



UNIVERSITÀ DI PISA
SCUOLA DI INGEGNERIA
DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

LAUREA TRIENNALE IN INGEGNERIA INFORMATICA

Sperimentazione e testing di una
rete neurale convoluzionale per la
ricostruzione del battito cardiaco
partendo
dall'elettroencefalogramma

29 maggio 2024

Candidato

Alessio Meini

Relatori

Ing. Antonio Luca Alfeo

Prof. Mario G.C.A Cimino

Abstract

L'impiego dell'elettroencefalogramma in medicina ha rilevanza per l'analisi e la comprensione degli aspetti cognitivi e fisiologici, nonché per la rilevazione di alcune patologie neuronali. Analizzare l'elettroencefalogramma porta a sfide legate al filtraggio delle interferenze che ne alterano l'andamento. Tra queste interferenze quelle relative al battito cardiaco sono particolarmente difficili da rimuovere. Inoltre, per gli studi cervello-cuore è utile avere a disposizione grandi quantità di elettroencefalogrammi e segnali del battito cardiaco.

Si propone in questa tesi un metodo per ricostruire il segnale del battito cardiaco (HR – Heart Rate) partendo dall'analisi dell'elettroencefalogramma. Per raggiungere lo scopo viene sfruttata una rete neurale convoluzionale, dimostrata essere un buono strumento per l'analisi degli elettroencefalogrammi. La sperimentazione ed i test svolti sulla rete neurale convoluzionale generata per ricostruire il segnale HR, vengono illustrati ed esposti in ogni loro passaggio in questa tesi. Accompagneremo il lettore attraverso le fasi di classificazione, regressione e generalizzazione, che hanno portato alla sintesi del modello sviluppato. Le prestazioni della rete sono state valutate usando metriche appropriate per ogni fase sperimentale. I dati utilizzati sono elettroencefalogrammi filtrati dall'interferenza del battito cardiaco provenienti da 26 soggetti sani che sono stati raccolti in condizioni di riposo. Per addestrare la rete è stato raccolto anche l'elettrocardiogramma dei pazienti, in modo da conoscere con esattezza la locazione temporale dei picchi del battito cardiaco.

Il lavoro svolto in questa tesi si propone di sviluppare un modello computazionale di supporto per futuri studi che necessitino dell'impiego di elettroencefalogrammi ed eventualmente del battito cardiaco. La rete generata è in grado di ricostruire il battito cardiaco da elettroencefalogrammi filtrati dall'interferenza del battito cardiaco con affidabilità media, migliorabile attraverso un lavoro di filtraggio ed elaborazione dei risultati. Durante la fase di generalizzazione del modello sono emersi dei limiti per quanto riguarda soggetti con fisiologia atipica.

Indice

CAPITOLO 1	INTRODUZIONE	7
1.1	STORIA	7
1.2	INTELLIGENZA ARTIFICIALE E RETI NEURALI CONVOLUZIONALI	7
1.3	ELETTOENCEFALOGRAMMA E BATTITO CARDIACO	7
CAPITOLO 2	LAVORI COLLEGATI.....	9
2.1	INTERAZIONE CERVELLO-CUORE	9
2.2	STUDI SULL'INTERAZIONE CERVELLO-CUORE.....	9
2.3	TECNICHE DI FILTRAGGIO EEG	10
2.4	MACHINE LEARNING PER RICOSTRUIRE HR	10
CAPITOLO 3	DESIGN E IMPLEMENTAZIONE	13
3.1	DESIGN	13
3.1.1	<i>Fasi operative</i>	13
3.1.2	<i>Rete Neurale Convoluzionale</i>	14
3.2	IMPLEMENTAZIONE.....	16
3.2.1	<i>Rete neurale</i>	16
CAPITOLO 4	CASO DI STUDIO	19
4.1	DATASET	19
4.1.1	<i>Descrizione dataset</i>	19
4.1.2	<i>Pre-processing</i>	19
4.1.3	<i>Finestre temporali.....</i>	20
4.1.4	<i>Sovrapposizione</i>	20
4.2	LABEL.....	21
4.2.1	<i>Presenza del picco.....</i>	21
4.2.2	<i>Distanza dal centro</i>	21
4.2.3	<i>Distanza dall'origine.....</i>	22
CAPITOLO 5	INTRODUZIONE ALLA SPERIMENTAZIONE	25
5.1	METRICHE	25
5.1.1	<i>Accuracy.....</i>	25
5.1.2	<i>Precision</i>	25
5.1.3	<i>Recall.....</i>	26
5.1.4	<i>F1 score</i>	26
5.1.5	<i>Binary cross-entropy</i>	26
5.1.6	<i>Mean Absolute Error.....</i>	26
5.1.7	<i>Mean Squared Error</i>	27
5.2	SPERIMENTAZIONE.....	27
CAPITOLO 6	RICONOSCIMENTO PRESENZA PICCO HR	29
6.1	RICONOSCIMENTO DEL PICCO	29
6.2	ADDESTRAMENTO ALLA CLASSIFICAZIONE	29
6.3	RISULTATI.....	30
6.4	CONCLUSIONE	34
CAPITOLO 7	REGRESSIONE POSIZIONE PICCO HR	37
7.1	STIMARE IL PICCO	37
7.2	DA CLASSIFICAZIONE A REGRESSIONE	37
7.3	SPERIMENTAZIONE FINESTRA TEMPORALE 150.....	37

7.3.1	<i>Distanza dal centro MAE</i>	38
7.3.2	<i>Distanza dal Centro MSE</i>	39
7.3.3	<i>Sigmoidee come attivazione</i>	40
7.3.4	<i>Ulteriori test con le funzioni sigmoidee</i>	42
7.3.5	<i>Aumento complessità della rete MAE</i>	43
7.3.6	<i>Aumento complessità della rete MSE</i>	49
7.3.7	<i>Distanza dall'origine MAE</i>	54
7.3.8	<i>Distanza dall'origine MSE</i>	58
7.4	REGRESSIONE CON FINESTRA TEMPORALE 250.....	63
7.5	Sperimentazione finestra temporale 250.....	63
7.5.1	<i>Distanza dal centro</i>	63
7.5.2	<i>Distanza dall'origine</i>	66
7.5.3	<i>Distanza dal centro impostazioni modificate</i>	69
7.5.4	<i>Distanza dall'origine impostazioni modificate</i>	71
7.5.5	<i>Ulteriore aumento di complessità della rete</i>	73
7.5.6	<i>Riduzione learning rate</i>	75
CAPITOLO 8	ESPLORAZIONE PARAMETRICA	79
8.1	INTRODUZIONE	79
8.2	CONFRONTO.....	79
8.3	ANALISI DEI RISULTATI	79
8.4	NUOVA PROVA DISTANZA DALL'ORIGINE	80
8.4.1	<i>Esecuzione</i>	80
8.4.2	<i>Nuovo confronto</i>	81
8.5	CONCLUSIONE	82
CAPITOLO 9	GENERALIZZAZIONE DEL MODELLO	83
9.1	LEAVE ONE SUBJECT OUT (LOSO)	83
9.2	PRESTAZIONI MODELLO INVARIATO	83
9.2.1	<i>Risultati</i>	83
9.2.2	<i>Conclusione</i>	84
9.3	Sperimentazione.....	84
9.3.1	<i>Discesa del gradiente</i>	84
9.3.2	<i>Aumento complessità della rete (1024)</i>	86
9.3.3	<i>Aumento complessità della rete (2048)</i>	87
9.3.4	<i>Adamax</i>	89
CAPITOLO 10	CONCLUSIONI	91
10.1	LA FINE?	92
10.1.1	<i>Outliers</i>	92
10.2	MIGLIORAMENTI FUTURI	93
10.3	STUDI FUTURI	94
ALLEGATO A	95
A.A.	STAMPA RISULTATI CLASSIFICAZIONE (6.3)	95
A.B.	STAMPA RISULTATI REGRESSIONE (7.3.5.2)	99
ALLEGATO B	101
B.A.	GRAFICO PREDIZIONE (7.3.5).....	102
B.B.	RICOSTRUZIONE BATTITO CARDIACO (7.3.7)	103
B.C.	GRAFICI A CONFRONTO (8.4.5).....	104
B.D.	GRAFICI MODELLO GENERALIZZATO	114
BIBLIOGRAFIA	117

Capitolo 1

INTRODUZIONE

1.1 STORIA

Lo studio del funzionamento dell'essere umano ha da sempre affascinato numerosi studiosi da ogni parte del mondo. I primi studi documentati risalgono addirittura al 420 a.C con Ippocrate che dall'antica Grecia aveva proposto con la sua "Teoria degli umori" le basi dello studio della fisiologia umana (Wikipedia, 2023). Nel 1820 il fascino per il funzionamento dell'uomo ha condotto il francese Henri Milne-Edwards verso la visione degli esseri viventi come insieme di apparti, il cui scopo era quello di dividersi le varie funzioni del corpo. Grazie agli studi di Joseph Lister del 1858, oggi gli interventi chirurgici sono molto meno spaventosi, di fatti gli antisettici sono stati sviluppati per merito suo.

Chiaramente dai tempi di Ippocrate le cose sono di molto cambiate, oggi più che mai abbiamo gli strumenti e le conoscenze per poter fare studi molto complessi riguardo la fisiologia ed anatomia umana. Tra gli strumenti più all'avanguardia disponibili oggi troviamo l'intelligenza artificiale¹ che ha permesso e promette enormi progressi in tutti i campi.

1.2 INTELLIGENZA ARTIFICIALE E RETI NEURALI CONVOLUZIONALI

L'intelligenza artificiale è uno strumento molto utile per la risoluzione di problemi complessi. Tali problemi possono richiedere l'uso di algoritmi o metodi non formulabili (o difficilmente formulabili) dall'essere umano, in questi casi si ricorre dunque all'apprendimento automatico (ML²) per la risoluzione.

Le reti neurali convoluzionali (CNN) sono una tipologia di algoritmi ad apprendimento automatico che, storicamente, sono particolarmente adatte per l'analisi di immagini, video, audio, linguaggio naturale (si pensi a ChatGPT) e segnali che si evolvono nel tempo. Data la natura e l'evoluzione temporale del segnale dell'elettroencefalogramma (EEG), in linea teorica le CNN si prestano bene ad essere usate per elaborare quelli che sono i segnali celebrali. Come riportato nello studio "*Convolutional Neural Network Application in Biomedical Signals*" (Haya, 2018), alcuni test sull'analisi dell'elettroencefalogramma hanno dimostrato una accuratezza fino al 99,8% nel riconoscimento di attività celebrale anomale; questi risultati sono ottimi e ci permettono di comprendere la particolare idoneità delle CNN nell'analisi dei segnali di EEG.

1.3 ELETTOENCEFALOGRAMMA E BATTITO CARDIACO

La medicina moderna si affida spesso a quelli che sono i nuovi strumenti tecnologici, tra cui troviamo proprio gli algoritmi di apprendimento automatico (ML). Tali algoritmi permettono alla ricerca medica di avere a disposizione un potente supporto. Lo sviluppo di questi strumenti si propone dunque di forte utilità.

¹ La capacità di un sistema artificiale di simulare l'intelligenza umana utilizzando funzioni matematiche (Wikipedia, 2024)

² Machine Learning (ML), variante della programmazione tradizionale in cui la macchina viene predisposta per apprendere in maniera autonoma (Wikipedia, 2024)

L'uso dell'elettroencefalografia³ per studi sulla fisiologia umana è largamente impiegata, per esempio, negli studi che riguardano l'interazione tra cuore e cervello. Per questi studi è spesso richiesto l'uso di un grande quantitativo di dati, in particolare servono grandi quantità di elettroencefalografie (EEG) con solitamente associato il relativo segnale del battito cardiaco (HR) provenienti da vari soggetti in condizioni differenti.

L'analisi dell'EEG presenta una sfida ardua, in quanto è spesso un dato molto rumoroso ([2.3](#)). Tra gli elementi di disturbo troviamo proprio l'interferenza del battito cardiaco che, data la natura dei sensori con cui si misurano i segnali cerebrali, viene comunque in qualche modo registrato.

L'interferenza del battito cardiaco nell'EEG si manifesta solitamente come due picchi a polarità opposta in due o più sensori in prossimità delle estremità della calotta cranica. Anche impiegando l'analisi a componenti indipendenti (ICA) sull'EEG per l'eliminazione dei disturbi cardiaci (Janardhan & Kishan Rao, 2015), l'EEG presenta comunque dei piccoli artefatti dovuti al battito cardiaco (HR). Questi picchi HR residui non sono sempre facilmente riconoscibili ma, se individuati (**FIGURA 1.1**), possono essere utilizzati per ricostruire il battito cardiaco (HR).

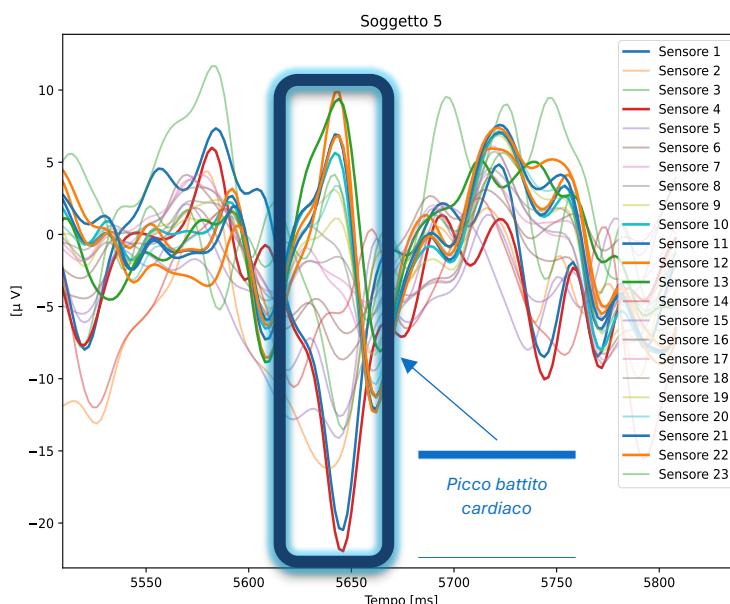


Figura 1.1 | Questo è un caso fortuito: il picco si vede chiaramente all'istante 5645 ms (evidenziato)

Lo scopo della tesi è quello di riuscire, tramite una rete neurale convoluzionale, a ricostruire il battito cardiaco (HR) a partire da questi picchi residui presenti nell'elettroencefalogramma (EEG). Il segnale estratto potrà essere usato in associazione all'EEG anche per rimuovere il segnale HR dall'EEG.

³ Analisi non invasiva dei segnali cerebrali, viene effettuata con una cuffia per la testa su cui sono applicati dei sensori (Dott. De Nardin, 2021)

Capitolo 2

LAVORI COLLEGATI

2.1 INTERAZIONE CERVELLO-CUORE

Per interazione cervello-cuore si intendono tutti quei processi scatenati nell'essere umano da fattori interni o esterni, che manifestano un qualche tipo di correlazione tra l'attività celebrale e l'attività cardiaca. Per esempio, è possibile sperimentare una semplice interazione cervello-cuore durante la visione di un filmato dell'orrore, un'immagine particolarmente spaventosa potrebbe generare una forte attività celebrale insieme ad un aumento del battito cardiaco (modalità *fuggi dal pericolo*).

Studiare le interazioni e lo scambio di informazioni tra l'apparato cardio vascolare e il sistema nervoso hanno rilevanza attuale, ciò ci permette di comprendere ed acquisire importanti conoscenze sugli aspetti cognitivi e fisiologici della natura umana.

2.2 STUDI SULL'INTERAZIONE CERVELLO-CUORE

Punto di riferimento e ispirazione per questa tesi è lo studio condotto dal centro di ricerca di Bioingegneria e Robotica E. Piaggio e dal Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università di Pisa in collaborazione con il Dipartimento di Elettronica, Informatica e Bioingegneria del Politecnico di Milano su “*Functional assessment of bidirectional cortical and peripheral neural control on heartbeat dynamics: A brain-heart study on thermal stress*” (Candia-Rivera, Catrambone, Barbieri, & Valenza, 2022). Lo studio sopra citato propone un metodo computazionale chiamato “*Sympatho-Vagal Synthetic Data Generation Model*” per rilevare le interazioni bidirezionali di controllo neurale del battito cardiaco. Grazie a questo studio si comprende la stretta correlazione tra segnali celebrali e battito cardiaco, oltre a come sia possibile rilevare cambiamenti nella frequenza del battito cardiaco osservando l'EEG. Lo studio usa una metodologia per il filtraggio del battito cardiaco che si basa su l'analisi a componenti indipendenti (ICA) utilizzando un ECG per l'estrazione delle caratteristiche del battito cardiaco (per esempio, la frequenza cardiaca). Il nostro studio si appoggia su quest'ultimo citato, anche per quanto riguarda il dataset utilizzato ([4.1](#)), ma con uno scopo diverso, quello di individuare l'interferenza residua del battito del cuore osservando l'elettroencefalogramma, per poter poi ricostruire la sequenza dei picchi cardiaci associati all'andamento dell'EEG osservato.

L'approccio esposto dalla nostra tesi si propone di utilità per tutti quegli studi in cui si analizzano le interazioni cervello-cuore ed in generale quelli in cui si fa uso dell'EEG. Inoltre, grazie al nostro approccio, è possibile sfruttare dati già raccolti e provenienti da altri studi in cui il battito cardiaco non figura necessariamente tra i rilevamenti effettuati. Poder sfruttare dati provenienti da fonti diverse è ottimo sia per generalizzare le conclusioni (e per ottenere risultati più rappresentativi), sia per allenare le intelligenze artificiali di nuova generazione in cui un addestramento efficace si basa su dataset di grandi dimensioni.

Tra le tipologie di studi che possono riportare benefici dal nostro approccio troviamo “*Focus of attention modulates the heartbeat evoked potential*” (Petzschner , et al., 2018) in cui gli autori vanno a studiare come l'attenzione alle sensazioni interne ed esterne hanno effetto sul

potenziale evocativo del battito cardiaco; “*Spontaneous fluctuations in neural responses to heartbeats predict visual detection*” (Park, Correia, Ducorps, & Tallon-Baudry, 2014) dove viene studiata come la rilevazione visiva cosciente possa essere influenzata dal battito cardiaco; “*Combining electroencephalographic activity and instantaneous heart rate for assessing brain-heart dynamics during visual emotional elicitation in healthy subjects*” (Valenza, et al., 2016) nel quale viene studiata l’interazione cuore-cervello durante la stimolazione emotiva visiva.

2.3 TECNICHE DI FILTRAGGIO EEG

Come anticipato nel paragrafo [1.3](#), il rilevamento dell’EEG porta con sé la complessità del *pre-processing*, durante il quale il segnale deve essere pulito di tutti quelli che sono gli artefatti che ne disturbano la corretta lettura. Tra gli artefatti troviamo: il movimento oculare, il movimento della lingua, il movimento della mascella (e in generale i movimenti nei pressi della cavità orale), i grandi movimenti (movimenti della testa, delle braccia ecc..), gli artefatti dovuti agli elettrodi, gli artefatti generati dalla sudorazione e quelli dovuti al battito cardiaco (Britton, et al., 2016). La rimozione dell’interferenza del battito cardiaco dal segnale dell’EEG è particolarmente difficile (Tamburro, Croce, Zappasodi, & Comani, 2021). Tale operazione può essere condotta in diversi modi: ispezionando manualmente la sequenza di EEG per individuare gli artefatti cardiaci (attività che richiede molto tempo), per poi eliminare quei campioni in cui è evidente l’artefatto (rischiando di perdere dati significativi); tramite metodologie automatiche di rilevamento delle interferenze, per poi eliminare i segmenti alterati (anche in questo caso si perdono informazioni). Si preferiscono, comunque, quelle metodologie che permettono di mantenere tutte le sequenze dell’EEG per limitare la perdita delle informazioni, per esempio, si può raccogliere l’ECG per attuare un’operazione di filtraggio adattivo, con risultati solitamente non ottimali (Navarro, Porée, Beuchée, & Carrault, 2015). Metodi con performance buone solitamente si basano sull’uso degli algoritmi di Blind Source Separation⁴ (BSS), come per esempio è l’analisi a componenti indipendenti (ICA); questa metodologia richiede spesso l’acquisizione di un ECG per estrarre le caratteristiche del battito cardiaco (Janardhan & Kishan Rao, 2015), inoltre le performance di queste tecniche dipendono molto anche dall’individualità del soggetto.

2.4 MACHINE LEARNING PER RICOSTRUIRE HR

Gli algoritmi di apprendimento automatico (ML - Machine Learning) possono essere impiegati per risolvere e mitigare le varie problematiche relative all’EEG, in quanto possono individuare correlazioni, schemi e procedure non valutabili o difficilmente valutabili dall’essere umano. L’apprendimento automatico, inoltre, si presta bene per generalizzare il problema in quanto estrae le caratteristiche direttamente dai dati forniti, eliminando gli effetti relativi all’individualità dei soggetti. Tramite gli algoritmi di apprendimento automatico, dunque, si può pensare di allenare un modello generale (applicabile al maggior numero di soggetti possibile) che possa riconoscere le interferenze del battito cardiaco per poi ricostruirlo **solo** facendo uso dell’**EEG**. La nostra tesi si propone di dimostrare che quanto detto **è possibile**. Per dimostrare la potenza del metodo vengo inoltre impiegati EEG già pre-processati con ICA per rimuovere l’interferenza del battito cardiaco (come descritto al paragrafo [4.1.2](#)), questo perché l’operazione di filtraggio lascia comunque qualche piccolo residuo dell’interferenza che può essere individuato e sfruttato dall’algoritmo di ML.

⁴ Separazione di segnali provenienti da più origini mescolate, avendo note poche o nessune informazioni riguardi le origini o il processo di mescolamento (Wikipedia, 2024).

Il segnale HR ricostruito può essere usato per rimuovere l'interferenza del battito cardiaco dall'EEG, oppure può essere un'informazione aggiuntiva utile, per esempio, per gli studi cervello-cuore.

Capitolo 3

DESIGN E IMPLEMENTAZIONE

3.1 DESIGN

L'approccio sperimentale della tesi è stato ispirato proprio dall'andamento classico delle intelligenze artificiali, in cui si arriva al risultato per approssimazioni successive.

Il percorso è stato strutturato in fasi a difficoltà computazionale incrementale, con lo scopo di realizzare un buon modello finale in cui le varie criticità sono state individuate e risolte lungo il percorso. Le fasi individuate sono tre:

1. Classificazione: [**CAPITOLO 6**](#)
2. Regressione: [**CAPITOLO 7**](#)
3. Generalizzazione: [**CAPITOLO 9**](#)

Il contributo di ogni fase è stato decisivo per il raggiungimento del risultato finale. Le tre fasi operative sono esplorate approfonditamente nei capitoli successivi, insieme ad una tappa intermedia utile per il confronto dei dati ([**CAPITOLO 8**](#)).

3.1.1 Fasi operative

Si anticipa di seguito il procedimento delle fasi sperimentali elencate nel paragrafo precedente.

3.1.1.1 Classificazione

La classificazione è un'operazione predittiva che associa una classe ad un insieme di dati (Google Developers, 2024), per esempio, un modello che classifica fotografie di frutta è in grado di distinguere le foto di mele dalle foto di banane ed in generale di associare un nome ai frutti che gli vengono mostrati.

Nel nostro percorso la fase di classificazione ci permette di comprendere l'affidabilità del modello. Verranno utilizzate varie metriche ([**5.1**](#)) che ci permetteranno di comprendere le performance di base del nostro modello.

Come vedremo nel [**CAPITOLO 4**](#), i dati saranno divisi in finestre temporali. Ad ogni finestra temporale (dimensionata in modo da avere all'interno al più un picco di interferenza cardiaca) viene associata una classe (battito cardiaco presente o non presente). L'allenamento sarà dunque di tipo supervisionato, in quanto abbiamo ad ogni set di dati associato una etichetta (*label*) che verrà usata dal modello per imparare a classificare dati nuovi non classificati.

Questa fase verrà svolta per soggetto, ovvero il modello imparerà a classificare i dati provenienti da un unico individuo.

3.1.1.2 Regressione

La regressione è una operazione predittiva che associa un valore reale ad un insieme di dati (Google Developers, 2024), per esempio, un modello che prevede il consumo di carburante di un'auto in funzione del numero di cilindri del motore.

La fase di regressione è cruciale per il nostro percorso, segnerà le performance massime ottenibili dal modello finale; anche in questo caso verranno usate varie metriche ([**5.1**](#)) che ci

permetteranno di analizzare quantitativamente l'errore delle predizioni e grafici che ci permetteranno di fare anche una analisi qualitativa.

Partendo dal modello ottenuto dalla fase di classificazione, verranno effettuate le modifiche necessarie per trasformare la CNN di classificazione in una CNN di regressione. La rete dovrà stabilire con precisione in quali punti dell'EEG si manifesta l'interferenza cardiaca per ricostruire il segnale HR. In questa fase sarà presente una sperimentazione in cui saranno valutati varie impostazioni della CNN, anche per quanto riguarda il significato dei label, che ci permetteranno di generare un buon modello per il problema. L'allenamento sarà supervisionato: si associa a ogni serie di dati un label rappresentativo della posizione del picco.

Questa fase verrà svolta per soggetto, ovvero il modello imparerà a ricostruire il segnale HR dai dati provenienti da un unico individuo.

3.1.1.3 Generalizzazione

La fase finale prevede di generare il modello che soddisfi l'obiettivo della tesi, ovvero un modello a cui dato in input un qualunque EEG proveniente da un qualunque individuo, sia in grado di generare il segnale HR associato. Anche questa è un'operazione di regressione.

Partiremo dal miglior approccio individuato nella fase di regressione e applicheremo le modifiche necessarie per generalizzare il modello che permette la ricostruzione del segnale HR.

3.1.2 Rete Neurale Convoluzionale

Il modello usato per lo studio condotto è una Rete Neurale Convoluzionale (CNN), definita come una Rete Neurale⁵ di cui almeno un livello⁶ è di tipo convoluzionale (Google Developers, 2024).

Le CNN trovano largo impegno nell'elaborazione di segnali di ogni genere, dal riconoscimento vocale fino addirittura nell'elaborazione e classificazione delle immagini. La CNN, grazie proprio ai livelli convoluzionali che implementa, è in grado di individuare variazioni e pattern all'interno dei segnali; dunque, si prestano bene per il nostro scopo.

3.1.2.1 Struttura della rete

La struttura della CNN è divisa in livelli (*layer*) che “ospitano” i vari neuroni (filtri) della rete neurale ed eventuali funzioni/trasformazioni. Almeno un layer sarà di tipo convoluzionale (altrimenti non si parlerebbe di CNN) ed almeno uno sarà nascosto. Oltre a quelli appena citati saranno presenti un layer di ingresso (input) ed un layer di uscita (output).

Si elencano di seguito tutti i layer utilizzati:

- Conv1D: Si tratta di un layer convoluzionale che applica una convoluzione temporale (o spaziale) mono dimensionale tra l'input del layer ed un *kernel* dimensionato tramite un iperparametro accettato in ingresso (TensorFlow, 2024).
- MaxPooling1D: Riduce la risoluzione dell'input del layer prendendo il massimo in una finestra di n campioni (TensorFlow, 2024).
- Flatten: Riduce la struttura multidimensionale dell'input del layer in una struttura monodimensionale “appiattendo” l'ingresso (TensorFlow, 2024).
- Dense: Rappresenta un layer di neuroni densamente collegati con l'input e l'output del livello (TensorFlow, 2024). Viene usato per le reti neurali MLP⁷.

⁵ Una *Neural Network* è un modello che contiene almeno un layer nascosto (Google Developers, 2024).

⁶ Livello o layer: è una serie di *neuroni* (filtri) in una rete neurale (Google Developers, 2024).

⁷ Multilayer Perceptron, un tipo di feedforward artificial neural network (FNN) di stampo moderno. Si compone di almeno tre tipi di layer: un layer di input, un layer nascosto ed un layer di output (Abirami & Chitra, 2020). Tutti i layer sono densamente connessi (ogni output di un layer è collegato a tutti gli input del successivo).

- **Dropout:** Imposta casualmente alcuni input del layer a 0 con una determinata frequenza (rate); gli input non impostati a 0 sono scalati di $\frac{1}{1-rate}$ (TensorFlow, 2024). Questo layer è utile per limitare il fenomeno di overfitting⁸.

Si riportano anche alcune funzioni utilizzate, comuni per gli algoritmi di apprendimento automatico:

- **compile:** Compila il modello. In questa funzione si può specificare che tipo di funzione di ottimizzazione vogliamo usare, quale parametro di loss si utilizza, ed eventuali metriche da calcolare (TensorFlow, 2024).
- **fitting:** Avvia la fase di apprendimento del modello. In questa funzione è necessario specificare il dataset di allenamento, il dataset di validazione, la dimensione del batch (batch_size), quante iterazioni massime fare (epoch), se mescolare il set di allenamento prima di ogni epoch e se usare qualche callback (TensorFlow, 2024).
- **callback:** Funzioni eseguite ad ogni iterazione della fase di allenamento (fitting). Si usa solo la callback EarlyStopping che permette di arrestare l'allenamento prima di raggiungere il numero di epoch stabilito in caso in cui non ci sia più un sostanziale miglioramento nel parametro monitorato dalla callback. Prima di terminare l'esecuzione, attende un tempo definito in epoch (patience) (TensorFlow, 2024).

3.1.2.2 Parametri

I parametri sono dei valori appresi dalla rete analizzando direttamente i dati forniti in input. Si trattano di pesi (*weights*) e bias (*biases*). Essi vengono modificati e adattati in base ad una funzione di ottimizzazione ad ogni passo dell'algoritmo di apprendimento automatico.

3.1.2.3 Iperparametri

Gli iperparametri sono quelle impostazioni della rete neurale che devono essere settati prima della messa in esecuzione dell'allenamento. Essi saranno impostati durante la fase di sperimentazione:

- **filters:** Specifica il numero di neuroni (filtri appunto) ospitati nel layer in cui viene impostato.
- **kernel_size:** Significativo per il layer convoluzionale, imposta la dimensione della finestra su cui fare l'operazione di convoluzione (quanti campioni alla volta vengono impiegati nella convoluzione).
- **activation:** Funzione di attivazione del neurone:
 - ReLU (funzione rettificatore): $f(x) = x^+ = \max(0, x) = \begin{cases} x & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{se } x \leq 0 \end{cases}$ (Google Developers, 2024).
 - Sigmoid (funzione sigmoidea): $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = \frac{e^x}{1+e^x} = 1 - \sigma(-x)$ (Google Developers, 2024).
 - Linear (funzione lineare): $f(x) = x$.
- **input_shape:** Stabilisce la forma (le dimensioni) del tensore⁹ di input nel layer di input.
- **pool_size:** Significativo per il layer MaxPool1D, indica la dimensione dell'insieme su cui MaxPool1D esegue il massimo.
- **monitor:** Significativa per la call-back EarlyStopping, stabilisce quale parametro controllare per arrestare l'esecuzione della rete. L'esecuzione viene arrestata se il parametro non migliora dopo qualche epoch.

⁸ Fenomeno che si verifica quando il modello non è in grado di fare predizione corrette sui nuovi dati (Google Developers, 2024).

⁹ Struttura dati n-dimensionale (Google Developers, 2024), viene usata come input da TensorFlow per la rete neurale.

- **patience:** Significativa per la call-back EarlyStopping indica dopo quante epoch arrestare l'esecuzione in caso in cui il parametro monitorato non migliora.
- **loss:** Indica il parametro da minimizzare nella funzione di ottimizzazione.
- **optimizer:** Indica la funzione di ottimizzazione da utilizzare per l'apprendimento automatico.
 - SGD: Metodo iterativo per l'ottimizzazione di funzioni differenziabili, è basato sul metodo di discesa del gradiente ma ad ogni iterazione il valore esatto viene sostituito da una stima ottenuta dal gradiente di un sottoinsieme degli addendi (approssimazione stocastica) (Wikipedia, 2024).
 - Adam (Adaptive Moment Estimation): Metodo basato sulla discesa stocastica del gradiente (SGD) con stima inerziale¹⁰ di primo e secondo ordine (Keras, s.d.)
 - RMSprop (Root Mean Square Propagation): Algoritmo a learning rate adattivo basato sulla discesa del gradiente. L'algoritmo usa una media mobile approssimata del quadrato dei gradienti, divide infine il gradiente dello step corrente per la radice della media mobile (Keras, s.d.).
 - AdaMax: Variante di Adam in cui la norma euclidea del gradiente viene sostituita dalla norma a infinito (si prende il valore massimo tra quelli dei gradienti su cui viene fatta la norma). A differenza di Adam la stima inerziale è solo di primo ordine (Keras, s.d.).
 - AdaDelta: Variante di AdaGard che contrasta la cancellazione del tasso di apprendimento. Similmente a RMSprop viene calcolata una media mobile del quadrato dei gradienti (Wikipedia, 2024). Il learning rate diminuisce durante il training (Keras, s.d.).
- **epochs:** Iterazione di allenamento sul trainig set (Google Developers, 2024).
- **batch_size:** Set di campioni utilizzati per allenare la rete ad ogni iterazione (epoch).
- **learning_rate:** Parametro utile per le funzioni di ottimizzazione basate su SGD o GD, consente di stabilire di quanto modificare i parametri (*weights & biases*) ad ogni iterazione (epoch) (Google Developers, 2024).

3.2 IMPLEMENTAZIONE

Il modello è stato interamente sviluppato in Python col l'ausilio delle librerie TensorFlow, scikit-learn (sklearn), Keras, Random, Pandas e NumPy; sono state inoltre utilizzate le seguenti librerie di utilità: Matplotlib, Glob e tqdm.

L'implementazione del modello in Python non esclude la possibilità di applicare lo stesso approccio e la stessa struttura in un qualunque altro linguaggio di programmazione. Di fatti, più che il software in sé, si è sviluppato un modello teorico. Dunque, l'applicazione del modello e dell'approccio illustrato può essere svolta in un qualunque ambiente che possa permettere le implementazioni delle CNN e delle MLP.

3.2.1 Rete neurale

La rete neurale generata al termine della fase di generalizzazione è composta in totale da 9 layer di cui 1 convoluzionale e 4 di tipo nascosto densamente collegati. Può essere vista come se fosse composta da una parte convoluzionale (i primi 3 layer) e da una parte MLP (i restanti 6 layer).

¹⁰ Inerzia o *momentum*, nei metodi basati su SGD con *momentum* per il *learning step* si prende in considerazione, oltre alla derivata dello step attuale, anche le derivate degli step precedenti. L'inerzia, un po' come in fisica, permette di superare alcuni minimi locali del gradiente durante la fase di *learning*. (Google Developers, 2024).

I vari iperparametri sono stati settati durante la fase sperimentale. Si riporta di seguito la rappresentazione grafica della CNN e il codice Python per generare il modello:

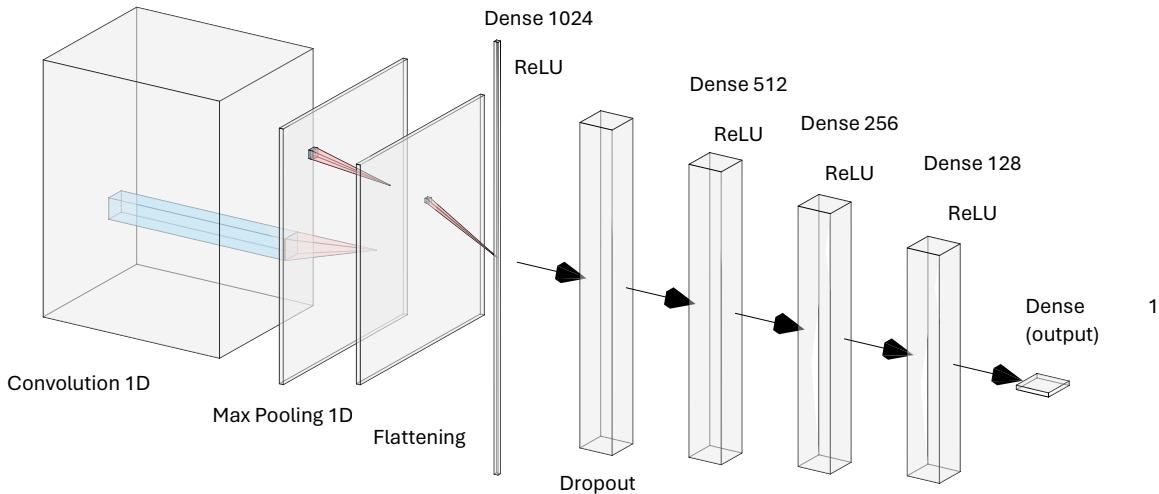


Figura 3.1 | Rappresentazione grafica della CNN finale

```

import keras.callbacks
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, Flatten, Dense, Dropout
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

import numpy as np
import pandas as pd

# ...
model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation='relu',
                 input_shape=(time_window_size, n_sensors)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())

model.add(Dense(1024, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.1))
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(Dense(256, activation='relu'))
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear'))

early_stop = keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=100)
model.compile(loss='mean_absolute_error', optimizer='adamax',
               metrics=['mean_absolute_error', 'mean_squared_error'])

# Training e testing
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=10000, batch_size=16,
                      validation_data=(X_test, y_test), callbacks=early_stop,
                      verbose=1)
# ...
    
```

Codice Python 3.1 | Implementazione della CNN in Python

Nei capitoli successivi sarà chiaro come il modello è stato generato, a seguito delle fasi operative anticipate nel paragrafo **3.1.1**.

Capitolo 4

CASO DI STUDIO

4.1 DATASET

I dati utilizzati per l’addestramento provengono dal dataset utilizzato per uno studio sull’interazione cervello-cuore in stress termico (Candia-Rivera, Catrambone, Barbieri, & Valenza, 2022) condotto dall’Università di Pisa insieme al Politecnico di Milano (vedi [2.2](#)). I dati sono stati estratti usando tecniche non invasive.

4.1.1 Descrizione dataset

Studiando l’articolo sopra citato si deduce che i dati sono stati estratti analizzando 32 volontari di anni 21-41, mediana 27 anni, di cui la metà di sesso femminile e metà di sesso maschile. Prima dell’acquisizione dei dati, i soggetti sono stati fatti sedere in una posizione comoda per stabilizzare i parametri emodinamici. La raccolta dati originale prevedeva l’esecuzione di due test; si sono utilizzati solo i dati raccolti durante la prima fase in cui ai soggetti era stato chiesto di restare fermi con gli occhi chiusi per circa 3 minuti (anche per evitare interferenze dovute ai movimenti). Ogni registrazione si compone di un EEG e di un ECG¹¹ campionati a 500Hz.

I dati di 6 soggetti sono stati successivamente scartati perché 3 presentavano artefatti nell’EEG o nell’ECG e 3 non avevano superato il secondo test (che prevedeva di immergere la mano in acqua per 3 minuti) e quindi i loro dati non erano di interesse per lo studio citato al paragrafo [4.1](#).

Si considera l’output di 23 canali dell’EEG, mentre dall’ECG vengono estratti i label che saranno usati per l’allenamento della CNN.

4.1.2 Pre-processing

Per quanto riguarda l’elaborazione dei dati, si riporta un estratto dallo studio sull’interazione cervello-cuore in stress termico di cui abbiamo utilizzato i dati.

4.1.2.1 EEG processing

Il *pre-processing* dell’EEG è stato effettuato utilizzando MATLAB R2017 e Fieldtrip Toolbox. I dati sono stati filtrati in banda passante con un filtro Butterworth di ordine 4, tra 0.5 e 45Hz. I canali dell’EEG al di fuori della calotta cranica sono stati scartati (solo 97 dei 129 canali sono stati considerati) per evitare l’interpolazione di dati non neuronali nella correzione dei canali contaminati che verrà descritta di seguito. I grandi artefatti dovuti al movimento sono stati rimossi utilizzando l’analisi a componenti indipendenti potenziata con Wavelet (wICA), sono stati identificati mediante soglia automatica sulla componente indipendente e moltiplicati per un fattore di 50 per rimuovere solo artefatti molto grandi. Successivamente, l’analisi a componenti indipendenti (ICA) è stata ripetuta per riconoscere e rimuovere gli artefatti dovuti ai movimenti oculari e ai segnali del campo elettrico del cuore dai dati dell’EEG. Per tale scopo, è stato incluso un elettrocardiogramma (ECG) come input aggiuntivo per l’ICA per migliorare il processo di individuazione degli artefatti cardiaci. Una volta che le componenti ICA con movimenti oculari e artefatti cardiaci sono state identificate visivamente, sono state settate a zero per ricostruire l’EEG. I risultati ottenuti a questi step sono dati di EEG privi di artefatti cardiaci e movimenti oculari. Successivamente sono stati analizzati i singoli canali dell’EEG. I canali sono stati segnati

¹¹ Elettrocardiogramma.

come contaminati se l'area sotto la curva superava 3 deviazioni standard dalla media di tutti i canali. I canali rimanenti sono stati confrontati con i loro vicini in funzione della correlazione pesata per distanza utilizzando la definizione standard di “vicini” proposta da Fieldtrip Toolbox. Se un canale risultava avere la correlazione pesata per distanza inferiore a 0.6, veniva considerato contaminato. I canali contaminati sono stati sostituiti dall'interpolazione dei vicini. I canali sono stati re-referenziati utilizzando una media comune. Successivamente, un sottoinsieme di 64 canali (dei 97 canali utilizzati fino a questo punto) è stato selezionato per ulteriori analisi atte a ridurre la ridondanza e per utilizzare una definizione standard dei vicini nell'analisi dei gruppi (*cluster analysis*). La selezione dei canali è stata eseguita secondo le linee guida del sistema 10-10 (Luu & Ferree, 2000).

