46 soggetti differenti. Successivamente, diverse reti neurali sono state analizzate. In primo luogo, è stata analizzata la rete NNOE, testando numerose combinazioni per individuare quella che poteva fornire le prestazioni migliori. La rete è stata settata con 50 neuroni nell'hidden layer e 3 regressori. Si è testata questa rete su tutti e 46 i soggetti, con un'inizializzazione dei pesi random e andando poi a testare la rete del soggetto migliore, per ogni segnale in ingresso, su tutti gli altri soggetti. In secondo luogo, è stata testata la LSTM e la LSTM bidirezionale, l'hidden layer è stato impostato a 300 unità, e si è ripetuto quanto fatto in precedenza; si sono allenate le reti per ciascun soggetto e, selezionando quello migliore, si è testata la rete su tutti gli altri. In Tabella 4.1 si riportano le percentuali di soggetti all'interno del database che hanno ottenuto valori di RMSE, per quanto riguarda la pressione sistolica e diastolica, inferiori a 10, nel caso in cui si siano allenate le reti con inizializzazione random e nel caso in cui si sono testate le reti selezionate come migliori.

Tabella 4.1 - Percentuali di soggetti con RMSE inferiore a 10 per ciascun segnale in ingresso e ciascuna rete, nel caso di inizializzazione random e test di generalizzazione della rete migliore

	Inizializzazione random			Test generalizzazione rete migliore		
	NNOE	LSTM	BLSTM	NNOE	LSTM	BLSTM
PPG	65%	74%	69%	13%	69%	74%
ECG	39%	76%	67%	11%	26%	65%
ECG + PPG	43%	82%	71%	19%	47%	69%

Si può notare come la NNOE sia quella che fornisce le prestazioni peggiori, soprattutto nel test di generalizzazione; le reti LSTM e BLSTM hanno valori simili per quanto riguarda il test "random", ma la BLSTM è migliore nella generalizzazione. Dal punto di vista della validazione con il metodo del Leave One Out, nessuna delle reti ha ottenuto risultati che possono essere considerati ottimali, con RMSE anche molto superiori a 10. Questo potrebbe essere dovuto a problemi di overfitting o a problemi legati a scelte non ottimali degli iperparametri impostati per ciascuna prova. Da notare il fatto che in tutte le prove le prestazioni sulla stima della pressione sistolica sono sempre inferiori rispetto a

quella diastolica, come se la rete non riuscisse a riprodurre correttamente i picchi. Per quanto riguarda i segnali in ingresso, il PPG e l'ECG portano a risultati molto simili; quando si utilizzano contemporaneamente, invece, le prestazioni sono peggiori.

Dal momento che il Database è molto grande e non è stato possibile controllare attentamente ciascun record di segnale, per migliorare le prestazioni, è possibile, in futuro, implementare un algoritmo per il controllo automatico della qualità del segnale, andando a rimuovere eventuali artefatti ancora presenti che possono creare problemi nel training della rete. Inoltre, si può pensare di testare nuove configurazioni di reti neurali, modificando gli iperparametri, che non sono state testate in questo lavoro.

La misura non invasiva della pressione arteriosa risulta essere possibile utilizzando una rete neurale ricorrente, e le Long Short Term Memory Neural Network sono quelle più promettenti.

Ringraziamenti

Innanzitutto, ci tengo a ringraziare il Professor Pasero per avermi dato la possibilità di svolgere la mia tesi di laurea all'interno del suo team. A tal proposito ringrazio immensamente Annunziata e Vincenzo che, nonostante la pandemia non ci abbia permesso di incontrarci di persona, sono sempre stati disponibili e pronti a darmi preziosi consigli.

Ringrazio la mia famiglia per avermi dato la possibilità di intraprendere il mio percorso di studi, per i sacrifici fatti e per il supporto che continuano a darmi ogni giorno.

Kiitos myös toiselle perheelleni, joka edes kaukaa ei koskaan lakannut uskomasta minuun.

Ringrazio i miei amici, da quelli con i quali sono cresciuta a quelli conosciuti all'università, con i quali ho condiviso momenti di gioia e altri di sconforto.

Infine, ma non per importanza, ringrazio Corrado che mi sopporta ogni giorno e mi dà la forza e il coraggio di affrontare i momenti più difficili.

