



ATTICUS

Ambient-intelligent Tele-monitoring System

Codice progetto: ARS01_00860

Deliverable D5.2

**Report delle prove di caratterizzazione sui componenti
hardware**



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DEL MOLISE**



Consorzio Italia



Data: Dicembre 2019

Leader OR	UNISANNIO
Obiettivo realizzativo (OR)	OR5 – Realizzazione del dispositivo di “ambient intelligence”
Attività	5.2 – Selezione preliminare dei componenti hardware e loro caratterizzazione
Descrizione dell’attività <i>(come da capitolato)</i>	A valle dello studio delle tecnologie, saranno selezionati alcuni dei componenti hardware e saranno caratterizzati sperimentalmente per verificare la loro compatibilità con il progetto e verificarne l’interoperabilità. Sarà valutata, sulla base delle tecnologie hardware da utilizzare, la possibilità di utilizzare soluzioni Commercial-Off-The-Shelf (COTS) o di progettare un prototipo stand-alone.
Partner coinvolti nell’attività	
Stato del documento	Final draft
Confidenzialità	Ristretta

Indice del documento

1	Introduzione	6
2	Sistema S-BOX.....	7
2.1	Algoritmo di quantizzazione e compressione	7
2.1.1	Classificazione Segnali ECG	9
2.2	Raspberry Pi 4	17
2.2.1	Algoritmo per la lettura e visualizzazione dei segnali ricevuti da S-WARE.....	18
2.2.2	Validazione dati ricevuti dalla S-WARE	21
2.2.3	Risultati Sperimentali Classificatore.....	26



Indice delle figure

Figura 1: Schematizzazione della procedura di quantizzazione	8
Figura 2: Frame ECG con tag N	10
Figura 3: Frame ECG con tag L	10
Figura 4: Prelievo, quantizzazione e compressione dei segnali N ed L	11
Figura 5: Procedura di Classificazione	13
Figura 6: Schema della matrice di confusione	14
Figura 7: Figure di Merito del Classificatore	15
Figura 8: Top View Raspberry PI 4 B	17
Figura 9: Scheda tecnica Raspberry PI 4 B	18
Figura 10: Algoritmo del software per la ricezione e visualizzazione dei dati	19
Figura 11: Algoritmo del software per la visualizzazione dei segnali	20
Figura 12: Schema generale del setup	21
Figura 13: Segnale ECG primo canale (MAX30001)	22
Figura 14: Segnale ECG secondo canale (MAX30003)	22
Figura 15: Segnali ECG ricevuti su entrambi i canali	23
Figura 16: Dall'alto: i) Segnale ECG compresso con CR = 2, ii) Vettore p, iii) Segnale Ricostruito	24
Figura 17: Dall'alto: i) Segnale ECG compresso con CR = 4, ii) Vettore p, iii) Segnale Ricostruito	24
Figura 18: Segnale ECG reale acquisito tramite patch sui polsi	25
Figura 19: Valore della resistenza nota	26

Indice delle tabelle

Tabella 1: Annotazioni	9
Tabella 2: Risultati ottenuti dalla classificazione delle anomalie con algoritmo Random Forest.....	15
Tabella 3: Risultati classificatore con aggiunta del Dithering	16
Tabella 4: Risultati Sperimentali delle figure di merito	27



1 Introduzione

In questo documento vengono riportate le prove di caratterizzazione effettuate sui dispositivi hardware del progetto ATTICUS. In particolare, saranno analizzate le prestazioni del prototipo del sistema S-BOX.



2 Sistema S-BOX

In questo paragrafo, sarà presentato il prototipo del sistema S-BOX, la stazione domestica in grado di ricevere i dati dal sistema S-WARE tramite connessione BLE ed è inoltre collegata al DSS tramite connessione internet. I compiti della S-BOX sono:

- Memorizzare i dati provenienti dalla S-WARE;
- Elaborare i dati ricevuti, integrandoli tramite algoritmi di data-fusion;
- Eseguire analisi predittive sui segnali ricevuti per l'identificazione di anomalie;
- Segnalare eventuali anomalie rilevate;
- Fornire al DSS i dati sulle anomalie rilevate.

L'invio dei dati al sistema S-BOX avviene continuamente, anche in assenza di criticità, in modo tale da avere la possibilità di creare uno storico del paziente.

In particolare, in questo documento verrà presentato il prototipo del sistema S-BOX. Verranno descritti dapprima gli algoritmi utilizzati per l'elaborazione e la classificazione dei segnali ECG, successivamente sarà presentata l'implementazione su Raspberry PI 4 del classificatore, e del ricevitore dati tramite BLE. Infine, saranno presentati i risultati sperimentali.

2.1 Algoritmo di quantizzazione e compressione

Nel sistema S-BOX viene utilizzato un algoritmo di quantizzazione e compressione dei segnali ECG ricevuti basato sul framework del Compressed Sensing (CS). Tramite l'utilizzo del CS è possibile ridurre considerevolmente il numero di campioni trasmesso dalla S-WARE, andando a sottocampionare il segnale ECG, e ad effettuare una operazione di ricostruzione sul dispositivo S-BOX. Il costo computazionale di tale operazione è molto basso, motivo per il quale il CS è stato preferito ad altri metodi di campionamento sub-Nyquist. In seguito, verrà riportata la descrizione delle varie fasi dell'algoritmo utilizzato per la quantizzazione del segnale ECG.

- Si acquisisce il segnale ECG di un paziente, dividendolo in frame nel quale è presente un solo battito. Per ogni frame si costruisce un vettore del segnale denominato $x \in R^N$ dove N è il numero di campioni discreti del segnale ECG;
- Viene calcolata la media del vettore così acquisito, denominata x_{avg} ;
- Viene effettuata la differenza tra il vettore x e la sua media x_{avg} , denominata x_a ;

$$x_a = |x - x_{avg}|$$

- Il vettore x_a ottenuto viene poi confrontato con un valore di soglia x_{th} , impostato su vari valori, al fine di valutare le prestazioni della classificazione in fase finale;
- Da tale confronto, si forma il vettore $p \in R^{N \times 1}$ di N valori binari tramite la relazione:

$$p(k) = \begin{cases} 1, & x_a \geq x_{th} \\ 0, & x_a < x_{th} \end{cases}$$

- Viene costruita la matrice di sensing Φ contenente, per ogni riga, una versione shiftata del vettore p , in base al valore di Compression Ratio (CR) utilizzato, e definito come il rapporto tra il numero di campioni del segnale N ed il numero di campioni del segnale compresso M .

L'algorithmo descritto viene schematizzato in Fig. 1

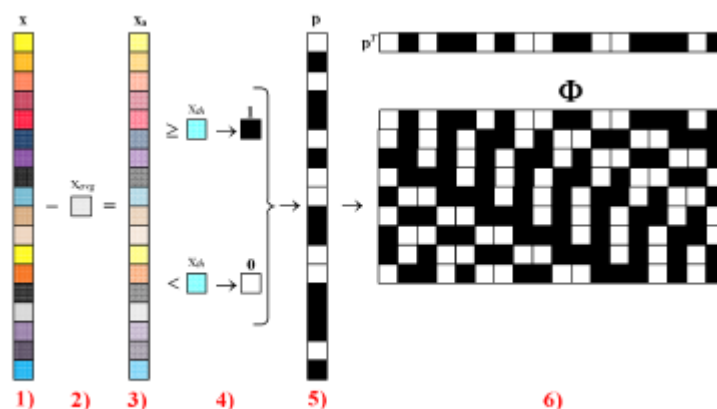


Figura 1: Schematizzazione della procedura di quantizzazione

2.1.1 Classificazione Segnali ECG

I primi test di classificazione sono stati effettuati utilizzando il set di segnali ECG della Physionet MIT-BIH Arrhythmia Database, che include 48 estratti di mezz'ora di registrazioni ECG a due canali, ottenute da 47 soggetti. Le registrazioni sono campionate con una frequenza di 360 Hz con risoluzione pari a 11 bit. Due o più cardiologi hanno poi annotato indipendentemente ogni record. Ogni dataset viene diviso in battiti per creare i vari frame contenenti un solo picco R e quindi un solo battito cardiaco, ed ogni frame viene etichettato grazie alle annotazioni presenti. In seguito, viene presentata la tabella delle annotazioni utilizzata.