Lo spettrogramma dell'EEG è stato calcolato tramite la trasformata di Fourier short-time (STFS – *Short-Time Fourier Transform*) con finestra di Hanning. I calcoli sono stati effettuati tramite una finestra temporale scorrevole di 2 secondi con una sovrapposizione del 50%, risultando in una risoluzione dello spettrogramma di 1 secondo e 0.5Hz. Successivamente, le serie temporali sono state integrate con cinque bande di frequenza (delta: 1–4Hz, theta: 4–8Hz, alpha: 8–12Hz, beta: 12–30Hz, gamma: 30–45 Hz).

Tratto da *Functional assessment of bidirectional cortical and peripheral neural control on heartbeat dynamics: A brain-heart study on thermal stress* (Candia-Rivera, Catrambone, Barbieri, & Valenza, 2022)

4.1.2.2 ECG processing

Le serie temporali ECG sono state filtrate in banda passante utilizzando un filtro Butterworth di ordine 4, tra 0.5 e 45Hz. I picchi R delle onde QRS sono stati identificati tramite un processo automatizzato, seguito da un'ispezione visiva delle rilevazioni errate e da una correzione automatizzata finale delle rimanenti rilevazioni errate o battiti ectopici. La procedura è basata su un metodo a template per la rilevazione dei picchi R (Candia-Rivera , Catrambone, & Valenza, 2021). Tutti i picchi rilevati sono stati ispezionati visivamente dall'ECG originale, insieme all'istogramma degli intervalli tra i battiti. Le correzioni manuali sono state effettuate dove necessario e successivamente sono state eseguite correzioni automatiche utilizzando un algoritmo *point-process*.

Tratto da *Functional assessment of bidirectional cortical and peripheral neural control on heartbeat dynamics: A brain-heart study on thermal stress* (Candia-Rivera, Catrambone, Barbieri, & Valenza, 2022)

4.1.3 Finestre temporali

L'EEG di ogni soggetto viene diviso in finestre temporali della lunghezza di 150, 200 e 250 punti temporali. Due punti temporali, data la frequenza di campionamento di 500Hz, si trovano ad una “distanza temporale” di 2ms.

Per ogni finestra temporale viene generato un label.

4.1.4 Sovrapposizione

Per generare più dati viene introdotta la sovrapposizione, definita come una parziale condivisione di punti temporali tra due finestre temporali. Per generare la sovrapposizione, le finestre temporali vengono generate ponendo i dati in un array e facendo scorrere l'indice dei campioni temporali di una lunghezza inferiore rispetto al numero di campioni copiato dalla finestra temporale. Per fare un esempio: se si ha una finestra temporale di 100 e si vuole una sovrapposizione di 25 punti temporali, si copiano i primi 100 elementi dell'array in cui vengono salvati i dati nella finestra temporale 1, poi si fa scorrere l'indice dell'array di 100-25=75 punti temporali in modo che nella finestra 2 ci siano 25 punti temporali in comune con la finestra 1.

Le sovrapposizioni prese in considerazioni sono di 0^{12} , 25, 50 e 100 punti temporali.

4.2 LABEL

Come anticipato prima, i label (etichette) vengono estratti a partire dall'ECG del paziente in modo che ogni finestra temporale abbia associata una etichetta. Si distinguono tre label diversi con significati diversi usati nelle varie fasi sperimentali.

4.2.1 Presenza del picco

Questo label viene usato nella fase di classificazione della sperimentazione; l'etichetta associata alla finestra temporale vale 0 o 1 e assume il significato di assenza o presenza del picco del battito cardiaco:

- 0: Picco assente.
- 1: Picco presente.

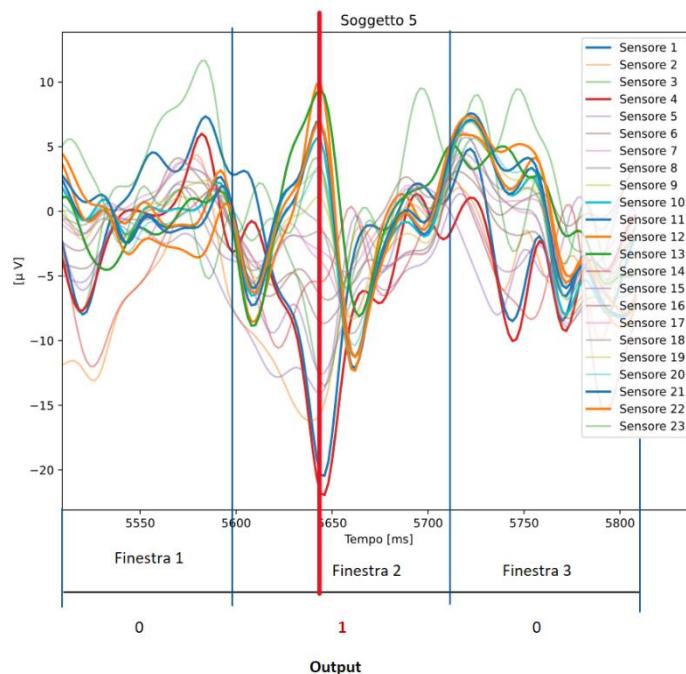


Figura 4.1 | Rappresentazione di tre finestre temporali in cui nella finestra 2 è presente il picco del battito cardiaco, mentre nelle altre no.

4.2.2 Distanza dal centro

Questo label viene usato nella fase di regressione e di generalizzazione e porta informazioni relative alla posizione del picco cardiaco nella finestra temporale. Il significato riguarda la distanza del picco cardiaco dal centro della finestra, con valori tanto più alti quanto più il picco è vicino al centro.

Nello specifico, l'output sarà un valore compreso tra 0 e 1 il cui valore è inversamente proporzionale alla **distanza dal centro** della finestra temporale:

- 0: picco assente.

¹² Finestre contigue, per esempio se ho finestre di dimensione 100 punti temporali, la finestra 1 concatenata alla finestra 2 rappresentano i primi 200 punti temporali della registrazione.

- 0,01: picco all'estremo della finestra (si fa questa assunzione per evitare di confondere la rete con i casi in cui il picco è assente).
- 1: picco esattamente al centro della finestra.

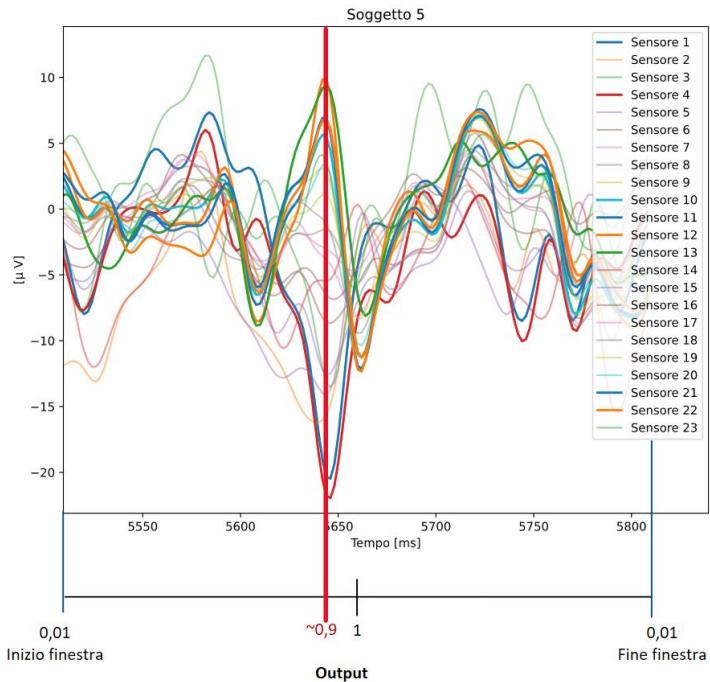


Figura 4.2 | Rappresentazione grafica significato label in questo test ed esempio con una finestra temporale

4.2.3 Distanza dall'origine

Similmente al label precedente, questo label viene usato nella fase di regressione e di generalizzazione in quanto porta informazioni relative alla posizione del picco nella finestra temporale. Il significato riguarda la coordinata temporale del picco all'interno della finestra temporale. Grazie a questo label è possibile ricostruire il segnale HR con elevata precisione.

L'output è la distanza dall'inizio della finestra in un range compreso tra 0 e 1:

- 0: picco assente.
- 0,01: picco nel campione di tempo “0” della finestra (si fa questa assunzione per evitare di confondere la rete con i casi in cui il picco è assente).
- 0,5: picco esattamente nel centro della finestra.
- 1: picco nell'ultimo campione della finestra.

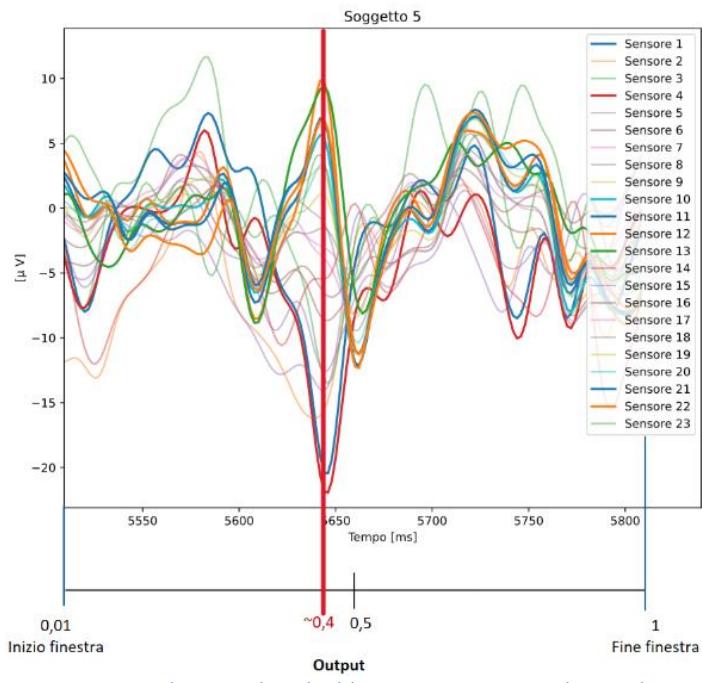


Figura 4.3 | Rappresentazione grafica significato label ed esempio con finestra temporale

Capitolo 5

INTRODUZIONE ALLA SPERIMENTAZIONE

5.1 METRICHE

Per stabilire le performance del modello durante la fase di sperimentazione è opportuno definire alcune metriche che saranno utilizzate nel corso dei capitoli successivi.

5.1.1 Accuracy

L'accuratezza (*accuracy*) è una metrica che si usa per le operazioni di classificazione, espressa solitamente in percentuale. Questa metrica fornisce una informazione molto intuitiva, ovvero quante delle predizioni fatte dal modello sono corrette rispetto al totale delle predizioni; dunque, se un modello ha un'accuratezza del 25% vuol dire che mediamente 1 predizione su 4 fatte è corretta (un punteggio molto basso).

La formula generale è la seguente (Google Developers, 2024):

$$Accuracy = \frac{\text{correct predictions}}{\text{correct predictions} + \text{incorrect predictions}}$$

Equazione 5.1 | Accuracy formula

Per quanto riguarda la classificazione binaria, si riporta la formula specifica in cui i termini *correct predictions* e *incorrect predictions* sono sostituiti con le categorie specifiche:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Equazione 5.2 | Accuracy formula per classificazione binaria

Con:

- TP (*True Positives*) campioni positivi predetti correttamente.
- TN (*True Negatives*) campioni negativi predetti correttamente.
- FP (*False Positives*) campioni negativi predetti positivi.
- FN (*False Negatives*) campioni positivi predetti negativi.

5.1.2 Precision

La precisione (*precision*) è una metrica usata per le operazioni di classificazione binaria¹³, espressa solitamente in percentuale. Essa indica quanti dei campioni a predizione positiva sono realmente positivi.

Si riporta la formula (Google Developers, 2024):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Equazione 5.3 | Precision formula

¹³ *Binary classification* operazione di classificazione in cui le classi sono solo due: positivo o negativo (1 o 0).

Con:

- TP (*True Positives*) campioni positivi predetti correttamente.
- FP (*False Positives*) campioni negativi predetti positivi.

5.1.3 Recall

La sensibilità (recall) è una metrica impegnata nelle operazioni di classificazione binaria, espressa solitamente in percentuale. Evidenzia quanti dei campioni realmente positivi sono stati predetti correttamente, da non confondersi con la precisione (**Precision**: tra i campioni **predetti positivi** quanti sono corretti? **Recall**: tra i campioni **realmente positivi** quanti sono stati predetti come tali?).

Si riporta la formula per la sensibilità (Google Developers, 2024):

$$Rcall = \frac{TP}{TP + FN}$$

[Equazione 5.4 | Recall formula](#)

Con:

- TP (*True Positives*) campioni positivi predetti correttamente.
- FN (*False Negatives*) campioni positivi predetti negativi.

5.1.4 F1 score

Il punteggio F1 è un parametro significativo per le operazioni di classificazione binaria calcolato in funzione della precisione e della sensibilità. L'informazione estratta è di comprensione più ardua ma, rispetto all'accuratezza, è un parametro più significativo quando i dati utilizzati non sono bilanciati, ovvero quando i campioni positivi e negativi non sono in numero uguale.

Si riporta la formula (Google Developers, 2024):

$$F_1 = \frac{2 \cdot precision \cdot recall}{precision + recall}$$

[Equazione 5.5 | F1 score formula](#)

5.1.5 Binary cross-entropy

L'entropia incrociata (cross-entropy) è un parametro che quantifica la differenza tra due distribuzioni di probabilità (Google Developers, 2024). Solitamente questo valore viene utilizzato come parametro di loss per le reti neurali di classificazione.

5.1.6 Mean Absolute Error

L'errore assoluto medio (*Mean Absolute Error - MAE*) è significativo per le operazioni di regressione. Viene calcolato per ogni batch come la somma degli errori di predizione dei campioni diviso il numero di campioni nel batch. Per esempio: se ho un batch di 3 elementi, il primo ha errore 4 il secondo 2 il terzo 7, il valore di $MAE = \frac{4+2+7}{3} = 4,33$.

Si riporta la formula:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

[Equazione 5.6 | MAE formula](#)

Con:

- n è il numero di elementi nel batch.
- y_i è il valore reale del label associato al campione i-esimo.
- \hat{y}_i è il valore predetto dal modello per il campione i-esimo.

5.1.7 Mean Squared Error

L'errore quadratico medio (Mean Squared Error - MSE) è significativo per le operazioni di regressione. Similmente a MAE viene calcolato per batch come la somma dei quadrati degli errori diviso il numero di campioni nel batch. Per esempio: se ho un batch di 3 elementi, il primo ha errore 4 il secondo 2 il terzo 7, il valore di $MSE = \frac{(4^2+2^2+7^2)}{3} = 23$.

Si riporta la formula:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

[Equazione 5.7 | MSE formula](#)

Con:

- n è il numero di elementi nel batch.
- y_i è il valore reale del label associato al campione i-esimo.
- \hat{y}_i è il valore predetto dal modello per il campione i-esimo.

5.2 SPERIMENTAZIONE

Le attività svolte durante la fase di sperimentazione vengono proposte in maniera approfondita nei capitoli successivi, come anticipato nel paragrafo [3.1.1](#). L'intento è quello di guidare il lettore attraverso le varie tappe sperimentali che sono state di importanza cruciale per l'ottenimento dei risultati. Da qui la scelta di approfondire e dedicare ad ogni tappa un intero capitolo dell'elaborato.

I capitoli dal 6 al 9 possono essere visti come uno storico della fase sperimentale, descrivono le varie tappe raggiunte e sono stati redatti di pari passo con la sperimentazione. Questa redazione cronologica permetterà al lettore di seguire più da vicino l'evoluzione del modello e dei risultati.

Capitolo 6

RICONOSCIMENTO PRESENZA PICCO HR

6.1 RICONOSCIMENTO DEL PICCO

La prima fase operativa prevede di allenare un a rete neurale convoluzionale (CNN) a riconoscere il picco manifesto dell’interferenza cardiaca sui segnali di un EEG (classificazione binaria). Si usano i label per la classificazione descritti al paragrafo [4.2.1](#).

Le performance di classificazione della CNN saranno valutate prendendo in considerazione l’accuratezza¹⁴ (accuracy), la precisione¹⁵ (precision), la sensibilità¹⁶ (recall) e il punteggio F1¹⁷ (F1 score) dei modelli generati; questo permetterà di comprendere l’affidabilità del riconoscimento per poi passare ad una successiva fase di regressione.

La rete neurale dovrà riconoscere se in una determinata finestra temporale è presente il picco del battito cardiaco precedentemente descritto. Si usano le finestre temporali a 150, 200 e 250 punti temporali con le sovrapposizioni di 0, 25, 50 e 100.

6.2 ADDESTRAMENTO ALLA CLASSIFICAZIONE

Per ogni soggetto vengono generate 12 serie di dati (combinazioni delle finestre temporali e delle sovrapposizioni) per un totale di 312 blocchi di dati, ogni blocco allenerà un modello. Le dimensioni di un blocco sono proporzionali alla durata della registrazione e alla dimensione della sovrapposizione, variano da circa 300 finestre temporali fino ad un massimo di 1800. Una determinata finestra temporale di un EEG con i suoi sensori vanno a comporre il tensore di ingresso alla CNN.

I campioni vengono divisi in due set, uno utilizzato per allenare la rete ed uno utilizzato per validare il modello.

La rete neurale è composta da un modello sequenziale a 5 strati (livelli/layer):

1. Conv1D¹⁸: input della rete, si tratta di un layer a convoluzione temporale impostata con 64 filtri (canali di output), finestra di dimensione 5 e funzione rettificatore¹⁹ (“relu”) per l’attivazione dei filtri.
2. MaxPooling1D²⁰: layer intermedio impostato con “pool” a 2, dimezza i canali prendendo ogni due quello con valore più alto.
3. Flatten²¹: layer utile a trasformare il tensore in un vettore mono dimensionale.
4. Dense²²: ultimo layer intermedio, viene impostato con 128 filtri attivati tramite funzione rettificatore (“relu”).

¹⁴ Vedi [accuracy 5.1.1](#)

¹⁵ Vedi [precision 5.1.2](#)

¹⁶ Vedi [recall 5.1.3](#)

¹⁷ Vedi [F1 score 5.1.4](#)

¹⁸ Filtro convoluzionale temporale, vedi [3.1.2.1](#).

¹⁹ ReLU, vedi [3.1.2.3](#).

²⁰ Riduce il numero di campioni prendendo il massimo in una finestra spaziale di dimensione indicata, vedi [3.1.2.1](#).

²¹ “Appiattisce” i risultati trasformando una struttura n-dimensionale in una struttura monodimensionale, vedi [3.1.2.1](#).

²² Layer di filtri densamente connessi, vedi [3.1.2.1](#).

5. Dense: output della rete, è un unico filtro con funzione sigmoidea²³ (“sigmoid”) come attivazione.

```
# Costruzione del modello

model = Sequential()
model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=5, activation='relu',
                 input_shape=(n_points, n_series)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

# Compile the model
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam',
              metrics=['accuracy', f1_m, precision_m, recall_m])

# Training e testing
model.fit(X_train, y_train, epochs=150, batch_size=8,
           validation_data=(X_test, y_test), verbose=0)
```

Codice Python 6.1 | Modello iniziale

Il modello viene allenato su 150 epoch con “Binary cross-entropy”²⁴ parametro di ottimizzazione e “Adam”²⁵ come funzione di ottimizzazione (funzione di loss). Di seguito il resoconto del modello (summary) generata dalla libreria Tensorflow per Python di cui si è fatto largo impiego:

```
Model: "sequential"

Layer (type)          Output Shape         Param #
=====
conv1d (Conv1D)        (None, 147, 64)      7424
max_pooling1d (MaxPooling1D) (None, 73, 64)    0
)
flatten (Flatten)      (None, 4672)         0
dense (Dense)          (None, 128)          598144
dense_1 (Dense)        (None, 1)            129
=====
Total params: 605,697
Trainable params: 605,697
Non-trainable params: 0

Epoch 1/150
```

Dopo la fase di addestramento verranno valutate le performance del modello.

6.3 RISULTATI

Si riportano i risultati ottenuti dalla combinazione di due esecuzioni dello script Python usato per la generazione dei modelli e per la validazione. Il modello viene valutato secondo le metriche elencate al paragrafo [6.1](#) comma 2. Si riporta anche la stampa di tutti i risultati ottenuti (Allegato [A.A](#)).

²³ Sigmoid, vedi [3.1.2.1](#).

²⁴ Calcola l’entropia incrociata tra i label e i valori predetti, vedi [3.1.2.1](#).

²⁵ Funzione di ottimizzazione adattiva basata sulla discesa del gradiente, vedi [3.1.2.3](#).

Nella **TABELLA 6.1** sono riportati i valori massimi, minimi e medi delle varie metriche, rappresentativi del complesso di tutti i modelli allenati con le varie finestre temporali e le varie sovrapposizioni:

METRICA	ACCURACY	F1 SCORE	PRECISION	RECALL
MINIMO	44,0%	26,3%	29,5%	24,1%
MASSIMO	92,0%	91,4%	94,3%	98,5%
MEDIA	72,7%	70,3%	72,0%	70,5%

Tabella 6.1 | Massimo minimo e media metriche (generata da due esecuzioni, vedere 6.4 comma 2)

Nella **TABELLA 6.2** sono presentati i valori medi del punteggio F1 per ogni gruppo di dati, in base alla sovrapposizione e alla grandezza della finestra temporale:

Finestra temporale	Sovrapposizione	Parametri	Punteggio F1 medio
150	0		61,5%
150	25		60,8%
150	50		63,7%
150	100		68,3%
200	0		69,2%
200	25		68,0%
200	50		71,9%
200	100		72,0%
250	0		73,6%
250	25		78,7%
250	50		77,3%
250	100		79,0%

Tabella 6.2 | Accuratezza media in funzione della finestra temporale e sovrapposizione
(i campioni evidenziati hanno un punteggio F1 superiore al 70%)

Si riporta la matrice di confusione di un campione rappresentativo di una classificazione nella media.

Le performance del campione proposto (**FIGURA 6.1** soggetto 24 finestra temporale di 250 e sovrapposizione 0) sono:

- Accuracy = 72,9%
- F1 score = 70,4%
- Precision = 71,8%
- Recall = 71,0%

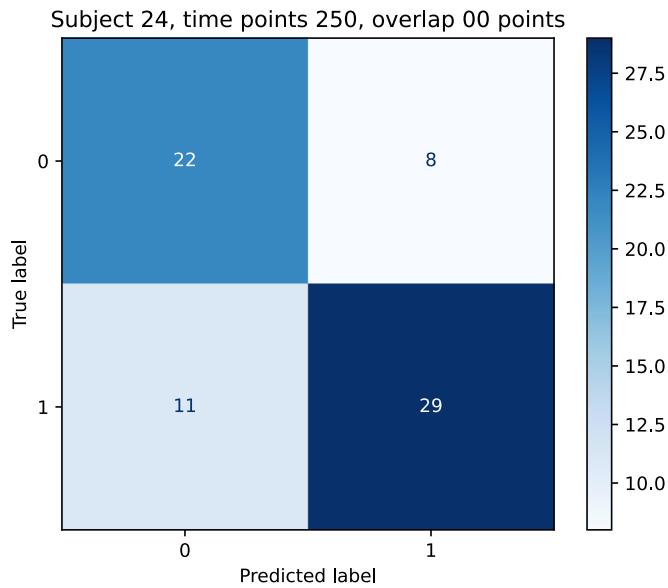


Figura 6.1 | Matrice di confusione di un campione rappresentativo di una classificazione nella media

Si vede adesso nella **FIGURA 6.2** un grafico a barre in cui sono rappresentati i valori medi di tutte e quattro le metriche in funzione della finestra temporale (punti) e della sovrapposizione (overlap):

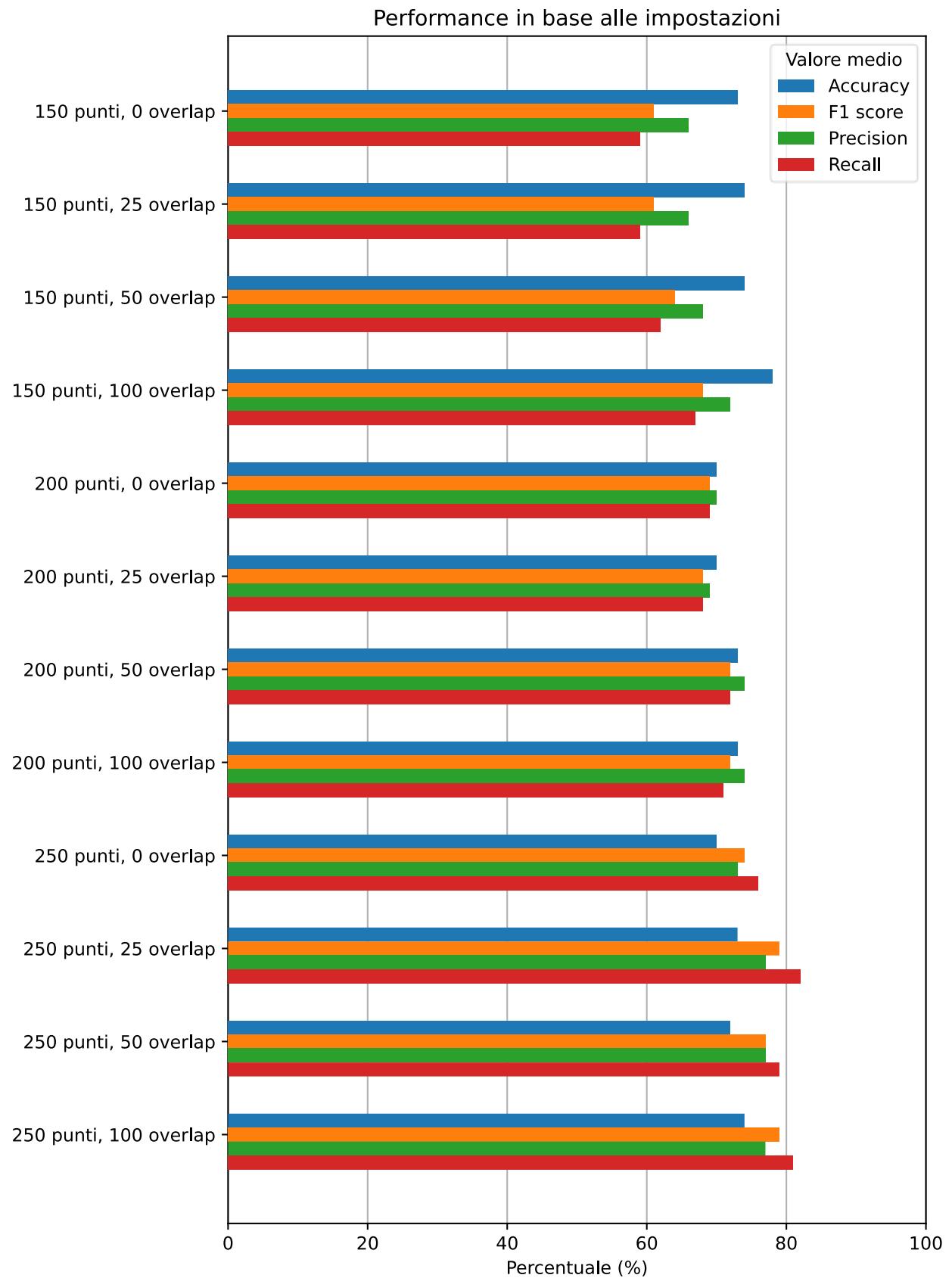


Figura 6.2 | Grafico a barre in cui si visualizza il valore medio delle varie metriche

6.4 CONCLUSIONE

Si può notare come dalla **TABELLA 6.1** le performance risultano inconsistenti da soggetto in soggetto. Di fatti l'accuratezza minima e quella massima hanno una differenza del 48%. Probabilmente questa grande differenza potrebbe essere dovuta ai molti fattori che influenzano la misurazione dell'EEG (**2.3**), oppure potrebbe essere difficile rilevare l'interferenza del battito cardiaco in alcuni specifici soggetti.

La **TABELLA 6.1** è stata generata utilizzando i dati da due esecuzioni, questo perché in ogni esecuzione almeno un campione ha ottenuto f1 score, precision e recall pari a zero. Analizzando nel dettaglio i risultati e facendo tre prove, un risultato fallato si è sempre manifestato su almeno un blocco²⁶ ogni volta diverso (nella prima è il soggetto 4 con finestra temporale di 150 e sovrapposizione 50; nel secondo è il soggetto 19 con finestra di 150 e sovrapposizione di 100; nella terza prova il soggetto 3 con finestra temporale di 150 e sovrapposizione di 0 e 100). Questo risultato è anomalo perché le serie di dati affette dalla suddetta manifestazione non presentano niente di particolare rispetto alle altre. Nelle prove in cui il modello del blocco non ha fallito, questi blocchi hanno fatto addirittura dei risultati buoni con un caso pure superiore alla media.

Di seguito la matrice di confusione relativa al soggetto 19 con finestra temporale di 150 e sovrapposizione di 100 punti (fallato):

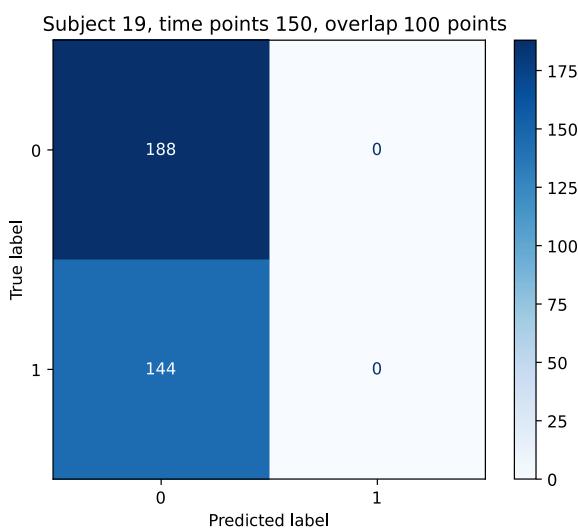


Figura 6.3 | Matrice di confusione esemplificativa di un dato anomalo

Dalla matrice di uno di questi dati (**FIGURA 6.3**), è evidente come tutti i campioni vengano erroneamente classificati come “0”; dunque in questo caso anomalo, la rete neurale non è capace di riconoscere il picco cardiaco.

Molto probabilmente si tratta di un problema del dispositivo utilizzato per allenare la rete e non un problema del modello stesso. A sostegno della tesi appena enunciata, l'esecuzione di due delle tre prove è stata interrotta quasi al termine da un errore del dispositivo di elaborazione grafica usato per allenare il modello. Per questi motivi l'analisi dei risultati è stata fatta partendo da un'unica esecuzione (la seconda per la precisione) e sostituendo i risultati del blocco fallito con quelli dello stesso blocco ma proveniente dalle altre esecuzioni.

²⁶ Set di campioni composto da una combinazione di soggetto, finestra temporale e sovrapposizione.

Nella **TABELLA 6.2** si può notare come aumentando la finestra temporale, il punteggio F1 migliori significativamente. Le configurazioni con performance migliori sono dunque quelle con finestra temporale di 250. Si mostra di seguito un campione che ha ottenuto un buon valore in termini di punteggio F1 e di accuratezza per la finestra temporale 250:

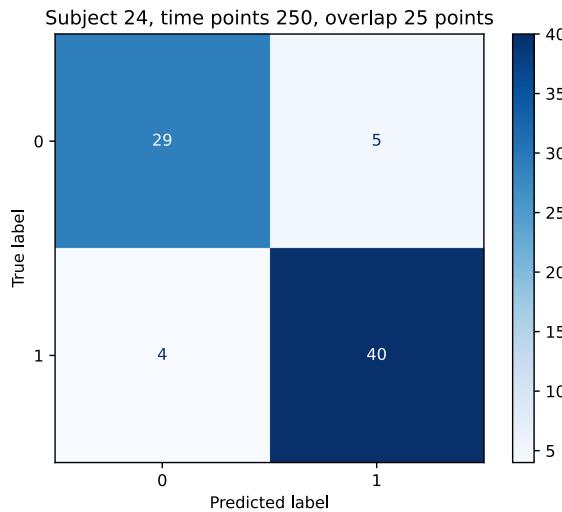


Figura 6.4 | Campione con punteggio F1 90,4% e accuratezza 88,4%

La dimensione della finestra temporale deve essere tale da consentire il rilevamento di un unico picco. Chiaramente, più la finestra è dimensionata opportunamente, più la classificazione è affidabile.

Dalla **FIGURA 6.2** si può notare come la sensibilità e la precisione (e il punteggio F1) aumentano in modo direttamente proporzionale alla dimensione della finestra e all'aumentare della sovrapposizione, mentre l'accuratezza ha un andamento opposto. Probabilmente l'interessante fenomeno sopra descritto è da attribuirsi alla quantità di punti temporali presi in considerazione per l'allenamento dei modelli.

Capitolo 7

REGRESSIONE POSIZIONE PICCO HR

7.1 STIMARE IL PICCO

Per ricostruire il segnale del battito cardiaco di un soggetto è necessario, non solo riconoscere la presenza del picco nel segnale dell'EEG, ma anche sapere con una determinata precisione quando si è verificato. Per queste ragioni si deve convertire la CNN addestrata a classificare i picchi, in una CNN di regressione in grado di stabilire quando il picco cardiaco si verifica.

Sarà necessario modificare la struttura della CNN facendo eventualmente varie prove per trovare una configurazione soddisfacente. Le performance saranno valutate considerando l'errore assoluto medio²⁷ (MAE) e l'errore quadratico medio²⁸ (MSE).

7.2 DA CLASSIFICAZIONE A REGRESSIONE

Si utilizza una parte dello stesso dataset impiegato nel task di classificazione; contro intuitivamente saranno utilizzati quei dati che hanno ottenuto il punteggio F1 più basso: quelli con la finestra 150 con sovrapposizione 0, 25 e 50. L'idea alla base della scelta appena enunciata è quella di riuscire a fare una buona previsione con i dati sopra descritti, per poi auspicabilmente ottenere dei risultati ottimi con i dati a performance migliore nella fase di classificazione ([CAPITOLO 6](#)).

La sperimentazione prevede la modifica della CNN con parametri più idonei al task di regressione e dei label dei dati che assumeranno significati differenti.

Preliminarmente sono state modificate alcune impostazioni comuni in reti neurali di regressione:

- L'attivazione del layer di output è stata cambiata da attivazione con funzione sigmoidea in attivazione lineare²⁹.
- Il parametro di loss è stato sostituito da “binary crossentropy” con una delle due nuove metriche (MAE o MSE a seconda dei casi descritti successivamente).
- La funzione di ottimizzazione è stata modificata da “Adam” a “RMSprop³⁰” (per il momento).

La rete neurale dovrà individuare la posizione del picco all'interno di una finestra temporale.

7.3 Sperimentazione finestra temporale 150

Nelle varie sperimentazioni la rete neurale è stata eseguita su 2 o 3 soggetti di prova per cercare con metodologia *greedy*³¹ le impostazioni che generano i migliori risultati.

²⁷ Media degli errori, vedi [5.1.6](#).

²⁸ Media dei quadrati degli errori, [5.1.7](#).

²⁹ Attivazione lineare, vedi [3.1.2.3](#).

³⁰ Root Mean Square Propagation, vedi [3.1.2.3](#).

³¹ Sono stati variati alcuni parametri fino a che non abbiamo ottenuto dei risultati da noi ritenuti accettabili

Una volta trovate delle impostazioni soddisfacenti, la rete verrà eseguita sui dati di tutti i soggetti.

7.3.1 Distanza dal centro MAE

I risultati di questa sperimentazione e la successiva saranno utilizzati come riferimento (*benchmark*) per cercare di migliorare la qualità della previsione. Si usano i label descritti al paragrafo **4.2.2** (Distanza dal centro).

7.3.1.1 Impostazioni

Si imposta il parametro di loss:

- Loss = Mean absolute error (**MAE**).

7.3.1.2 Risultati

I risultati sono estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,175$
- MSE $\approx 0,075$

Si riportano i grafici relativi al soggetto 1 con finestra 150 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,174 e MSE 0,073):

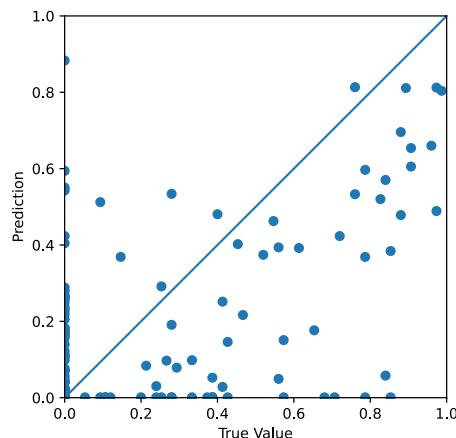


Figura 7.1 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

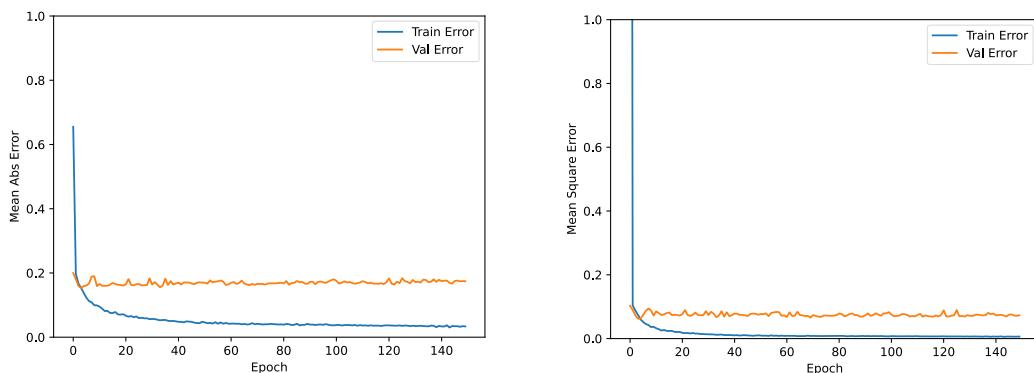


Figura 7.2 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

7.3.1.3 Conclusione

La rete non è affatto accurata, MAE è troppo elevato e inoltre dalla **FIGURA 7.1** si nota come spesso vengono predetti falsi valori positivi.

Dagli andamenti in **FIGURA 7.2** si nota come la rete non migliori più significativamente a partire dall'epoch 80. Inoltre si nota come, nonostante la rete abbia degli ottimi valori di errore nei campioni di addestramento (linea blu in **FIGURA 7.2**), l'errore sui set di validazione (linea arancione in **FIGURA 7.2**) non sono molto diversi dal valore iniziale, si ha dunque underfitting³². Per limitare l'underfitting sarebbe necessario ottenere più dati per allenare la rete.

Partendo da questo risultato, si cerca di ottenere un miglioramento del valore di MAE di circa il 2 %.

7.3.2 Distanza dal Centro MSE

Questo test è basato sul precedente (**7.3.1**), l'unica modifica è nel parametro di ottimizzazione.

7.3.2.1 Impostazioni

Si modifica solo il parametro di loss:

- Loss = Mean squared error (MSE).