Bibliografia

- [1] "Heart anatomy," *Texas Heart Institute*. <https://www.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/heart-anatomy/>.
- [2] C. Stanfield, *Fisiologia*, 4th ed. 212AD.
- [3] "Cuore," *HUMANITAS*. <https://www.humanitas.it/enciclopedia/anatomia/apparato-cardiocircolatorio/cuore>.
- [4] "The Conducting System of the Heart," *TeachMe Anatomy*. .
- [5] "03.ECGMIO_-_ANATOMIA_VIE_DI_CONDUZIONE_E_FISIOLOGIA.pdf," *medtriennalisl.campusnet.unito.it*.
https://medtriennalisl.campusnet.unito.it/att/03.ECGMIO_-_ANATOMIA_VIE_DI_CONDUZIONE_E_FISIOLOGIA.pdf.
- [6] "Ciclo_cardiaco.pdf," *elearning.uniroma1.it*. .
- [7] R. E. Klabunde, "Cardiovascular Physiology Concepts," *cvphysiology*. .
- [8] L. Bonsall, "Calculating the mean arterial pressure (MAP)," *NursingCenter*.
[https://www.nursingcenter.com/ncblog/december-2011/calculating-the-map#:~:text=MAP%2C or mean arterial pressure,systolic blood pressure \(SBP\)](https://www.nursingcenter.com/ncblog/december-2011/calculating-the-map#:~:text=MAP%2C or mean arterial pressure,systolic blood pressure (SBP)).
- [9] "Low Blood Pressure," *National Heart, Lung, and Blood Institute*.
<https://www.nhlbi.nih.gov/health-topics/low-blood-pressure>.
- [10] "High Blood Pressure," *National Heart, Lung, and Blood Institute*.
<https://www.nhlbi.nih.gov/health-topics/high-blood-pressure>.
- [11] "Ipertensione arteriosa," *HUMANITAS*. .
- [12] B. Williams *et al.*, "2018 ESC/ESH Guidelines for the management of arterial hypertension," *Journal of Hypertension*. 2018, doi: 10.1097/HJH.0000000000001940.
- [13] "Monitoraggio pressione arteriosa cruenta: Sistema invasivo," *Nurse24*. .
- [14] "Cardiovascular Laboratory: Blood Pressure > Palpatory Method," *The McGill Physiology Virtual Laboratory*.
<https://www.medicine.mcgill.ca/physio/vlab/cardio/palpa.htm>.
- [15] L. A. Geddes, *The Direct Measurement of Blood Pressure*. In: *Handbook of Blood*

Pressure Measurement. 1991.

- [16] T. Dieterle, "Blood pressure measurement - An overview," *Swiss Medical Weekly*. 2012, doi: 10.4414/smw.2012.13517.
- [17] L. Peter, N. Noury, and M. Cerny, "A review of methods for non-invasive and continuous blood pressure monitoring: Pulse transit time method is promising?," *IRBM*. 2014, doi: 10.1016/j.irbm.2014.07.002.
- [18] H. P. Selker *et al.*, "Standard ECG," *Ann. Emerg. Med.*, vol. 29, no. 1, pp. 17–20, 1997.
- [19] "Elettrocardiogramma: cos'è e come funziona," *biomedicalcue*. .
- [20] E. Frank, "The elements of electrocardiographic theory," *Trans. Am. Inst. Electr. Eng. Part I Commun. Electron.*, 2013, doi: 10.1109/tce.1953.6371986.
- [21] "Capitolo 1. PRINCIPI DELL'ELETTROCARDIOGRAMMA," *libreria UNIVERSO*. .
- [22] "7. LE DERIVAZIONI ELETTROCARDIOGRAFICHE," *medtriennalisl.campusnet.unito*. .
- [23] D. Dubin, *Interpretazione dell'ECG*. 2008.
- [24] J. L. Moraes, M. X. Rocha, G. G. Vasconcelos, J. E. Vasconcelos Filho, V. H. C. de Albuquerque, and A. R. Alexandria, "Advances in photoplethysmography signal analysis for biomedical applications," *Sensors (Switzerland)*. 2018, doi: 10.3390/s18061894.
- [25] "Legge di Lambert-Beer," *Wikipedia*. .
- [26] L. Kocsis, P. Herman, and A. Eke, "The modified Beer-Lambert law revisited," *Phys. Med. Biol.*, 2006, doi: 10.1088/0031-9155/51/5/N02.
- [27] J. Allen, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiological Measurement*. 2007, doi: 10.1088/0967-3334/28/3/R01.
- [28] A. A. Kamshilin and N. B. Margaryants, "Origin of Photoplethysmographic Waveform at Green Light," 2017, doi: 10.1016/j.phpro.2017.01.024.
- [29] I. Sadoon Fatah, M. Ali, and A. M. Taha, "Measure the Heart Rate and Respiration Rate Under Nervous Situation," 2018.
- [30] C. Ungureanu and J. Arends, "Real-time extraction of the respiratory rate from

photoplethysmographic signal using wearable devices,” *Proc. Eur. Conf. Ambient Intelligence*, 2014.