Tag	Descrizione
N	Beat normale
L	Battuta del blocco di branca sinistra
R	Battuta del blocco del ramo del fascio destro
B	Beat del blocco del ramo del bundle (non specificato)
UN	Battito prematuro atriale
un'	Battito prematuro atriale aberrato
J	Battito prematuro nodale (giunzionale)
S	Battito prematuro o ectopico sopraventricolare (atriale o nodale)
V	Contrazione ventricolare prematura
r	Contrazione ventricolare prematura R-on-T
F	Fusione del battito ventricolare e normale
e	Battito di fuga atriale
j	Battito di fuga nodale (giunzionale)
n	Battito di fuga sopraventricolare (atriale o nodale)
E	Battito di fuga ventricolare
/	Battito stimolato
f	Fusione di battito stimolato e normale
Q	Battito non classificabile
?	Battito non classificato durante l'apprendimento

Tabella 1: Annotazioni

Il dataset sul quale effettuare la classificazione è stato scelto basandosi sull'aver un numero sufficiente di due tipologie di segnali ECG, una che indicasse un battito regolare, e l'altra che si differenziasse dal punto di vista della forma d'onda rispetto ad un normale battito. In particolare, per quest'ultima categoria sono stati selezionati i frame con annotazione "L", relativa all'anomalia Left bundle branch block beat. Un esempio di queste due tipologie di battito è presentato in Fig. 2 e Fig. 3.

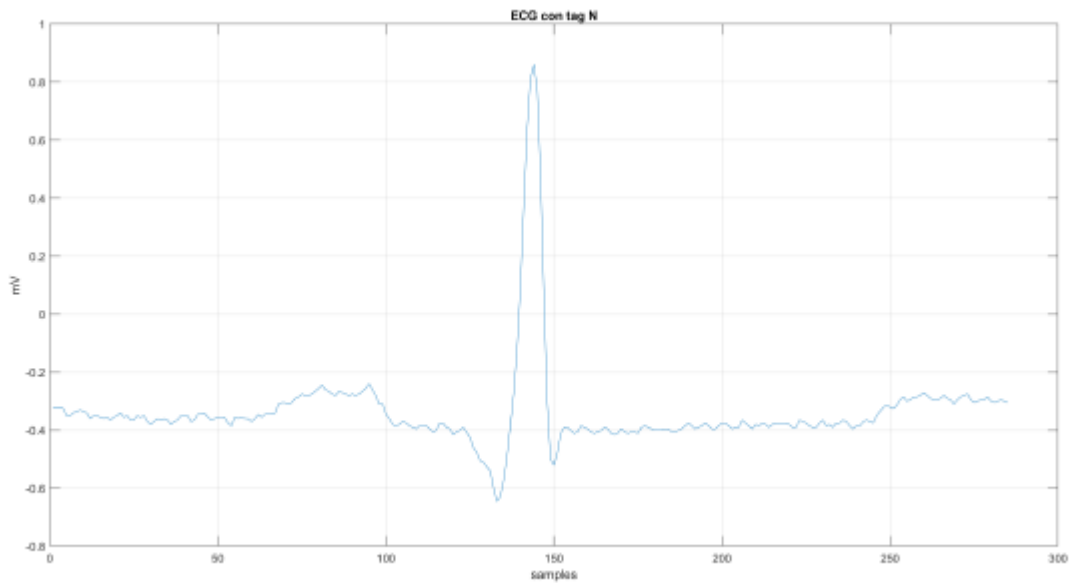


Figura 2: Frame ECG con tag N

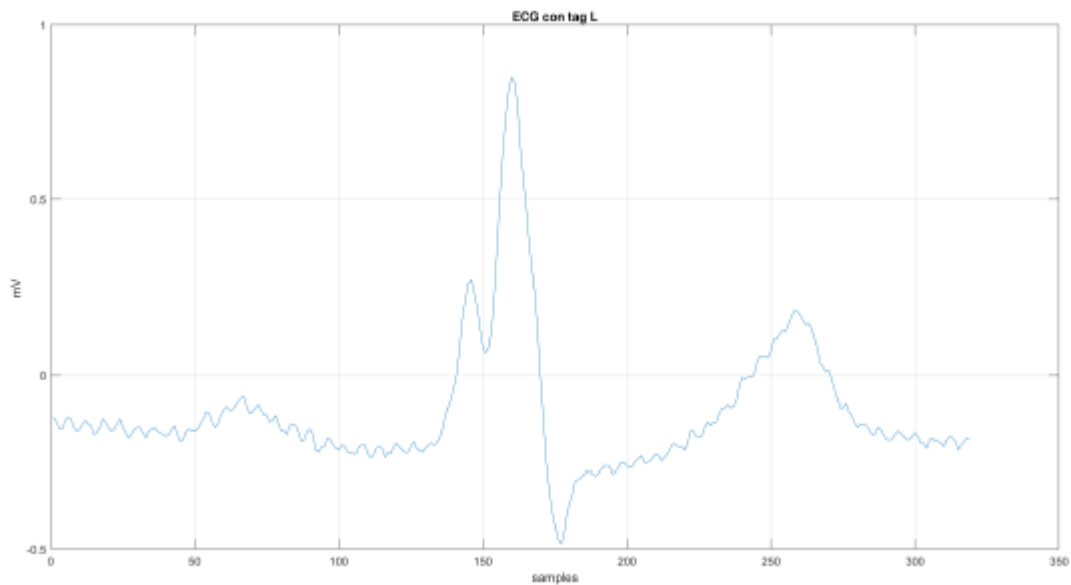


Figura 3: Frame ECG con tag L

Da una prima classificazione preliminare di queste due tipologie di battiti si è ottenuto un valore di istanze classificate correttamente pari all' 87,989 %, con un errore del 12,011 %.

I record scelti per i test di classificazione sono i record con nome 100, 103, 109 e 111, in quanto i primi due contengono una elevata quantità di frame ECG di tipo N, mentre gli ultimi due di tipo L. Scelti i record si utilizza l'algoritmo di quantizzazione e compressione del segnale, come illustrato nel flow-chart di Figura 4.