7.3.2.2 Risultati

I risultati sono estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,185$
- MSE $\approx 0,070$

Si riportano i grafici relativi al soggetto 2 con finestra 150 e sovrapposizione di 25 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,180 e MSE 0,071):

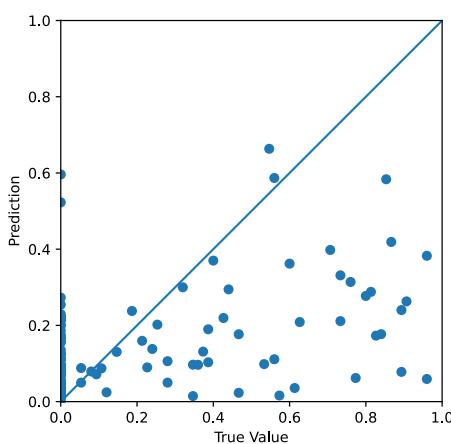


Figura 7.3 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

³² Il modello ha scarse capacità predittive (Google Developers, 2024)

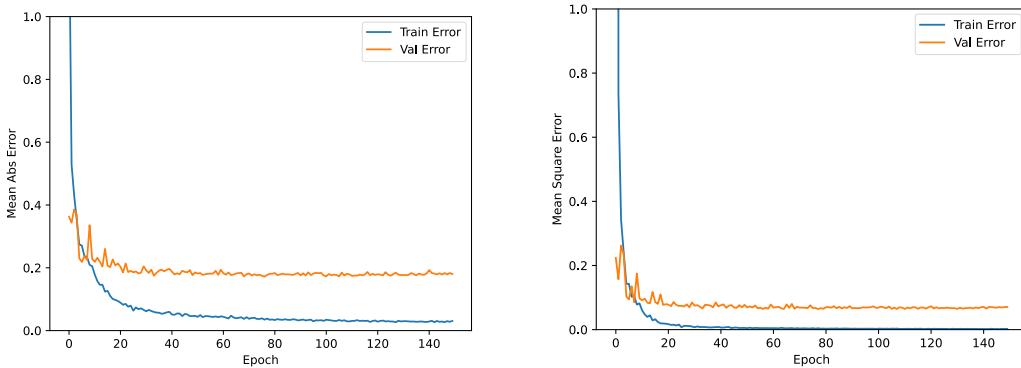


Figura 7.4 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

7.3.2.3 Conclusione

Il risultato ottenuto è simile se non leggermente peggiore rispetto a quello del test precedente ([7.3.1](#)): si ha un miglioramento di MSE e un peggioramento di MAE.

7.3.3 Sigmoidee come attivazione

In questo test si è “giocato” con la rete, tentando di trovare nuove strade che potessero portare un miglioramento significativo. Le funzioni “rettificatore” usate per i filtri sono state sostituite con funzioni “sigmoidee”. Si usano i label descritti al paragrafo [4.2.2](#) (Distanza dal centro).

7.3.3.1 Impostazioni

- Loss = Mean absolute error (MAE).
- Layer 1(input): 64 filtri, kernel di 5 e attivazione sigmoidea (sigmoid).
- Layer 4: dense con 128 filtri e attivazione sigmoidea (sigmoid).

7.3.3.2 Risultati

I risultati sono estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,191$
- MSE $\approx 0,095$

Si riportano i grafici relativi al soggetto 2 con finestra 150 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,193 e MSE 0,101):

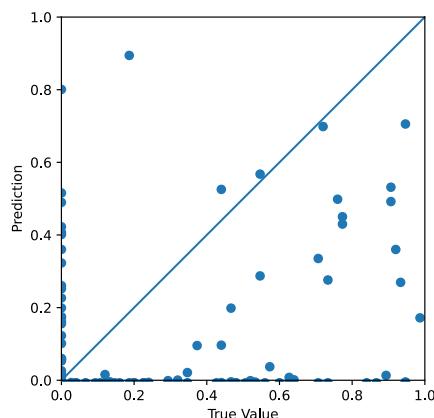


Figura 7.5 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

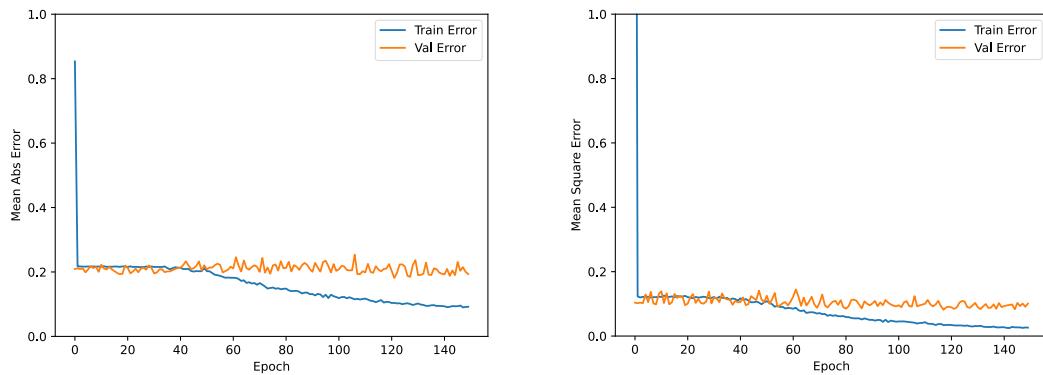


Figura 7.6 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

7.3.3.3 Conclusione

I risultati sono pessimi, peggiori di tutti gli altri. C'è comunque una cosa interessante ed è ciò che ha spinto ad includere questo test nel report (questa prova non era nata per essere inclusa):

Parametri	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Soggetto 1 150 00	0.166	0.070
Soggetto 1 150 25	0.157	0.063
Soggetto 1 150 50	0.150	0.067
Soggetto 2 150 00	0.220	0.129
Soggetto 2 150 25	0.258	0.142
Soggetto 2 150 50	0.193	0.101

Tabella 7.1 | Risultati

Nella **TABELLA 7.1** si nota immediatamente la grande inconsistenza tra i vari risultati, ma in questa tabella sono presenti anche i migliori risultati ottenuti fin ora. Questo fa intuire che, forse, in qualche filtro è opportuno inserire la funzione sigmoidea.

Da notare che i risultati non sono mai stati così inconsistenti; si riporta la tabella con tutti i risultati del primo test per un confronto ([7.3.1](#)):

Parametri	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Soggetto 1 150 00	0.185	0.077
Soggetto 1 150 25	0.171	0.065
Soggetto 1 150 50	0.174	0.073
Soggetto 2 150 00	0.174	0.073
Soggetto 2 150 25	0.177	0.079
Soggetto 2 150 50	0.189	0.081

Tabella 7.2 | Risultati della esecuzione di cui al paragrafo [7.3.1](#).

Si riportano i grafici relativi al primo soggetto con finestra 150 e sovrapposizione di 50 da cui si ricavano i migliori risultati ottenuti fin ora (MAE 0,150 e MSE 0,067):

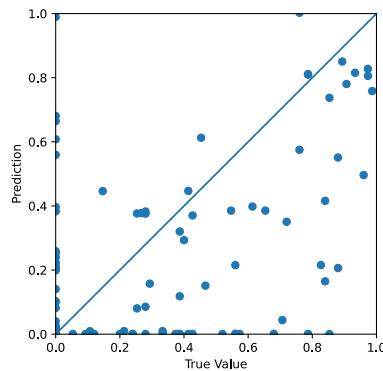


Figura 7.7 | Predizioni e valori reali miglior campione

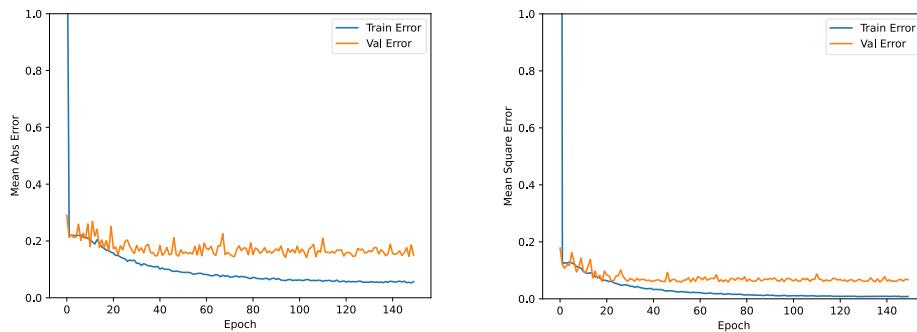


Figura 7.8 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

Il miglioramento è lieve, ma potrebbe essere significativo.

7.3.4 Ulteriori test con le funzioni sigmoidee

Vengono svolti ulteriori test per comprendere se e dove la funzione sigmoidea rechi beneficio all'esecuzione della CNN. Si riporta solo un breve riassunto di due test in particolare che si denominano test 1 e test 2. Si usano i label descritti al paragrafo [4.2.2](#) (Distanza dal centro).

7.3.4.1 Impostazioni

- Loss = Mean absolute error (MAE).
- **Test 1:**
 - Layer 1(input): 64 filtri, kernel di 5 e attivazione rettificatore (relu).
 - Layer 4: dense con 128 filtri e attivazione sigmoidea (sigmoid).
- **Test 2:**
 - Layer 1(input): 64 filtri, kernel di 5 e attivazione sigmoidea (sigmoid).
 - Layer 4: dense con 128 filtri e attivazione rettificatore (relu).

7.3.4.2 Risultati e conclusioni

Con la funzione sigmoidea solo nel layer denso centrale della rete (test 1), le performance sono praticamente identiche a quelle del test descritto al paragrafo [7.3.2](#); se la funzione sigmoidea è utilizzata solo nel layer di input la rete (test 2), nel 90% dei casi da output “0” fisso.

Se ne deduce che la funzione sigmoidea non porta miglioramenti al modello.

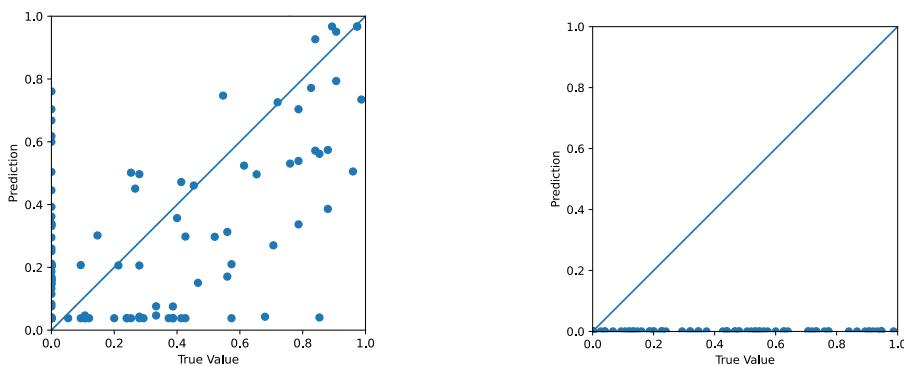


Figura 7.9 | Esempio risultati test 1 (sinistra) | Esempio risultati test 2 (destra)

7.3.5 Aumento complessità della rete MAE

Dopo i risultati deludenti ottenuti nei test precedenti si è provato ad usare le configurazioni dei test descritti ai paragrafi [7.3.1](#) e [7.3.2](#) apportando modifiche ai label dei dati con risultati molto simili o peggiori; sono stati provate sia MAE che MSE come parametro di loss.

A seguito di questa sperimentazione è stato deciso di provare ad aumentare la complessità della rete. Sono stati fatti vari tentativi aumentando sia i layer convoluzionali che quelli di tipo denso, ma i risultati sono stati pessimi. Dato l'elevato numero di tentativi con esito negativo, è stato ritenuto non rilevante la presentazione di questi risultati.

Durante la ricerca è emerso un report interessante riguardo ad una CNN per regressione sviluppata per Mercedes-Benz (Salimbeni, 2019), da cui si è preso ispirazione per modificare il modello ed i risultati sono stati sufficientemente soddisfacenti.

La rete ha acquisito due layer in più, passando da circa 600'000 parametri allenabili a circa 2'500'000:

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
<hr/>		
conv1d (Conv1D)	(None, 147, 64)	7424
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 73, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 4672)	0
dense (Dense)	(None, 512)	2392576
dense_1 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_2 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_3 (Dense)	(None, 1)	129
<hr/>		
Total params: 2,564,353		
Trainable params: 2,564,353		
Non-trainable params: 0		

Epoch 1/1000

Nota:

Questa rete essendo molto complessa è stata allenata per più tempo e con più iterazioni; data la tendenza all'overfitting³³, la rete è stata dotata di un layer di dropout e della callback "Early Stopping" con pazienza³⁴ 100 che monitora il valore di loss dei campioni di validazione e termina l'addestramento in caso in cui non ci siano miglioramenti in 100 epoch.

Si usano i label descritti al paragrafo **4.2.2** (Distanza dal centro).

7.3.5.1 Impostazioni

- Loss = Mean absolute error (MAE).
- Ottimizzazione = adam (reintrodotta in quanto in alcune sperimentazioni non qui riportate ha ottenute dei miglioramenti nell'andamento della rete).
- Layer 1(input): 64 filtri, kernel di 5 e attivazione rettificatore (relu).
- Layer 4: dense con 512 filtri e attivazione rettificatore (relu).
- Layer 5: introdotta funzione di dropout con frequenza 0.1.
- Layer 6: dense con 256 filtri e attivazione rettificatore (relu).
- Layer 7: dense con 128 filtri e attivazione rettificatore (relu).
- Layer 8: output, dense 1 filtro con attivazione lineare.

7.3.5.2 Risultati

Questa rete è stata eseguita su tutti i soggetti (26). Nei risultati si riporta una considerazione solo sui primi due per un paragone più appropriato con le altre prove.

³³ Il modello fallisce riesce a prevede così bene i set di training che fallisce ogni predizione sui nuovi dati (Google Developers, 2024)

³⁴ La pazienza indica quante epoch in cui il parametro monitorato non migliori significativamente passeranno prima che la callback "Early Stopping" interrompa l'addestramento del modello.

Risultati totali:

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.050	0.015
Max	0.358	0.222
Media	0.148	0.074

Tabella 7.3 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 7 con finestra 150 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,144 e MSE 0,068):

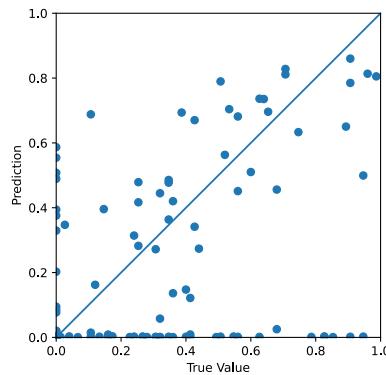


Figura 7.10 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

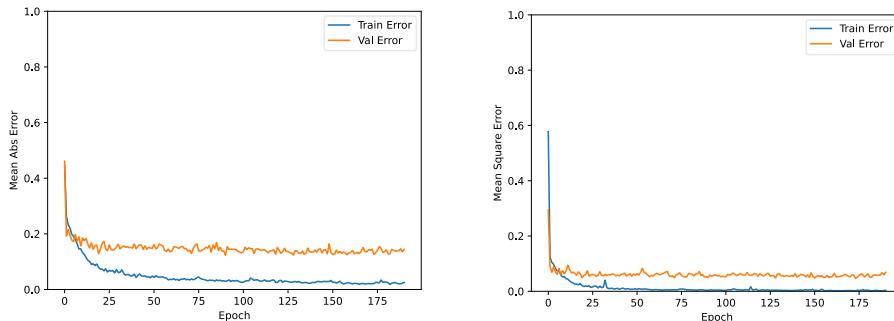


Figura 7.11 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Risultati estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,158$
- MSE $\approx 0,076$

Si riportano i grafici relativi al secondo soggetto con finestra 150 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,149 e MSE 0,072):

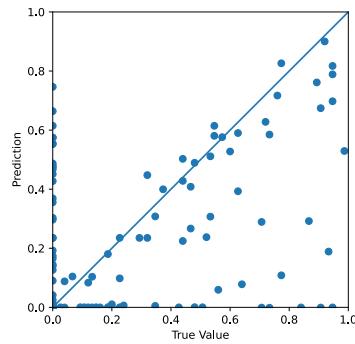


Figura 7.12 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

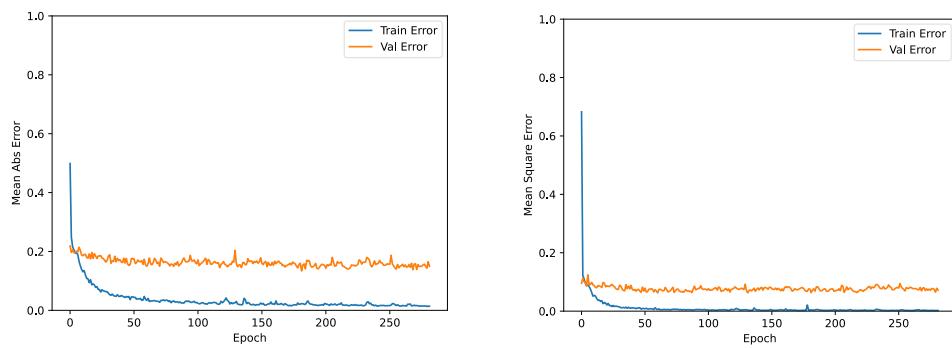


Figura 7.13 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 22 overlap 50 (MAE 0,050 e MSE 0,023):

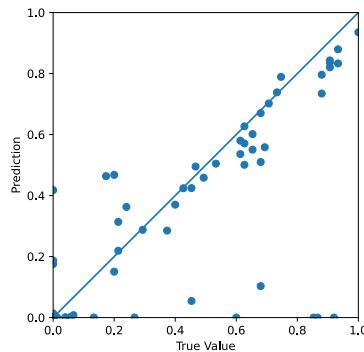


Figura 7.14 | Predizioni e valori reali campione migliore

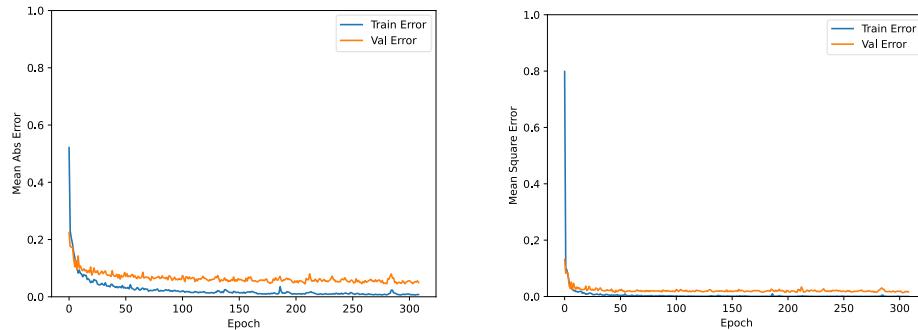


Figura 7.15 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.3.5.3 Conclusione

Con questo modello si ottengono mediamente risultati sotto la soglia di $MAE = 0,2$; il risultato non è ancora ottimo, ma ci si avvicina alla generazione di un buon modello per questo problema. Da notare come in **FIGURA 7.15** il fenomeno di underfitting sia limitato.

Controllando la stampa dei risultati provenienti da tutti e 26 i soggetti (Allegato **A.B**), si può vedere molto chiaramente come i soggetti siano divisi in tre fasce di performance delineate abbastanza nettamente:

1. Soggetti con performance eccezionali, la cui esecuzione assomiglia molto a quella del campione migliore.
2. Soggetti con performance nella media, la cui esecuzione assomiglia a quella del campione rappresentativo.
3. Soggetti con performance molto scarse:

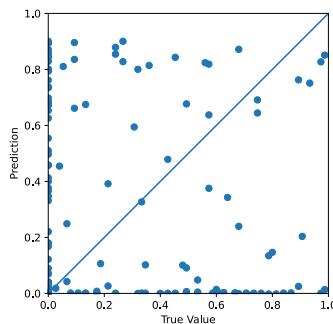


Figura 7.16 | soggetto 10 overlap 50 (MAE 0.375, MSE 0.222)

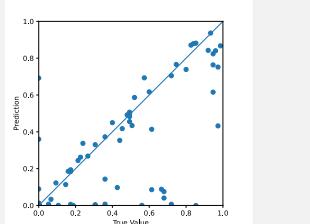
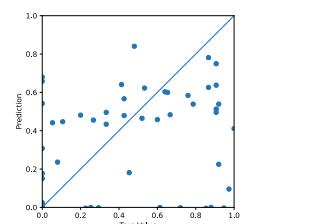
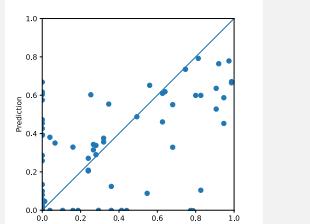
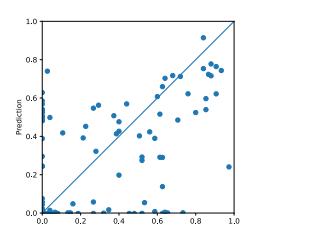
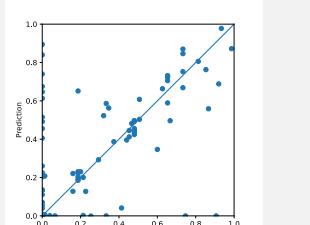
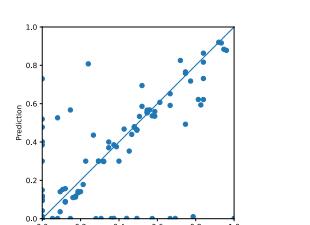
Il valore in questi casi è praticamente casuale...

Questo comportamento aleatorio su alcuni dati è interessante. Controllando anche i risultati di performance per soggetto della fase di classificazione **6.3** (Allegato **A.A**), si nota una correlazione tra i dati che hanno ottenuto un punteggio F1 di classificazione basso ed un errore di regressione alto.

Importante notare che il contrario non è rispettato: i soggetti che hanno ottenuto un punteggio F1 superiore al 70% nel task di classificazione (presenti anche in questo task di regressione) sono 12 e di questi, solo 6 hanno ottenuto un valore di MAE inferiore a 0.10 (che si considera un ottimo valore di errore). Questo però non esclude una possibile correlazione, in quanto il modello tende comunque mediamente a fare underfitting.

Regessione posizione picco HR

Si riporta la tabella con il confronto diretto (per ogni soggetto è stato considerato solo il punteggio F1 massimo ottenuto tra gli overlap 0, 25 e 50):

Soggetto Overlap	F1 score	MAE	MSE	Grafico predizione e valori reali
05 50	90%	0.061	0.027	
06 00	81,3%	0.135	0.072	
07 00	73,3	0.138	0.058	
09 50	77,0%	0.145	0.061	
11 50	76,6%	0.085	0.041	
14 50	77,6%	0.083	0.036	

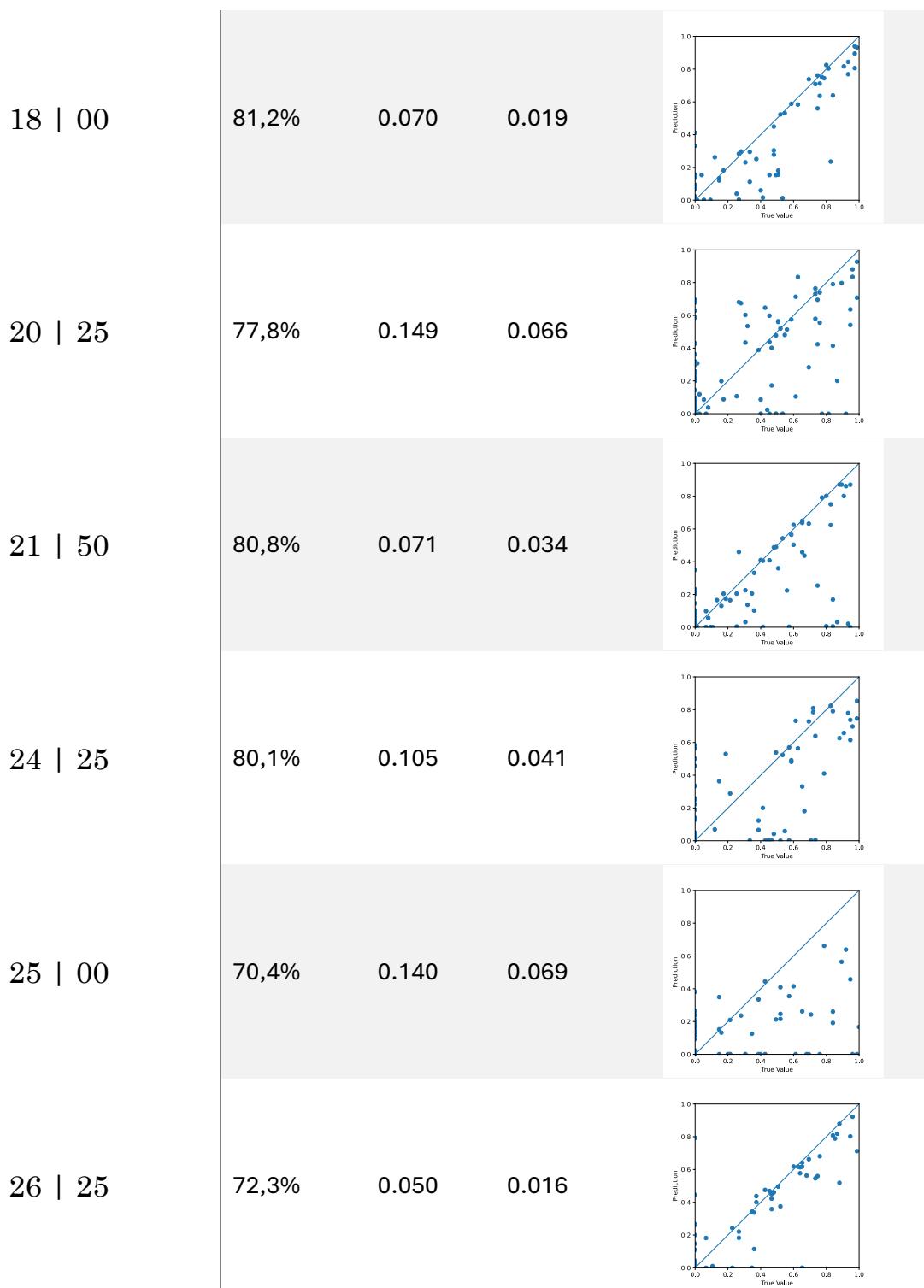


Tabella 7.4 | Confronto risultati tra classificazione e regressione test corrente
(grafico: predizione su asse verticale, valore reale su asse orizzontale)

(per ogni soggetto è stato considerato solo il punteggio f1 massimo ottenuto tra gli overlap 0, 25 e 50)

Questi risultati saranno utilizzati come riferimento per i test successivi.

Si allega il grafico con i valori predetti ed i valori reali di un campione con un buon risultato (Allegato **B.A**).

7.3.6 Aumento complessità della rete MSE

Si ripete l'esecuzione della CNN usata nel test precedente (**7.3.5**) modificando solo il parametro di loss. Si usano i label descritti al paragrafo **4.2.2** (Distanza dal centro).

7.3.6.1 Impostazioni

Stesse del test precedente ([7.3.5.1](#)) tranne che per la funzione di ottimizzazione:

- Loss = Mean squared error (MSE).

7.3.6.2 Risultati

Come nel test precedente, questa rete è stata eseguita su tutti i soggetti (26). Nei risultati si riporta una considerazione solo sui primi due per un paragone più appropriato con le altre prove.

Risultati totali:

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.069	0.020
Max	0.306	0.157
Media	0.158	0.071

Tabella 7.5 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 25 con finestra 150 e sovrapposizione di 0 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,153 e MSE 0,070):

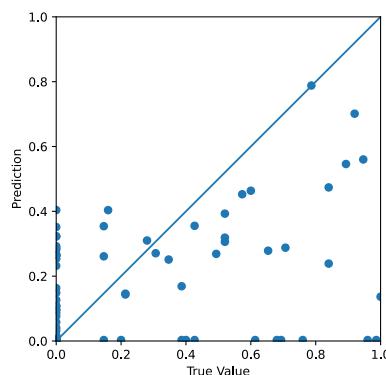


Figura 7.17 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

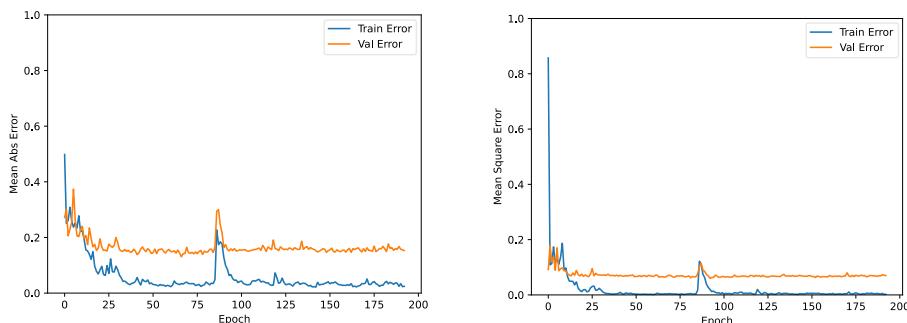


Figura 7.18 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Risultati estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,177$
- MSE $\approx 0,076$

Si riportano i grafici relativi al primo soggetto con finestra 150 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,176 e MSE 0,072):

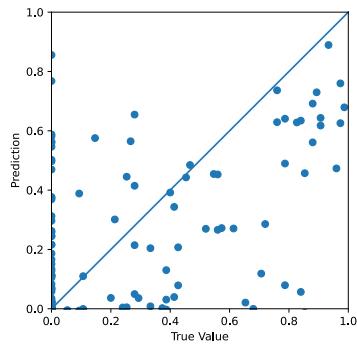


Figura 7.19 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

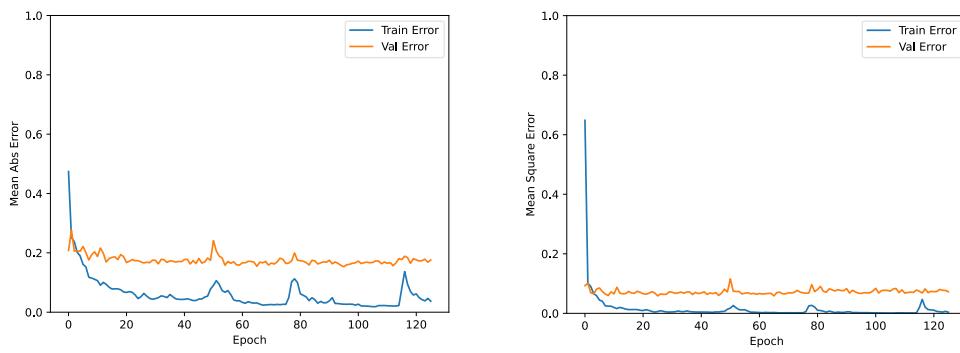


Figura 7.20 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MSE minimo, soggetto 18 overlap 0 (MAE 0,078 e MSE 0,020):

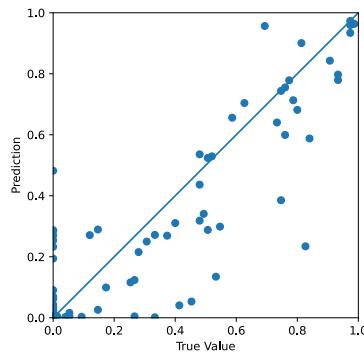


Figura 7.21 | Predizioni e valori reali campione migliore

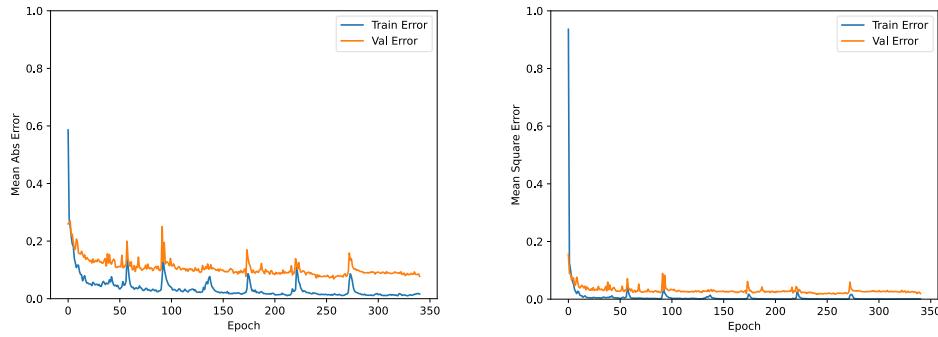


Figura 7.22 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.3.6.3 Conclusione

Confrontando i dati ottenuti da questa prova si nota un peggioramento del valore medio di MAE del 1% e un valore medio di MSE paragonabile al precedente. Per questi dati le performance migliori, dunque, sono state ottenute usando MAE come parametro di loss.

Importante notare come l'effetto del dropout nei grafici di addestramento di questa esecuzione influenzi molto gli andamenti (caratterizzati da picchi nel valore di MAE e MSE).

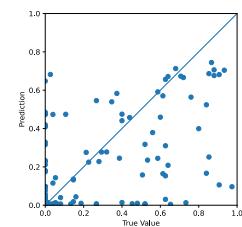
Si riporta la tabella in cui si confrontano i risultati col valore del punteggio F1 del task di classificazione:

Soggetto Overlap	F1 score	MAE	MSE	Grafico predizione e valori reali
05 50	90%	0.071	0.022	
06 00	81,3%	0.132	0.063	
07 00	73,3	0.165	0.059	

Regessione posizione picco HR

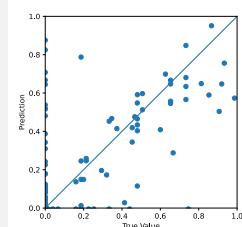
09 | 50

77,0% 0.140 0.058



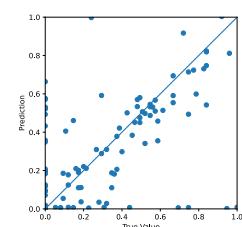
11 | 50

76,6% 0.105 0.042



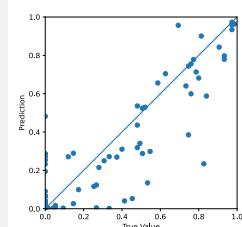
14 | 50

77,6% 0.107 0.044



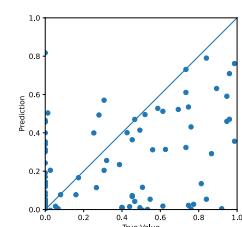
18 | 00

81,2% 0.078 0.020



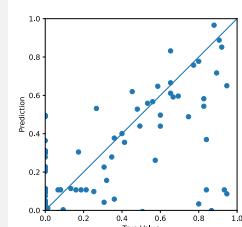
20 | 25

77,8% 0.173 0.079



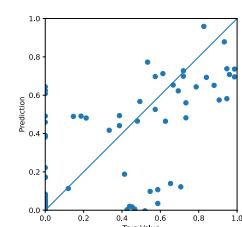
21 | 50

80,8% 0.102 0.037



24 | 25

80,1% 0.108 0.040



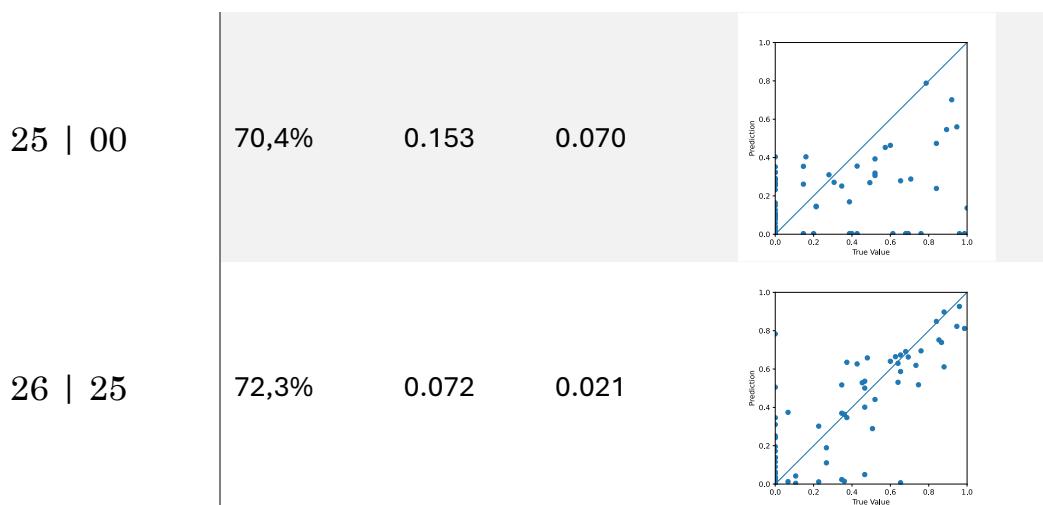


Tabella 7.6 | Confronto risultati tra classificazione e regressione test corrente

(grafico: predizione su asse verticale, valore reale su asse orizzontale)

(per ogni soggetto è stato considerato solo il punteggio f1 massimo ottenuto tra gli overlap 0, 25 e 50)

7.3.7 Distanza dall'origine MAE

Date le migliori prestazioni della CNN usata nel test descritto al paragrafo [7.3.5](#), si è voluto provare a recuperare un'informazione utile per lo scopo della tesi andata perduta con i label usati fin ora: la posizione del picco all'interno della finestra. Si useranno dunque i label descritti al paragrafo [4.2.3](#) (Distanza dall'origine).

7.3.7.1 Impostazioni

Vedi [7.3.5.1](#).

7.3.7.2 Risultati

Come nel test precedente, questa rete è stata eseguita su tutti i soggetti (26). Nei risultati si riporta una considerazione solo sui primi due per un paragone più appropriato con le altre prove.

Risultati totali:

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.042	0.013
Max	0.310	0.167
Media	0.151	0.081

Tabella 7.7 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 20 con finestra 150 e sovrapposizione di 25 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,154 e MSE 0,082):

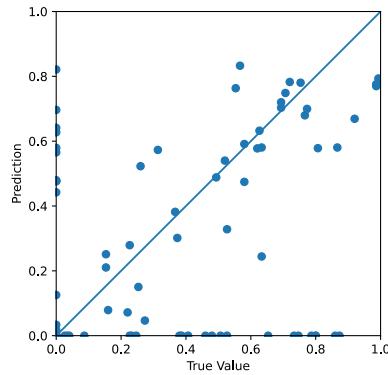


Figura 7.23 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

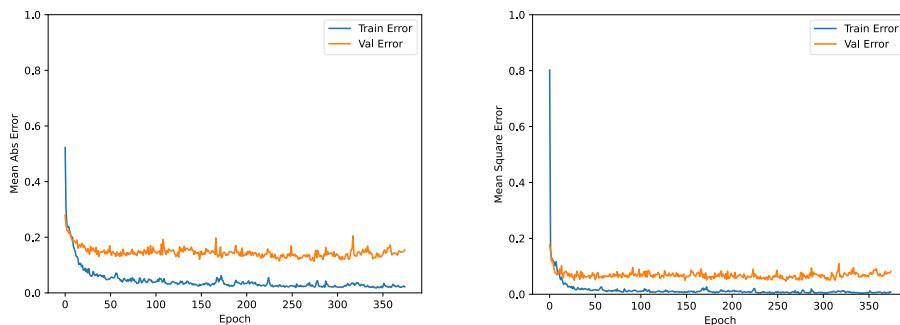


Figura 7.24 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Risultati estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,164$
- MSE $\approx 0,091$

Si riportano i grafici relativi al soggetto 1 con finestra 150 e sovrapposizione di 25 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,160 e MSE 0,093):

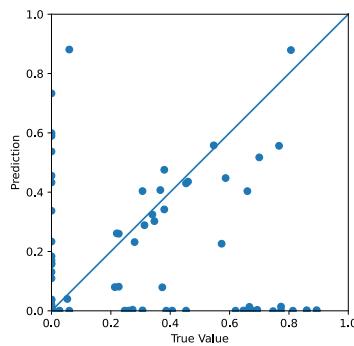


Figura 7.25 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

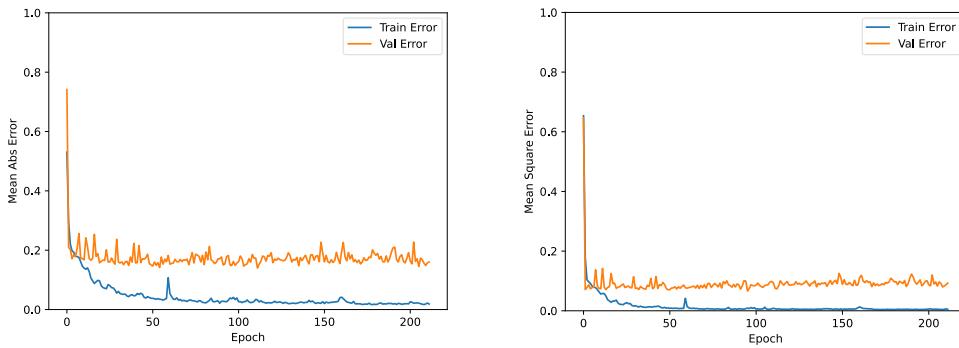


Figura 7.26 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 26 overlap 0 (MAE 0,042 e MSE 0,013):

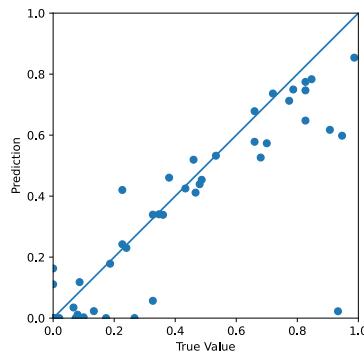


Figura 7.27 | Predizioni e valori reali campione migliore

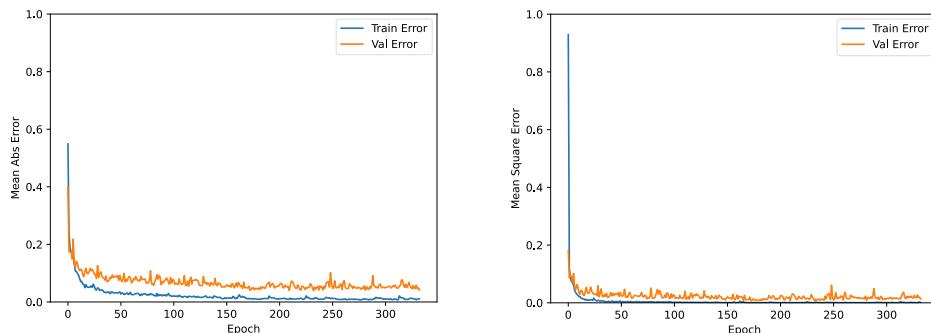


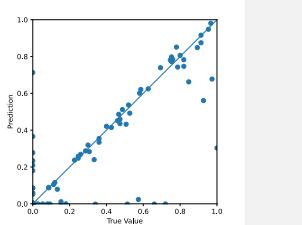
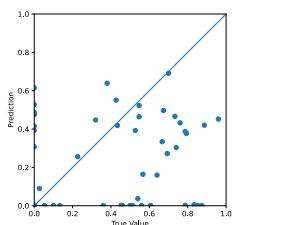
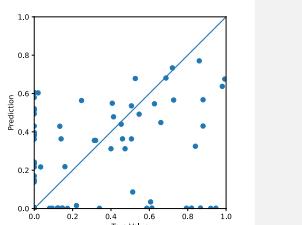
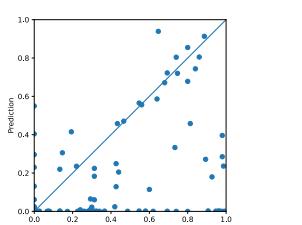
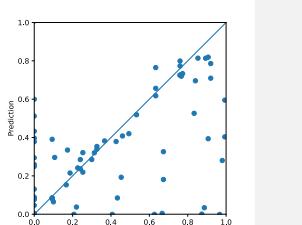
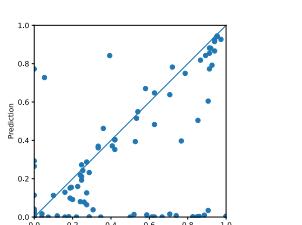
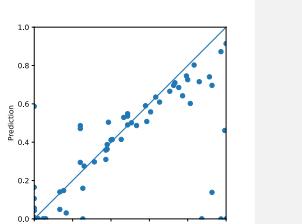
Figura 7.28 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.3.7.3 Conclusioni

La media di questo risultato è simile al precedente, con un leggero peggioramento di MSE nel caso medio e un valore di MAE medio praticamente uguale.