- [31] M. H. Jarrahi, “Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making,” *Bus. Horiz.*, 2018, doi: 10.1016/j.bushor.2018.03.007.
- [32] G. Tecuci, “Artificial intelligence,” *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.*, 2012, doi: 10.1002/wics.200.
- [33] “Neuron,” *Wikipedia*. <https://en.wikipedia.org/wiki/Neuron> (accessed Aug. 04, 2020).
- [34] S. J. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence A Modern Approach*. 2010.
- [35] K. Gurney, *An introduction to neural networks*. 1997.
- [36] J. J. Torres and P. Varona, “Modeling Biological Neural Networks,” in *Handbook of Natural Computing*, 2012, pp. 533–564.
- [37] S. Ding, W. Jia, C. Su, L. Zhang, and Z. Shi, “Neural network research progress and applications in forecast,” 2008, doi: 10.1007/978-3-540-87734-9-89.
- [38] T. H. Abraham, “(Physio)logical circuits: The intellectual origins of the Mcculloch-Pitts neural networks,” *Journal of the History of the Behavioral Sciences*. 2002, doi: 10.1002/jhbs.1094.
- [39] D. O. HEBB, *The Organization of Behavior: A NEUROPSYCHOLOGICAL THEORY*. 1949.
- [40] D. E. Babatunde, A. Anozie, and J. Omoleye, “Artificial neural network and its applications in the energy sector – An overview,” *Int. J. Energy Econ. Policy*, 2020, doi: 10.32479/ijeeep.8691.
- [41] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 1994.
- [42] Y. chen Wu and J. wen Feng, “Development and Application of Artificial Neural Network,” *Wirel. Pers. Commun.*, 2018, doi: 10.1007/s11277-017-5224-x.
- [43] “Self-Organizing Map,” *Wikipedia*. https://it.wikipedia.org/wiki/Self-Organizing_Map (accessed Aug. 06, 2020).
- [44] A. K. Palit and D. Popovic, *Computational Intelligence in Time Series Forecasting: Theory and Engineering Applications*. 2005.

- [45] C. M. Kuan and H. White, "Artificial neural networks: An econometric perspective," *Econom. Rev.*, 1994, doi: 10.1080/07474939408800273.
- [46] S. Bhanja and A. Das, "Impact of Data Normalization on Deep Neural Network for Time Series Forecasting," 2018.
- [47] C. Olivier, B. Scholkopf, and A. Zien, "Introduction to Semi-Supervised Learning," in *Semi-Supervised Learning*, 2006.
- [48] D. Svozil, V. Kvasnička, and J. Pospíchal, "Introduction to multi-layer feed-forward neural networks," 1997, doi: 10.1016/S0169-7439(97)00061-0.
- [49] "Machine Learning crash course," *Google Developers*. <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course> (accessed Aug. 12, 2020).
- [50] H. P. Gavin, "The Levenberg-Marquardt method for nonlinear least squares curve-fitting problems," *Dep. Civ. Environ. Eng. Duke Univ.*, 2013, doi: 10.1080/10426914.2014.941480.
- [51] J. Yu, C. Cheng, and S. Wang, "The Application of Full Adaptive RBF NN to SMC Design of Missile Autopilot," in *Advances in Neural Networks - ISNN 2008*, 2008.
- [52] K. Suzuki, *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications*. InTechOpen, 2011.
- [53] C. Olah, "Understanding LSTM Networks [Blog]," *Web Page*, 2015, doi: 10.1007/s13398-014-0173-7.2.
- [54] M. Norgaard, "Neural network Based System Identification Toolbox," *Univ. Denmark*, 1997.
- [55] A. L. Goldberger *et al.*, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals.," *Circulation*, 2000, doi: 10.1161/01.cir.101.23.e215.
- [56] G. B. Moody and R. G. Mark, "A database to support development and evaluation of intelligent intensive care monitoring," *Comput. Cardiol.*, 1996, doi: 10.1109/cic.1996.542622.
- [57] I. Silva and G. B. Moody, "An Open-source Toolbox for Analysing and Processing PhysioNet Databases in MATLAB and Octave," *J. Open Res. Softw.*, 2014, doi:

10.5334/jors.bi.

- [58] S. H. Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K *et al.*, “PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals,” *Circulation*, 2000, doi: 10.1161/01.CIR.101.23.e215.
- [59] A. Laurin, “BP_annotate,” *MATLAB Central File Exchange*, 2020. https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/60172-bp_annotate.