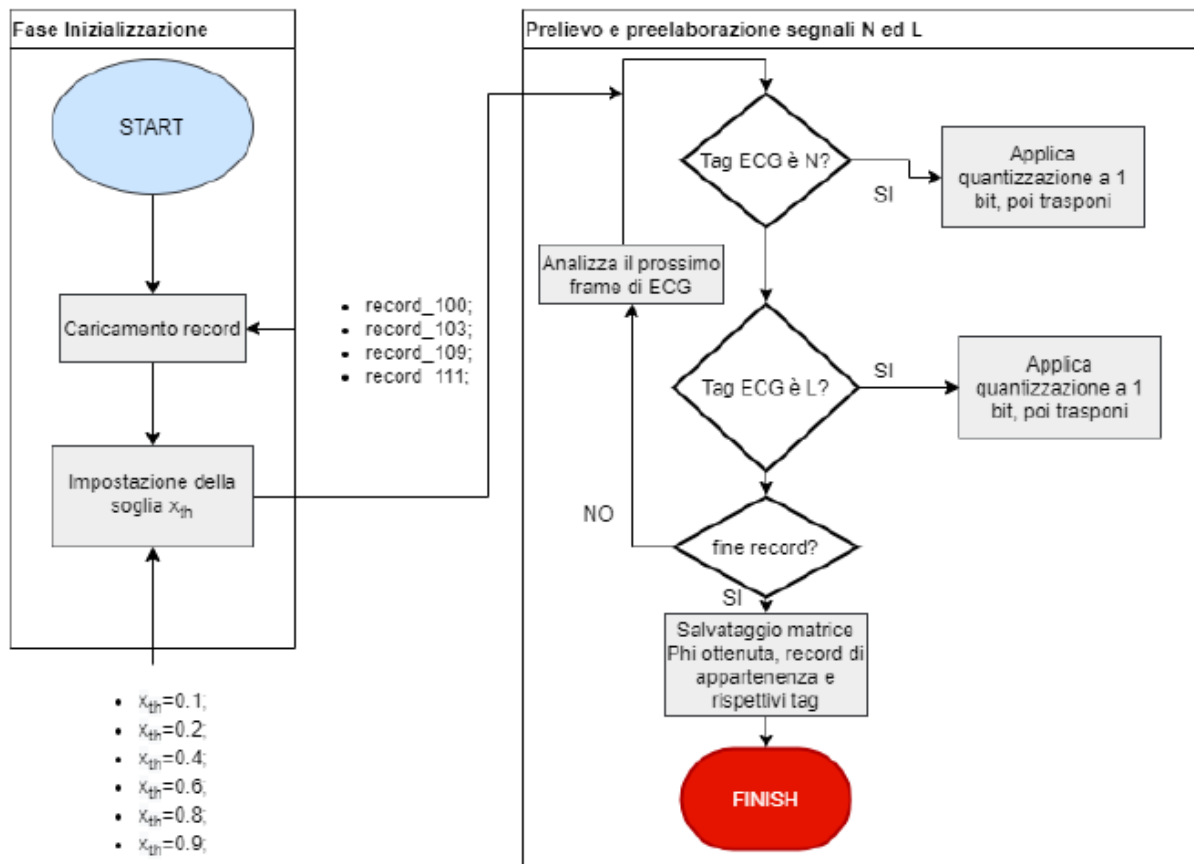


Figura 4: Prelievo, quantizzazione e compressione dei segnali N ed L

La procedura è costituita dai seguenti passi:

- Caricamento dei record scelti per il test (100, 103, 109 e 111);
- Impostazione del parametro di soglia x_{th} , utilizzando i valori 0.1, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8 e 0.9;
- Viene applicato l'algoritmo di quantizzazione, viene definito il vettore p e di conseguenza la matrice di sensing Φ .

Dopo aver ottenuto la matrice di sensing si costruisce il Dataset sul quale effettuare la classificazione. Quest'ultimo è stato diviso in due parti denominate 1, facente riferimento ai segnali ECG di tipo N ed L relative ai record 100 e 109, e 2, facente riferimento ai restanti record 103 e 111. Il primo gruppo è stato utilizzato nel training dell'algoritmo di classificazione Random Forest, mentre il secondo gruppo è stato utilizzato per effettuare la validazione della classificazione.

La classificazione è stata effettuata utilizzando Weka, un software open source per l'apprendimento automatico. La procedura di classificazione è riportata in Figura 5.



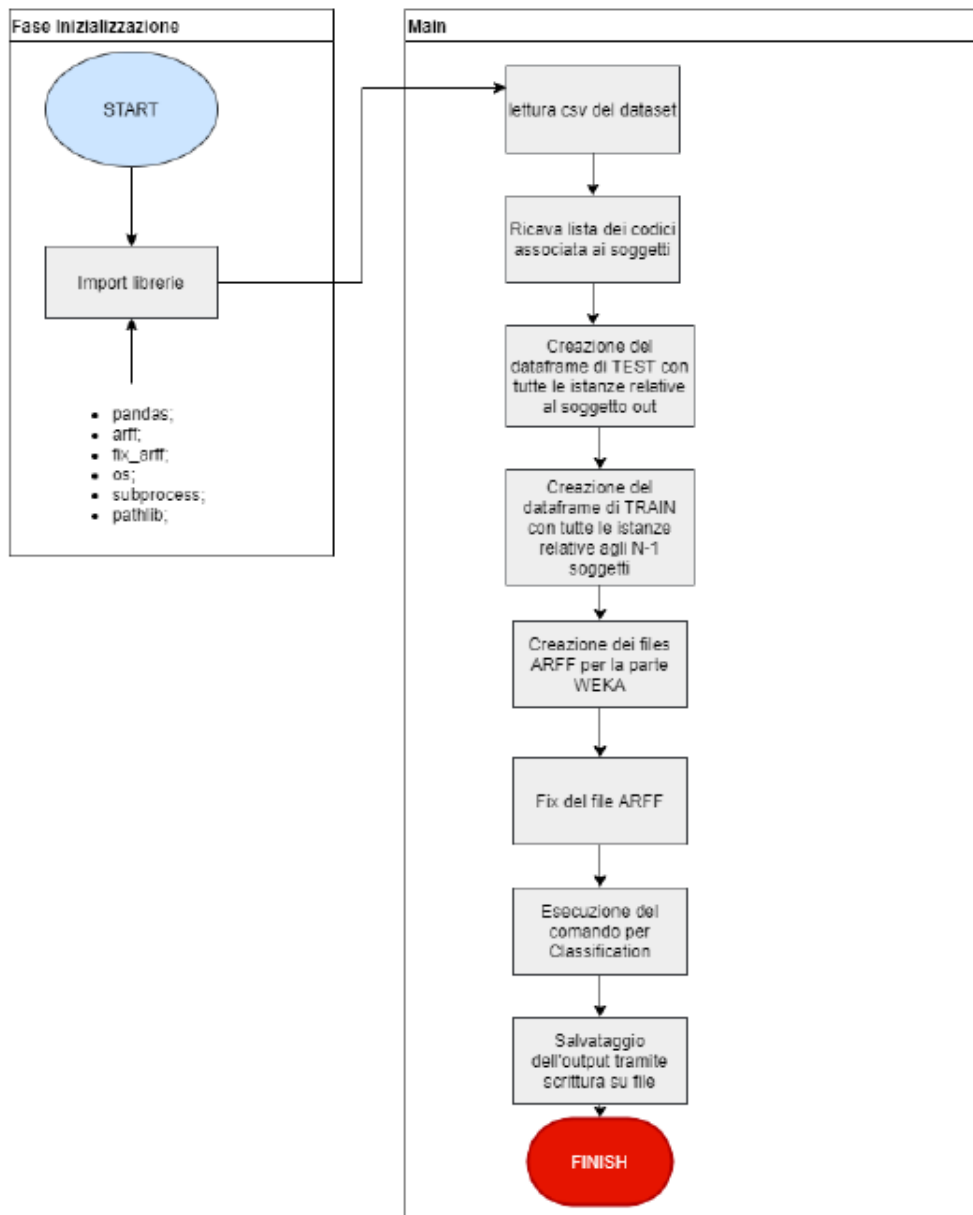


Figura 5: Procedura di Classificazione

Nella fase di inizializzazione avviene l'import delle librerie necessarie al corretto funzionamento del classificatore e del dataset costruito tramite la fase precedente. Vengono ricavate le liste dei codici relative ai soggetti e alle patologie, con il quale viene creato il dataframe di TEST, relative al soggetto out. Susseguentemente si va a determinare il dataframe di TRAIN, con le istanze relative

agli N-1 pazienti, in modo tale da generare i file ARFF per la parte Weka ed infine viene effettuata la classificazione.

I parametri di interesse che vengono prodotti nei risultati di classificazione per la misura delle performance dell'algorithm sono:

- La matrice di confusione;
- TP rate;
- FP rate;
- Precision;
- Recall;
- F1score;
- MCC;
- Correctly Classified Instances;
- Incorrectly Classified Instances.

		CLASSI PREVISTE	
		SI	NO
CLASSI EFFETTIVE	SI	TRUE POSITIVE (TP)	FALSE NEGATIVE (FN)
	NO	FALSE POSITIVE (FP)	TRUE NEGATIVE (TN)

Figura 6: Schema della matrice di confusione

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

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

$$MCC = \frac{(TP * TN) - (FP * FN)}{\sqrt{(S_p) * ((TP + FN) * ((TN + FP) * (S_N)))}}$$

$$F1_{score} = \frac{2 * TP}{(2 * TP) + FP + FN}$$

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

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

Figura 7: Figure di Merito del Classificatore

Per i test sono stati valutati i parametri di Accuracy e ICI, per i diversi valori di x_{th} . I Risultati sono presentati in Tabella 2.

