



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA**



DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

**“FOTOPLETISMOGRAFIA NEI DISPOSITIVI INDOSSABILI PER LA
STIMA DEL BATTITO CARDIACO E DELLA SATURAZIONE
DELL'OSSIGENO NEL SANGUE”**

Relatore: Prof. Veronese Mattia

Laureando: Busatto Tommaso

ANNO ACCADEMICO 2023/2024

INDICE

CAPITOLO 1: FOTOPLETISMOGRAFIA

- 1.1 INTRODUZIONE AL SEGNALE FOTOPLETISMOGRAFICO.....
- 1.2 DESCRIZIONE FISICA DEL FENOMENO.....
- 1.3 PPG A TRASMISSIONE E A RIFLESSIONE CON APPLICAZIONI.....
- 1.4 COMPLICAZIONI TECNOLOGICHE.....

CAPITOLO 2: SATURAZIONE DELL'OSSIGENO NEL SANGUE

- 2.1 PRINCIPIO DI FUNZIONAMENTO DEI SATURIMETRI.....
- 2.2 FATTORI CHE INFLUENZANO LE MISURAZIONI.....

CAPITOLO 3: TECNICHE DI PROCESSAMENTO DEL SEGNALE

- 3.1 INTRODUZIONE AL PROBLEMA.....
- 3.2 TROIKA.....
 - 3.2.1 DECOMPOSIZIONE DEL SEGNALE (SSA).....
 - 3.2.2 "SPARSE SIGNAL RECONSTRUCTION" (SSR).....
 - 3.2.3 TRACCIAMENTO SPETTRALE DEI PICCHI.....
 - 3.2.4 RISULTATI DELL'ALGORITMO TROIKA.....
- 3.3 METODO FDM.....
 - 3.3.1 IMPLEMENTAZIONE DELL'ALGORITMO.....
 - 3.3.2 RISULTATI DELL'ALGORITMO.....

CAPITOLO 4: CONCLUSIONI

BIBLIOGRAFIA

ABSTRACT

La fotoplethysmografia (dal termine inglese *Photoplethysmography* da cui deriva l'acronimo PPG) è una tecnica non invasiva per la misurazione, tramite sensori ottici, delle variazioni di volume dei tessuti biologici. La principale applicazione di questa tecnica permette di ricavare importanti informazioni riguardo la salute del sistema cardiocircolatorio.

Si tratta di uno strumento molto utile al giorno d'oggi che consente il continuo monitoraggio del battito cardiaco (HR) e della saturazione dell'ossigeno nel sangue (SpO_2) tramite semplici dispositivi indossabili come "smartwatch" e saturimetri.

Tali dispositivi grazie alla loro non invasività, comodità d'uso e ridotte dimensioni, risultano sempre più popolari in molteplici ambiti a partire da quello clinico, domestico e sportivo; tuttavia, visti i numerosi pregi è inevitabile un compromesso tra comodità e qualità dei risultati che conduce ad un necessario sviluppo di accurate tecniche per il processamento e filtraggio del segnale. Di fatto, il principale problema dei segnali fotoplethysmografici è proprio la corruzione dovuta da artefatti di movimento (MA).

CAPITOLO 1 - FOTOPLETISMOGRAFIA

1.1 INTRODUZIONE AL SEGNALE FOTOPLETISMOGRAFICO

Col termine fotopleletismografia (PPG) ci si riferisce ad una tecnica di misurazione non invasiva che registra le variazioni di volume di un tessuto biologico mediante l'analisi della luce assorbita o riflessa da tale tessuto. Il suo principale utilizzo lo si osserva nel monitoraggio del flusso sanguigno per la valutazione del livello di salute del sistema cardiovascolare tramite il calcolo di due parametri: il battito cardiaco (HR) e la saturazione dell'ossigeno nel sangue (SpO_2). [1],[2],[3],[4]