Considerando i risultati ottenuti ed il fatto che questi label sono più informativi per la ricostruzione del battito cardiaco, si ritiene questo un buon modello di risoluzione del problema posto.

Si riporta la tabella con il confronto tra i risultati per i soggetti che hanno ottenuto un punteggio f1 superiore al 70% nel task di classificazione:

Soggetto Overlap	F1 score	MAE	MSE	Grafico predizione e valori reali
05 50	90%	0.047	0.019	
06 00	81,3%	0.150	0.078	
07 00	73,3	0.167	0.085	
09 50	77,0%	0.155	0.094	
11 50	76,6%	0.092	0.048	
14 50	77,6%	0.119	0.071	
18 00	81,2%	0.072	0.038	

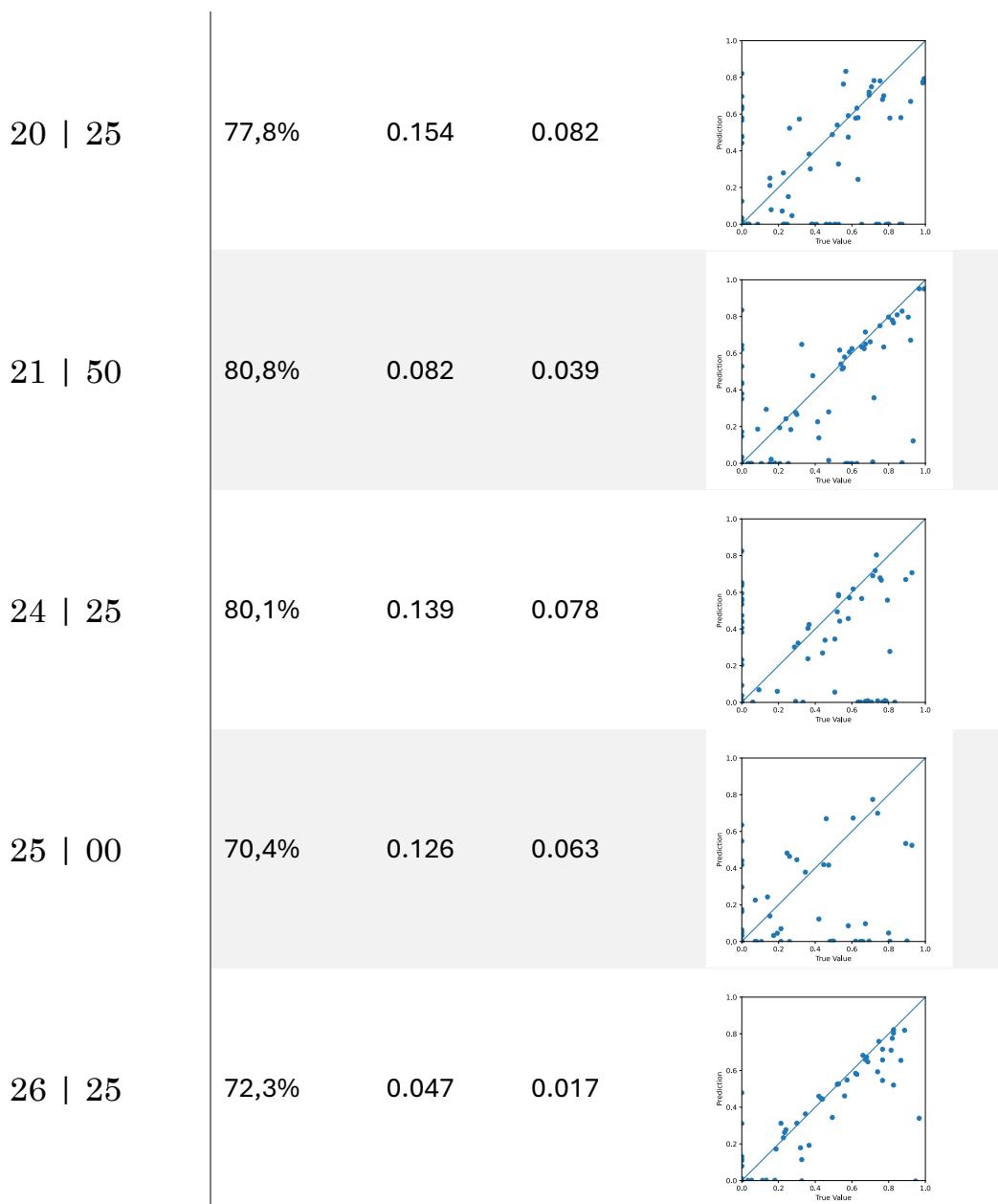


Tabella 7.8 | Confronto risultati tra classificazione e regressione test corrente

(grafico: predizione su asse verticale, valore reale su asse orizzontale)

(per ogni soggetto è stato considerato solo il punteggio f1 massimo ottenuto tra gli overlap 0, 25 e 50)

Si può notare come questi risultati siano molto simili a quelli riportati al paragrafo [7.3.5.2](#).

Si allega il grafico con i valori predetti e reali di un campione con un buon risultato e la sua ricostruzione del segnale del battito cardiaco (Allegato [B.B](#)).

7.3.8 Distanza dall'origine MSE

Si parte dalle impostazioni e dai label del test precedente ([7.3.7](#)) ma si modifica il parametro di ottimizzazione.

7.3.8.1 Impostazioni

Vedi [7.3.6.1](#).

7.3.8.2 Risultati

Come nei test precedenti, la rete è stata eseguita su tutti i soggetti (26). Nei risultati si riporta una considerazione solo sui primi due per un paragone più appropriato con le altre prove.

Risultati totali:

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.047	0.013
Max	0.306	0.175
Media	0.159	0.077

Tabella 7.9 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 2 con finestra 150 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,154 e MSE 0,075):

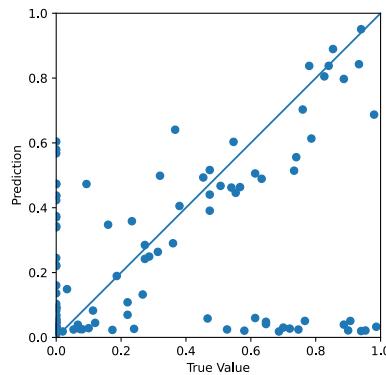


Figura 7.29 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

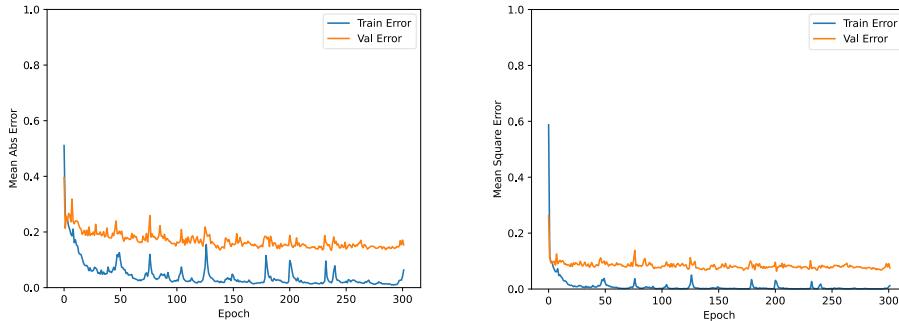


Figura 7.30 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Risultati estratti dall'esecuzione della rete sui primi due soggetti.

- MAE $\approx 0,175$
- MSE $\approx 0,089$

Si riportano i grafici relativi al soggetto 1 con finestra 150 e sovrapposizione di 25 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0,171 e MSE 0,082):

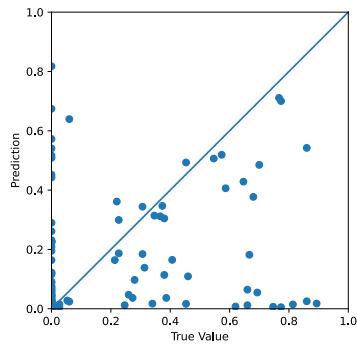


Figura 7.31 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

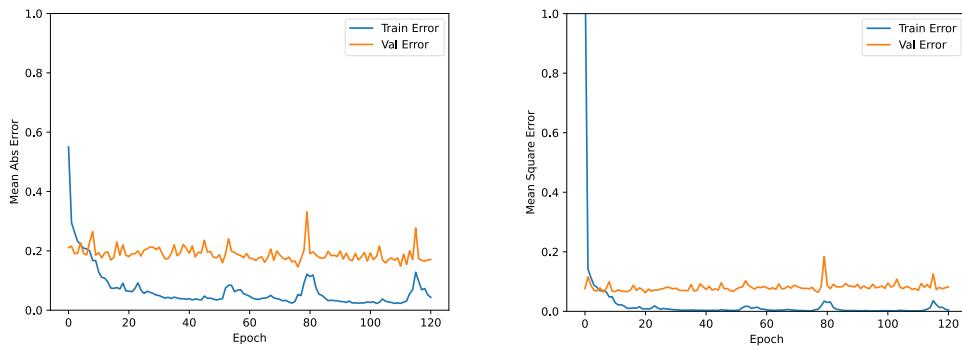


Figura 7.32 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MSE minimo, soggetto 5 overlap 50 (MAE 0,047 e MSE 0,013):

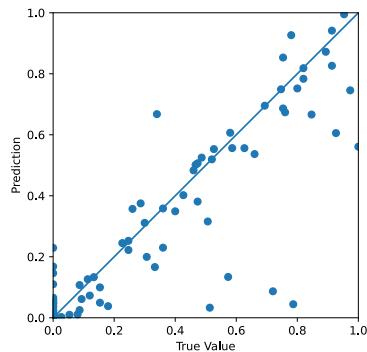


Figura 7.33 | Predizioni e valori reali campione migliore

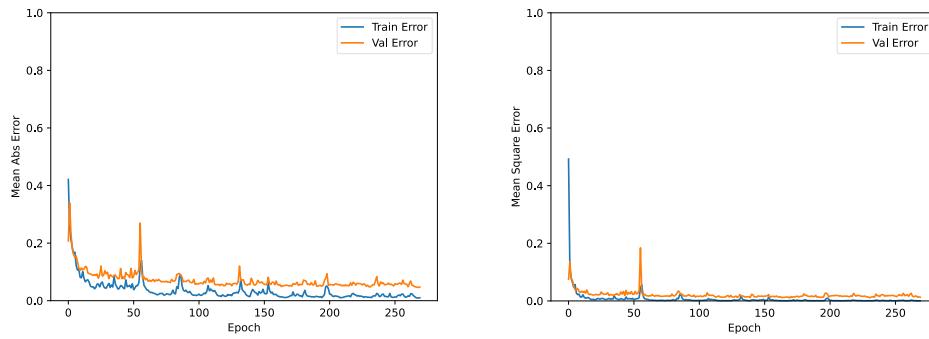


Figura 7.34 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell' epoch campione migliore

7.3.8.3 Conclusioni

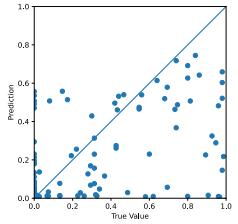
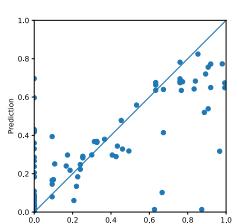
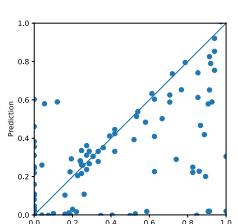
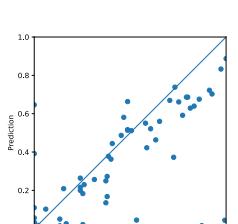
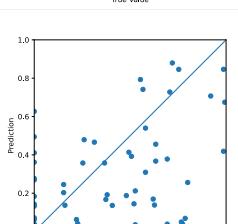
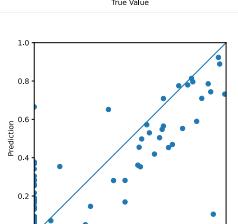
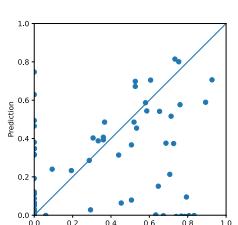
Le performance medie ottenute da questa esecuzione sono simili a quelle ottenute con MAE come funzione di ottimizzazione.

Il dropout anche in questo caso, come osservato nel paragrafo [7.3.6.3](#), influenza molto l'andamento dei grafici dei valori di MAE e MSE.

Di seguito si riporta un confronto con i soggetti che hanno ottenuto un punteggio f1 superiore al 70%:

Soggetto Overlap	F1 score	MAE	MSE	Grafico predizione e valori reali
05 50	90%	0.047	0.013	
06 00	81,3%	0.127	0.052	
07 00	73,3	0.200	0.105	

Regessione posizione picco HR

09 50	77,0%	0.168	0.085	
11 50	76,6%	0.091	0.031	
14 50	77,6%	0.118	0.055	
18 00	81,2%	0.100	0.052	
20 25	77,8%	0.167	0.084	
21 50	80,8%	0.106	0.041	
24 25	80,1%	0.128	0.066	

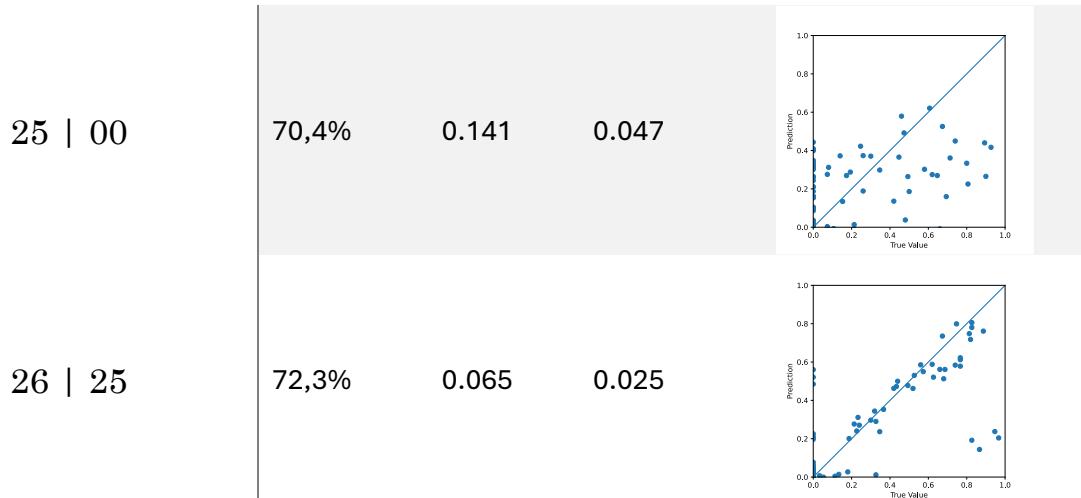


Tabella 7.10 | Confronto risultati tra classificazione e regressione test corrente
 (grafico: predizione su asse verticale, valore reale su asse orizzontale)
 (per ogni soggetto è stato considerato solo il punteggio f1 massimo ottenuto tra gli overlap 0, 25 e 50)

7.4 REGRESSIONE CON FINESTRA TEMPORALE 250

Si sperimenta adesso la CNN perfezionata con i test svolti fin ora sui dati che hanno ottenuto il punteggio F1 maggiore nella fase di classificazione ([6.2](#)), ovvero i dati con finestra temporale 250. Si useranno le sovrapposizioni 0, 25 e 50.

Con questa prova si vuole verificare la correlazione tra il punteggio F1 ottenuto nella fase di classificazione ([6.2](#)) e gli errori ottenuti nella fase di regressione (come ipotizzato nel paragrafo [7.3.5.3](#)).

Nel capitolo successivo sarà svolto un confronto con i dati utilizzati nella fase di sperimentazione descritta nel paragrafo [7.3](#) (dati con finestra temporale 150), per poi scegliere una combinazione di finestra temporale - sovrapposizione che possa ottenere consistentemente buoni risultati:

Saranno considerati ottimi quei risultati con MAE inferiore a 0,10.

7.5 Sperimentazione finestra temporale 250

Si utilizzeranno entrambi i label descritti durante la sperimentazione ([7.3](#)).

7.5.1 Distanza dal centro

Per il primo test verrà usata l'interpretazione dell'output descritta nel paragrafo [4.2.2](#). Si ricorda che l'output atteso sarà un valore compreso tra 0 e 1, il cui valore sarà tanto più grande quanto più l'impulso del battito cardiaco è vicino al centro della finestra temporale.

Data la diversa struttura dei dati di input si riporta un “summary” del modello:

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
<hr/>		
conv1d (Conv1D)	(None, 247, 64)	7424
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 123, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 7872)	0
dense (Dense)	(None, 512)	4030976
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_2 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_3 (Dense)	(None, 1)	129
<hr/>		
Total params: 4,202,753		
Trainable params: 4,202,753		
Non-trainable params: 0		

Epoch 1/1000

7.5.1.1 Impostazioni

Vedi [7.3.5.1](#).

7.5.1.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell'andamento MAE e MSE in funzione dell'epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.091	0.030
Max	0.335	0.168
Media	0.212	0.094

Tabella 7.11 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 23 con finestra 250 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0.212 e MSE 0.085):

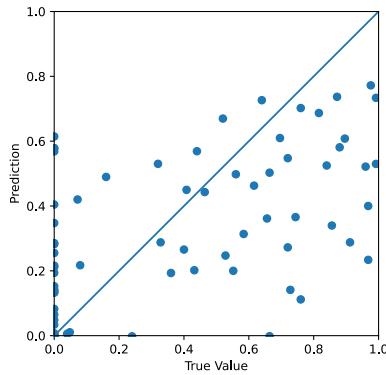


Figura 7.35 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

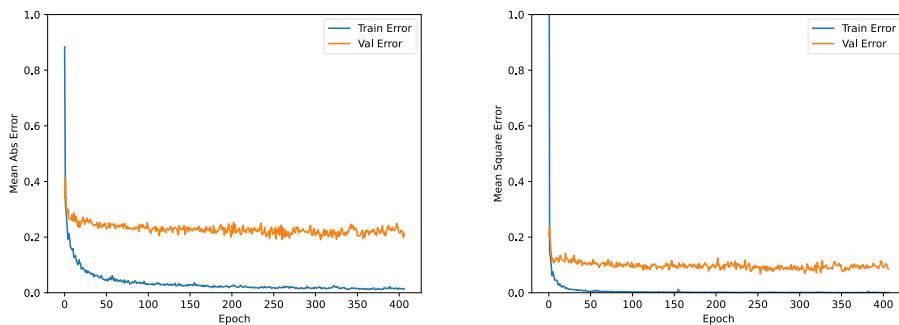


Figura 7.36 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 5 overlap 50 (MAE 0.091 e MSE 0.034):

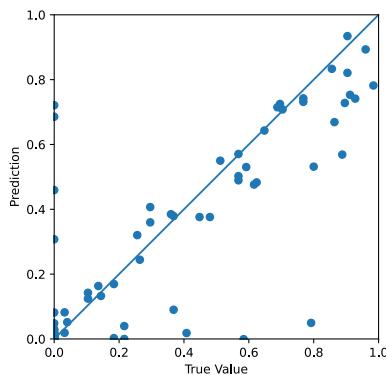


Figura 7.37 | Predizioni e valori reali campione migliore

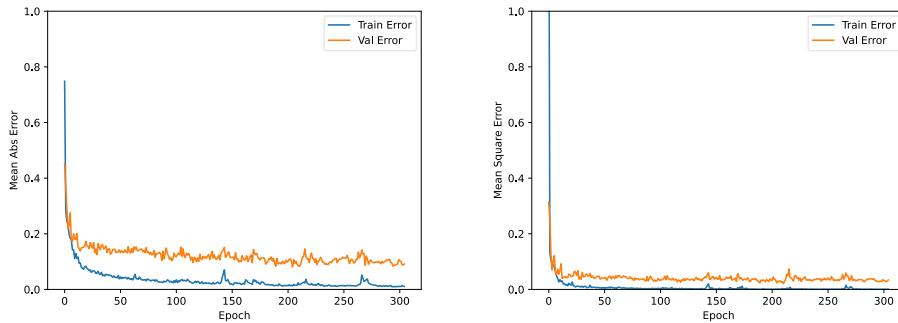


Figura 7.38 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

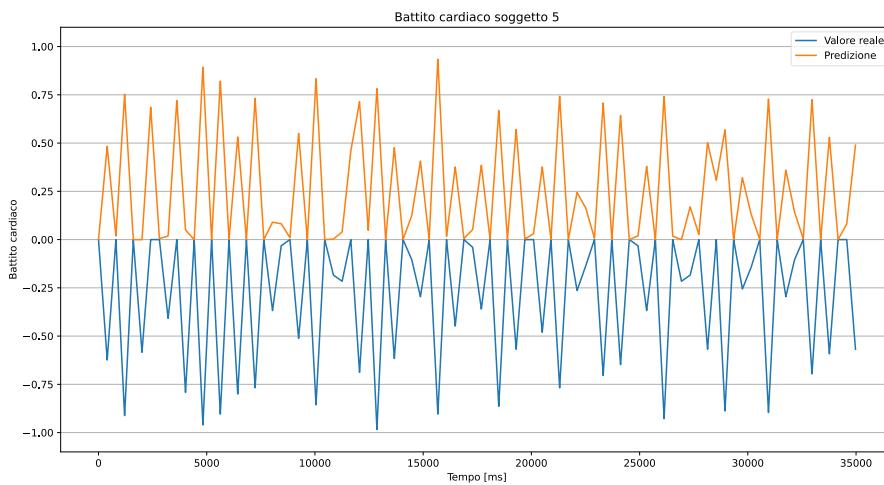


Figura 7.39 | Valori raw predizione e label campione migliore
(valore tanto più vicino a 1/-1 quanto il picco è vicino al centro della finestra temporale)

7.5.1.3 Conclusione

Le performance non sono quelle sperate. Si nota underfitting sia nel modello del campione medio che in quello del campione con esecuzione migliore, oltre che una tendenza all'overfitting nel modello del campione medio.

La finestra temporale di 250 è la più grande tra tutte quelle analizzate. Più la finestra è grande, più punti temporali appartengono alla stessa finestra, da cui otteniamo meno finestre a parità di lunghezza della sequenza temporale registrata. Il fenomeno di underfitting potrebbe essere giustificato da un numero di campioni inferiore rispetto a quelli generati con finestra 150 sulla stessa serie di dati. Non ci sono altri dati a disposizione, dunque faremo un tentativo aumentando la dimensione del batch di addestramento (al momento è impostata a 8).

Si può notare anche un altro fenomeno che riguarda il campione ad esecuzione migliore: l'andamento di MAE pare avere margine di miglioramento; probabilmente se avesse continuato l'allenamento, il valore sarebbe migliorato: si proverà ad aumentare la “pazienza” della callback che si occupa di terminare l'esecuzione in caso di non miglioramento dei risultati.

7.5.2 Distanza dall'origine

Prima di modificare i parametri sopra enunciati, viene eseguito un test sui label descritti nel paragrafo [4.2.3](#) per un confronto. Si ricorda che l'output atteso sarà un valore compreso tra 0 e

1, il cui valore sarà tanto più grande quanto più l'impulso del battito cardiaco è distante dall'inizio della finestra temporale.

7.5.2.1 Impostazioni

Vedi [7.3.5.1](#).

7.5.2.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell'andamento MAE e MSE in funzione dell'epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.076	0.027
Max	0.350	0.187
Media	0.223	0.111

Tabella 7.12 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 17 con finestra 250 e sovrapposizione di 50 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0.211 e MSE 0.111):

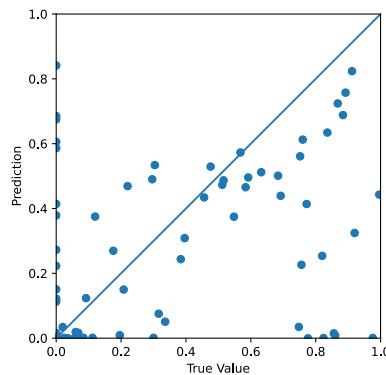


Figura 7.40 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

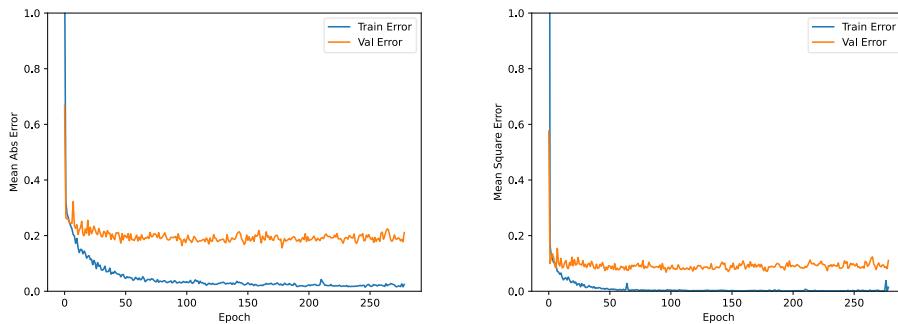


Figura 7.41 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 22 overlap 50 (MAE 0.076 e MSE 0.027):

Regressione posizione picco HR

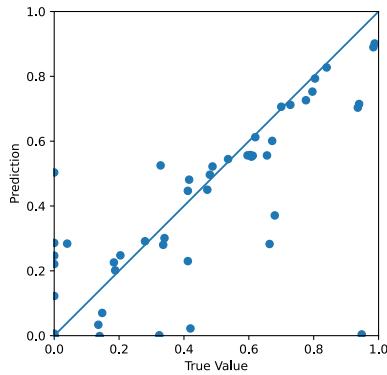


Figura 7.42 | Predizioni e valori reali campione migliore

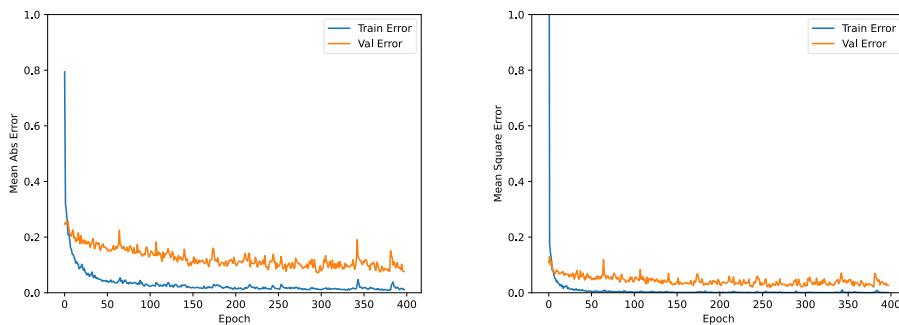


Figura 7.43 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell' epoch campione migliore

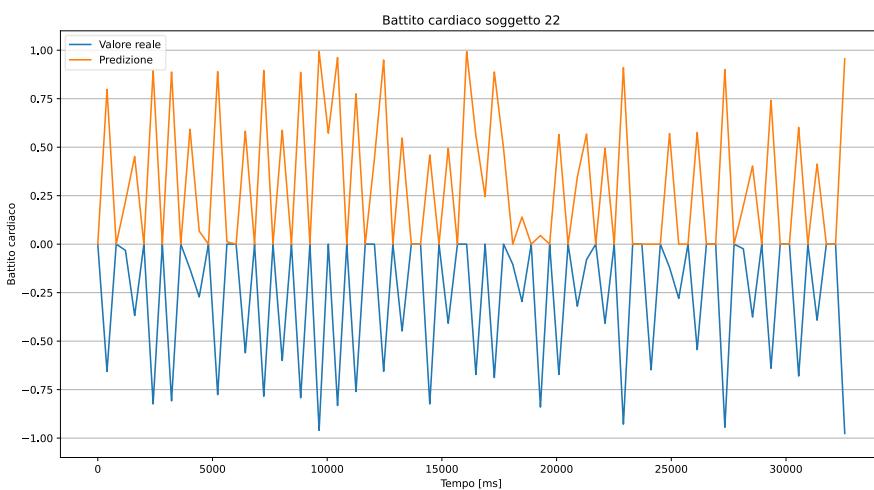


Figura 7.44 | Valori ricostruiti in stile “distanza dal centro” predizione e label campione migliore (valore tanto più vicino a 1/-1 quanto il picco è vicino al centro della finestra temporale)

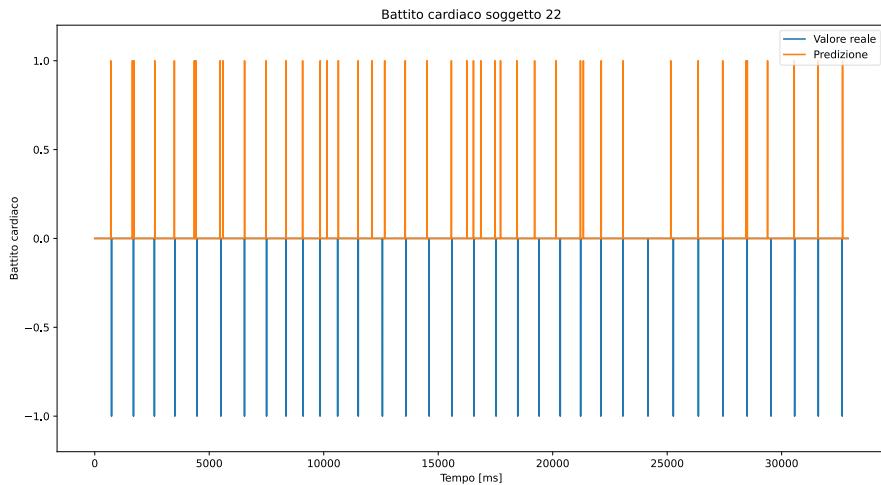


Figura 7.45 | Ricostruzione segnale del battito cardiaco campione migliore
(1 / -1 in presenza del picco)

7.5.2.3 Conclusione

Gli andamenti sono simili a quelli visti nel test precedente, è dunque opportuno provare a modificare le impostazioni della rete nella prospettiva di ottenere un miglioramento.

7.5.3 Distanza dal centro impostazioni modificate

Sono state modificate alcune impostazioni per cercare di limitare i fenomeni di underfitting e overfitting individuati nei due test precedenti. Si usano i label descritti nel paragrafo [4.2.2](#).

7.5.3.1 Impostazioni

Le trasformazioni sono applicate a partire dalle impostazioni al paragrafo [7.3.5.1](#).

Controllo dell'undefitting:

- Nella funzione “fit”:
 - Dimensione del batch = 16
 - Epches = 10'000

Controllo dell'overfitting:

- Nella funzione “fit”:
 - Callback early stopping con pazienza = 200

7.5.3.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell'andamento MAE e MSE in funzione dell'epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.090	0.015
Max	0.343	0.171
Media	0.211	0.089

Tabella 7.13 | Risultati esecuzione

Si riportano i grafici relativi al soggetto 23 con finestra 250 e sovrapposizione di 0 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0.216 e MSE 0.085):

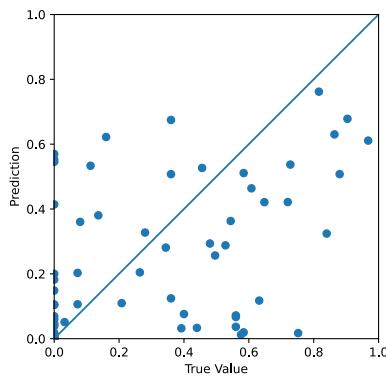


Figura 7.46 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

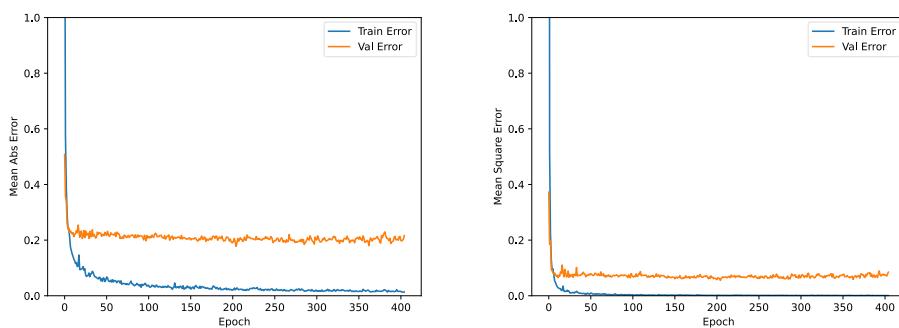


Figura 7.47 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 26 overlap 25 (MAE 0.090 e MSE 0.025):

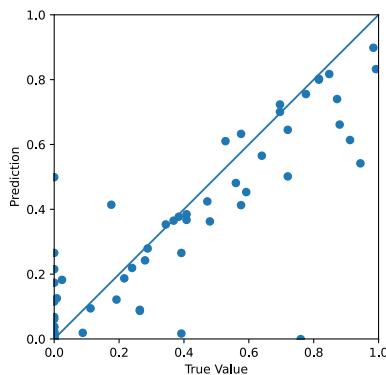


Figura 7.48 | Predizioni e valori reali campione migliore

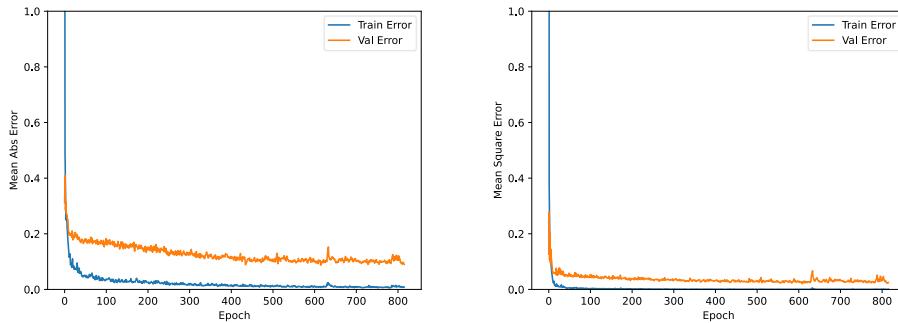


Figura 7.49 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.5.3.3 Conclusione

Rispetto ai risultati riportati al paragrafo [7.5.1.2](#) non ci sono miglioramenti. Se ne conclude che i parametri modificati non hanno alcun effetto sulle prestazioni.

7.5.4 Distanza dall'origine impostazioni modificate

Per completezza viene riportato anche il medesimo test fatto sugli altri label ([4.2.3](#)), ma si può ben prevedere l'esito.

Si osservano ora gli effetti delle nuove impostazioni per la CNN sui dati con label tra 0 e 1 il cui valore rappresenta la distanza dall'origine.

7.5.4.1 Impostazioni

Vedi [7.5.3.1](#).

7.5.4.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell'andamento MAE e MSE in funzione dell'epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.094	0.041
Max	0.365	0.199
Media	0.228	0.115

Tabella 7.14 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 18 con finestra 250 e sovrapposizione di 0 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0.215 e MSE 0.117):

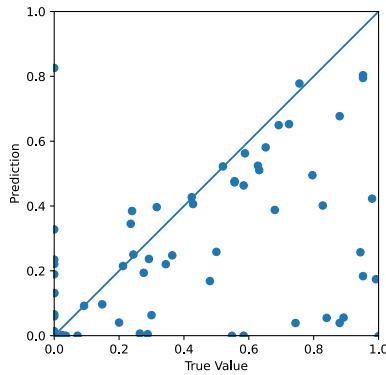


Figura 7.50 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

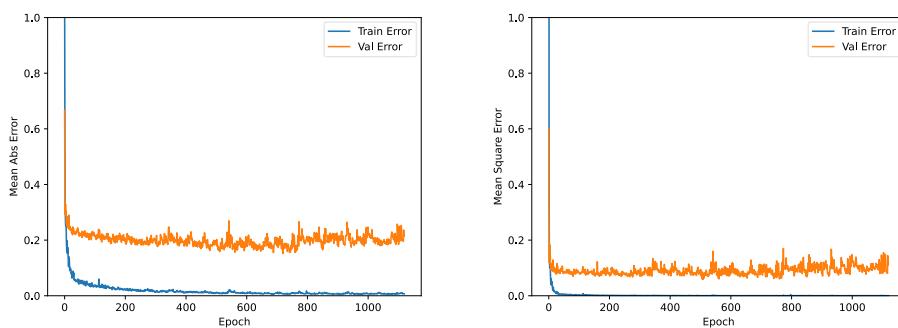


Figura 7.51 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 5 overlap 50 (MAE 0.094 e MSE 0.042):

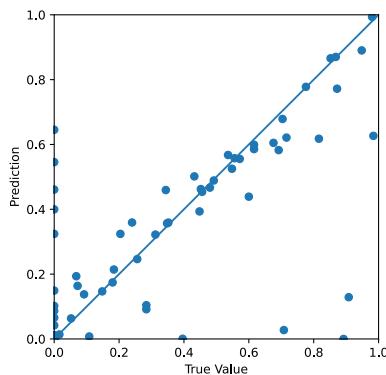


Figura 7.52 | Predizioni e valori reali campione migliore

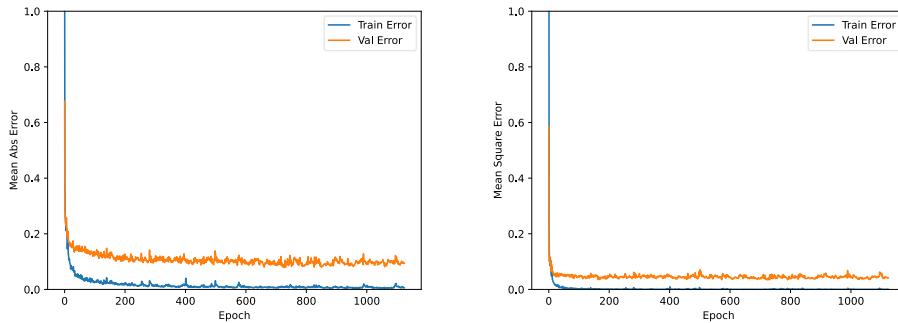


Figura 7.53 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.5.4.3 Conclusione

Come ipotizzato, le performance sono praticamente invariate mettendo in luce un problema che potrebbe essere legato alla carenza di dati disponibili per l'allenamento della rete e/o alla complessità della rete stessa.

7.5.5 Ulteriore aumento di complessità della rete

Eperimenti riguardo a un ulteriore aumento di complessità della rete erano già stati svolti, ma non erano stati documentati in quanto facevano parte di una serie di esperimenti definiti “poco rilevanti”. Data la dimensione maggiore dei campioni presi in considerazione in questo task, il modello potrebbe beneficiare di un aumento della complessità della rete. Si usano i label descritti al paragrafo [4.2.3](#) (Distanza dall’origine).