Condizioni	Accuracy	ICI
$x_{th} = 0.1$	0,069	0,931
$x_{th} = 0.2$	0,561	0,439
$x_{th} = 0.4$	0,654	0,346
$x_{th} = 0.6$	0,144	0,856
$x_{th} = 0.8$	0,174	0,826
$x_{th} = 0.9$	0,185	0,815

Tabella 2: Risultati ottenuti dalla classificazione delle anomalie con algoritmo Random Forest

Al fine di migliorare le prestazioni del classificatore, l'algoritmo di quantizzazione è stato modificato con l'aggiunta del Dithering.

2.1.1.1 Quantizzazione con aggiunta di Dithering

L'algoritmo di quantizzazione con l'aggiunta del Dithering e la finestrazione segue la procedura seguente e illustrata in Figura 7:

- Viene acquisito un frame del segnale ECG;
- Si esegue la normalizzazione del vettore acquisito nel passo precedente;
- Si aggiunge al vettore normalizzato un contributo di rumore gaussiano a media nulla e deviazione standard σ , ovvero il Dithering, ottenendo x_{dith} ;
- Si applicano i passaggi descritti nell'algoritmo di quantizzazione ma si utilizza x_{dith} e non x_a per il confronto con la soglia x_{th} ;
- Al vettore p viene applicata una operazione di finestrazione, effettuando un filtraggio del segnale, in modo tale da indicare la presenza di un picco R;
- Si costruisce la matrice di sensing con il vettore p finestrato.

Si sono effettuati poi gli stessi test del caso precedente al fine di valutare l'aumento delle prestazioni dovute all'utilizzo del Dithering nell'algoritmo di quantizzazione. È presente però un ulteriore parametro, ovvero il valore della deviazione standard del Dithering, σ , i cui valori sono stati scelti pari a: 0.01, 0.02, 0.04, 0.06, 0.08, 0.09. I valori di Accuracy e ICI dell'algoritmo di quantizzazione modificato sono presentati nella Tabella 3.

Condizioni	Accuracy	ICI
$\sigma = 0.01, x_{th} = 0.1$	0,902	0,098
$\sigma = 0.02, x_{th} = 0.2$	0,880	0,120
$\sigma = 0.04, x_{th} = 0.4$	0,667	0,333
$\sigma = 0.06, x_{th} = 0.6$	0,715	0,285
$\sigma = 0.08, x_{th} = 0.8$	0,813	0,187
$\sigma = 0.09, x_{th} = 0.9$	0,387	0,613

Tabella 3: Risultati classificatore con aggiunta del Dithering

2.2 Raspberry Pi 4

Le funzioni del sistema S-BOX sono state realizzate utilizzando una Raspberry Pi 4 Model B (Figura 8), dotata di connessione BLE. Il dispositivo, di ridotte dimensioni, presenta un basso costo e viene definita come computer a scheda singola. Le specifiche tecniche dettagliate sono presenti in Figura 9. Il dispositivo presenta la possibilità di eseguire sistemi operativi basati su kernel Linux, ed è una delle soluzioni più diffuse nelle applicazioni a basso costo computazionale. Possiede inoltre la connettività Bluetooth 5.0 BLE, Wi-Fi 802.11ac sulle bande 2.4 GHz e 5 GHz ed il supporto alle operazioni di intelligenza artificiale e machine learning.

Sul dispositivo è stato installato il sistema operativo ufficiale supportato da Raspberry, il Raspbian, mentre per le applicazioni di machine learning ci si è avvalsi delle librerie Python “arff” e “pandas” e del software Weka ed è stato implementato l’algoritmo di quantizzazione ed il classificatore Random Forest descritti nel precedente paragrafo.

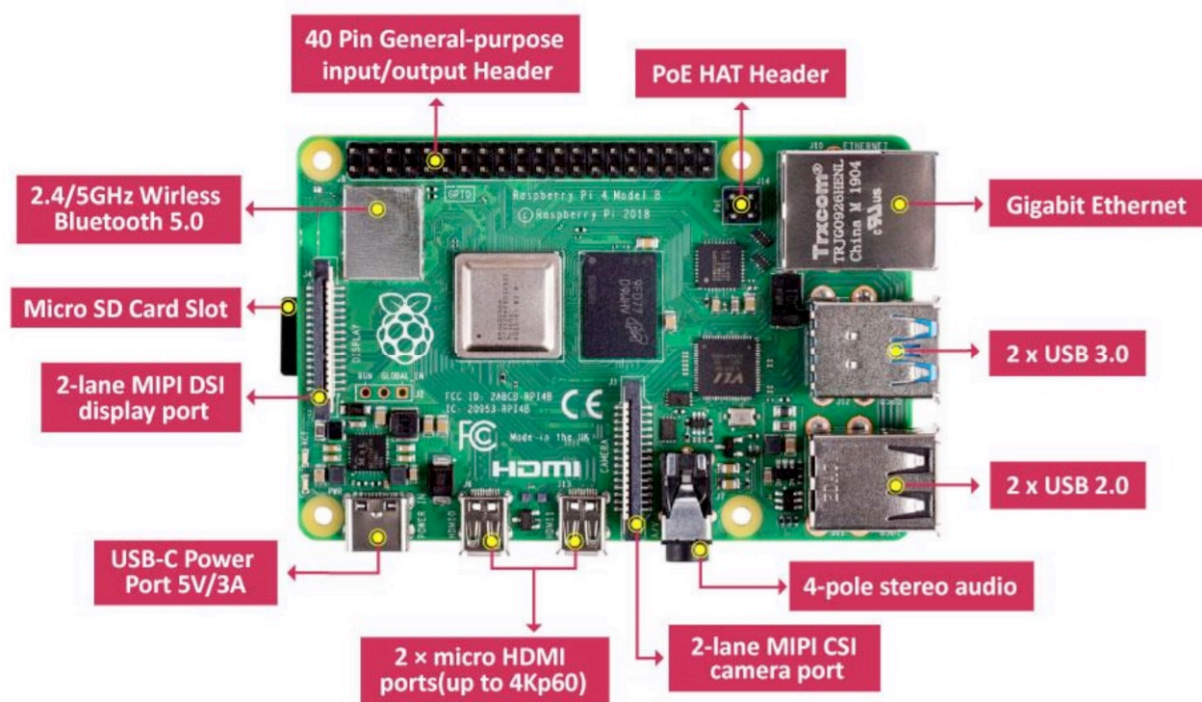


Figura 8: Top View Raspberry Pi 4 B

Tabella 10: Specifiche Raspberry PI 4 B

Specifiche	Raspberry PI 4 B
CPU	Quad Core Broadcom (Cortex A-72) – 1,5 GHz
RAM	1 – 4GB LPDDR4
GPU	500 MHz VideoCore VI
Uscite video	due micro HDMI
Risoluzione massima	4K 60Hz + 1080p o 2x 4K 30 Hz
USB	2x USB 3.0 / 2x USB 2.0
Connettività via cavo	Gigabit Ethernet
Wireless	802.11ac (2.4 / 5 GHz), Bluetooth 5.0
Porta di ricarica	USB Type-C
Requisiti di alimentazione	3A, 5V
Dimensioni	88 x 58 x 19,5 mm
Peso	46 grammi

Figura 9: Scheda tecnica Raspberry PI 4 B

2.2.1 Algoritmo per la lettura e visualizzazione dei segnali ricevuti da S-WARE

L'algoritmo per la ricezione e visualizzazione dei segnali ECG e di bioimpedenza trasmessi dal dispositivo S-WARE è stato implementato sulla Raspberry PI 4. L'algoritmo è stato schematizzato come è possibile notare in Figura 10.