Nello specifico, tramite fotopleletismografia è possibile registrare queste variazioni nei vasi sanguigni sfruttando delle sorgenti luminose come i LED, e uno o più fotorecettori in grado di misurare come viene attenuato il segnale luminoso una volta attraversato o colpito il tessuto anatomico di interesse. [4]. Infine, tramite l'elaborazione di questi dati viene proposto in output dal dispositivo elettronico un segnale di forma analoga a quanto proposto in Fig. 1 [1], grazie al qual si potrà condurre un adeguato studio per ricavare i valori di HR e SpO_2 . [5]

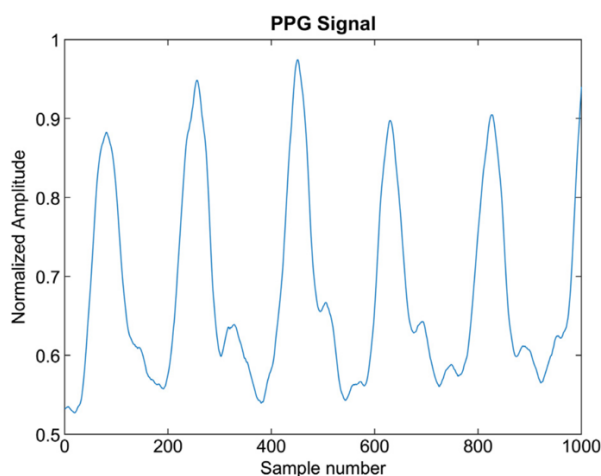


Figura 1

Rappresentazione del segnale ottenuto mediante fotopleletismografia

Infatti, tramite i LED è possibile convertire l'energia elettrica in energia luminosa, producendo uno stretto fascio di luce che colpisce il tessuto sottostante per poi raggiungere il recettore che opera in modo inverso convertendo l'informazione luminosa in corrente elettrica. [4]

Questo permette di ottenere una serie di informazioni riguardo il ciclo cardiaco come mostrato in Fig. 2 dove si osserva la presenza di tre fasi principali nell'onda PPG: il picco sistolico e

diastolico e la chiusura della valvola aortica (individuato dal termine *dicrotic notch*). I due picchi limitano la zona di contrazione ventricolare fino a quella di rilassamento, e sono separati dalla chiusura della valvola aortica che avvia la fase di diastole terminando quella di sistole. È proprio questo susseguirsi di fasi che permette al sangue che scorre nei vasi di variare il proprio volume di flusso portando ad attenuazioni più o meno accentuate della luce emessa dalla sorgente. Inoltre, tramite la Fig.2 [2] si apprezza come il segnale ECG, che si basa su impulsi elettrici registrati in prossimità del cuore, appare regolare e indicativo dell'attività cardiaca istantanea, mentre il segnale PPG è progressivamente traslato di una quantità variabile PAT (*pulse arrival time*) che rappresenta il tempo impiegato dall'impulso cardiaco a raggiungere fisicamente, in termini di variazioni volumetriche di flusso, la zona di misurazione. [2]