“Summary” del modello:

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
<hr/>		
conv1d (Conv1D)	(None, 247, 64)	7424
<hr/>		
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 123, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 7872)	0
dense (Dense)	(None, 1024)	8061952
dropout (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_1 (Dense)	(None, 512)	524800
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_3 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_4 (Dense)	(None, 1)	129
<hr/>		
Total params: 8,758,529		
Trainable params: 8,758,529		
Non-trainable params: 0		

Epoch 1/10000

7.5.5.1 Impostazioni

Si parte dalle impostazioni descritte nel paragrafo [7.5.3.1](#), inoltre si aggiunge un livello di tipo denso a 1024 filtri:

- Layer 4: Dense a 1024 filtri, attivazione rettificatore (relu).
- Layer 5: Dropout a frequenza 0,1.
- Layer 6: Dense a 512 filtri, attivazione rettificatore (relu).
- Layer 7: Dropout a frequenza 0,1.
- Layer 8: Dense a 256 filtri, attivazione rettificatore (relu).
- Layer 9: Dense a 128 filtri, attivazione rettificatore (relu).
- Layer 10: Output dense a 1 filtro, attivazione lineare.

Si raddoppia anche la pazienza della call-back “Early Stopping”:

- Patience = 400

7.5.5.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell’andamento MAE e MSE in funzione dell’epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.101	0.043
Max	0.356	0.200
Media	0.233	0.130

Tabella 7.15 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 8 con finestra 250 e sovrapposizione di 0 rappresentativo dell’esecuzione media (MAE 0.232 e MSE 0.118):

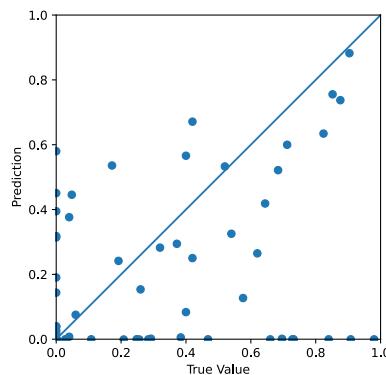


Figura 7.54 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

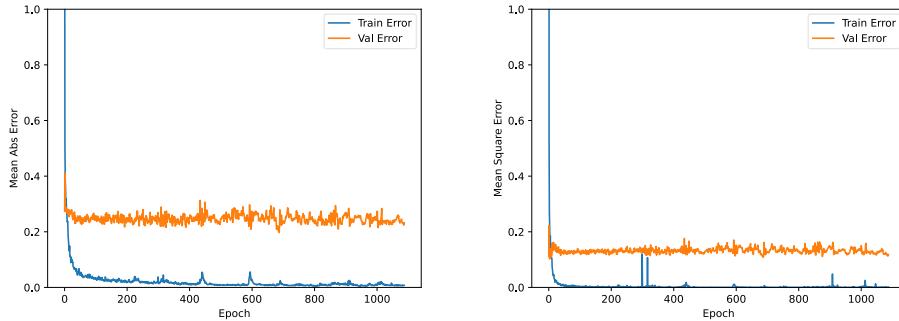


Figura 7.55 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 5 overlap 50 (MAE 0.101e MSE 0.055):

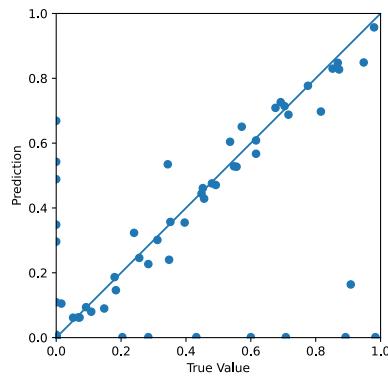


Figura 7.56 | Predizioni e valori reali campione migliore

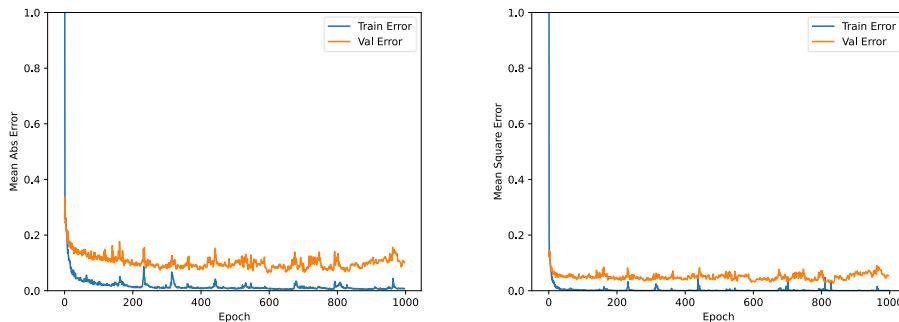


Figura 7.57 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.5.5.3 Conclusione

Da questa esecuzione è ancora più evidente il fenomeno di underfitting presente con l'uso dei dati con finestra temporale 250. L'aumento della complessità della rete ha portato un leggero peggioramento.

7.5.6 Riduzione learning rate

Viene svolto un ultimo tentativo per cercare di mitigare il fenomeno di underfitting. Si recupera la rete che ha dato fin ora i risultati migliori per poi diminuire il learning rate della funzione di ottimizzazione. Si usano i label descritti al paragrafo [4.2.3](#) (Distanza dall'origine).

7.5.6.1 Impostazioni

Le modifiche vengono fatte a partire dalle impostazioni descritte al paragrafo [7.3.5.1](#). La “pazienza” della call back “Early Stopping” viene lasciata invariata (pazienza = 100), questo perché dalle esecuzioni precedenti emerge una tendenza all’overfitting utilizzando “pazienza” superiore.

- Funzione di ottimizzazione Adam: learnig rate = 0.0001 (di default è 0.001).
- Batch_size = 8

7.5.6.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell’andamento MAE e MSE in funzione dell’epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.133	0.047
Max	0.328	0.269
Media	0.236	0.104

Tabella 7.16 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 25 con finestra 250 e sovrapposizione di 25 rappresentativo dell’esecuzione media (MAE 0.240 e MSE 0.096):

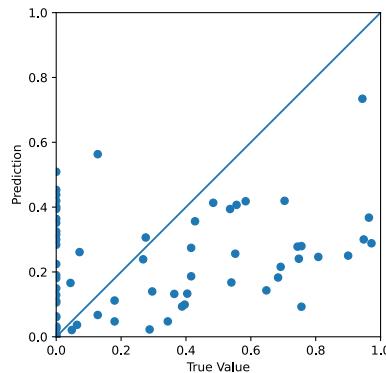


Figura 7.58 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

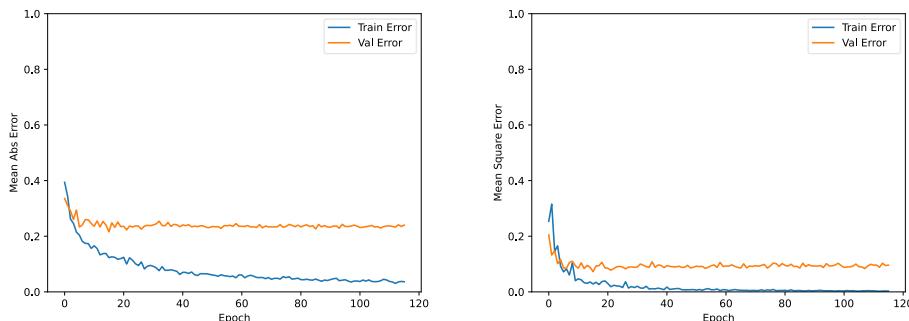


Figura 7.59 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell’epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 5 overlap 50 (MAE 0.133 e MSE 0.052):

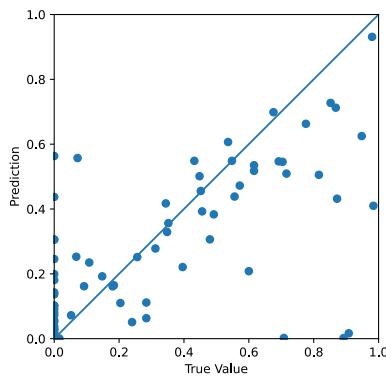


Figura 7.60 | Predizioni e valori reali campione migliore

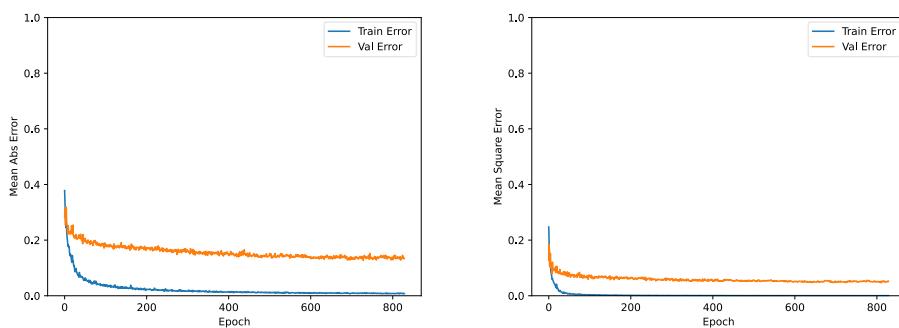


Figura 7.61 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

7.5.6.3 Conclusione

Questa prova ha ottenuto un esito peggiore rispetto alle altre; dunque, se ne deduce che il fenomeno di underfitting in questo caso potrebbe essere mitigato con l'uso di un dataset più ampio.

Capitolo 8

ESPLORAZIONE PARAMETRICA

8.1 INTRODUZIONE

A seguito delle varie prove svolte nei capitoli precedenti, si confrontano i risultati ottenuti. Il confronto verrà effettuato valutando quantitativamente il parametro di MAE (medio e deviazione standard tra i vari soggetti) al variare di tre parametri:

1. Lunghezza finestra temporale (150 – 250).
2. Sovrapposizioni campioni temporali, ovvero “overlap” (0 – 25 – 50).
3. Approccio ai label (“distanza dal centro” – “distanza dall’origine”).

Al termine del confronto sarà effettuata una scelta riguardo una combinazione di finestra temporale, sovrapposizione e overlap. Della combinazione scelta verranno mostrati i grafici delle predizioni effettuate dalla CNN sui set di validazione.

I risultati dei campioni a finestra temporale 150 provengono dai test descritti nei paragrafi [7.3.5](#) e [7.3.7](#), in quanto sono quelli che hanno ottenuto il risultato migliore; i risultati dei campioni a finestra temporale 250 provengono dai test descritti nei paragrafi [7.5.1](#) e [7.5.2](#), in quanto sono quelli che hanno ottenuto il risultato migliore.

8.2 CONFRONTO

Si riportano i risultati ottenuti fin ora. Le tabelle sono due, una per ogni approccio dei label utilizzati (rispettivamente approccio “distanza dal centro” e approccio “distanza dall’origine”):

Lunghezza \ Overlap		00	25	50
		MAE SD	MAE SD	MAE SD
150		0.152 0.060	0.146 0.063	0.145 0.069
250		0.220 0.059	0.214 0.066	0.202 0.066

Tabella 8.1 | MAE medio e SD ottenuti dall’approccio ai label “distanza dal centro” ([4.2.2](#))

Lunghezza \ Overlap		00	25	50
		MAE SD	MAE SD	MAE SD
150		0.153 0.059	0.151 0.061	0.151 0.065
250		0.222 0.062	0.229 0.065	0.217 0.072

Tabella 8.2 | MAE medio e SD ottenuti dall’approccio ai label “distanza dall’origine” ([4.2.3](#))

8.3 ANALISI DEI RISULTATI

Dall’analisi dei dati raccolti si può stabilire che il formato dei dati a prestazioni migliore è quello con finestra temporale 150. Per quanto riguarda la sovrapposizione sia la 25 che la 50 hanno ottenuto un buon punteggio.

Da questo momento prenderemo in considerazione solo la finestra temporale 150.

I label che hanno prodotto i risultati migliori della **TABELLA 8.1** hanno un MAE inferiore dello 0,5% rispetto a quelli della **TABELLA 8.2** i cui label sono però più informativi rispetto allo scopo della tesi.

8.4 NUOVA PROVA DISTANZA DALL'ORIGINE

Si prova a fare una nuova esecuzione con i label di **TABELLA 8.2** (finestra temporale 150), questo perché le performance di una CNN possono variare leggermente da una esecuzione all'altra. Quindi si vuole verificare se le performance riportate in **TABELLA 8.2** (finestra temporale 150) siano frutto di una esecuzione “poco fortunata”.

8.4.1 Esecuzione

Sono state eseguite due prove; si riportano i risultati della prova con le performance migliori (valore di MAE medio più basso).

8.4.1.1 Impostazioni

Vedi [7.3.7.1](#).

8.4.1.2 Risultati

La rete viene eseguita su tutti e 26 i soggetti, saranno riportati i valori medi, grafico predizione e valori reali dei campioni di validazione e i grafici dell'andamento MAE e MSE in funzione dell'epoch.

	Mean Absolute Error	Mean Squared Error
Min	0.038	0.010
Max	0.335	0.190
Media	0.150	0.082

Tabella 8.3 | Risultati

Si riportano i grafici relativi al soggetto 16 con finestra 150 e sovrapposizione di 0 rappresentativo dell'esecuzione media (MAE 0.150 e MSE 0.089):

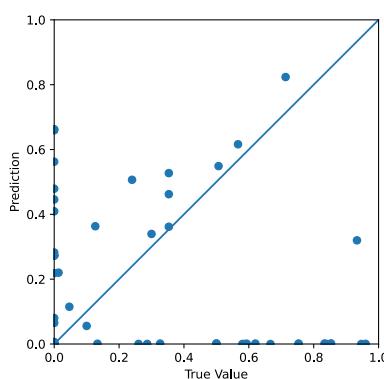


Figura 8.1 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

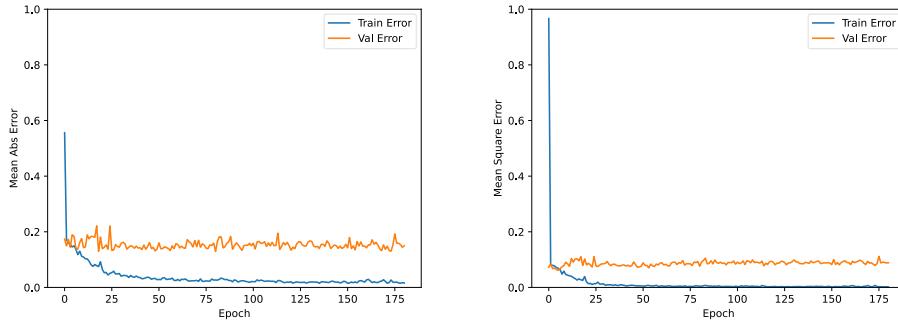


Figura 8.2 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta per completezza anche il risultato del campione con MAE minimo, soggetto 26 overlap 0 (MAE 0.037 e MSE 0.010):

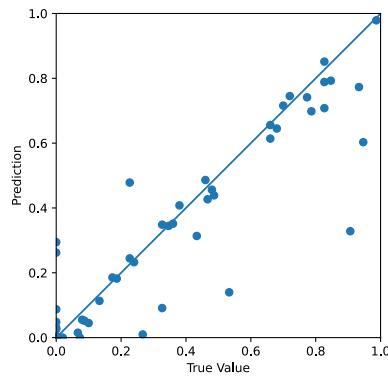


Figura 8.3 | Predizioni e valori reali campione migliore

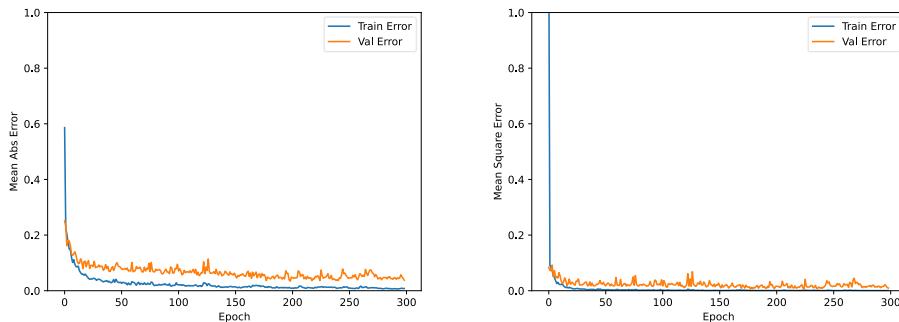


Figura 8.4 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione migliore

8.4.1.3 Conclusione

Confrontando i risultati ottenuti da questa esecuzione con quelli del paragrafo [7.3.7](#), è evidente che l'esecuzione al paragrafo [7.3.7](#) ha un valore di MAE maggiore. Verranno presi i risultati di questa esecuzione per fare un ulteriore confronto.

8.4.2 Nuovo confronto

Si confrontano ora i risultati per la finestra temporale 150, alla luce della nuova esecuzione sui label “distanza dall’origine” ([4.2.3](#)). A seguito di questo confronto verrà effettuata una scelta in termini di combinazione di finestra temporale, sovrapposizione e label.

Label \ Overlap	00	25	50
	MAE SD	MAE SD	MAE SD
Distanza dal centro	0.152 0.060	0.146 0.063	0.145 0.069
Distanza dall'origine	0.152 0.060	0.155 0.068	0.144 0.064

Tabella 8.4 | MAE medio e SD confronto fra i label

8.5 CONCLUSIONE

Si può adesso effettuare una scelta per la fase successiva. Indispensabile utilizzare i dati che hanno performance migliore, ma in questo caso sono tre i set di dati a miglior performance:

1. Label distanza dal centro overlap 25
2. Label distanza dal centro overlap 50
3. Label distanza dall'origine overlap 50

Tra questi tre si sceglie di proseguire l'esecuzione considerando entrambi i label con la sovrapposizione di 50, in quanto sono quelli che hanno sempre presentato MAE medio minimo.

Dunque, i successivi test saranno svolti usando la **finestra temporale 150 con sovrapposizione 50** e **label “distanza dal centro” (4.2.2)** e **“distanza dall'origine” (4.2.3)**.

Si riportano i grafici delle predizioni del modello sui set di validazione per ogni soggetto di entrambi i label utilizzati (Allegato **B.C**).

Capitolo 9

GENERALIZZAZIONE DEL MODELLO

9.1 LEAVE ONE SUBJECT OUT (LOSO)

Il modello utilizzato nella fase sperimentale precedente è in grado di fare predizione del battito cardiaco di un soggetto, ma solo se prima viene allenato sui dati provenienti unicamente dal soggetto in questione. Questa operazione di addestramento è costosa e non sempre fattibile: è necessario avere molti dati con associato il relativo label. Dunque, è opportuno riuscire a generalizzare il modello in modo che, una volta allenato sui dati provenienti da molti soggetti, tale modello possa vedere dati nuovi provenienti da individui mai visti prima e riuscire ad ottenere una buona predizione.

Per generare il nuovo modello si sperimenta con un dataset LOSO, che viene generato prendendo i dati mescolati casualmente provenienti da tutti i soggetti meno uno (appunto Leave One Subject Out). Il soggetto non considerato per allenare la rete simula un soggetto mai visto prima dalla rete e i suoi dati saranno usati come set di validazione.

9.2 PRESTAZIONI MODELLO INVARIATO

Prima di partire con un eventuale sperimentazione viene provato il set sperimentale LOSO sul modello invariato per vedere le sue prestazioni.

Nella fase successiva ci sarà una sperimentazione per adattare il modello al nuovo problema da affrontare. Data la similitudine tra le prestazioni degli approcci ai label scelti, la sperimentazione dei seguenti paragrafi sarà svolta solo con i label distanza dall'origine ([4.2.3](#)). In fine verrà fatta una esecuzione su tutti i campioni con i due label selezionati nel [CAPITOLO 8](#) con il modello finale risultato delle sperimentazioni, per trarre le conclusioni nel capitolo successivo.

9.2.1 Risultati

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch di un soggetto (soggetto 1, non si riportano i valori di MAE e MSE in quanto non significativi).

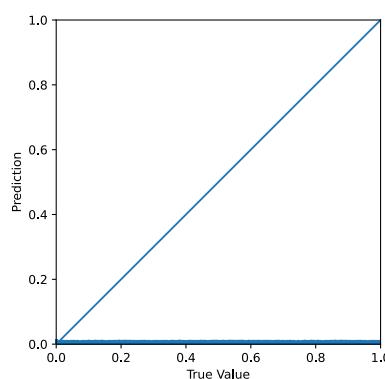


Figura 9.1 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

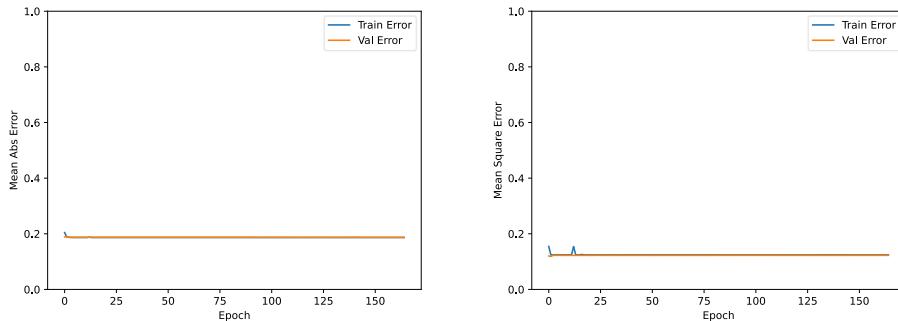


Figura 9.2 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

9.2.2 Conclusione

La rete nello stato attuale non è in grado di funzionare, è dunque opportuno cercare di comprendere la natura del malfunzionamento.

9.3 Sperimentazione

L'obiettivo di questa sperimentazione è quello di riuscire a risolvere il malfunzionamento e di generare un modello le cui performance si avvicinino quanto più possibile alla performance media dei dati scelti nel paragrafo [CAPITOLO 8](#).

Data la vastità dei dati utilizzati e delle tempistiche di esecuzione della rete, vengono svolte prove solo su alcuni campioni. Si riportano solo i risultati ottenuti dal campione rappresentativo e di un campione che ha ottenuto sempre un MAE sotto la media nei capitoli precedenti (soggetto 5), ma solo delle prove ritenute significative.

9.3.1 Discesa del gradiente

La prima modifica effettuata riguarda la funzione di ottimizzazione, principale indiziata del malfunzionamento della rete.

9.3.1.1 Impostazioni

Si parte dalle impostazioni descritte nel paragrafo [7.3.5.1](#), poi si modifica la funzione di ottimizzazione:

- Ottimizzazione = SGD³⁵.
- Batch = 16³⁶

9.3.1.2 Risultati

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del campione rappresentativo dell'esecuzione (soggetto 1, MAE 0.211, MSE 0.102):

³⁵ Vedi [3.1.2.3](#).

³⁶ Il batch viene aumentato da 8 a 16 per permettere una miglior generalizzazione, inoltre l'esecuzione è più veloce con un batch maggiore. Dunque si ha una esecuzione più veloce ed un possibile miglioramento delle prestazioni della rete.

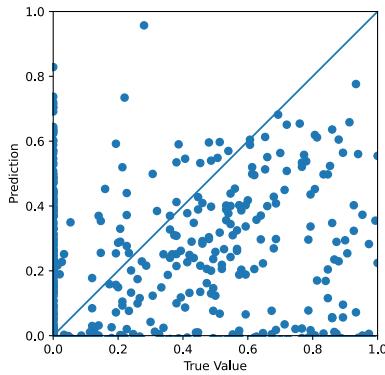


Figura 9.3 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

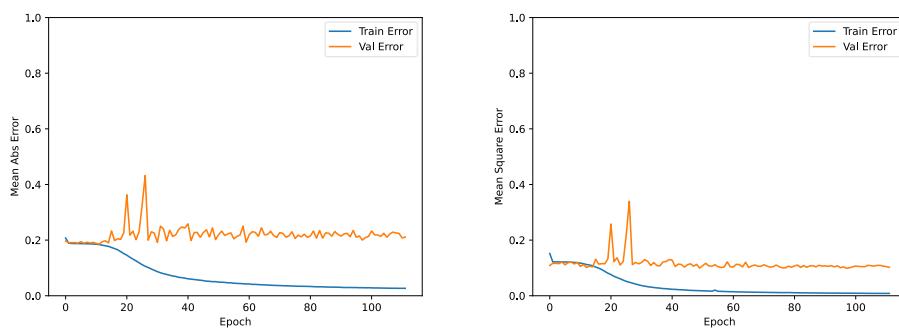


Figura 9.4 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del soggetto 5 (MAE 0.145, MSE 0.062):

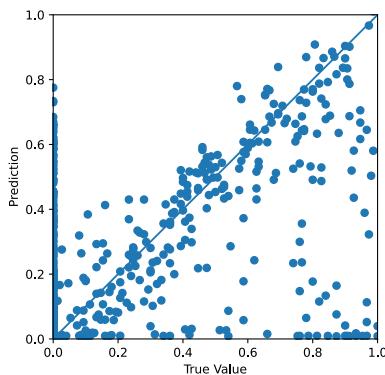


Figura 9.5 | Predizioni e valori reali soggetto 5

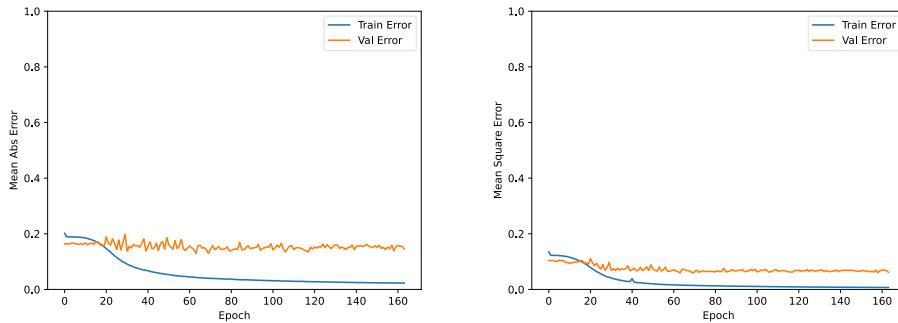


Figura 9.6 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch soggetto 5

9.3.1.3 Conclusione

Abbiamo risolto il problema del malfunzionamento. Si conclude che con questo dataset la funzione di ottimizzazione Adam non funziona.

9.3.2 Aumento complessità della rete (1024)

Data la vastità dei dati presi in considerazione e l'obiettivo di generalizzazione del problema, il prossimo passo nella sperimentazione è quello di provare ad aumentare la complessità della rete: viene aggiunto un layer in più con un numero di filtri pari a 2^{10} .

9.3.2.1 Impostazioni

Si parte dalle impostazioni descritte nel paragrafo [9.3.1.1](#), poi si aggiunge un layer sopra al livello Dense con 512 filtri:

- Si aggiunge tra funzione Flatten e livello Dense a 512 filtri la funzione Dense con 1024 filtri e funzione di attivazione rettificatore (relu).
- Si sposta il layer Dropout da sotto a livello Dense 512 e sotto il livello Dense 1024.

9.3.2.2 Risultati

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del campione rappresentativo dell'esecuzione (soggetto 1, MAE 0.216, MSE 0.113):

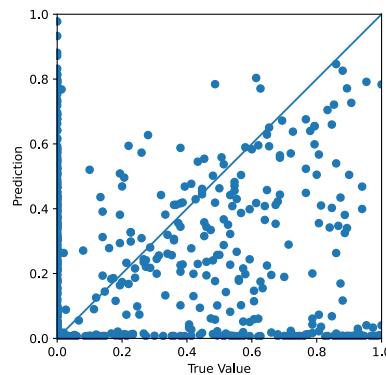


Figura 9.7 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

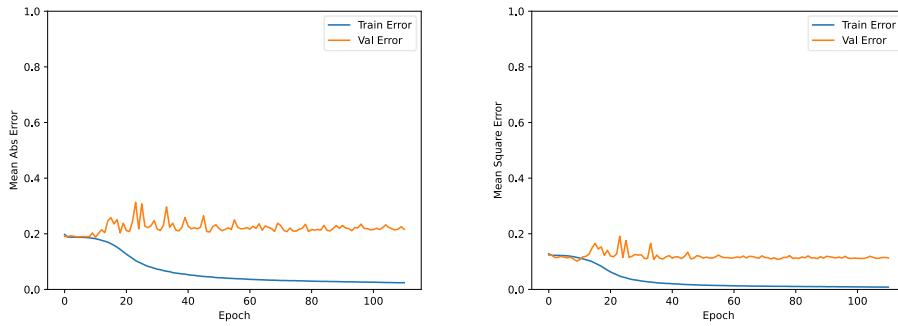


Figura 9.8 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del soggetto 5 (MAE 0.140, MSE 0.063):

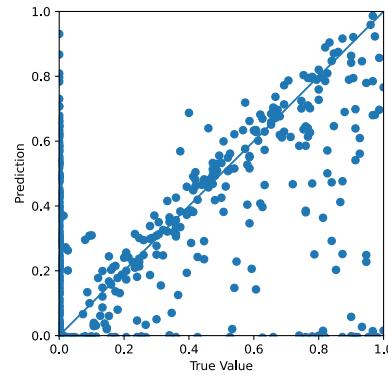


Figura 9.9 | Predizioni e valori reali soggetto 5

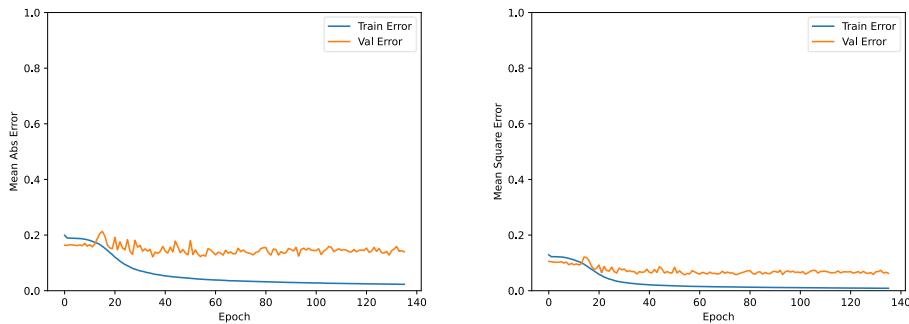


Figura 9.10 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch soggetto 5

9.3.2.3 Conclusione

Si è ottenuto un lieve miglioramento.

9.3.3 Aumento complessità della rete (2048)

Si prova ad effettuare un ulteriore aumento della complessità della rete, si procede esattamente come nella prova precedente ([9.3.2](#)) partendo da essa e aggiungendo un layer con 2^{11} filtri.

9.3.3.1 Impostazioni

Si parte dalle impostazioni descritte nel paragrafo [9.3.2.1](#), poi si aggiunge un layer sopra al livello Dense con 1024 filtri:

- Si aggiunge tra funzione Flatten e livello Dense a 1024 filtri la funzione Dense con 2048 filtri e funzione di attivazione rettificatore (relu).
- Si sposta il layer Dropout da sotto il livello Dense 1024 a sotto il livello Dense 2048.

9.3.3.2 Risultati

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del campione rappresentativo dell'esecuzione (soggetto 1, MAE 0.226, MSE 0.122):

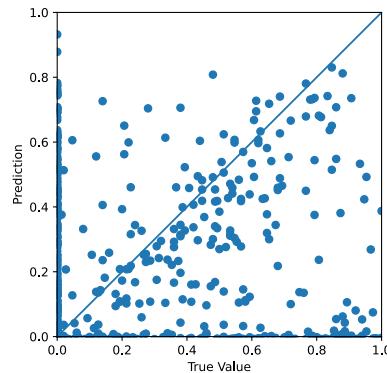


Figura 9.11 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

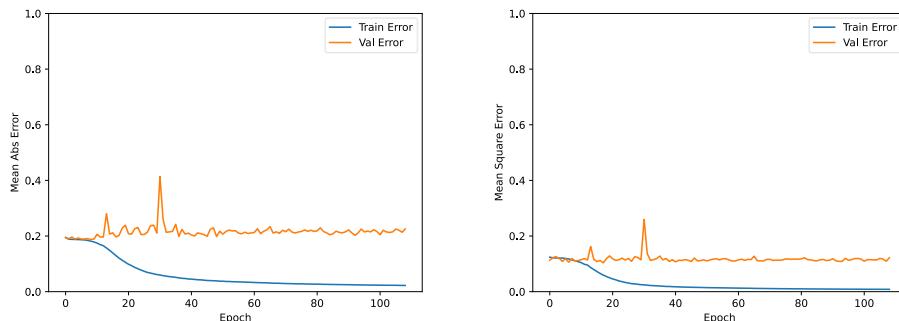


Figura 9.12 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del soggetto 5 (MAE 0.158, MSE 0.095):

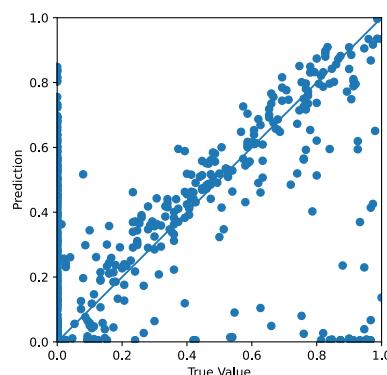


Figura 9.13 | Predizioni e valori reali soggetto 5

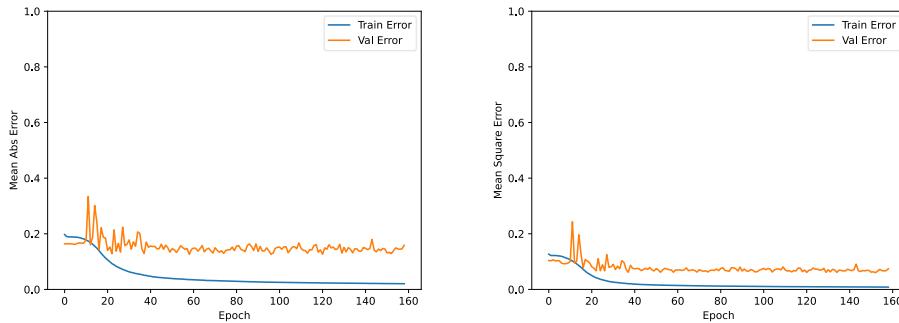


Figura 9.14 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch soggetto 5

9.3.3.3 Conclusione

Si nota un evidente peggioramento rispetto ai risultati ottenuti con la complessità originale e a quelli ottenuti con la rete del test precedente (9.3.2). Si deduce che un aumento ulteriore della complessità della rete non porta alcun tipo di vantaggio nel caso in esame.

9.3.4 Adamax

Si tenta l'uso di una funzione di ottimizzazione più simile ad Adam, ovvero Adamax³⁷. Data la similitudine con Adam ci si aspetta un, seppur lieve, miglioramento.

9.3.4.1 Impostazioni

Si parte dalle impostazioni descritte nel paragrafo 9.3.2.1, poi si modifica la funzione di ottimizzazione:

- Ottimizzazione = Admax

9.3.4.2 Risultati

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del campione rappresentativo dell'esecuzione (soggetto 4, MAE 0.191, MSE 0.113):

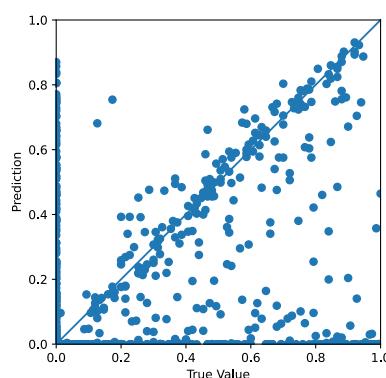


Figura 9.15 | Predizioni e valori reali campione rappresentativo

³⁷ Adamax è una variante di Adam basata sulla norma a infinito (Keras, s.d.).

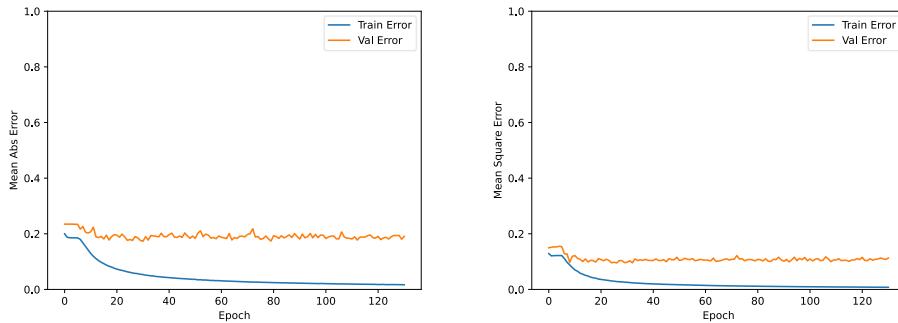


Figura 9.16 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch campione rappresentativo

Si riporta il grafico con il confronto tra le predizioni ed il valore reale e il grafico di MAE e MSE in funzione dell'epoch del soggetto 5 (MAE 0.116, MSE 0.064):

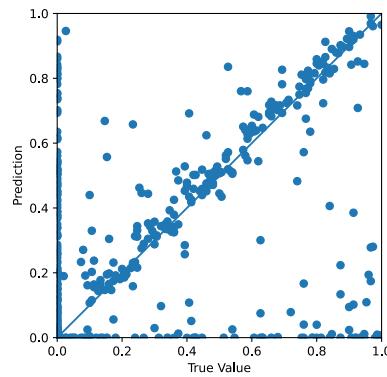


Figura 9.17 | Predizioni e valori reali soggetto 5

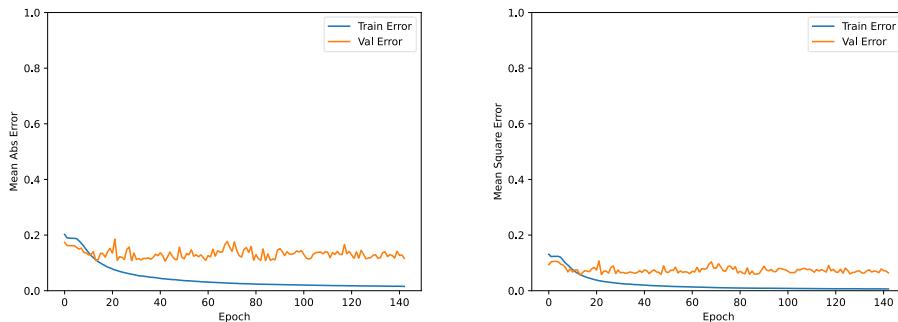


Figura 9.18 | Andamento MAE (sinistra) e MSE (destra) in funzione dell'epoch soggetto 5

9.3.4.3 Conclusione

Abbiamo un notevole miglioramento delle prestazioni, questa è la migliore esecuzione ottenuta.

Capitolo 10

CONCLUSIONI

Al termine della sperimentazione descritta al capitolo precedente ([CAPITOLO 9](#)), è stato eseguito il modello che ha ottenuto il valore di MAE più basso, descritto al paragrafo [9.3.4.1](#), anche sui label “distanza dal centro” ([4.2.2](#)). Si riportano i risultati ottenuti con entrambi i label su quello che si dichiara essere il modello finale per ogni soggetto ([CODICE PYTHON 3.1](#)):

Soggetto	Distanza dal centro MAE MSE	Distanza dall'origine MAE MSE
1	0.229 0.129	0.239 0.128
2	0.126 0.068	0.139 0.078
3	0.171 0.094	0.190 0.106
4	0.228 0.127	0.191 0.113
5	0.105 0.050	0.116 0.064
6	0.207 0.124	0.189 0.115
7	0.226 0.129	0.218 0.129
8	0.174 0.103	0.181 0.115
9	0.248 0.135	0.284 0.161
10	0.287 0.174	0.268 0.150
11	0.176 0.091	0.179 0.102
12	0.259 0.146	0.250 0.138
13	0.222 0.115	0.204 0.113
14	0.147 0.077	0.158 0.090
15	0.242 0.140	0.231 0.128
16	0.162 0.094	0.145 0.089
17	0.194 0.115	0.202 0.119
18	0.250 0.134	0.300 0.175
19	0.226 0.131	0.231 0.137
20	0.163 0.083	0.179 0.119
21	0.102 0.048	0.094 0.056
22	0.163 0.077	0.113 0.060
23	0.239 0.130	0.256 0.144
24	0.171 0.098	0.173 0.099
25	0.199 0.101	0.228 0.130
26	0.119 0.059	0.116 0.058
Media	0.194 0.107	0.195 0.112
Deviazione Standard MAE	0.050	0.055

Tabella 10.1 | Risultati esecuzione modello generalizzato con entrambi i label

10.1 LA FINE?

Dai risultati ottenuti dalla prova finale si può notare che (come previsto nei capitoli precedenti) entrambi i label hanno ottenuto un risultato molto simile, MAE di 0,194 per il label “distanza dal centro” (**4.2.2**) e MAE di 0.195 per i label “distanza dall’origine” (**4.2.3**). Dunque, il modello proposto è in grado di riconoscere con successo il picco cardiaco in una finestra di un EEG privato dell’interferenza cardiaca tramite ICA di un soggetto mai visto prima con un errore medio del 19,5%. Questo dimostra la potenza dell’approccio che può essere applicato anche ad EEG non filtrati, ottenendo molto probabilmente risultati più affidabili data la natura dell’interferenza HR. Si allega anche gli andamenti del HR di tutti i soggetti per un’analisi qualitativa dei risultati (Allegato **B.D**).