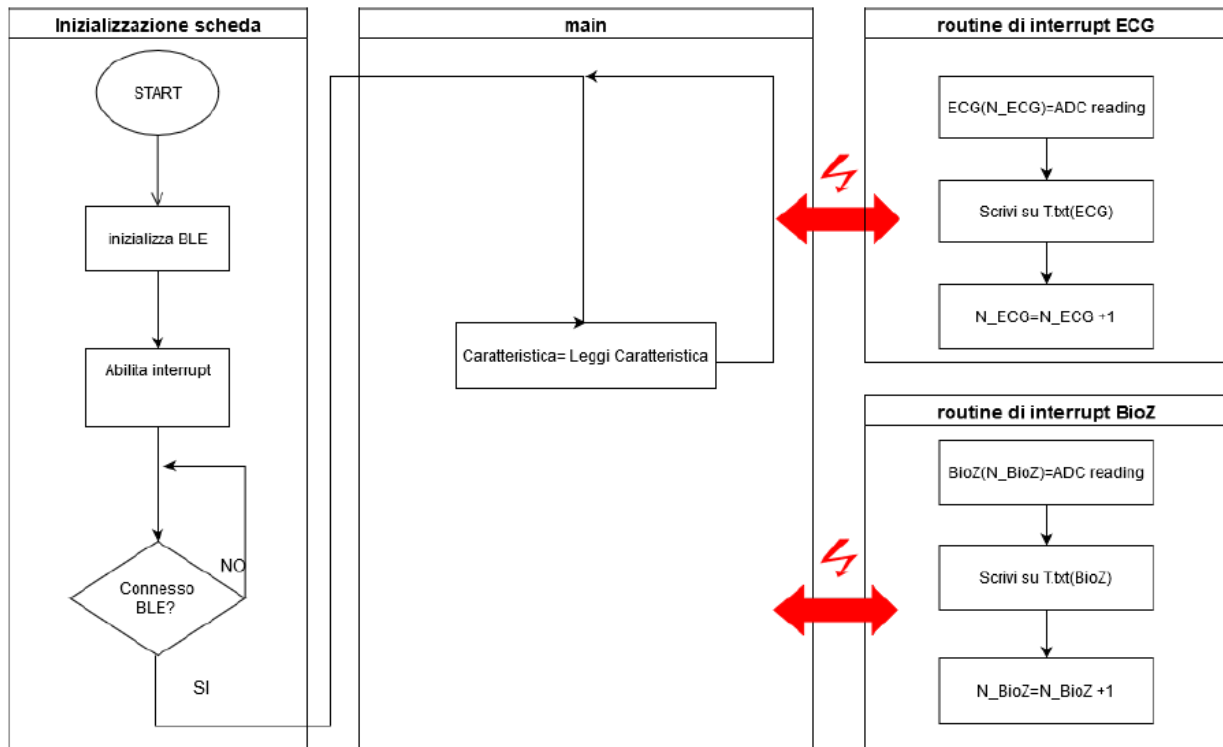


Figura 10: Algoritmo del software per la ricezione e visualizzazione dei dati

In una prima fase, si è effettuata la configurazione preliminare del dispositivo abilitando tutte le funzionalità necessarie alla ricezione BLE. Si avvia la ricerca, restando in attesa di connessione. Una volta che la connessione è stata stabilita, le caratteristiche presenti nel protocollo BLE vengono lette e ad ognuna di esse viene associata una routine di interrupt, per consentire la ricezione ed il salvataggio dei dati. Il software è stato realizzato utilizzando Python 3, con le librerie PyGatt, Numpy, Collections e Time. La ricezione dei dati viene effettuata dal chip Bluetooth integrato nella Raspberry, tramite l'installazione del modulo BlueZ. Il dispositivo S-BOX viene visto nella comunicazione Bluetooth come client, ricevendo i dati dalla S-WARE. In particolare quest'ultima presenta due diversi servizi per l'invio dei segnali fisiologici: uno per l'ECG, l'altro per la bioimpedenza. A sua volta in servizio ECG è costituito da due caratteristiche che identificano i diversi canali ECG trasmessi, e ad essi vengono assegnati due UUID distinti. Il servizio della bioimpedenza presenta invece una sola caratteristica. Per la lettura del segnale, si conosce l'indirizzo del dispositivo dal quale avviene la trasmissione e si specificano le caratteristiche del servizio. Fatto ciò, vengono utilizzati dei singoli handle per l'acquisizione ed il salvataggio dei

segnali. I valori di tensione dei segnali vengono salvati su file differenti per ogni caratteristica, così da facilitare l'elaborazione successiva dei dati.

Una volta che i dati relativi all'ECG e alla bioimpedenza sono stati ricevuti dal dispositivo S-BOX, i file di testo così creati vanno letti e visualizzati. Il software realizzato utilizza tre diversi grafici per i tre segnali ricevuti, con la possibilità di scegliere l'intervallo di refresh di questi ultimi (in ms), in modo tale da poter effettuare una lettura dei dati in real time. L'algoritmo del software realizzato è presente in Figura 11.

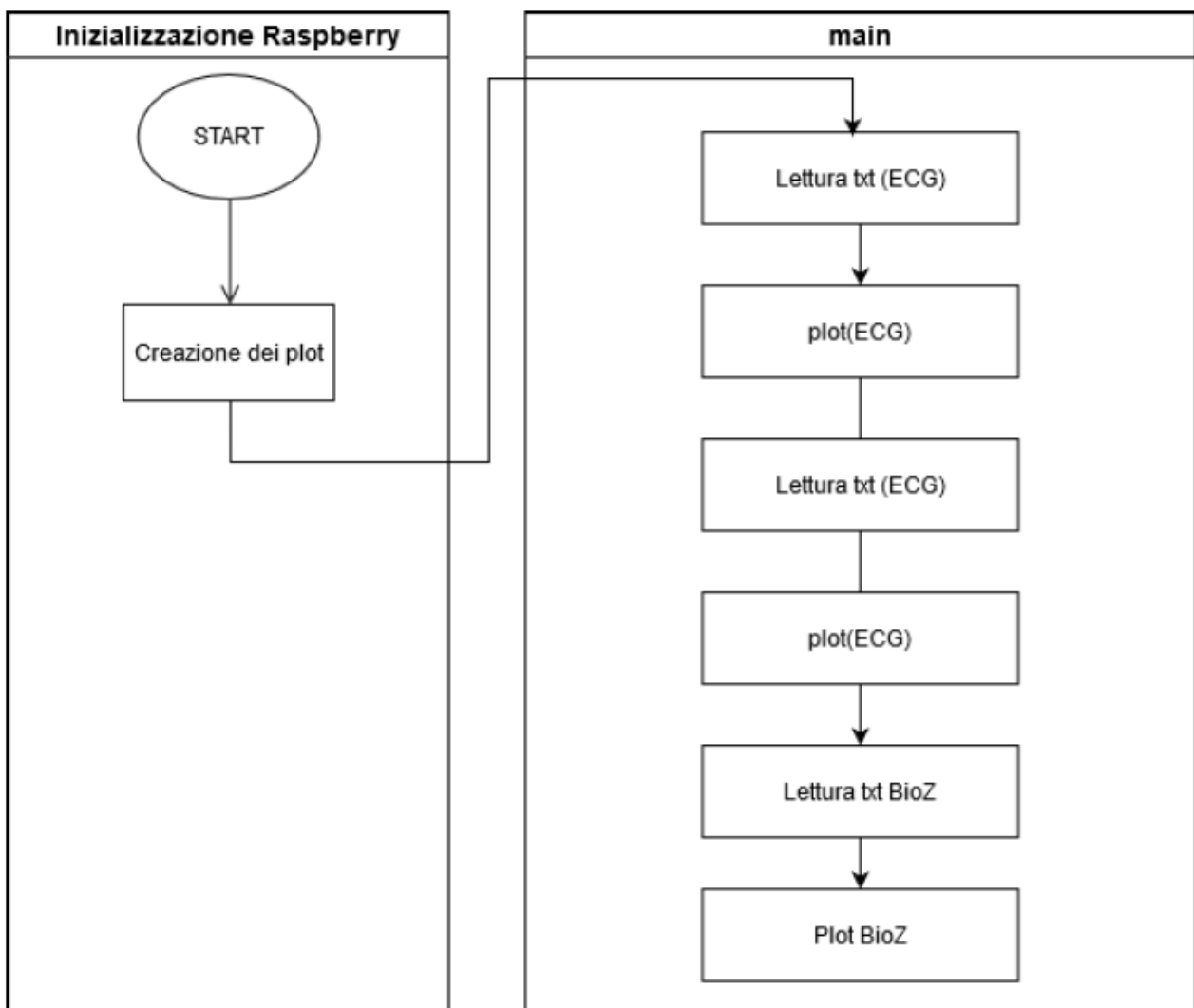


Figura 11: Algoritmo del software per la visualizzazione dei segnali

2.2.2 Validazione dati ricevuti dalla S-WARE

Per il testing del corretto funzionamento del software per la ricezione e visualizzazione dei segnali fisiologici, gli elettrodi sono stati collegati, in una prima fase, ad un generatore Agilent 33120a e successivamente a dei patch posti sul corpo. È stata inoltre la visualizzazione dei segnali ECG compresi dall'algorithm di quantizzazione e compressione presentato nel paragrafo 2.1. Lo schema generale del setup utilizzato è presentato in Figura 12.