Interessante inoltre notare come dalla fase sperimentale di regressione (**CAPITOLO 7**) si ottiene un peggioramento del valore MAE di solo circa 0.045, che è un buon risultato considerando che la generalizzazione fatta con dataset LOSO tendenzialmente peggiora i risultati fino al 0.30.

Incoraggianti sono i risultati ottenuti dal campione 21 con entrambi i label, il cui MAE è rispettivamente 0.102 e 0.094 per i label “distanza dal centro” (**4.2.2**) e “distanza dall’origine” (**4.2.3**). Si riportano i grafici del soggetto 21 per entrambi i label:

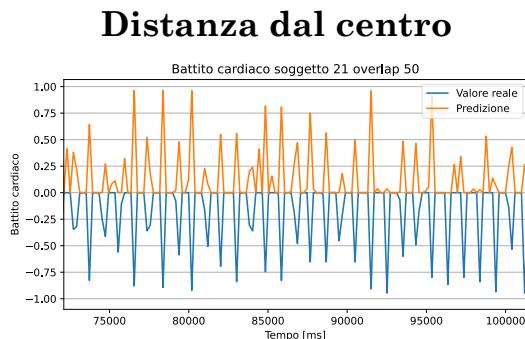


Figura 10.1 | Grafico soggetto 21 “distanza dal centro” ritaglio di circa 30 secondi

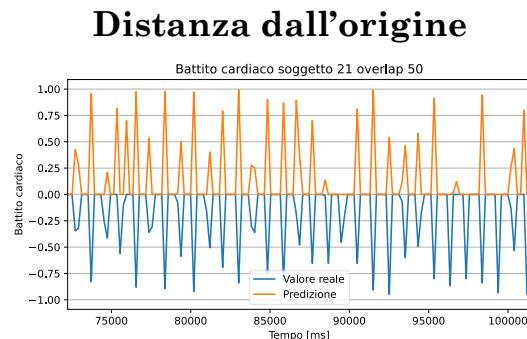


Figura 10.2 | Grafico soggetto 21 label “distanza dall’origine” ritaglio di circa 30 secondi

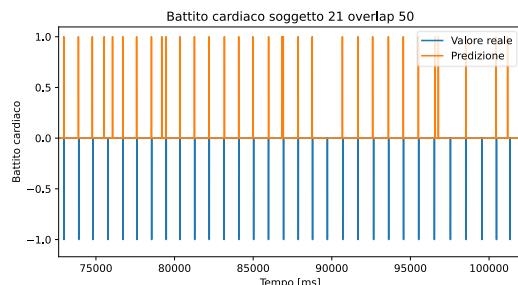


Figura 10.3 | Ricostruzione HR soggetto 21 label “distanza dall’origine” ritaglio di circa 30 secondi

Nota: I label “distanza dall’origine” hanno due grafici in quanto si ricorda che sono gli unici label da noi studiati con cui è possibile ricostruire il grafico del segnale HR

10.1.1 Outliers

Si definisce atipico (outlier) quel soggetto la cui fisiologia si differenzia rispetto a quella degli altri soggetti, nel nostro caso sono quei soggetti in cui il picco HR si manifesta in maniera diversa rispetto a quella degli altri soggetti analizzati.

Verranno messi a confronto i valori di MAE di tutti i soggetti. Si prendono in considerazione sia i valori ottenuti nella fase sperimentale di regressione (**CAPITOLO 7**) che quelli ottenuti con la generalizzazione del modello (**CAPITOLO 9**). Il confronto serve ad evidenziare (se presenti) quelli che sono i soggetti la cui fisiologia è atipica (outliers). Nel caso in analisi, gli outlier sono quei

campioni che hanno ottenuto il miglior valore di MAE nella fase sperimentale di regressione (**CAPITOLO 7**), in cui il modello veniva allenato con i dati provenienti da un unico soggetto, e il valore peggiore nella fase di generalizzazione (**CAPITOLO 9**), in cui il modello veniva allenato su tutti i soggetti meno quello selezionato (LOSO). Considerando i label “distanza dall’origine” (**4.2.3**), si riporta un istogramma in cui si confrontano i valori di MAE ottenuti nelle fasi sopra descritte (regressione per singolo soggetto e generalizzazione con dataset LOSO) e la loro differenza. Saranno considerati *outlier* quei soggetti il cui MAE peggiora di un valore molto superiore alla differenza media:

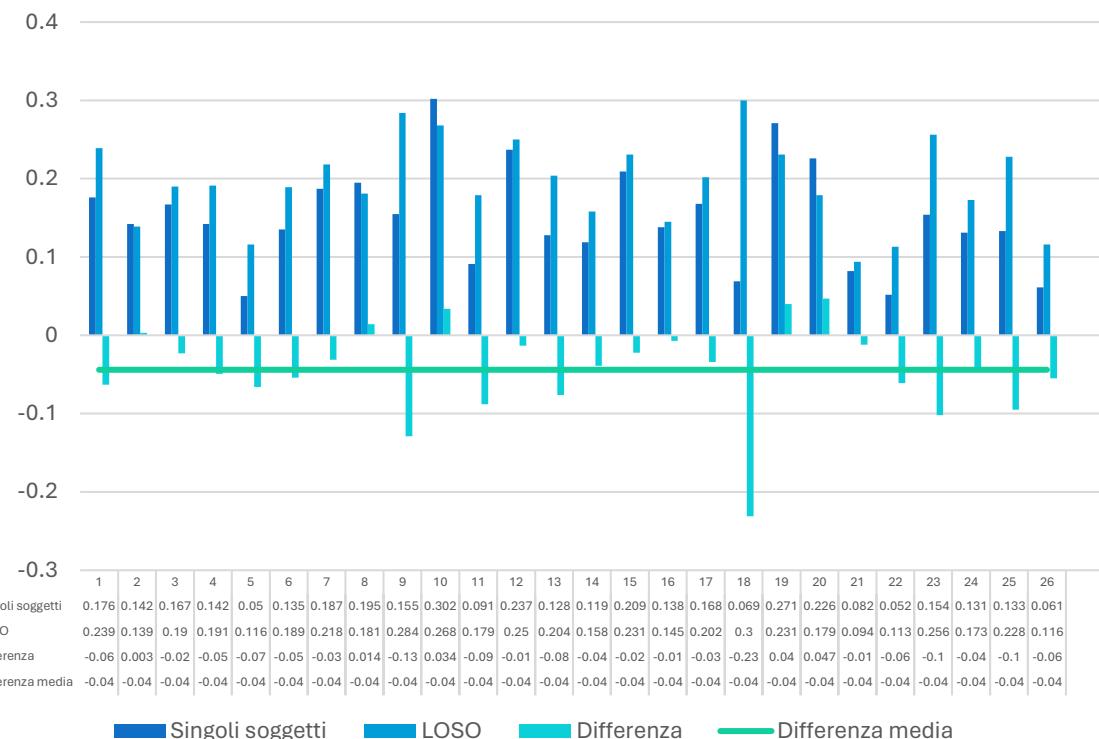


Figura 10.4 | Grafico risultati sperimentazione per individuazione di soggetti con fisiologia atipica

Dal grafico è evidente che il soggetto 9 ed il soggetto 18 hanno un peggioramento che si distacca molto dalla media (addirittura di -0.231 per il soggetto 18); possiamo stabilire dunque che questi soggetti hanno una fisiologia atipica e che quindi il loro battito cardiaco non può essere ricostruito con un modello che si allena solo su altri soggetti.

10.2 MIGLIORAMENTI FUTURI

Controllando qualitativamente i grafici (Allegato **B.D**), si nota che la maggior parte dei battiti viene predetta con successo; alzano di molto la media dell’errore i falsi negativi e i falsi positivi. Per mitigare questo comportamento si potrebbe pensare di fare un lavoro di *post-processing* considerando che il segnale HR è relativamente regolare: a riposo un battito cardiaco medio è di circa 60-80bpm e di 120bpm sotto sforzo. Dunque, si potrebbero filtrare quei battiti che non rispettano i range sopra descritti.

Nei grafici delle ricostruzioni presentati in questa tesi è già implementato un filtro che elimina quelle predizioni il cui valore è sotto la soglia di 0.005. Questo perché il valore minimo (significativo per il picco presente all’estremo inferiore) è di 0.01 per entrambi i label (**4.2.2** e **4.2.3**). Si eliminano quindi tutte quelle predizioni con valore inferiore al 50% del valore minimo

assumibile dal label in caso di picco presente nella finestra temporale, e si considerano le altre predizioni. Questa operazione di filtraggio serve a limitare i falsi positivi e i falsi negativi dovuti all'approssimazione del label.

Si lascia dunque a un possibile lavoro il filtraggio dei risultati per cercare di interpretare al meglio i dati prodotti dal modello.

10.3 STUDI FUTURI

L'approccio proposto apre le porte verso nuovi studi che mirano ad approfondire l'interazione tra il cuore ed il cervello e lo studio degli EEG, grazie ad una raccolta dati semplificata in cui è sufficiente prelevare i soli dati celebrali. La CNN provvederà poi a generare il segnale HR per i vari scopi per cui è necessario. Tutti gli studi proposti nel paragrafo [2.2](#) potrebbero essere ampliati ed approfonditi prendendo in considerazione un numero di soggetti molto maggiore ed analizzando solo gli EEG.

ALLEGATO A

Stampa di alcuni risultati della fase sperimentale.

A.A. STAMPA RISULTATI CLASSIFICAZIONE (6.3)

Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7181817889213562, f1_score, 0.6103895902633667, precision, 0.6904762387275696, recall, 0.5846154093742371
Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.689393937587738, f1_score, 0.453829540092468, f1_score, 0.5614444613456726, precision, 0.4544444978237152, recall, 0.46363633387107849
Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.734937540092468, f1_score, 0.5614444613456726, precision, 0.5720668435096741, recall, 0.5691900253295898
Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.77134144308618286, f1_score, 0.713437557220459, precision, 0.7434108853340149, recall, 0.7024565935134888
Subject, 1, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.719512241973877, f1_score, 0.7352940448177917, precision, 0.6975013613700867, recall, 0.7774509787559509
Subject, 1, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.6702127456665039, f1_score, 0.7102432250976562, precision, 0.694444477558136, recall, 0.7291666865348816
Subject, 1, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7195059061050415, f1_score, 0.721792219693359, recall, 0.7196545004844666
Subject, 1, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7181817889213562, f1_score, 0.6389903426170349, precision, 0.6212698472602844, recall, 0.6620234251022339
Subject, 1, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.742424249694079, f1_score, 0.8723905086517334, precision, 0.8435990214347839, recall, 0.9047619708431824
Subject, 1, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.8055555820465088, f1_score, 0.8719937801361084, precision, 0.8593222498893738, recall, 0.89249640708320129
Subject, 1, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.707317052471689, f1_score, 0.7753622531890869, precision, 0.7551603317260742, recall, 0.7996047139167786
Subject, 1, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.690908087579285, f1_score, 0.765150785446167, precision, 0.7435714602470398, recall, 0.791089534795215
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.58474630317141638, precision, 0.72348487376711675, recall, 0.5304487347602844
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.58474630317141638, precision, 0.72348487376711675, recall, 0.5304487347602844
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7181817889213562, f1_score, 0.5627784109115601, precision, 0.6363636255264282, recall, 0.4603949491989027
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.717073345184326, f1_score, 0.6389903426170349, precision, 0.6212698472602844, recall, 0.6620234251022339
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.742424249694079, f1_score, 0.8723905086517334, precision, 0.8435990214347839, recall, 0.9047619708431824
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.8055555820465088, f1_score, 0.8719937801361084, precision, 0.8593222498893738, recall, 0.89249640708320129
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.707317052471689, f1_score, 0.7753622531890869, precision, 0.7551603317260742, recall, 0.7996047139167786
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.690908087579285, f1_score, 0.765150785446167, precision, 0.7435714602470398, recall, 0.791089534795215
Subject, 2, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.58474630317141638, precision, 0.72348487376711675, recall, 0.5304487347602844
Subject, 2, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.58474630317141638, precision, 0.72348487376711675, recall, 0.5304487347602844
Subject, 2, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7181817889213562, f1_score, 0.5627784109115601, precision, 0.6363636255264282, recall, 0.4603949491989027
Subject, 2, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.717073345184326, f1_score, 0.6389903426170349, precision, 0.6212698472602844, recall, 0.6620234251022339
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7202380895614624, f1_score, 0.652323067489624, precision, 0.6683479981422424, recall, 0.6529887318611145
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7831205931005859, f1_score, 0.708839394033393, precision, 0.716156955336914, recall, 0.7151257991790771
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7023808955192688, f1_score, 0.7012054920196533, precision, 0.7130718827427462, recall, 0.6912878155708813
Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.6666666865348816, f1_score, 0.686647891998291, precision, 0.6601306796073914, recall, 0.7156863212585449
Subject, 2, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.642857343421936, f1_score, 0.5867380218658, precision, 0.7000000476837158, recall, 0.524475216855396
Subject, 2, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.6721690447807312, f1_score, 0.6214991211891174, precision, 0.7067588768005371, recall, 0.567577064037323
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.671467670249939, f1_score, 0.5527784109115601, precision, 0.6363636255264282, recall, 0.4603949491989027
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.6484686196517944, f1_score, 0.7480619549752468, precision, 0.736868679523468, recall, 0.7598161697387695
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.6946476171922948, f1_score, 0.7806372046470642, precision, 0.7885714173316956, recall, 0.7776939868927002
Subject, 2, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.6964285969734192, f1_score, 0.7623306512832642, precision, 0.7422301173210144, recall, 0.7855263352394104
Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.4653185682028076, precision, 0.5550559552192688, recall, 0.4027777910232544
Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.691845086694519, f1_score, 0.29891252547836384, precision, 0.4095238149166107, recall, 0.2409009957885742
Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.6964285969734192, f1_score, 0.3453936874864856, precision, 0.37681886510849, recall, 0.33779463171958923
Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.708587734048446, f1_score, 0.4670849144458771, precision, 0.5367965101219574, recall, 0.44800278544425964
Subject, 3, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.5952380895614624, f1_score, 0.45454540848731995, precision, 0.505299851074219, recall, 0.41737890243530273
Subject, 3, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.53125, f1_score, 0.380899280396771, precision, 0.3666333854198456, recall, 0.3988989158477783
Subject, 3, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.60714286567808464, f1_score, 0.4643223285675049, precision, 0.6466666557720947, recall, 0.4047008454799652
Subject, 3, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.625, f1_score, 0.50775730698998, precision, 0.531834235420227, recall, 0.5013735890388489
Subject, 3, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.5757575631141663, f1_score, 0.5697221493721008, precision, 0.7291666865348816, recall, 0.6249999403953552
Subject, 3, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.565693736076355, f1_score, 0.4999426913404846, precision, 0.6557539105415344
Subject, 3, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.440476171922948, f1_score, 0.4632580280303955, precision, 0.45238098580215912, recall, 0.4798574447631836
Subject, 3, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.49107143288491446, f1_score, 0.4907027489013672, precision, 0.5046398965695851, recall, 0.486111044883728
Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.6610169410705566, f1_score, 0.6347582936286926, precision, 0.6325149598514621, recall, 0.6458333134651184
Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.6126760844041595, f1_score, 0.5847578308644941, precision, 0.622605218526687622
Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.606741547585337, f1_score, 0.584079867805481, precision, 0.6143991348114014, recall, 0.58263891935348521
Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.6828571557998657, f1_score, 0.678138148674469, precision, 0.678847998736938, recall, 0.6782446503639221
Subject, 4, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.67044656171922948, f1_score, 0.75863105329022576, precision, 0.7142275461193359, recall, 0.8257575631141663
Subject, 4, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.709999785423279, f1_score, 0.8252344727516174, precision, 0.8148684501647949, recall, 0.8428229689598883
Subject, 4, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7033898234367371, f1_score, 0.7778425812721252, precision, 0.7518349885940552, recall, 0.8127435445785522
Subject, 4, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.664771494974136, f1_score, 0.730742581271975, precision, 0.7827932238578796
Subject, 4, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.800000112902929, f1_score, 0.888118287576904, precision, 0.8270388245582581, recall, 0.9594016671180725
Subject, 4, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7802512652397156, f1_score, 0.8561075329780579, precision, 0.8054819107055664, recall, 0.9172839522361755
Subject, 4, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7840909361839294, f1_score, 0.874945617500305, precision, 0.871604914335938, recall, 0.8808064460754395
Subject, 4, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7881355881690979, f1_score, 0.8687266552526855, precision, 0.8190478817273, recall, 0.8365476369857788
Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.8559321761131287, f1_score, 0.8058504903030955, precision, 0.9774026230155518, recall, 0.8211039304733276
Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8802816867828369, f1_score, 0.8162267804145813, precision, 0.8806349039077759, recall, 0.7654545307159424
Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.889876426804126, f1_score, 0.8645787835121155, precision, 0.8513309583205818, recall, 0.883838355412292
Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.920000116689305, f1_score, 0.859812789627052, precision, 0.892422528071899, recall, 0.836317776333667
Subject, 5, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.8181818127632141, f1_score, 0.8037219047546387, precision, 0.7643939852714539, recall, 0.8476190567016602
Subject, 5, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.810000023841858, f1_score, 0.6994708776743999, precision, 0.6839743256568909, recall, 0.7307692170143127
Subject, 5, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.8220338821411133, f1_score, 0.8220338821411133, precision, 0.8040648844016, recall, 0.84001064308053711
Subject, 5, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.8125, f1_score, 0.7900876402854919, precision, 0.8308662429332372, recall, 0.7630036473274231
Subject, 5, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6571428775787354, f1_score, 0.7407176553901672, precision, 0.6658249901367188, recall, 0.837009847164154
Subject, 5, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7307692170143127, f1_score, 0.799999523162842, precision, 0.75725718455227051, recall, 0.8485387870866394
Subject, 5, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.8181818127632141, f1_score, 0.830780537231445, precision, 0.81746035831428258, recall, 0.8486661308288574
Subject, 5, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.8135592937469482, f1_score, 0.8236165046691895, precision, 0.800568163394928, recall, 0.8486310839653015
Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.8728813529014587, f1_score, 0.8130952711487227, precision, 0.8187499642372131, recall, 0.8113636374473572
Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8308959803793992, f1_score, 0.7391387224197388, precision, 0.76883123501578, recall, 0.7210100889205933
Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.88214606547355652, f1_score, 0.7295845628848812, precision, 0.8064282909698486, recall, 0.7668591141700745
Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.82575174387893677, f1_score, 0.7295764672816467, precision, 0.873327163772583, recall, 0.7175816297531128
Subject, 6, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.8295454382896423, f1_score, 0.8844547438621521, precision, 0.8333331314651184, recall, 0.7904761433601379
Subject, 6, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.819999828474426, f1_score, 0.852610538221558, precision, 0.8637255430221558, recall, 0.848800540271759
Subject, 6, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.8559321761131287, f1_score, 0.8213526606559753, precision, 0.8327991366364614, recall, 0.819056823173523
Subject, 6, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.8238636255264282, f1_score, 0.8091246485710144, precision, 0.8484668135643005, recall, 0.7916666865348816
Subject, 6, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.642857134231936, f1_score, 0.6961038708686829, precision, 0.78822353663444519, recall, 0.6296296119689941
Subject, 6, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.833333134651184, f1_score, 0.8480036856921387, precision, 0.8730860656921387, recall, 0.8227513432502747
Subject, 6, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7613636255264282, f1_score, 0.7804833054542542, precision, 0.8367674350738525, recall, 0.7398643493652344
Subject, 6, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.779660997749329, f1_score, 0.8076388238960535, precision, 0.8201680779457092, recall, 0.7977626919746399
Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7881355881690979, f1_score, 0.732804179115894, precision, 0.7119842837808598, recall, 0.7564103007316589
Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7605633735656738, f1_score, 0.6681625843048896, precision, 0.701885149230957, recall, 0.6447219252586365
Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.78541872367859, f1_score, 0.8185787796974182, precision, 0.794979981796189, recall, 0.8429193496704102
Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.7942857146263123, f1_score, 0.7272753119468689, precision, 0.7737287412719727, recall, 0.7033118605613708
Subject, 7, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.715909638160706, f1_score, 0.73176119776917, precision, 0.7380952835083008, recall, 0.726998507976532
Subject, 7, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.7200000286182295, f1_score, 0.6856188178062439, precision, 0.7002192735671997, recall, 0.673202633857727
Subject, 7, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7627118825912476, f1_score, 0.7762880325317383, precision, 0.7492784857744939, recall, 0.8150767683982849
Subject, 7, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.8068181872367859, f1_score, 0.8185787796974182, precision, 0.794979981796189, recall, 0.8429193496704102
Subject, 7, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.728571414947508, f1_score, 0.8638889193534851, precision, 0.8179011940956116, recall, 0.920634925365448
Subject, 7, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7948718079838877, f1_score, 0.819444179534912, precision, 0.819444179534912, recall, 0.9160653948783875
Subject, 7, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.8181818127632141, f1_score, 0.8855689704719543, precision, 0.8945868611335754, recall, 0.8788595795631409
Subject, 7, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.779660997749329, f1_score, 0.835364580154419, precision, 0.7798550724983215, recall, 0.9004329442979985
Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7090908885002136, f1_score, 0.56212115287808076, precision, 0.638888955116272, recall, 0.5137820243835449
Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.681818172367859, f1_score, 0.3492259681224823, precision, 0.5092857480049133, recall, 0.24740862865448

Allegato A

Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.6566265225410461, f1_score, 0.44298362731933594, precision, 0.5232452750205994, recall, 0.39242422580718994
Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.6859756112098694, f1_score, 0.535332441329956, precision, 0.6825598478317261, recall, 0.4741046726703644
Subject, 8, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.548780500888245, f1_score, 0.4546392858028412, precision, 0.57539683588039856, recall, 0.387254923582077
Subject, 8, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.638297858540344, f1_score, 0.6231873631477356, precision, 0.6452991366386414, recall, 0.6146723628044128
Subject, 8, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.6181818246841431, f1_score, 0.5819168090820312, precision, 0.7056318521499634, recall, 0.4965277910232544
Subject, 8, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.6707312733085632, f1_score, 0.5719389605522156, precision, 0.6518924832344055, recall, 0.580556178092957
Subject, 8, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6666666865348816, f1_score, 0.7919389605522156, precision, 0.882352888584137, recall, 0.7326648831367493
Subject, 8, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.5555555820465088, f1_score, 0.5975887775421143, precision, 0.638888955116272, recall, 0.5801169872283936
Subject, 8, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.548788508888245, f1_score, 0.548788508888245, precision, 0.636574895271301, recall, 0.5343800187109801
Subject, 8, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7727272518528564, f1_score, 0.8020225763320923, precision, 0.8182017207145691, recall, 0.7866541743278503
Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7454545497894287, f1_score, 0.713632791061401, precision, 0.740686297416687, recall, 0.6987179517745972
Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.780303100430886, f1_score, 0.7182143926620483, precision, 0.820833253860744, recall, 0.65583336353302
Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7918017379722595, f1_score, 0.7704401040180908, precision, 0.8490974625968933, recall, 0.7246031761169434
Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.8597561120986938, f1_score, 0.8133960366249884, precision, 0.8144855499267578, recall, 0.8332879543304443
Subject, 9, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.6951219439506531, f1_score, 0.735364139800477, precision, 0.77012520952124939, recall, 0.7102397084236145
Subject, 9, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.6914983388748169, f1_score, 0.7522521615028381, precision, 0.680469274520874, recall, 0.8448142409324646
Subject, 9, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.80000011928929, f1_score, 0.820873856544496, precision, 0.8336834907531738, recall, 0.8246527910232544
Subject, 9, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7878878508882245, f1_score, 0.8424031138420105, precision, 0.8418389423370361, recall, 0.8458605408668518
Subject, 9, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.7878878113594055, f1_score, 0.9007091522216797, precision, 0.8558974266052246, recall, 0.9545454382896423
Subject, 9, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.8194441795349121, f1_score, 0.8736771941849984, precision, 0.8216117024421692, recall, 0.9372294545173645
Subject, 9, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.6951219439506531, f1_score, 0.7741390162736511, precision, 0.75208618926942939, recall, 0.800000011920929
Subject, 9, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.727272489471436, f1_score, 0.7927780151367188, precision, 0.7386447191238403, recall, 0.8636904954910278
Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.508928596793492, f1_score, 0.49966131324768066, precision, 0.48262766003608704, recall, 0.515625
Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.52238804104937, f1_score, 0.5007885098457336, precision, 0.47757577896118164, recall, 0.5428571701049805
Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.5178571343421936, f1_score, 0.47570541501045227, precision, 0.48404618073940277, recall, 0.495502620935440086
Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.52108438682468, f1_score, 0.48634859359053557, precision, 0.505762102197266, recall, 0.48762276768684387
Subject, 10, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.5952380896164624, f1_score, 0.729583148050671, precision, 0.6587654948234558, recall, 0.7969628802466125
Subject, 10, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.618166685348816, f1_score, 0.64102983051151, precision, 0.6181849837303162, recall, 0.6666666865348816
Subject, 10, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.598214266843872, f1_score, 0.7298773662948608, precision, 0.674603223806592, recall, 0.8170167803764343
Subject, 10, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.6144578456878662, f1_score, 0.734935343265534, precision, 0.6926284432411194, recall, 0.7862553596496582
Subject, 10, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.7520557314059721, f1_score, 0.882753134059721, precision, 0.8827160008081086, recall, 0.9254510989725891
Subject, 10, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.78378379134494019, f1_score, 0.89013023676109314, precision, 0.8574621677398682, recall, 0.92592591014728699
Subject, 10, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.8271284103393555, precision, 0.8291187286376953, recall, 0.831908816642761
Subject, 10, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7272727489471436, f1_score, 0.848673641681671, precision, 0.8072916269302368, recall, 0.9278443916328801
Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7767857313156128, f1_score, 0.5847762832104858, precision, 0.625, recall, 0.5583333373069763
Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.813428126907349, f1_score, 0.6988195180892944, precision, 0.637499284744263, recall, 0.8446464538574219
Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.805882343709175, f1_score, 0.7660549283027649, precision, 0.7228472828865051, recall, 0.830556178092957
Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.8532934188842773, f1_score, 0.7741310364660064, precision, 0.7380659580230713, recall, 0.8240489363678349
Subject, 11, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.738095223903656, f1_score, 0.6651851534834455, precision, 0.64529913636386414, recall, 0.6912393569946289
Subject, 11, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.770833314651184, f1_score, 0.72337855297852, precision, 0.686131756782532, recall, 0.7658730149269104
Subject, 11, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7321428656578064, f1_score, 0.69247281515136180, precision, 0.6310186386108398, recall, 0.7770833373069763
Subject, 11, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.821872889573492, f1_score, 0.833920137477939, precision, 0.7820162848655781
Subject, 11, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.7878788113594055, f1_score, 0.5439189076423645, precision, 0.5078431367874146, recall, 0.5856209397315979
Subject, 11, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.6756756901741028, f1_score, 0.6380129456520081, precision, 0.6897144913673401, recall, 0.6259259581565857
Subject, 11, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.6666666865348816, f1_score, 0.64586569612693787, precision, 0.6408560736656189, recall, 0.7075163722038269
Subject, 11, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.8392857313156128, f1_score, 0.8269911278648376, precision, 0.758969499206543, recall, 0.910714268643872
Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.4005864858627193, f1_score, 0.43188315629959106, recall, 0.38644689321517944
Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.626760542392707, f1_score, 0.57957558677673, precision, 0.5842209574886658, recall, 0.5955354571342468
Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.584269642829895, f1_score, 0.5476025938987732, precision, 0.5568923950195312, recall, 0.5428571701049805
Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.5371428728103638, f1_score, 0.44049128890037537, precision, 0.460525242328834534, recall, 0.428038626999256
Subject, 12, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.6136363744715718, f1_score, 0.6751236386429804, precision, 0.676382569122314, recall, 0.6746289134025574
Subject, 12, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.540000214576271, f1_score, 0.6001014113426208, precision, 0.7251602411270142, recall, 0.51563960313797
Subject, 12, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.593220351256259, f1_score, 0.665497720514566, precision, 0.6752756834303151, recall, 0.660467267036438
Subject, 12, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.5113632652562482, f1_score, 0.5782685881919861, precision, 0.5942019820213318, recall, 0.568730890750885
Subject, 12, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6428571343421936, f1_score, 0.7421634793281555, precision, 0.6909782294958679, recall, 0.8045454621315002
Subject, 12, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.6756756901741028, f1_score, 0.7284562986948626, precision, 0.7950947284869486, recall, 0.7716049551963806
Subject, 12, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7045454382896423, f1_score, 0.8085412143135071, precision, 0.7967856526374817, recall, 0.8161764740943909
Subject, 12, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7033898234367371, f1_score, 0.8005340099334717, precision, 0.7880122634887695, recall, 0.8279502391815186
Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.70989859588002136, f1_score, 0.585638318419336, recall, 0.5138888955116272
Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7121211886405495, f1_score, 0.4945487976074219, precision, 0.55099091019630432, recall, 0.523888885974884
Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7530120611190796, f1_score, 0.6292651295661926, precision, 0.710016962614441, recall, 0.5824915767161003
Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.7835366129875183, f1_score, 0.57462829385152417, precision, 0.6136349559020996, recall, 0.5530073642730713
Subject, 13, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.6707312733085632, f1_score, 0.591235876083374, precision, 0.6141636371612549, recall, 0.5769230723381042
Subject, 13, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.6170212626457214, f1_score, 0.55086416060608826, precision, 0.51762812929196113, recall, 0.5970418453216553
Subject, 13, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.672722868156433, f1_score, 0.625355286826813, precision, 0.6527779102323544, recall, 0.61264568567276
Subject, 13, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.707317054271698, f1_score, 0.5138567090034485, precision, 0.5614163279533386, recall, 0.477272717191442117
Subject, 13, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.5606060624122612, f1_score, 0.38383838534265164, precision, 0.39583323432674408, recall, 0.37254905700683594
Subject, 13, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.6111111044883728, f1_score, 0.67417025566101807, precision, 0.6500000357627869, recall, 0.7166666984558105185
Subject, 13, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.6707317233085632, f1_score, 0.7296841740608215, precision, 0.6474359035491943, recall, 0.8394607901573181
Subject, 13, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.6545454263687134, f1_score, 0.68183964886858612, precision, 0.702773843395386, recall, 0.6784539222717285
Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7327881174087524, f1_score, 0.6447463035834946, precision, 0.732467532157898, recall, 0.598290622234445
Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7394366264343262, f1_score, 0.678029050835434, precision, 0.7430769205803384, recall, 0.62716249332428
Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.808987498980265, f1_score, 0.77600497897545128, precision, 0.83760864872862244, recall, 0.7382936477661133
Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.7914285659790939, f1_score, 0.7285471318344116, precision, 0.7674535512924194, recall, 0.7142993211746216
Subject, 14, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.727272489471436, f1_score, 0.712121188640594594, precision, 0.8370370864868164, recall, 0.6232436299324036
Subject, 14, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.73000019073463, f1_score, 0.68466746150770707, precision, 0.6854516507720947, recall, 0.6932017803192139
Subject, 14, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.65254235263763916, f1_score, 0.7156943678855896, precision, 0.7030074596405029, recall, 0.7309657353281372
Subject, 14, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7443181872367859, f1_score, 0.75369771516113, precision, 0.788587510919199, recall, 0.73044818034172058
Subject, 14, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6571428775787354, f1_score, 0.6731883883476257, precision, 0.685185194155029, recall, 0.6666666865348816
Subject, 14, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7948718070993887, f1_score, 0.8712120056152344, precision, 0.8873904347419739, recall, 0.8681256771087646
Subject, 14, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7386363744735718, f1_score, 0.79689139881134, precision, 0.8188805588013983, recall, 0.78347951117378235
Subject, 14, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7542372941970825, f1_score, 0.812276712006714, precision, 0.7968285798712, recall, 0.8295454978942871
Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.6160714030265808, f1_score, 0.37905365228652954, precision, 0.5327380895614624, recall, 0.2946428656578064
Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.567164182662939, f1_score, 0.29522148364060776, precision, 0.29522148364060776, recall, 0.24053600019287
Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.64880552192688, f1_score, 0.5134926438331604, precision, 0.6277167201042175, recall, 0.4541957663397095
Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.581325295872803, f1_score, 0.4428701889514923, precision, 0.46543073654174805, recall, 0.40463730692863464
Subject, 15, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.548780508888245, f1_score, 0.5278417468078984, precision, 0.608333249279053, recall, 0.4814814627170563
Subject, 15, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.510416685348816, f1_score, 0.53181415796279971, precision, 0.579187199794617, recall, 0.516325533390452
Subject, 15, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.57142859673492, f1_score, 0.5499995231268242, precision, 0.5655701576477356, recall, 0.5579216865348816
Subject, 15, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.596385538780334, f1_score, 0.601581498852539, precision, 0.65601365566253662
Subject, 15, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.5454545617103577, f1_score, 0.444444179534912, precision, 0.42424240708351135, recall, 0.4666666865348816
Subject, 15, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.63125114192926, f1_score, 0.52795486540519531, precision, 0.57017322190857, recall, 0.5798161697378695
Subject, 15, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.6341463327407837, f1_score, 0.5278582453727222, precision, 0.5334006428718567, recall, 0.72995525598526
Subject, 15, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.645454529475708, f1_score, 0.7421190738677979, precision, 0.6751165390014648, recall, 0.826435387134552
Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7457627058029175, f1_score, 0.4791466269302368, precision, 0.5833333730697632, recall, 0.4138889014720917
Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8239436745643616, f1_score, 0.6709803342819214, precision, 0.6833333373069763, recall, 0.6761904951901278
Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7865168452262878, f1_score, 0.5228174328804016, precision, 0.6069444417953491, recall, 0.47638893127441406
Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.7942857146263123, f1_score, 0.5714154839515686, precision, 0.6071658149406049, recall, 0.5524892210960388
Subject, 16, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.8181818217632141, f1_score, 0.7366458773612976, precision, 0.7186147576010464, recall, 0.76334776084536562
Subject, 16, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.740000095367432, f1_score, 0.7279313802719116, precision, 0.7247158288955688, recall, 0.7482516765594482
Subject, 16, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.805084764957428, f1_score, 0.735283544158936, precision, 0.765151560365491, recall, 0.7374466061592102
Subject, 16, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7556818127632141, f1_score, 0.6642113279808042, precision, 0.696801364421845, recall, 0.642513813781738
Subject, 16, ts_len, 251, overlap