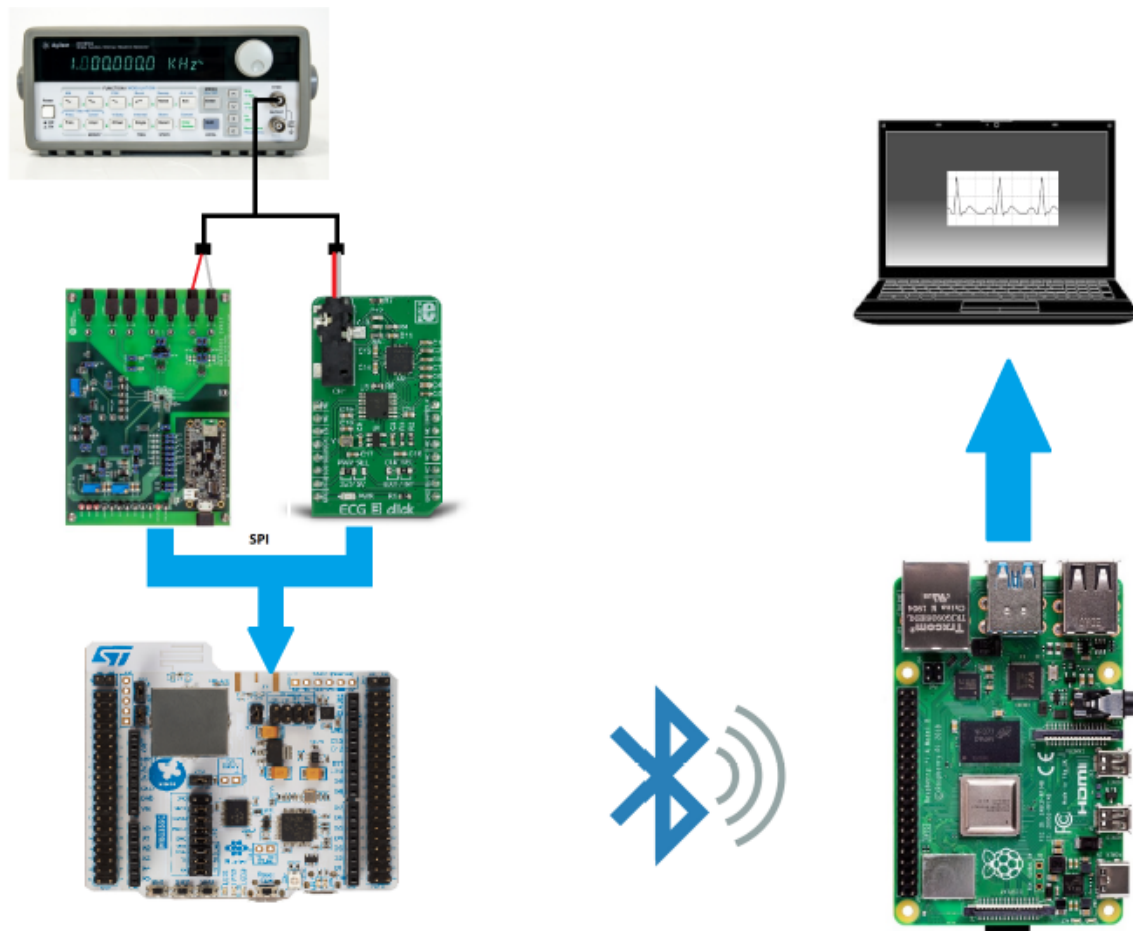


Figura 12: Schema generale del setup

2.2.2.1 Acquisizione ECG da singolo canale

In questa prima fase di validazione sperimentale si sono testate le funzionalità del dispositivo per l'acquisizione e la visualizzazione del segnale ECG per i singoli canali. Una volta stabilita la

connessione con il dispositivo S-WARE, lo stream dei dati viene visualizzato tramite l'algoritmo presentato in Figura 11.

Come è possibile notare dalle Figura 13 e Figura 14, l'acquisizione e la successiva visualizzazione dei segnali ECG viene effettuata correttamente.

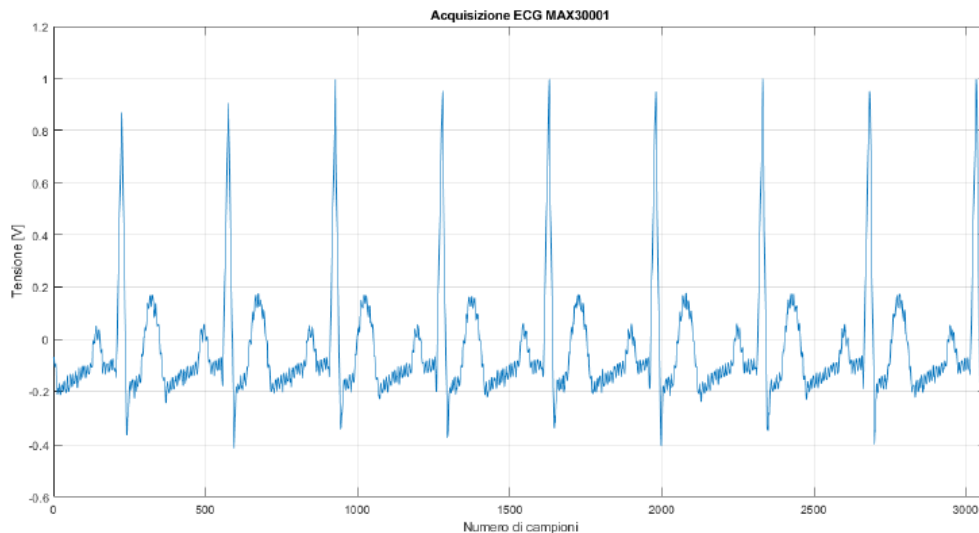


Figura 13: Segnale ECG primo canale (MAX30001)

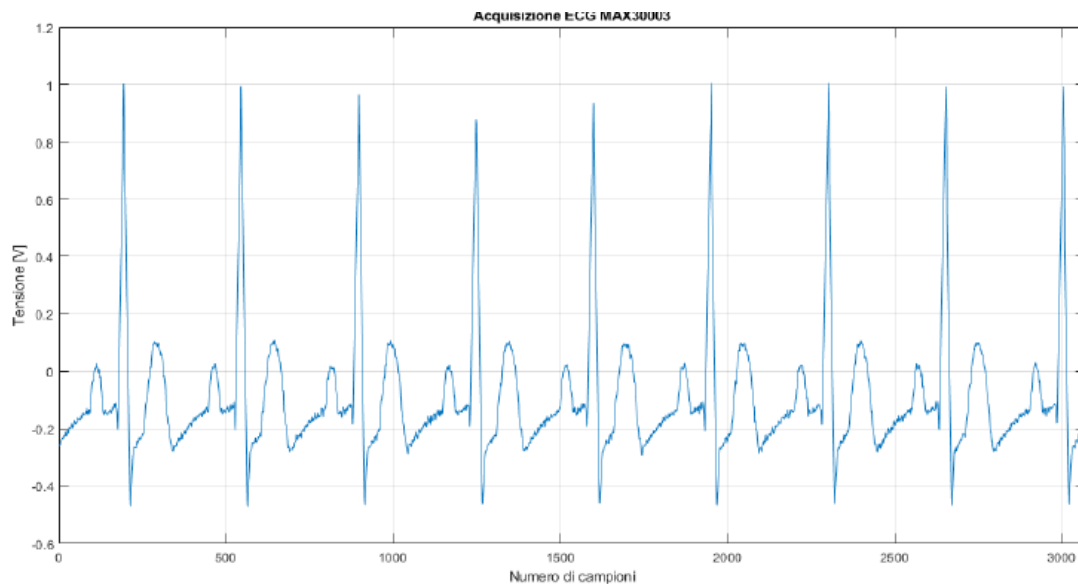


Figura 14: Segnale ECG secondo canale (MAX30003)

2.2.2.2 Acquisizione ECG a due canali

Nel seguente test, è stato verificato il funzionamento dell'algorithmo di ricezione e visualizzazione del segnale ECG utilizzando entrambi i canali contemporaneamente. Il setup di misura rimane il medesimo.

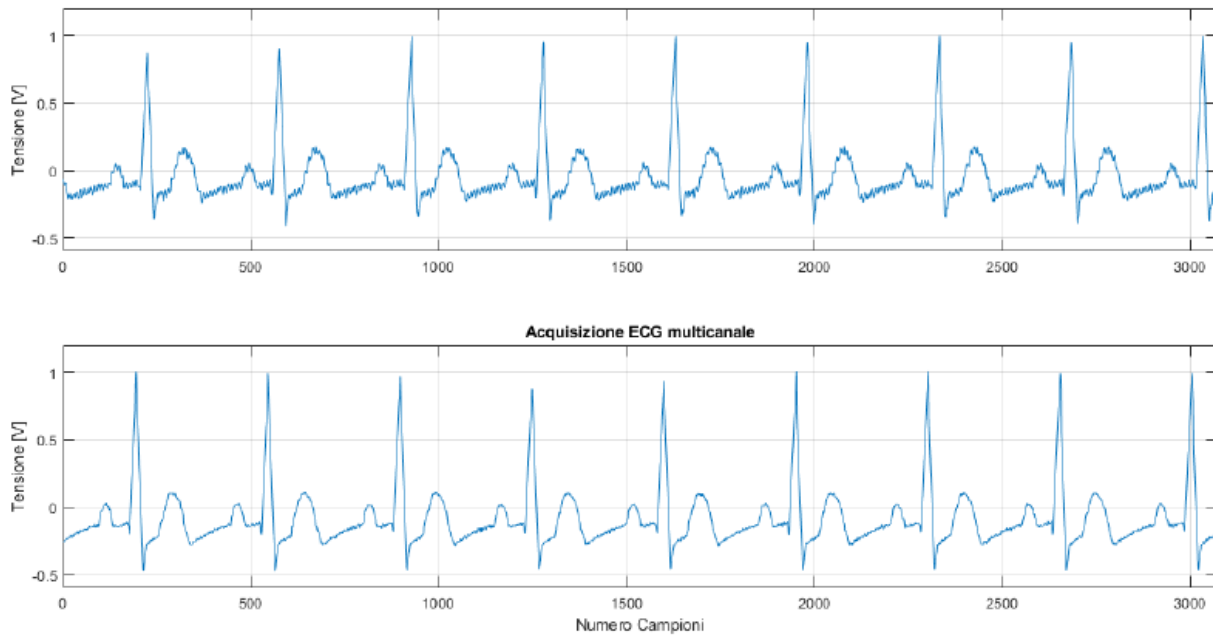


Figura 15: Segnali ECG ricevuti su entrambi i canali

2.2.2.3 Acquisizione segnale ECG compresso

Nella seguente validazione, al segnale ECG viene applicato l'algorithmo basato sul CS di quantizzazione e compressione al fine di diminuire i campioni del segnale ECG inviati e ricevuti. Sono state effettuate due prove con valori di CR pari a 2 e 4. I segnali vengono compressi e trasmessi dalla S-WARE tramite comunicazione Bluetooth e viene poi applicato un algorithmo di ricostruzione per ricavare il segnale originale.

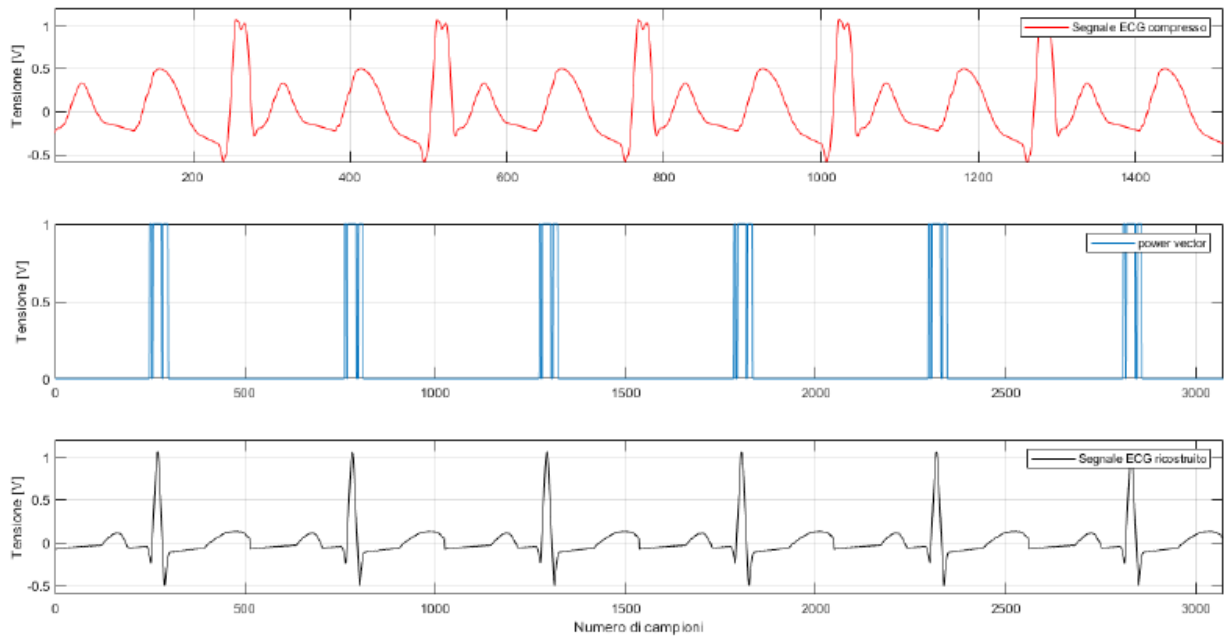


Figura 16: Dall'alto: i) Segnale ECG compresso con $CR = 2$, ii) Vettore p , iii) Segnale Ricostruito