Allegato A

Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.6754385828971863, f1_score, 0.5171783766746521, precision, 0.5488095283508301, recall, 0.6098484992980957
Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7132353186607361, f1_score, 0.5560907125473022, precision, 0.6244444251060486, recall, 0.53333333611488342
Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.703483449145508, f1_score, 0.521665871143341, precision, 0.6009259223937988, recall, 0.483676075793536377
Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.7692307829856873, f1_score, 0.6146021485328674, precision, 0.6566787362098694, recall, 0.6046372056087385
Subject, 17, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.761904776896344, f1_score, 0.73028656578102112, precision, 0.785714328289832, recall, 0.68888896790372009
Subject, 17, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.744897916165161, f1_score, 0.5404761363601379, precision, 0.5686813592910767, recall, 0.51592260599113635
Subject, 17, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7368420958518982, f1_score, 0.719455361366272, precision, 0.7098272442817688, recall, 0.7470821738243103
Subject, 17, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7117646932601929, f1_score, 0.669920027256012, precision, 0.6997100710868835, recall, 0.6520909667015076
Subject, 17, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.7117646932601929, f1_score, 0.669920027256012, precision, 0.6997100710868835, recall, 0.7446393966774885
Subject, 17, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7236841917037964, f1_score, 0.7623376250267029, precision, 0.7509259581565857, recall, 0.7883986830711365
Subject, 17, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.7457481026649475, precision, 0.805701732635498, recall, 0.7113785147666931
Subject, 17, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.723212468643872, f1_score, 0.77370871113728, precision, 0.7900717854499817, recall, 0.758712112903595
Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.8305084705352783, f1_score, 0.81818127883987427, precision, 0.8345166746139526, recall, 0.8063491582870483
Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.802816927433139, f1_score, 0.806116584961288814, precision, 0.824404835700888, recall, 0.7933333516120911
Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.8146067261695862, f1_score, 0.73534083366394984, precision, 0.8784304695129395, recall, 0.6551892161369324
Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.838235186687361, f1_score, 0.875758728505946, precision, 0.7592099248695374, recall, 0.7446393966774885
Subject, 18, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.8799999952316284, f1_score, 0.8477582931518555, precision, 0.9431174993515015, recall, 0.7811189293861389
Subject, 18, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.699999988079671, f1_score, 0.7623078227043152, precision, 0.7768908143043518, recall, 0.7716081738471985
Subject, 18, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.83898308589294434, f1_score, 0.8531209230422974, precision, 0.8600360751152039, recall, 0.8472222089767456
Subject, 18, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.8125, f1_score, 0.8371450909131944, precision, 0.8742918968200684, recall, 0.8668541884422302
Subject, 18, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.7428751581840515, f1_score, 0.8380951881408691, precision, 0.8587943971824646, recall, 0.8321256041526794
Subject, 18, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7692307829856873, f1_score, 0.8582512736320496, precision, 0.789283812046051, recall, 0.943236768245697
Subject, 18, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7954545617103577, f1_score, 0.869143687094358, precision, 0.818717856429688, recall, 0.9267676472663879
Subject, 18, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7542372941978025, f1_score, 0.8320531845092773, precision, 0.8141605854034424, recall, 0.8565812706947327
Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.5625, f1_score, 0.46230340003967285, precision, 0.48844872283935547, recall, 0.46978020668029785
Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.6268656849681145, f1_score, 0.618009626865387, precision, 0.6428571939468384, recall, 0.6135531067848206
Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.583333134651184, f1_score, 0.512603306770325, precision, 0.5027472972869873, recall, 0.5252137184143066
Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.701807200986669, f1_score, 0.6453358530883879, precision, 0.6740842461585999, recall, 0.62417578697208459
Subject, 19, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.6071428655687004, f1_score, 0.6498077270698547, precision, 0.6303703784942627, recall, 0.6851851940155029
Subject, 19, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.65625, f1_score, 0.734464821996765, precision, 0.72926965945145968, recall, 0.7407407760620117
Subject, 19, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.615781513151628, f1_score, 0.7163194197135491, precision, 0.6865789899289307, recall, 0.7579834698104886
Subject, 19, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.6248019883123806, f1_score, 0.67331296250520363, precision, 0.6704882979393005, recall, 0.6864035125947119
Subject, 19, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6363636255264282, f1_score, 0.83722158908844, precision, 0.7991452813148499, recall, 0.88208168745940889
Subject, 19, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7297297120094299, f1_score, 0.8409659679842182, precision, 0.73460595679985846, recall, 0.89000004529955
Subject, 19, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7142857313151628, f1_score, 0.8314521908760071, precision, 0.763020386047363, recall, 0.919696986752625
Subject, 19, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.772722515828564, f1_score, 0.8527354598045349, precision, 0.764825701713562, recall, 0.9678030014038086
Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.754545402105173, f1_score, 0.7041597962379456, precision, 0.7115384340286255, recall, 0.7083333730697632
Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.7910474716712952, f1_score, 0.777777314186096, precision, 0.798344430932462, recall, 0.7587947373406067
Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.67469877040624341, f1_score, 0.6991556830980515, precision, 0.6790542060492615, recall, 0.7410130508793457
Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.803092120613098, f1_score, 0.799985408278959, precision, 0.7992385625389233, recall, 0.7804529708854187
Subject, 20, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.707317054271698, f1_score, 0.75958639398331604, precision, 0.7272608417875675, recall, 0.7961190342908137
Subject, 20, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.7021235478734, f1_score, 0.75081179949377, recall, 0.7379085421562195
Subject, 20, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.772722751058564, f1_score, 0.8215663343074951, precision, 0.78250988633766174, recall, 0.8701625466346741
Subject, 20, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.759036123752594, f1_score, 0.8298077583312988, precision, 0.8122661709785461, recall, 0.8509259223937988
Subject, 20, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.742424426949079, f1_score, 0.8878430724143979, precision, 0.8166666863548816
Subject, 20, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.824324309825972, f1_score, 0.913919389478943, precision, 0.8569604754447937, recall, 0.9848484992989957
Subject, 20, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.8170731663703918, f1_score, 0.8806306719779968, precision, 0.8626926119689994, recall, 0.8996114730834961
Subject, 20, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7818120584421, f1_score, 0.8675024509429932, precision, 0.80985740594284058, recall, 0.9345238208770752
Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.80701756477356, f1_score, 0.61792972998042297, precision, 0.659090361839294, recall, 0.614141446287537
Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8478260636329651, f1_score, 0.75044919101715088, precision, 0.855555534362793, recall, 0.6911311475448608
Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.8604651093482971, f1_score, 0.8087431698036194, precision, 0.801265935666687, recall, 0.8301346898078918
Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.882352948188717, f1_score, 0.791451894874573, precision, 0.816215299224854, recall, 0.79335584145923
Subject, 21, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.7790697130340581, f1_score, 0.7237599899105821, precision, 0.723734186515808, recall, 0.732804237962341
Subject, 21, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.8367347121328708, f1_score, 0.8390834221076965, precision, 0.8240538221076965, recall, 0.576695962844849
Subject, 21, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7543859481811523, f1_score, 0.7658793985027214, precision, 0.7043269276618958, recall, 0.6334134936332703
Subject, 21, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.799915608544949, f1_score, 0.77755719423329407, precision, 0.800000011920929, recall, 0.7773809432983398
Subject, 21, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.720588207244873, f1_score, 0.733534369000879, precision, 0.6945155262947083, recall, 0.7896242141723633
Subject, 21, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.75, f1_score, 0.718518435950476, precision, 0.7486772537231445, recall, 0.6921296119689941
Subject, 21, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.767441868782435, f1_score, 0.7389325749397278, precision, 0.734531606292725, recall, 0.78730740745658875
Subject, 21, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.780245608866101, f1_score, 0.8252760767936707, precision, 0.845833015041895, recall, 0.8135504126548767
Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.8272272131843567, f1_score, 0.690476171922948, precision, 0.8576388955116272, recall, 0.6013889312744141
Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.833333134651184, f1_score, 0.6606959104537964, precision, 0.87333334927905, recall, 0.5488886621330261
Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.825301239953769, f1_score, 0.6796949453832434, precision, 0.749999165534973, recall, 0.637878352012634
Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.8654996372592163, f1_score, 0.759991535209656, precision, 0.8012659566550232, recall, 0.7991646817047119
Subject, 22, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.7317073445184326, f1_score, 0.658008574394531, precision, 0.6686508859501648, recall, 0.6697191596031189
Subject, 22, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.7978723645210266, f1_score, 0.766049325466156, precision, 0.7798765166286254, recall, 0.7572649121284485
Subject, 22, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.8272727131843567, f1_score, 0.7945802823699306, precision, 0.8811812996864319, recall, 0.72976118985176086
Subject, 22, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.787880508888245, f1_score, 0.7835562229156494, precision, 0.8451048731803894, recall, 0.7352869510650635
Subject, 22, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6060606242126196, f1_score, 0.40120959281921387, precision, 0.39417991042137146, recall, 0.4187674820423126
Subject, 22, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.625, f1_score, 0.7230658531188965, precision, 0.656949133682251, recall, 0.803703725337982
Subject, 22, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7439024448394775, f1_score, 0.7407407760620117, precision, 0.740783333134561184
Subject, 22, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7090908885002136, f1_score, 0.695562481880188, recall, 0.7383987307548523
Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.7090908885002136, f1_score, 0.6073898288871765, precision, 0.680618246841431, recall, 0.550373878994384766
Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.6641790866581807, f1_score, 0.5516666173934937, precision, 0.53205125397156, recall, 0.5978788137435913
Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7048192620277405, f1_score, 0.5789915919303894, precision, 0.618055522441864, recall, 0.5767288208007812
Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.754545402105173, f1_score, 0.6370169807846069, precision, 0.68414406864929, recall, 0.685504376882751
Subject, 23, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.7195122447937877, f1_score, 0.7088051582551729, precision, 0.745299160484993, recall, 0.6828508793121643
Subject, 23, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.7340425252914429, f1_score, 0.723745997427903, precision, 0.7162465453147888, recall, 0.733333492279053
Subject, 23, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.754545402105173, f1_score, 0.745474517345285, precision, 0.814182698726564, recall, 0.690304581413269
Subject, 23, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7048192620277405, f1_score, 0.7241945266723633, precision, 0.737674415115417, recall, 0.7157796025276184
Subject, 23, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.7575757305309521, f1_score, 0.863274811794281, precision, 0.8487886784606876, recall, 0.881481468775208
Subject, 23, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7297297120094299, f1_score, 0.8329156041145325, precision, 0.8085238208770752, recall, 0.861813994598389
Subject, 23, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.707317054271698, f1_score, 0.7735504508018494, precision, 0.7116160988807678, recall, 0.8474946022033691
Subject, 23, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7636363563051739, f1_score, 0.8147812485694885, precision, 0.8361713290214539, recall, 0.7959150875912476
Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.8595932176113287, f1_score, 0.7849358320236206, precision, 0.803205132484436, recall, 0.77564936876297
Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8732394576072693, f1_score, 0.8007936477661133, precision, 0.81632336379623413, recall, 0.803787887064085
Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.8426966071128485, f1_score, 0.756800945735168, precision, 0.7962962985038577, recall, 0.7284091144997864
Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.8606000143051147, f1_score, 0.7845962643623352, precision, 0.8648874163627625, recall, 0.7330251336097717
Subject, 24, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.8636363744735718, f1_score, 0.8544331929720726, precision, 0.864817583007812, recall, 0.855555534362793
Subject, 24, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.8600000413051147, f1_score, 0.87222215302429, precision, 0.873511904385376, recall, 0.878205609588623
Subject, 24, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.8813559412956238, f1_score, 0.8583955764770588, precision, 0.8973214830265808, recall, 0.8257745504379272
Subject, 24, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.8636363744735718, f1_score, 0.858787841796875, precision, 0.86029160387553, recall, 0.8571428655678864
Subject, 24, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.728571414975089, f1_score, 0.704637348651886, precision, 0.74184817472839, recall, 0.7095516324043274
Subject, 24, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.8846153616905212, f1_score, 0.9041834473609924, precision, 0.9157894253730774, recall, 0.8978000283241272
Subject, 24, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.861400791168213, f1_score, 0.861500479108726, precision, 0.908991127717865, recall, 0.82298690886427
Subject, 24, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.8474576473236084, f1_score, 0.8551638722419739, precision, 0.9055556058883667, recall, 0.8139706254005432
Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.8125, f1_score, 0.704040348298157, precision, 0.7916666865348816, recall, 0.6659091114997864
Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8059701323509216, f1_score, 0.538787841796875, precision, 0.6554545164108276, recall, 0.4715151786804199
Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.8035714030265808, f1_score, 0.6528354883193937, precision, 0.8194143772125244, recall, 0.575299587510681
Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.8644578456878662, f1_score, 0.7824506163597187, precision, 0.846545186498203125, recall, 0.7413682341575623
Subject, 25, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.7857142688643872, f1_score, 0.7029914259910853, precision, 0.739102542400360321, recall, 0.6831502318382263
Subject, 25, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.75, f1_score, 0.840990638160706, f1_score, 0.861500479108726, precision, 0.908991127717865, recall, 0.82298690886427
Subject, 25, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.849909638160706, f1_score, 0.861500479108726, precision, 0.90899

Allegato A

Subject, 25, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7142857313156128, f1_score, 0.7314610481262207, precision, 0.7668067812919617, recall, 0.7013575434684753
Subject, 25, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7545454502105713, f1_score, 0.7335425019264221, precision, 0.8166666626930237, recall, 0.6735197305679321
Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 0, accuracy, 0.76363506317139, f1_score, 0.6122075319290161, precision, 0.6492674350738525, recall, 0.5962121486663818
Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 25, accuracy, 0.8507462739944458, f1_score, 0.7232569456100464, precision, 0.7848901152610779, recall, 0.6833332777023315
Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 50, accuracy, 0.7916666865348816, f1_score, 0.6915329098701477, precision, 0.752289354801178, recall, 0.6578329205513
Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 99, accuracy, 0.8818181753158569, f1_score, 0.8298637866973877, precision, 0.8825086951255798, recall, 0.8027442693710327
Subject, 26, ts_len, 201, overlap, 0, accuracy, 0.5975610017776489, f1_score, 0.5963173508644104, precision, 0.5601851940155029, recall, 0.6388888955116272
Subject, 26, ts_len, 201, overlap, 25, accuracy, 0.6276595592498779, f1_score, 0.5518091917037964, precision, 0.6333333849906921, recall, 0.49348291754722595
Subject, 26, ts_len, 201, overlap, 50, accuracy, 0.7272727489471436, f1_score, 0.7232600450515747, precision, 0.7320418357849121, recall, 0.7442810535438988
Subject, 26, ts_len, 201, overlap, 99, accuracy, 0.7951807379722595, f1_score, 0.738913357257843, precision, 0.7514422535896301, recall, 0.740857537317276
Subject, 26, ts_len, 251, overlap, 0, accuracy, 0.6515151262283325, f1_score, 0.719767153263092, precision, 0.6190476417541504, recall, 0.8947367668151855
Subject, 26, ts_len, 251, overlap, 25, accuracy, 0.7297297120094299, f1_score, 0.8408015370368958, precision, 0.7868357300758362, recall, 0.9093567728996277
Subject, 26, ts_len, 251, overlap, 50, accuracy, 0.7439824448394775, f1_score, 0.8198067545890888, precision, 0.7642512321472168, recall, 0.8985506892204285
Subject, 26, ts_len, 251, overlap, 99, accuracy, 0.7272727489471436, f1_score, 0.8037955164909363, precision, 0.8147222399711609, recall, 0.8017857074737549

A.B. STAMPA RISULTATI REGRESSIONE (7.3.5.2)

Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.17918114364147186, mean_squared_error, 0.08078252524137497
 Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.13670609891414642, mean_squared_error, 0.059869904071092606
 Subject, 1, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.14365942776203156, mean_squared_error, 0.06933358311653137
 Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.17811895583438873, mean_squared_error, 0.09235776215791702
 Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.1677791327238083, mean_squared_error, 0.08467205613851547
 Subject, 2, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.14956560730934143, mean_squared_error, 0.071797676384449
 Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.17171263694763184, mean_squared_error, 0.0882837995868027
 Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.1545865684747696, mean_squared_error, 0.09189146575125854
 Subject, 3, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.15224263072013855, mean_squared_error, 0.09356149286031723
 Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.171113982796669, mean_squared_error, 0.0812489464879036
 Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.1458047479391098, mean_squared_error, 0.06643198430538177
 Subject, 4, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.15965841710567474, mean_squared_error, 0.07094447314739227
 Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.07094164192676544, mean_squared_error, 0.02348511852324009
 Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.0668785572052002, mean_squared_error, 0.02953438274562359
 Subject, 5, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.06057276204228401, mean_squared_error, 0.026614775881171227
 Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.13458643853664398, mean_squared_error, 0.0719711035490036
 Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.131119295239448547, mean_squared_error, 0.0610424280166626
 Subject, 6, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.15104879438877106, mean_squared_error, 0.07445069402456284
 Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.1375724971294403, mean_squared_error, 0.05794433876872063
 Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.16782419383525848, mean_squared_error, 0.08845556527376175
 Subject, 7, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.144004398202896118, mean_squared_error, 0.06839489191770554
 Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.19093498587608337, mean_squared_error, 0.10096633434295654
 Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.19330327212810516, mean_squared_error, 0.10607988387346268
 Subject, 8, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.17653981395816803, mean_squared_error, 0.09000051766633987
 Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.13998951817856598, mean_squared_error, 0.06007218733429999
 Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.14940378069877625, mean_squared_error, 0.08196502923965454
 Subject, 9, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.14514300227165222, mean_squared_error, 0.06113889440894127
 Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.309627503156662, mean_squared_error, 0.15839560329914093
 Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.3031739294528961, mean_squared_error, 0.15696538984775543
 Subject, 10, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.35751909017562866, mean_squared_error, 0.2223823368549347
 Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.08229615539312363, mean_squared_error, 0.05696814879775047
 Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.07579293102025986, mean_squared_error, 0.030586054548621178
 Subject, 11, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.08498174697160721, mean_squared_error, 0.040647249668836594
 Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.21936781704425812, mean_squared_error, 0.117996945977211
 Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.26583990454673767, mean_squared_error, 0.14725174009799957
 Subject, 12, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.26199477910959483, mean_squared_error, 0.1350739449262619
 Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.14005188643932343, mean_squared_error, 0.07226593792438507
 Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.13378256559371948, mean_squared_error, 0.0643506646156311
 Subject, 13, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.1366797685623169, mean_squared_error, 0.07670909911394119
 Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.13538628816604614, mean_squared_error, 0.05948778614401817
 Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.1205682911701202, mean_squared_error, 0.05602194368839264
 Subject, 14, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.08269575983285904, mean_squared_error, 0.035658057779073715
 Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.24757449328899384, mean_squared_error, 0.13369795680046082
 Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.21538826823234558, mean_squared_error, 0.11443322151899338
 Subject, 15, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.2184098064899446, mean_squared_error, 0.1259031593799591
 Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.13185565173625946, mean_squared_error, 0.07945585995912552
 Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.10737229138617247, mean_squared_error, 0.04902179539203644
 Subject, 16, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.1253596395254135, mean_squared_error, 0.07008164376020432
 Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.164520263671875, mean_squared_error, 0.07451359927654266
 Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.1702406257390976, mean_squared_error, 0.09119313210248947
 Subject, 17, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.1522440199136734, mean_squared_error, 0.0738382637500763
 Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.07006387412548065, mean_squared_error, 0.018734455108642578
 Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.067271888256073, mean_squared_error, 0.02114723064005375
 Subject, 18, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.08395406603813171, mean_squared_error, 0.031391482800245285
 Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.25061312317842806, mean_squared_error, 0.1324291080236435
 Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.22721174359321594, mean_squared_error, 0.13246674835681915
 Subject, 19, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.22020673751831055, mean_squared_error, 0.126343095779419
 Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.17664697766304016, mean_squared_error, 0.08597320318222046
 Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.14865463972091675, mean_squared_error, 0.06622306257486343
 Subject, 20, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.17685110867023468, mean_squared_error, 0.08688195049762726
 Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.11899223923683167, mean_squared_error, 0.07510725408792496
 Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.0869867129325867, mean_squared_error, 0.03299573436379433
 Subject, 21, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.0706280916929425, mean_squared_error, 0.034339919686317444
 Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.07023417949676514, mean_squared_error, 0.02595602534711361
 Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.0597950704395771, mean_squared_error, 0.024076737463474274
 Subject, 22, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.04989665374159813, mean_squared_error, 0.023292256519198418
 Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.15892378985881805, mean_squared_error, 0.0864720493555069
 Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.19554142653942108, mean_squared_error, 0.1137571707367897
 Subject, 23, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.18426452577114105, mean_squared_error, 0.1104670837521553
 Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.11318270117044449, mean_squared_error, 0.04802636057138443
 Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.104683761882782, mean_squared_error, 0.04111119359731674
 Subject, 24, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.10292018949985504, mean_squared_error, 0.04519717022776604
 Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.14032001793384552, mean_squared_error, 0.06926197558641434
 Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.1511479765176773, mean_squared_error, 0.07541412860155106
 Subject, 25, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.11546780044779775, mean_squared_error, 0.05496625229716301
 Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 0, mean_absolute_error, 0.0558729132652283, mean_squared_error, 0.014644717797636986
 Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 25, mean_absolute_error, 0.050019241869449615, mean_squared_error, 0.015870440751314163
 Subject, 26, ts_len, 151, overlap, 50, mean_absolute_error, 0.0508830659014726, mean_squared_error, 0.014964737929403782

ALLEGATO B

Grafici.

B.A. GRAFICO PREDIZIONE (7.3.5)

Battito cardiaco soggetto 26 finestra temporale 150 sovrapposizione 0, MAE 0,044 MSE 0,013

Nota:

I valori di MAE e MSE potrebbero variare leggermente rispetto a quelli ottenuti in fase di testing sullo stesso campione, in quanto i grafici sono stati generati a seguito di una nuova esecuzione della rete.

La ricostruzione del battito cardiaco è assente in quanto non è possibile con questi dati.

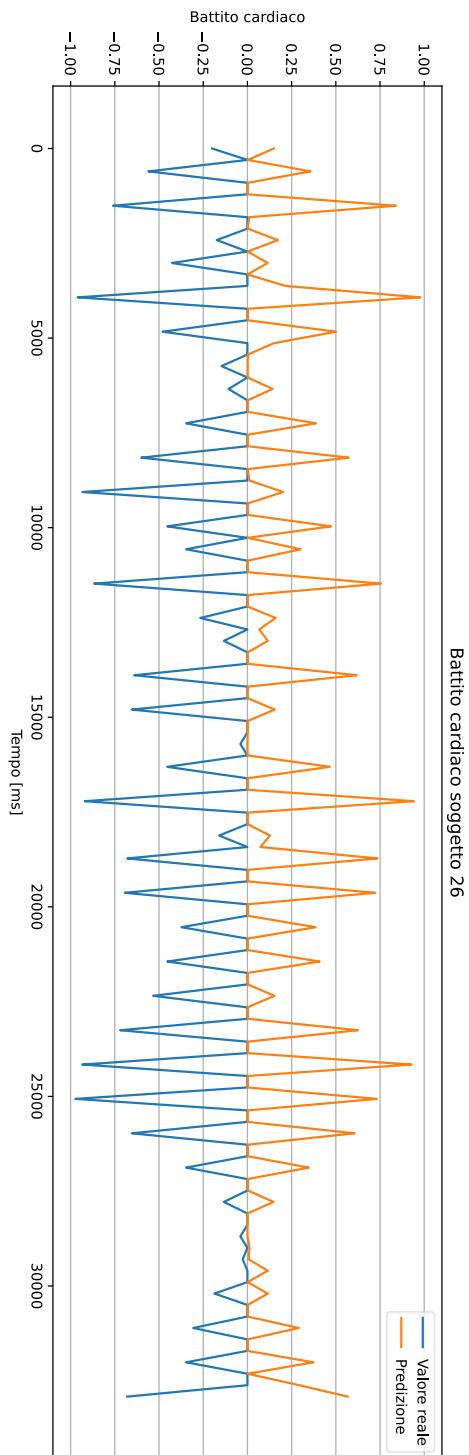


Figura B - 1 | Valori raw predizione e label
(valore tanto più vicino a 1 / -1 quanto più il picco
è vicino al centro della finestra temporale)

B.B. RICOSTRUZIONE BATTITO CARDIACO (7.3.7)

Battito cardiaco soggetto 26 finestra temporale 150 sovrapposizione 0, MAE 0,043 MSE 0,010

Nota:

I valori di MAE e MSE potrebbero variare leggermente rispetto a quelli ottenuti in fase di testing sullo stesso campione, in quanto i grafici sono stati generati a seguito di una nuova esecuzione della rete.

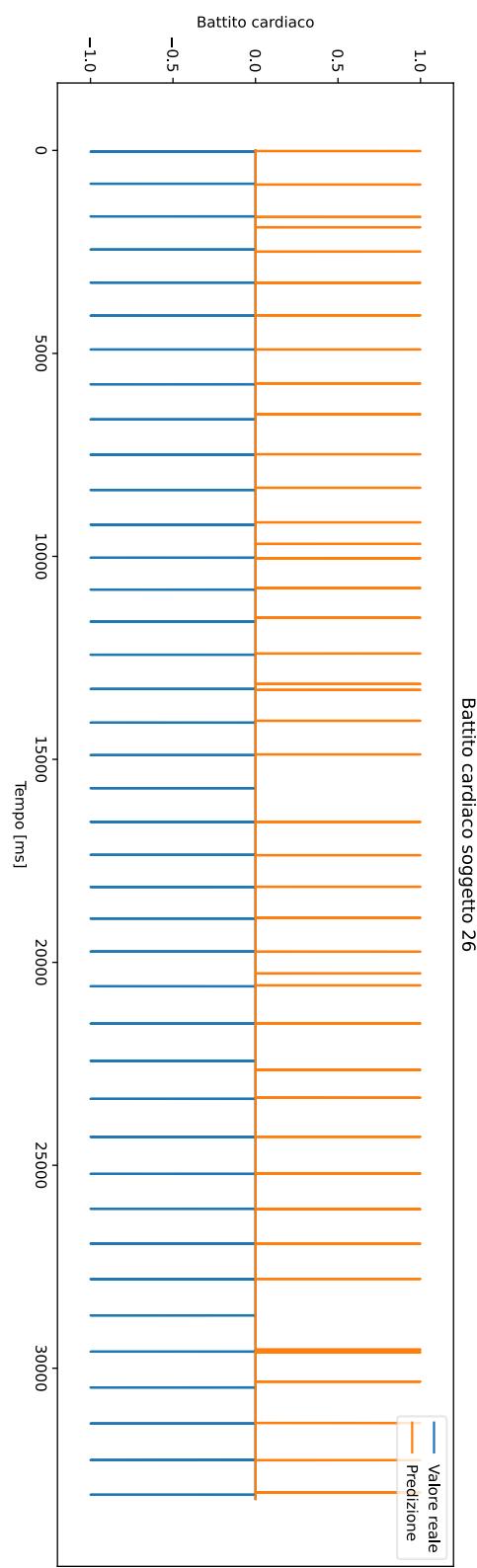
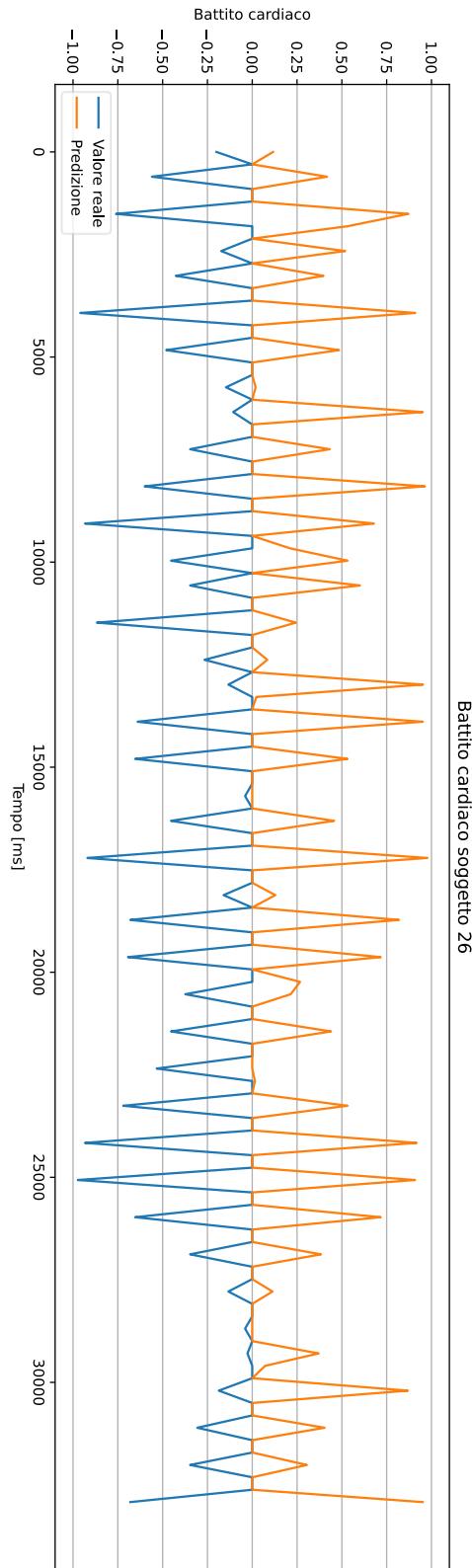


Figura B - 3 | Ricostruzione in stile “distanza dal centro” (valore tanto più vicino a 1 / -1 quanto più il picco è vicino al centro della finestra temporale)

Figura B - 2 | Ricostruzione segnale del battito cardiaco (1 / -1 in presenza del picco)

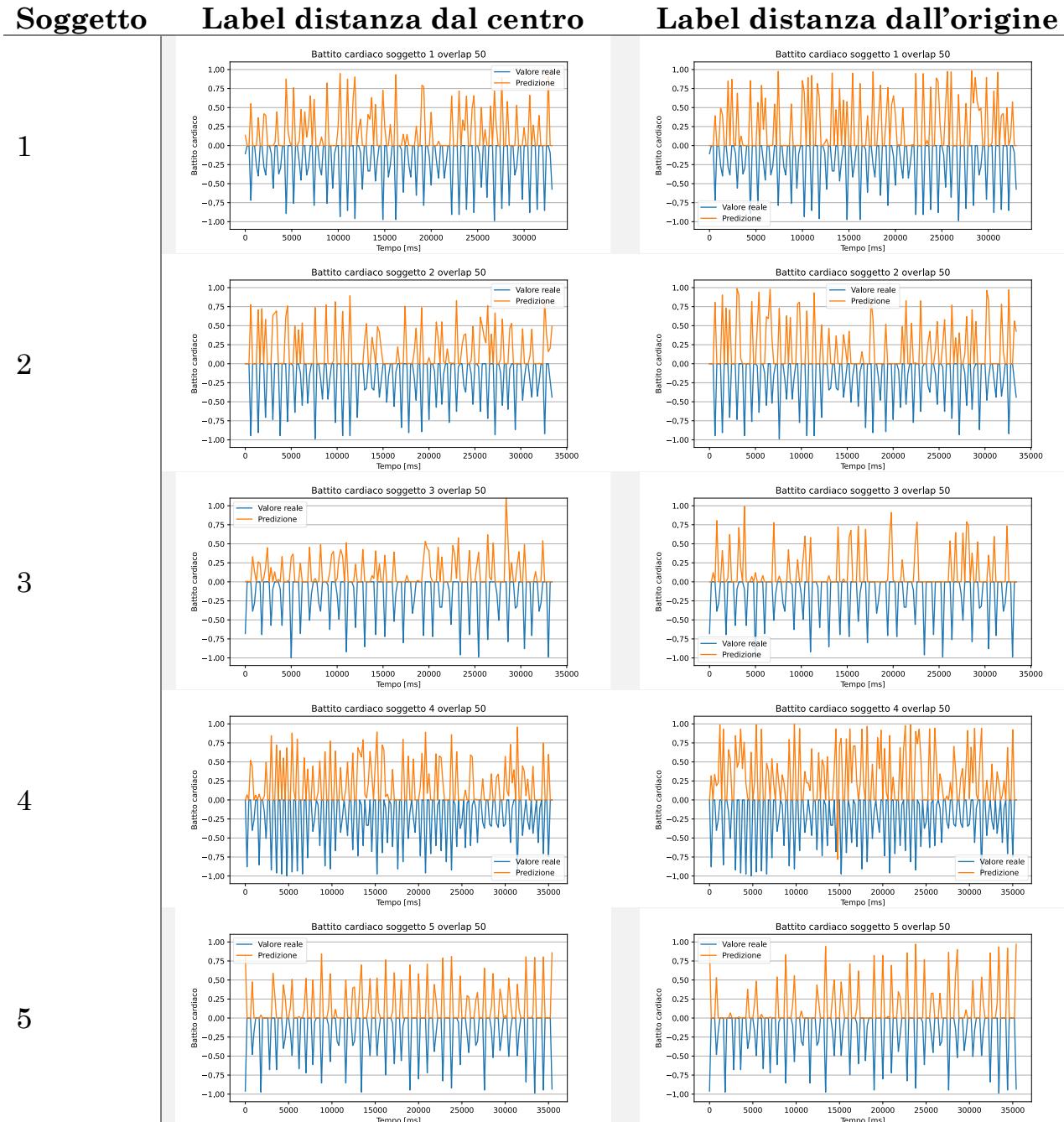
B.C. GRAFICI A CONFRONTO (8.4.2)

Si riportano i grafici della predizione del battito cardiaco per ogni soggetto, con finestra temporale 150 e sovrapposizione 50.

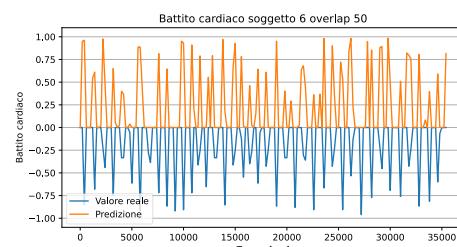
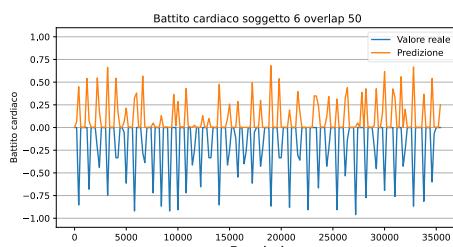
Si riporta in **TABELLA B - 1** il confronto dei grafici con le predizioni e i valori reali ottenuti coi label “distanza dal centro” (**4.2.2**) dalle prove descritte al paragrafo **7.3.5** rispetto a quelli ottenuti con label “distanza dall’origine” (**4.2.3**) durante le prove descritte al paragrafo **8.4.1**.

Successivamente in **TABELLA B - 2** si riportano le ricostruzioni del battito cardiaco dai label “distanza dall’origine” (**4.2.3**) ottenuti durante le prove descritte al paragrafo **8.4.1**.

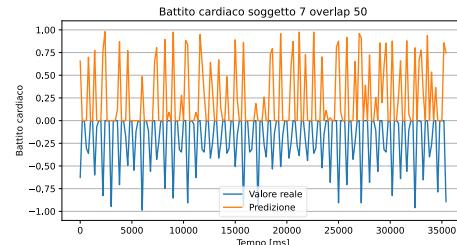
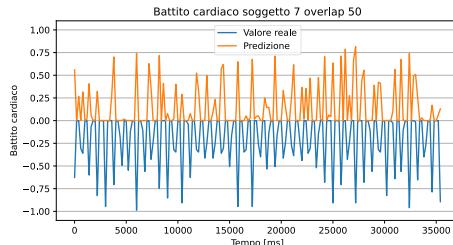
Confronto dei grafici ottenuti dai differenti label:



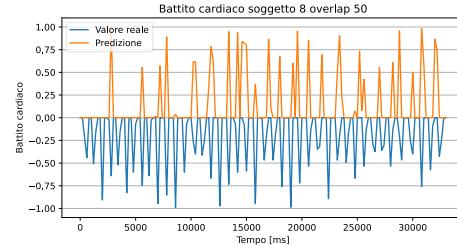
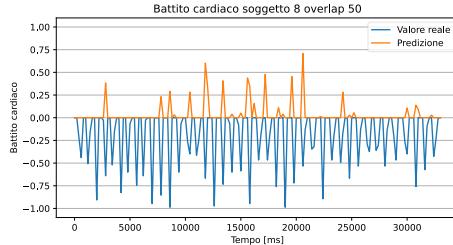
Allegato B



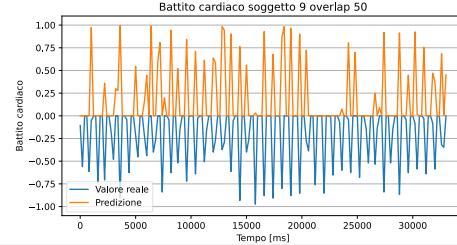
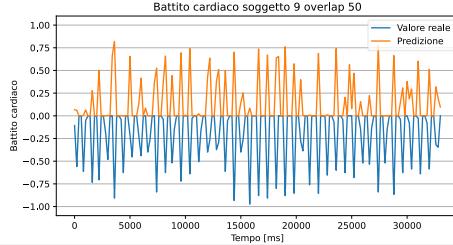
7



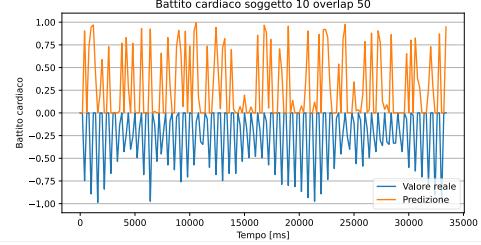
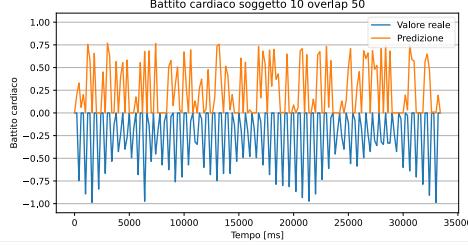
8



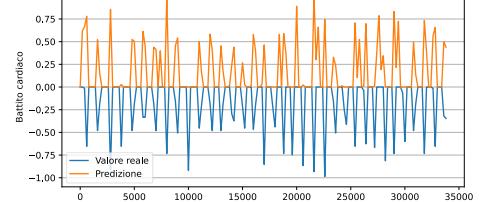
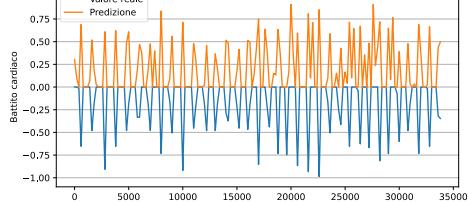
9



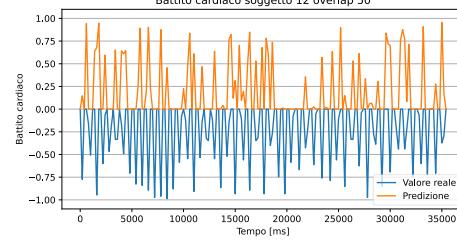
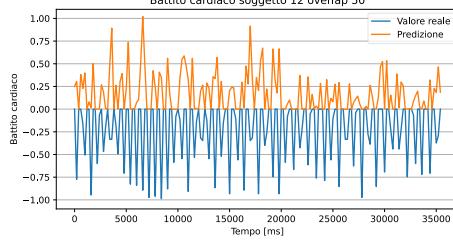
10



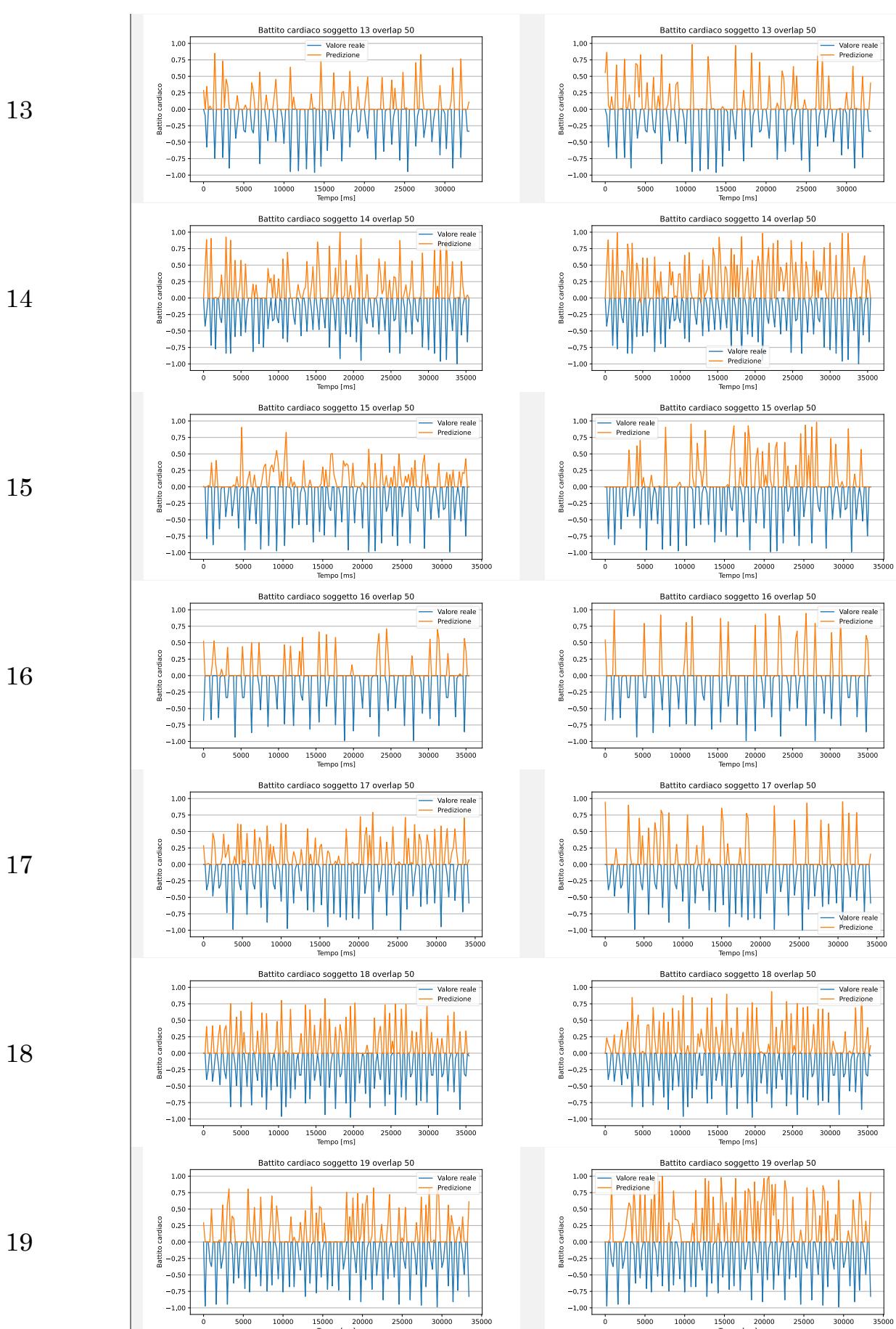
11



12

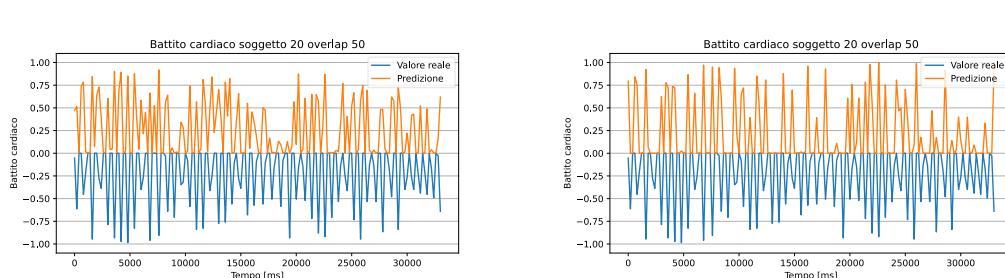


Allegato B

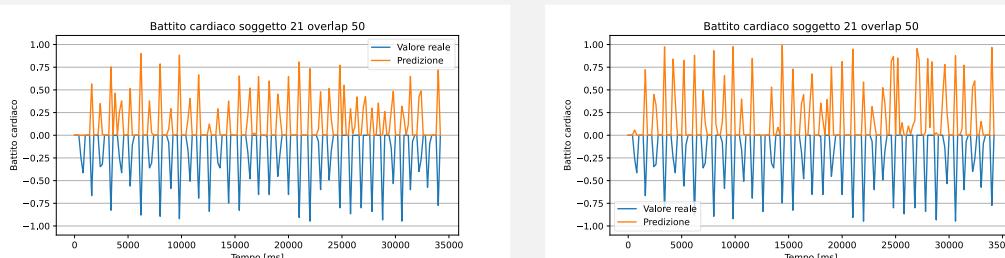


Allegato B

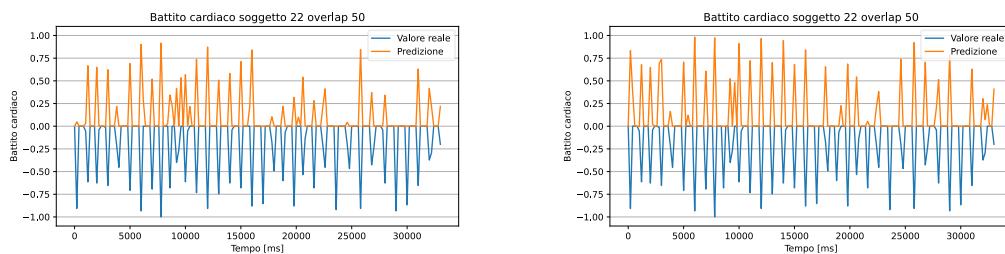
20



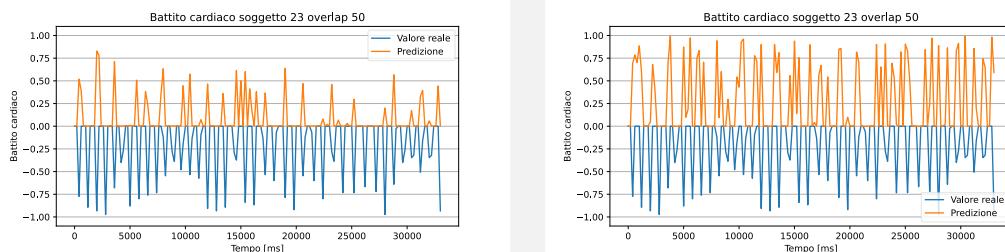
21



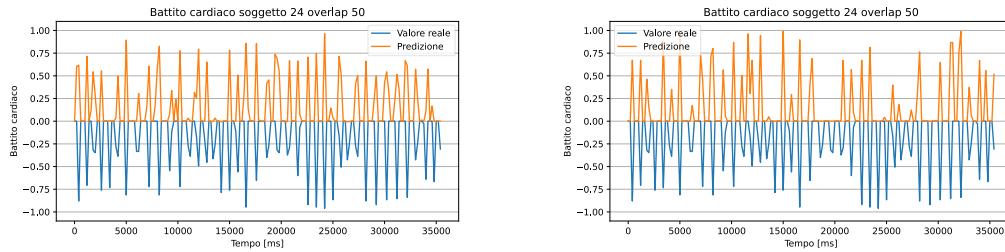
22



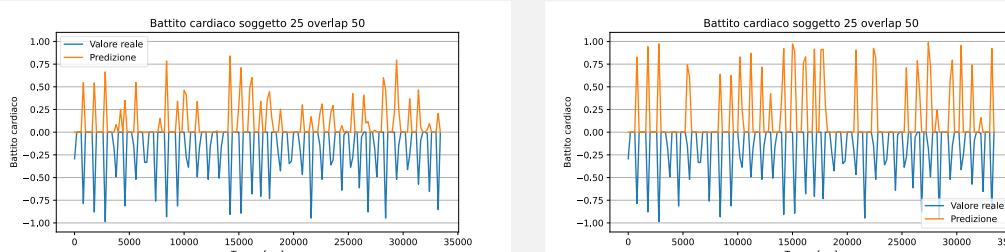
23



24



25



26

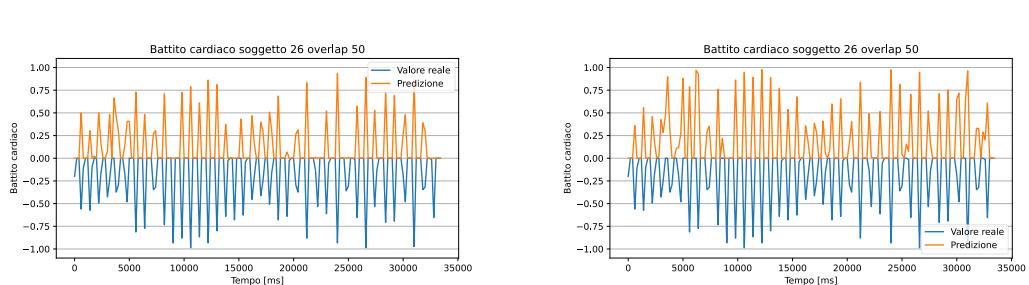
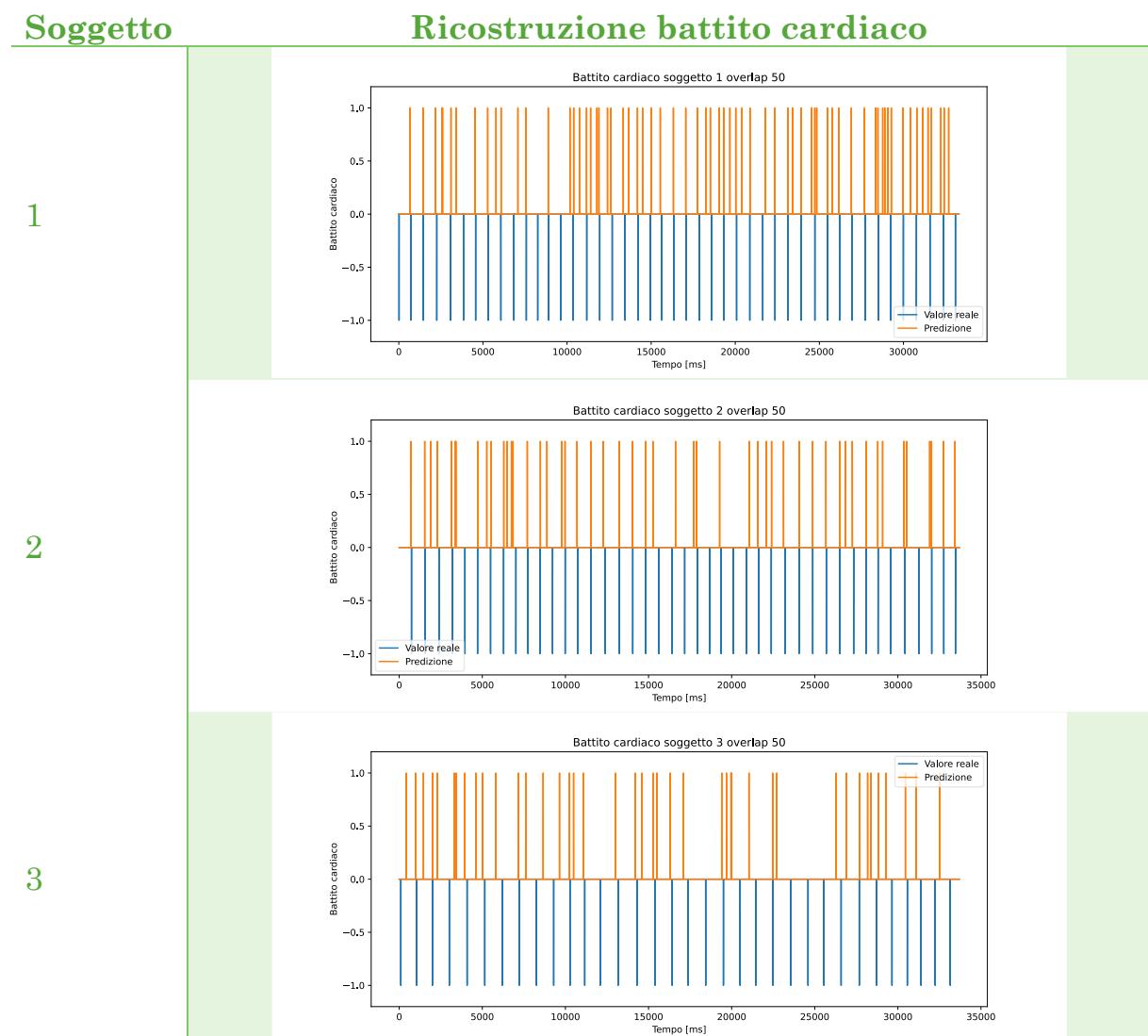
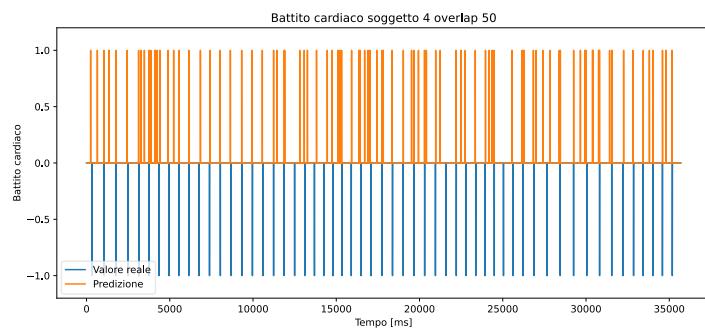