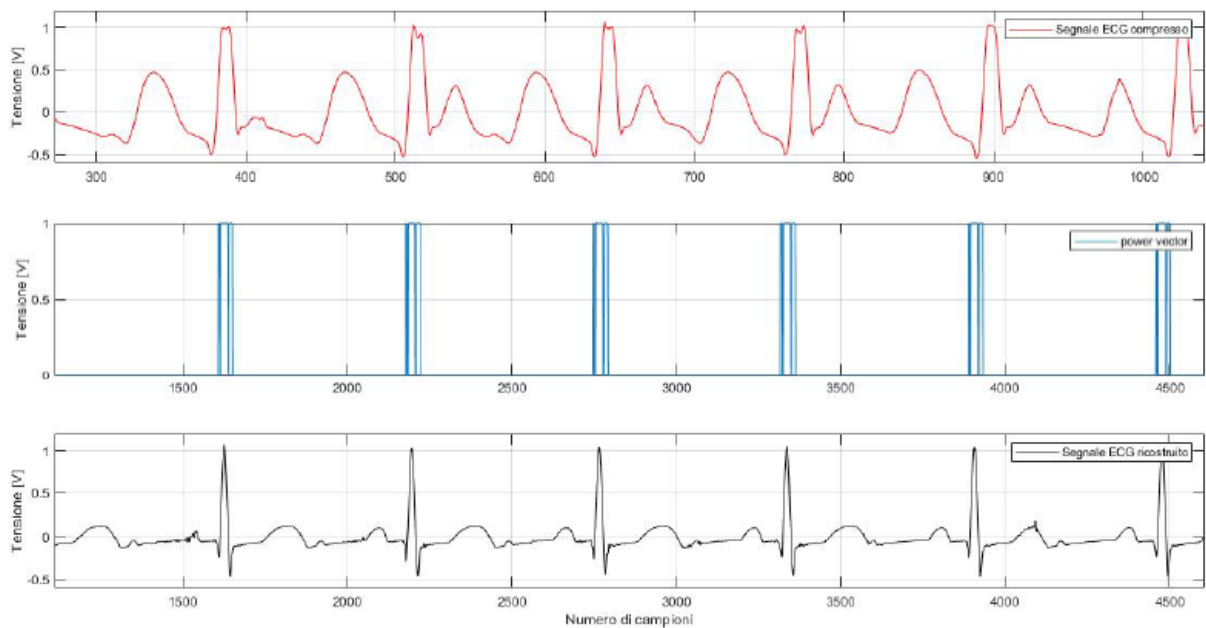


Figura 17: Dall'alto: i) Segnale ECG compresso con $CR = 4$, ii) Vettore p , iii) Segnale Ricostruito

2.2.2.4 Acquisizione segnali ECG reali e Bioimpedenza

In questa ultima fase di validazione, il segnale ECG viene acquisito tramite delle patch poste sul corpo di un soggetto seduto e fermo, invece di essere simulato tramite l'uso del generatore Agilent. Per l'acquisizione dei segnali gli elettrodi sono stati posti sui polsi. Il segnale ECG così acquisito è riportato in Figura 18. Per verificare la corretta acquisizione del segnale di bioimpedenza, si è posto tra gli elettrodi un resistore noto con valore pari a 330Ω . I risultati sono rappresentati in Figura 19.

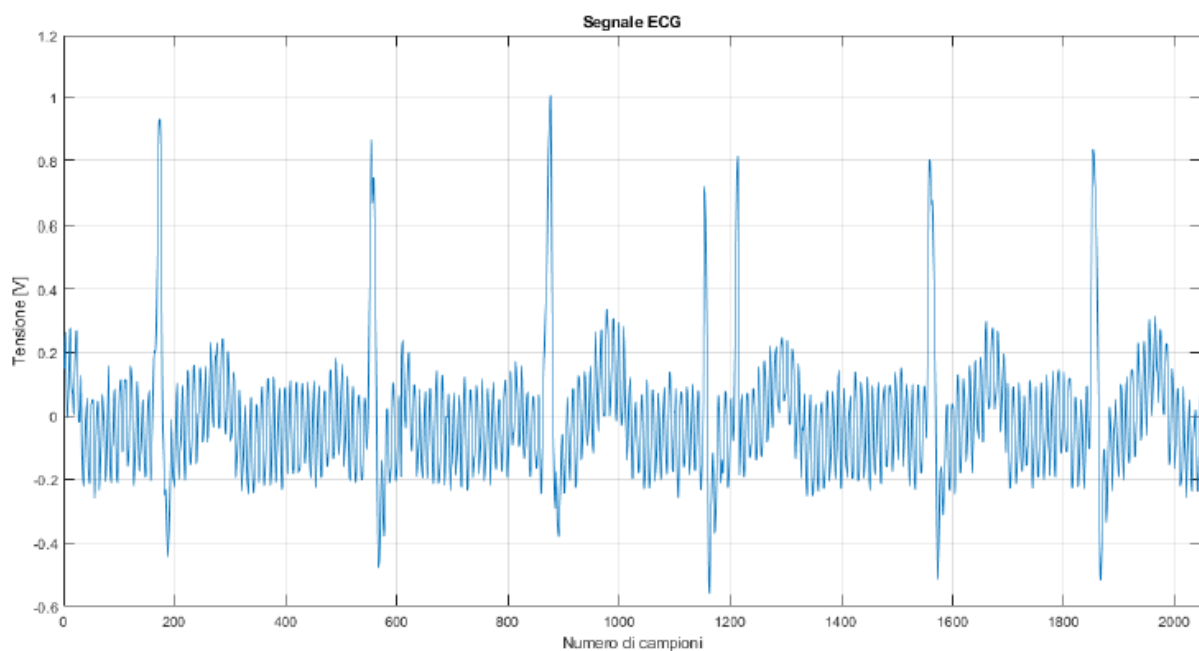


Figura 18: Segnale ECG reale acquisito tramite patch sui polsi

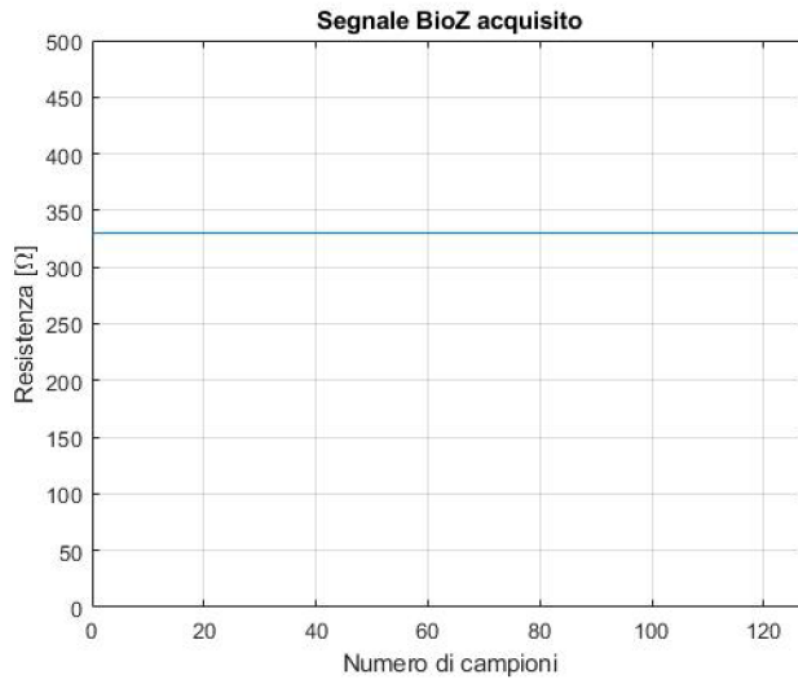


Figura 19: Valore della resistenza nota

2.2.3 Risultati Sperimentali Classificatore

Sono state effettuate delle classificazioni con diverse soglie e deviazione standard, ottenendo i seguenti risultati dalle metriche di Accuracy e ICI per l'analisi globale del classificatore.

Condizioni	Accuracy	ICI
Senza dithering, $x_{th} = 0.1$	0,069	0,931
Senza dithering, $x_{th} = 0.2$	0,561	0,439
Senza dithering, $x_{th} = 0.4$	0,654	0,346
Senza dithering, $x_{th} = 0.6$	0,144	0,856
Senza dithering, $x_{th} = 0.8$	0,174	0,826
Senza dithering, $x_{th} = 0.9$	0,185	0,815
$\sigma = 0.01, x_{th} = 0.1$	0,902	0,098
$\sigma = 0.02, x_{th} = 0.2$	0,880	0,120
$\sigma = 0.04, x_{th} = 0.4$	0,667	0,333
$\sigma = 0.06, x_{th} = 0.6$	0,715	0,285
$\sigma = 0.08, x_{th} = 0.8$	0,813	0,187
$\sigma = 0.09, x_{th} = 0.9$	0,387	0,613
Senza compressione in tempo reale	0,979	0,021

Tabella 4: Risultati Sperimentali delle figure di merito

Le migliori prestazioni vengono ottenute nel caso dell'applicazione del Dithering, con il valore di soglia ottimo fissato a 0.1, riuscendo quasi ad eguagliare le prestazioni senza l'utilizzo del CS, che richiede però la trasmissione del vettore ECG completo, aumentando il consumo di potenza. L'aggiunta di rumore al segnale ECG prima della quantizzazione e compressione porta ad un miglioramento delle prestazioni di classificazione dell'algoritmo Random Forest.