Tabella B - 1 | Valori raw (sinistra) e ricostruzione in stile “distanza dal centro” (destra) predizione e label dei campioni con finestra temporale 150, overlap 50 e label “distanza dal centro” (sinistra) e “distanza dall’origine” (destra) (valore tanto più vicino a 1/-1 quanto più il picco è vicino al centro della finestra temporale)

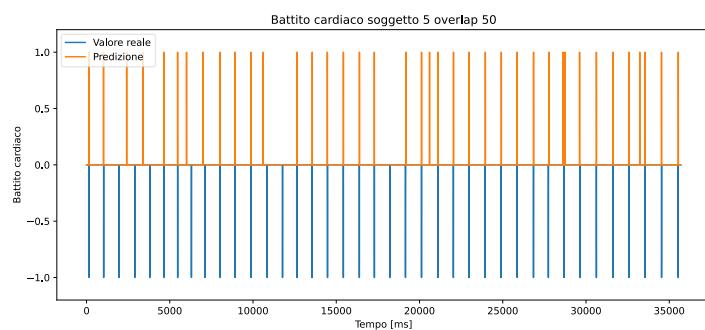
Ricostruzione battito cardiaco:



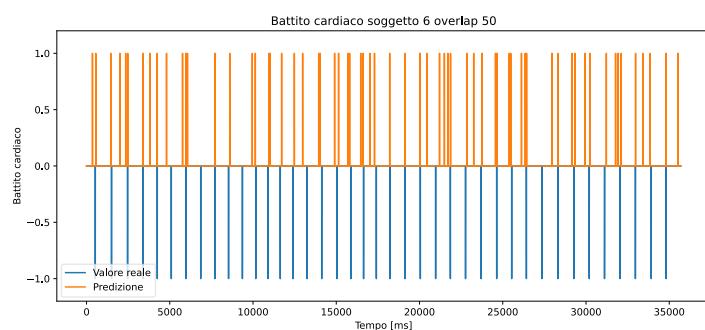
4



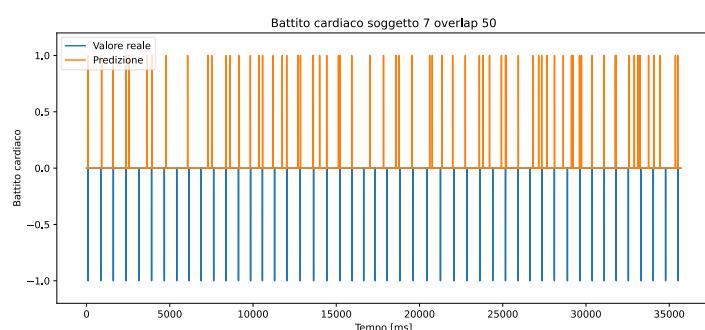
5



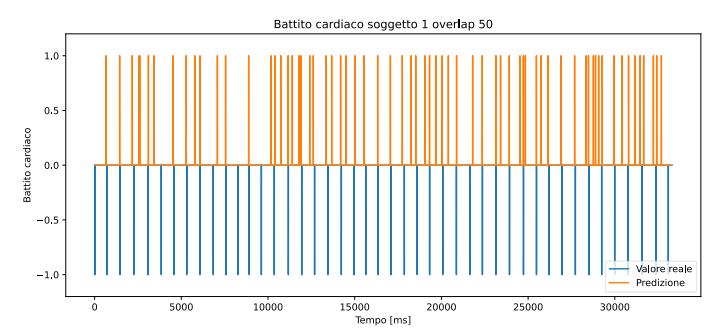
6



7

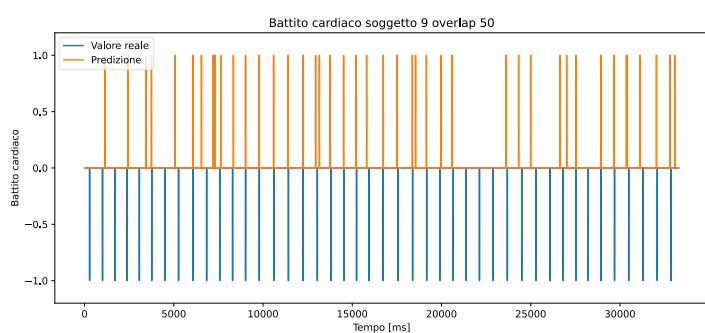


8

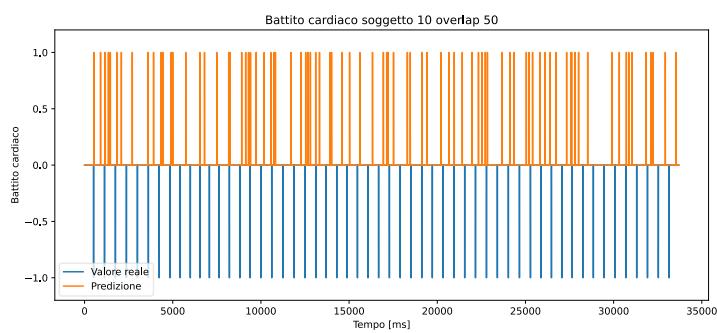


Allegato B

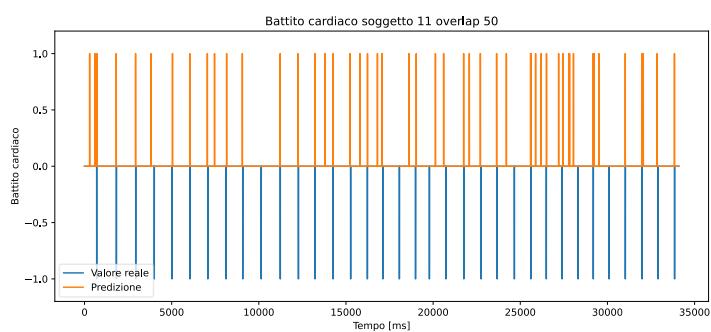
9



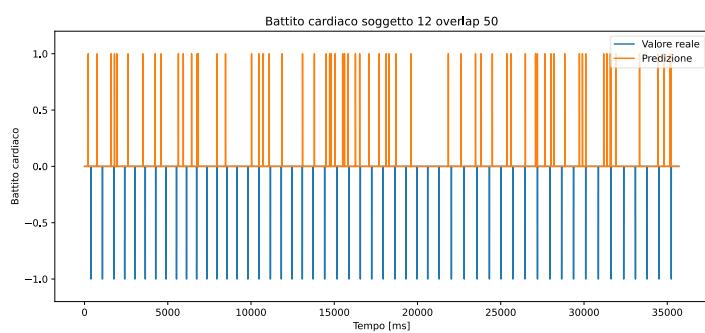
10



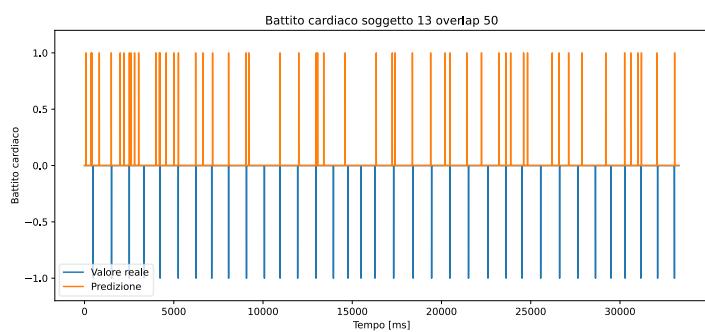
11



12

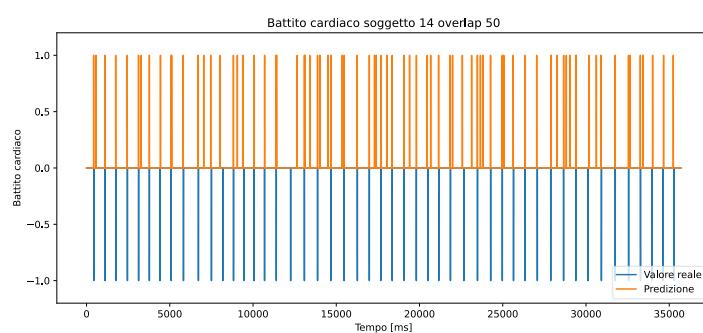


13

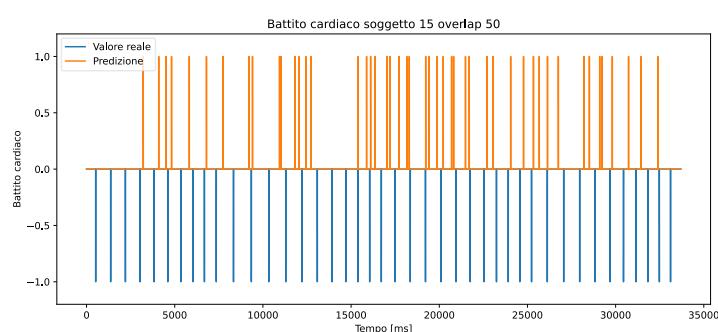


Allegato B

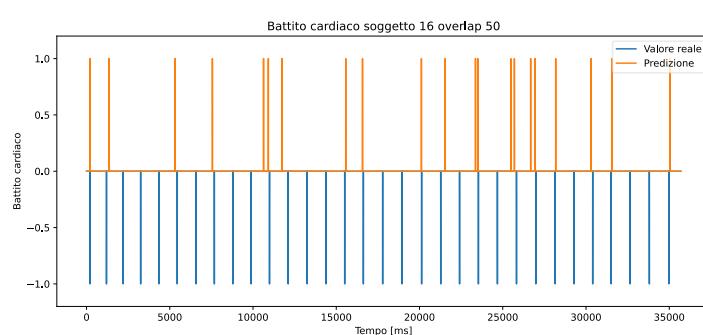
14



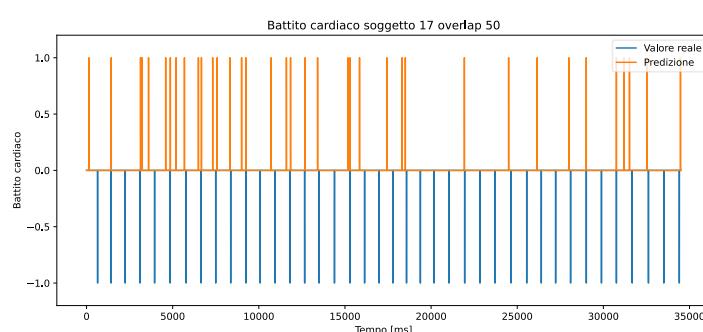
15



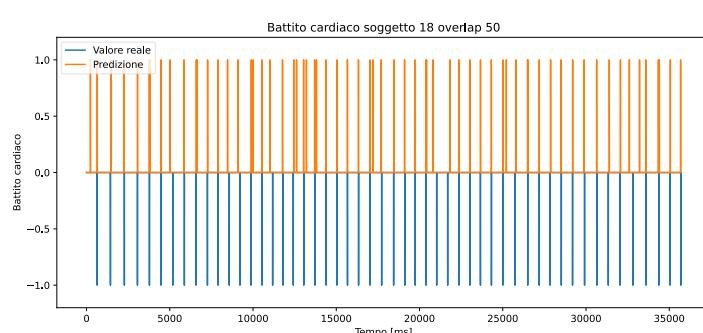
16



17

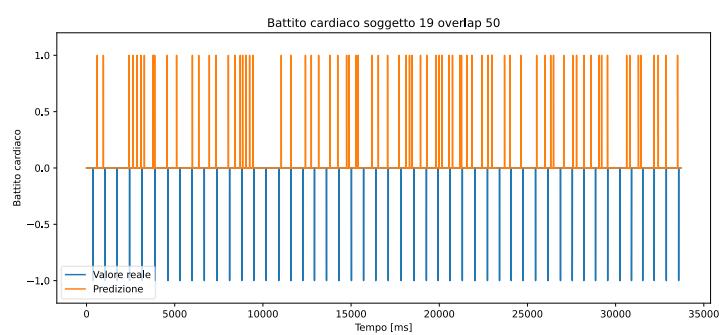


18

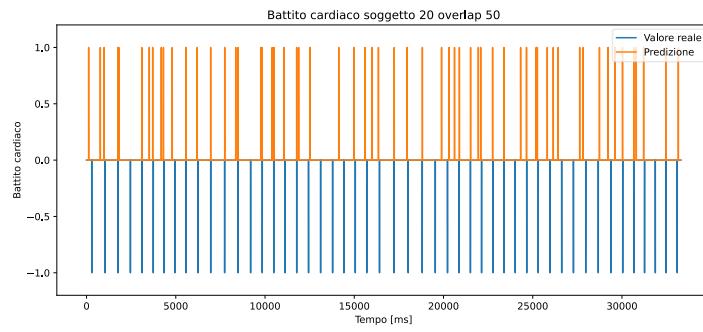


Allegato B

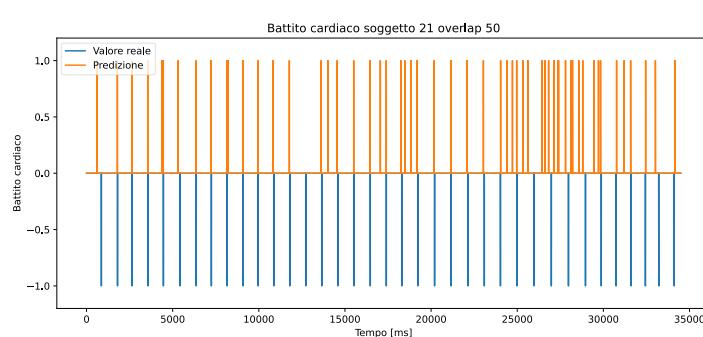
19



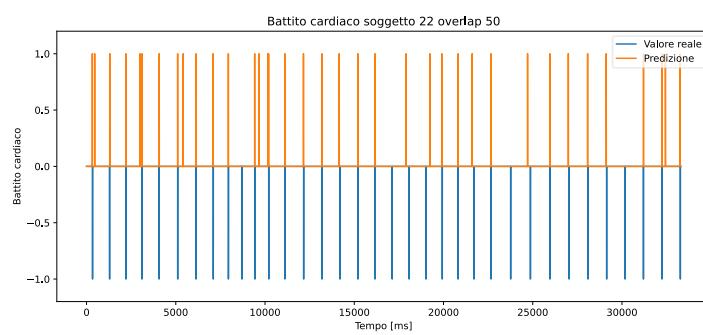
20



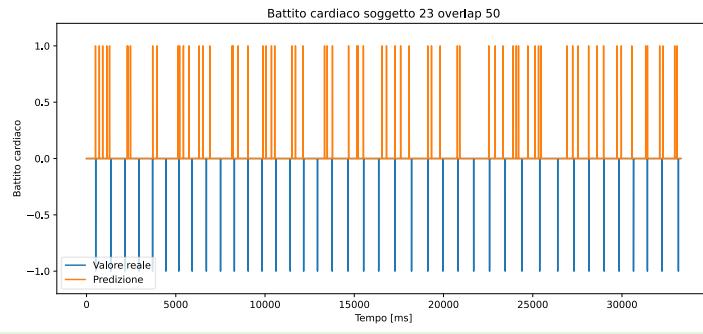
21



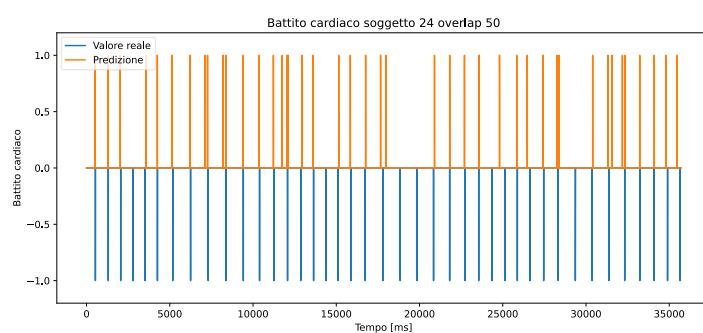
22



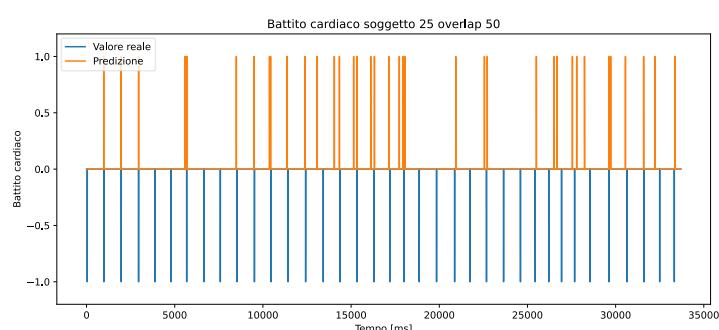
23



24



25



26

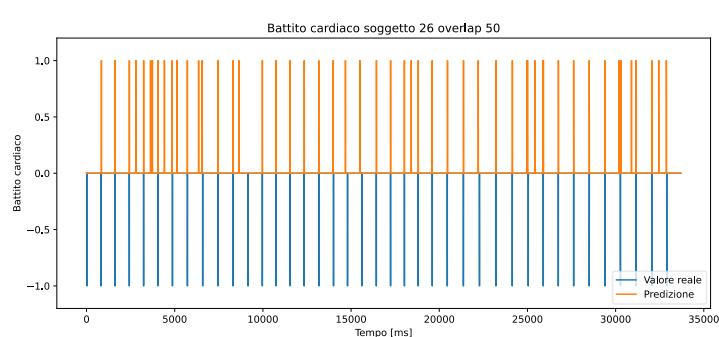
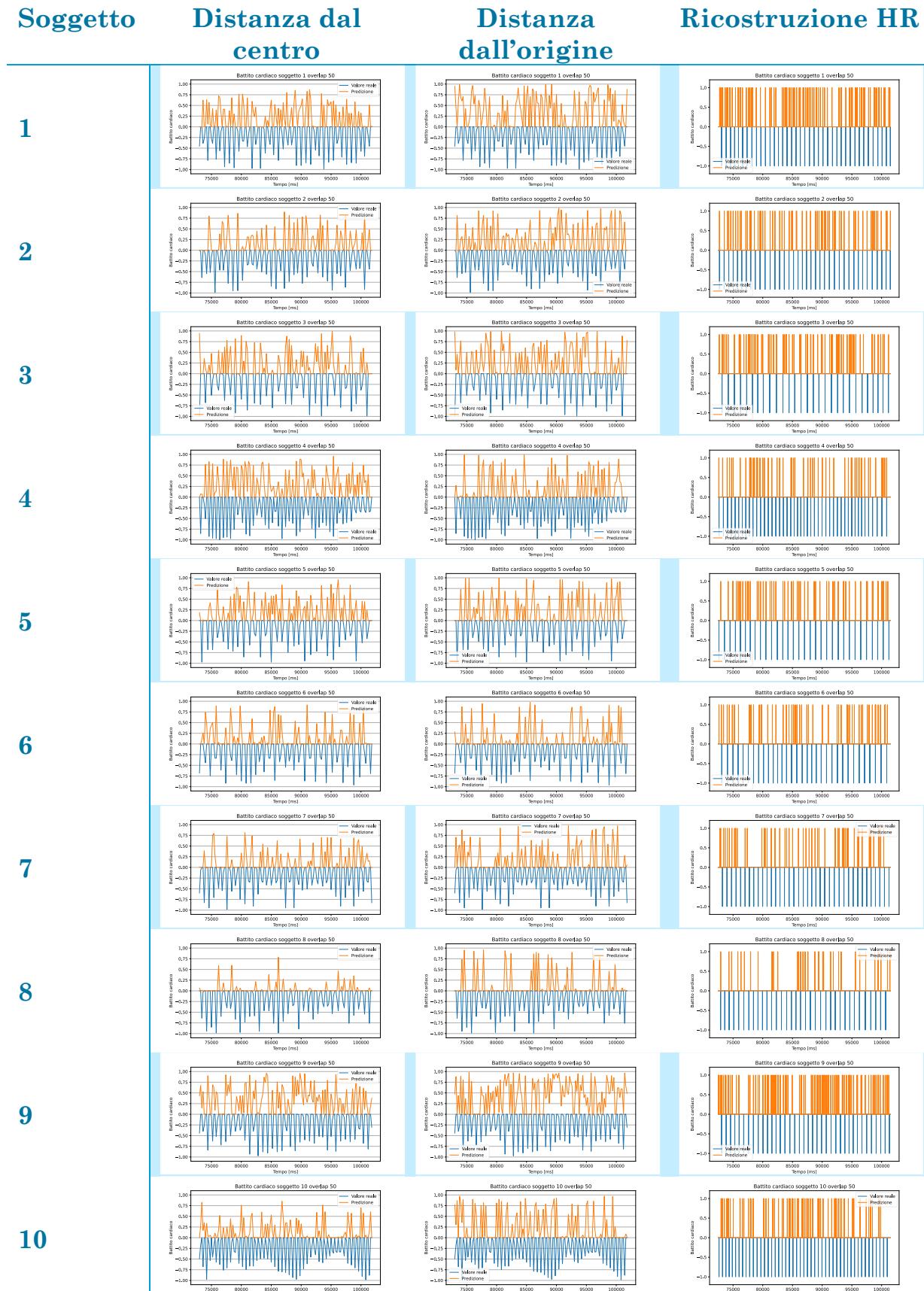


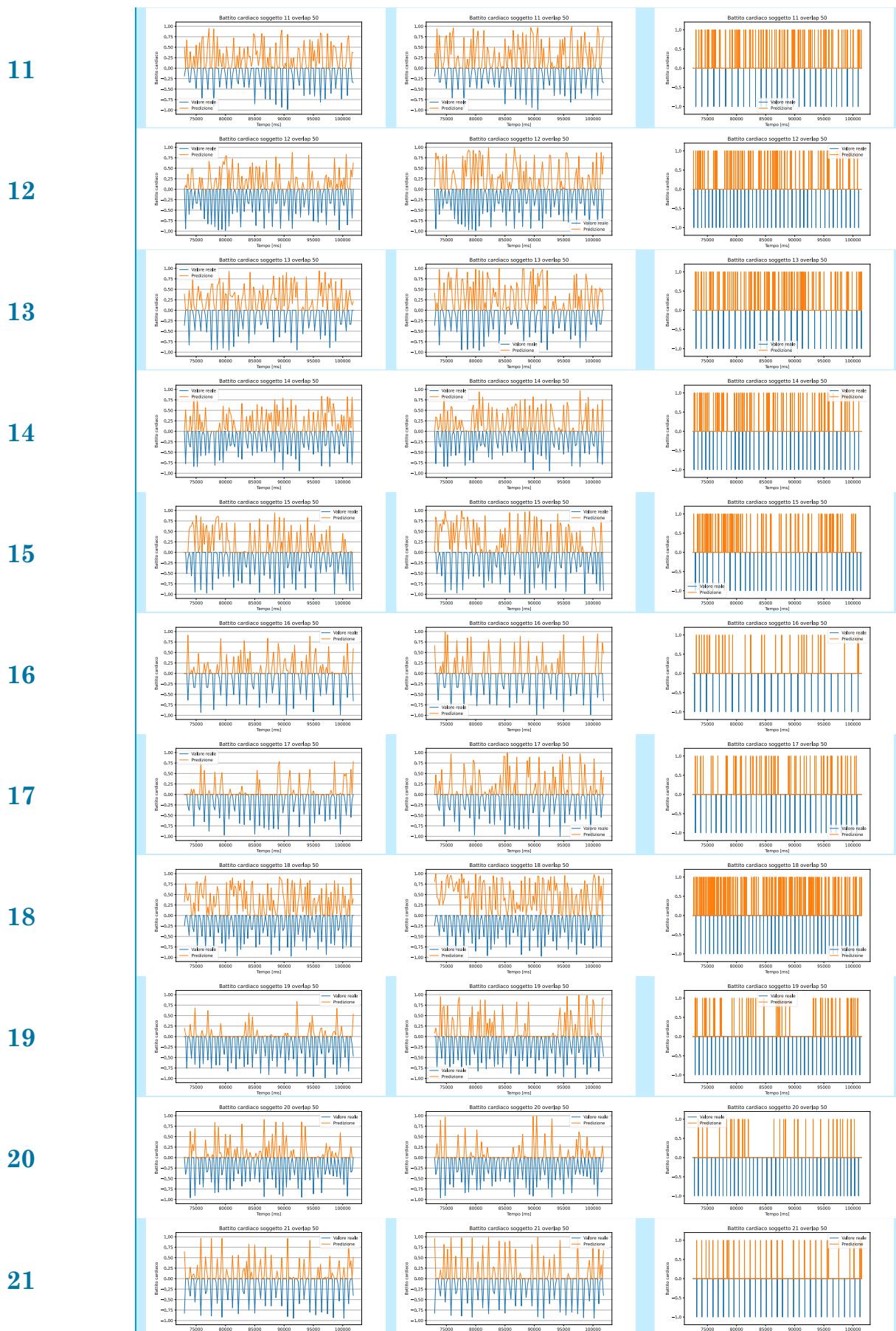
Tabella B - 2 | Ricostruzione segnale del battito cardiaco per ogni soggetto con finestra temporale 150, overlap 50 e
label “distanza dall’origine”
(1 / -1 in presenza del picco)

B.D. GRAFICI MODELLO GENERALIZZATO

Si riportano i grafici provenienti da tutti i soggetti con dataset LOSO, con entrambi il label:

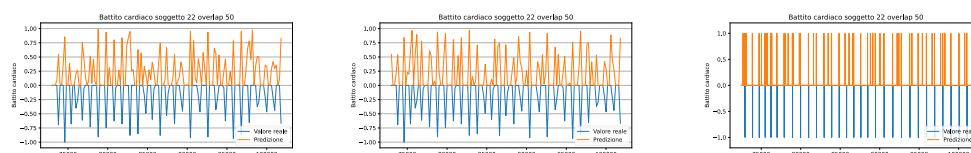


Allegato B

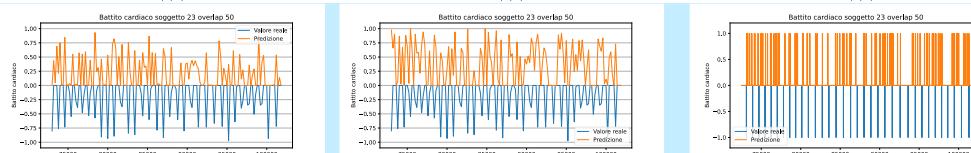


Allegato B

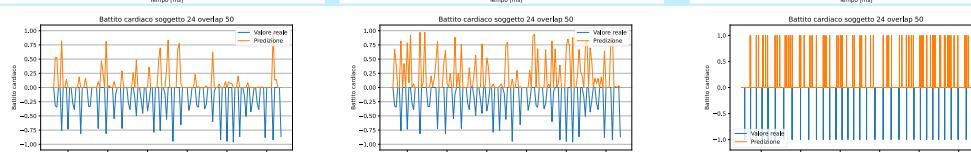
22



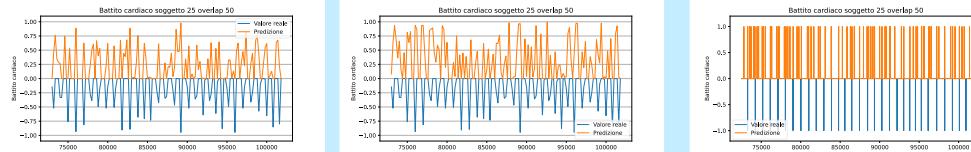
23



24



25



26

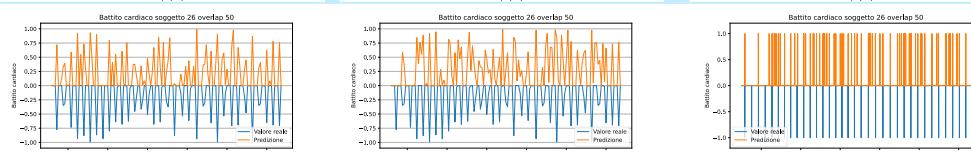


Tabella B - 3 | Grafici modello generalizzato con dataset LOSO

BIBLIOGRAFIA

- Abirami, S., & Chitra, P. (2020, gennaio 28). *The Digital Twin Paradigm for Smarter Systems and Environments: The Industry Use Cases*. Tratto da ScienceDirect:
<https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/multilayer-perceptron>
- Britton, J. W., Frey, L. C., Hopp, J. L., Korb, P., Koubeissi, M. Z., Lievens, W. E., . . . St. Louis, E. K. (2016). *Electroencephalography (EEG): An Introductory Text and Atlas of Normal and Abnormal Findings in Adults, Children, and Infants*. (E. K. St. Louis, & L. C. Frey, A cura di) Chicago: American Epilepsy Society. Tratto da
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK390354/>
- Candia-Rivera , D., Catrambone, V., & Valenza, G. (2021, giugno 26). The role of electroencephalography electrical reference in the assessment of functional brain–heart interplay: From methodology to user guidelines. *Journal of Neuroscience Methods*. Tratto da <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2021.109269>
- Candia-Rivera, D., Catrambone, V., Barbieri, R., & Valenza, G. (2022, febbraio 17). Functional assessment of bidirectional cortical and peripheral neural control on heartbeat dynamics: A brain-heart study on thermal stress. *NeuroImage*. Tratto da
<https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2022.119023>
- Dott. De Nardin, M. (2021, settembre 1). *Elettroencefalogramma – EEG*. Tratto da Med4Care:
<https://www.med4.care/elettroencefalogramma-eeg-servizi/#:~:text=Il%20campionamento%20da%20analogico%20a,in%20alcune%20applicazioni%20di%20ricerca>.
- Google Developers. (2024, maggio 8). *Machine Learning*. Tratto da Google:
<https://developers.google.com/machine-learning/glossary/?hl=en>
- Haya, A. (2018, gennaio). *Convolutional Neural Network Application in Biomedical Signals*. Tratto da ResearchGate:
https://www.researchgate.net/publication/330510477_Convolutional_Neural_Network_Application_in_Biomedical_Signals
- Janardhan, A., & Kishan Rao, K. (2015). Application of signal separation algorithms for artifact removal from EEG signals. *International Journal of Modern Communication Technologies & Research*. Tratto da
https://scholar.google.com/scholar_lookup?journal=Int.+J.+Mod.+Commun.+Technol.+Res.&title=Application+of+Signal+Separation+Algorithms+for+Artifact+Removal+from+EEG+Signals&author=A.+Janardhan&author=K.K.+Rao&volume=3&publication_year=2015&pages=6&
- Keras. (s.d.). *Adadelta*. Tratto da Keras: <https://keras.io/api/optimizers/adadelta/>
- Keras. (s.d.). *Adam*. Tratto da Keras: <https://keras.io/api/optimizers/adam/>
- Keras. (s.d.). *Adamax*. Tratto da Keras: <https://keras.io/api/optimizers/adamax/>
- Keras. (s.d.). *RMSprop*. Tratto da Keras: <https://keras.io/api/optimizers/rmsprop/>

- Luu, P., & Ferree, T. C. (2000, gennaio). *Determination of the HydroCel Geodesic Sensor Nets' Average Electrode Positions and Their 10 – 10 International Equivalents*. Tratto da ResearchGate:
https://www.researchgate.net/publication/266609828_Determination_of_the_Geodesic_Sensor_Nets'_Average_Electrode_Positions_and_Their_10_-10_International_Equivalents
- Navarro, X., Porée, F., Beuchée, A., & Carrault, G. (2015). Denoising preterm EEG by signal decomposition and adaptive filtering: A comparative study. *Medical Engineering & Physics*, 315-320. Tratto da <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106194>
- Park, H.-D., Correia, S., Ducorps, A., & Tallon-Baudry, C. (2014, marzo 9). Spontaneous fluctuations in neural responses to heartbeats predict visual detection. *Nature Neuroscience*, 612-618. Tratto da <https://doi.org/10.1038/nn.3671>
- Petzschner , F. H., Weber, L., Wellstein , K., Paolini, G., Do, C. T., & Stephan, K. (2018, novembre 30). Focus of attention modulates the heartbeat evoked potential. *NeuroImage*. Tratto da <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2018.11.037>
- Salimbeni, G. (2019). *Regression with Convolutional Neural Network Keras*. Tratto da kaggle:
<https://www.kaggle.com/code/guidosalimbeni/regression-with-convolutional-neural-network-keras>
- Tamburro, G., Croce, P., Zappasodi, F., & Comani, S. (2021, settembre 23). Automated Detection and Removal of Cardiac and Pulse Interferences from Neonatal EEG Signals. *Sensors (Basel)*. doi:10.3390/s21196364
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.callbacks.EarlyStopping* . Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/callbacks/EarlyStopping
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.layers.Conv1D*. Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Conv1D
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.layers.Dense*. Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Dense
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.layers.Dropout*. Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Dropout
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.layers.MaxPool1D*. Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/MaxPool1D
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.losses.BinaryCrossentropy*. Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/losses/BinaryCrossentropy
- TensorFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.Model*. Tratto da TensorFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/Model
- TensroFlow. (2024, aprile 27). *tf.keras.layers.Flatten*. Tratto da TensroFlow:
https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Flatten
- Valenza, G., Greco, A., Gentili, C., Lanata, A., Sebastiani, L., Menicucci, D., . . . Scilingo, E. P. (2016, maggio 13). Combining electroencephalographic activity and instantaneous heart rate for assessing brain–heart dynamics during visual emotional elicitation in healthy subjects. Tratto da <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0176>

Wikipedia. (2023, luglio 23). *Fisiologia*. Tratto da Wikipedia:
<https://it.wikipedia.org/wiki/Fisiologia>

Wikipedia. (2024, marzo 10). *Apprendimento automatico*. Tratto da Wikipedia:
<https://it.wikipedia.org/wiki/ApprendimentoAutomatico>

Wikipedia. (2024, marzo 8). *Discesa stocastica del gradiente*. Tratto da Wikipedia:
https://it.wikipedia.org/wiki/Discesa_stocastica_del_gradiente

Wikipedia. (2024, marzo 8). *Discesa stocastica del gradiente*. Tratto da Wikipedia:
https://it.wikipedia.org/wiki/Discesa_stocastica_del_gradiente#AdaDelta

Wikipedia. (2024, maggio 17). *Intelligenza artificiale*. Tratto da Wikipedia:
https://it.wikipedia.org/wiki/Intelligenza_artificiale

Wikipedia. (2024, aprile 2). *Mean absolute error*. Tratto da Wikipedia:
https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_error

Wikipedia. (2024, febbraio 14). *Mean squared error*. Tratto da Wikipedia:
https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_squared_error

Wikipedia. (2024, aprile 30). *Rectifier (neural networks)*. Tratto da Wikipedia:
[https://en.wikipedia.org/wiki/Rectifier_\(neural_networks\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Rectifier_(neural_networks))

Wikipedia. (2024, maggio 10). *Sigmoid function*. Tratto da Wikipedia:
https://en.wikipedia.org/wiki/Sigmoid_function

Wikipedia. (2024, maggio 13). *Signal separation*. Tratto da Wikipedia:
https://en.wikipedia.org/wiki/Signal_separation