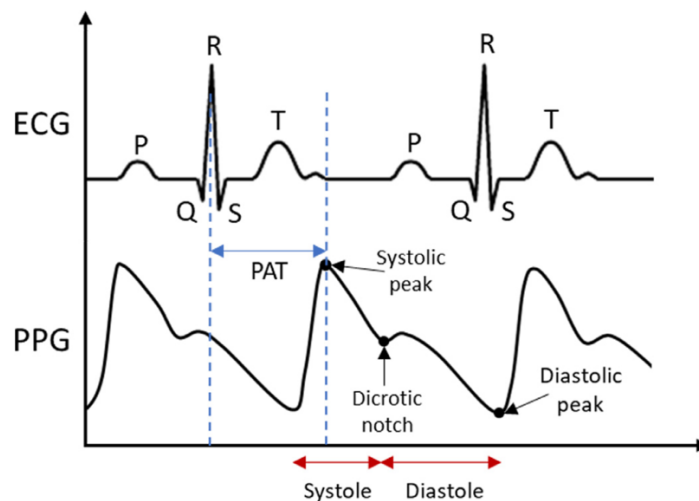


Figura 2

Sono messi a confronto l'onda PPG (fotopleletismografica) e il segnale ECG (elettrocardiografico), evidenziando i punti di maggior interesse del ciclo cardiaco: per il segnale PPG il battito cardiaco è delimitato a sinistra dal punto di picco sistolico (Systolic peak) e a destra dal picco diastolico (Diastolic peak). Questi due estremi individuano nel tracciato PPG la fase di rilassamento e contrazione ventricolare separate da un punto di discontinuità dato dalla chiusura della valvola aortica (Dicrotic notch). Per il segnale ECG si osserva la presenza del tratto P associata alla depolarizzazione degli atri del cuore, seguito dal complesso QRS che è relativo alla depolarizzazione dei ventricoli per terminare con l'onda T che indica la ripolarizzazione dei ventricoli. Infine, con l'intervallo PAT si indica il tempo impiegato dalla pulsazione sanguigna prodotta dal cuore per arrivare al sito di misurazione.

Nell'acquisizione del segnale PPG si osserva la presenza di un ampio range di informazioni ma non tutti gli elementi registrati sono di interesse primario; infatti, l'unica componente del segnale che trasporta informazione utile ha origine dai vasi arteriosi. [4]

Questa affermazione è sostenibile tramite dimostrazione matematica che sarà affrontata nel secondo capitolo in parallelo al calcolo della saturazione dell'ossigeno. Sostanzialmente, tramite analisi fotopleletismografica, quando si osserva il tessuto sottostante al sensore si registrano i contributi di assorbimento della luce dati da varie componenti: pelle, grasso, ossa,

e vasi sanguigni. Tuttavia, i primi tre elementi anatomici mantengono volume costante, facendo sì che gran parte della luce emessa dalla sorgente venga assorbita in modo costante producendo nel fotorecettore un segnale di corrente continua. Le medesime considerazioni non valgono per i vasi sanguigni che ad ogni fase cardiaca sono soggetti a variazioni volumetriche che portano alla formazione di una corrente variabile nel sensore. Per queste motivazioni si è soliti suddividere l'onda PPG in una componente continua (DC) ed una componente alternata (AC), come mostrato in Fig.3 [2], [3], [4].

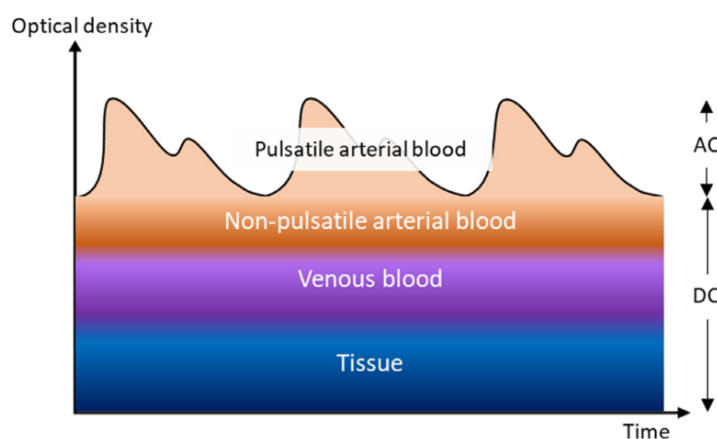


Figura 3

Rappresentazione delle componenti continue (DC) e alternate (AC) del segnale PPG associate all'elemento anatomico responsabile della loro produzione. Gli elementi responsabili del contributo DC sono tessuti vari, sangue venoso e la componente non pulsatile del sangue arterioso, mentre i vasi arteriosi pulsatili sono i fattori che generano il contributo AC

È opportuno sottolineare come in realtà vene e capillari subiscano variazioni in dimensione trascurabili rispetto ai vasi arteriosi permettendo di concludere che solamente questi ultimi sono responsabili della modulazione del segnale PPG. [2], [3], [4]

Infine, va ricordato che il segnale PPG prima di essere rappresentato graficamente come in Fig.3, subisce un processamento col quale si applicano diversi sistemi di filtraggio, per individuare le ampiezze di interesse, e un ribaltamento. Ad ogni battito cardiaco durante la fase di sistole la quantità di luce rilevata dal sensore è minore di quella rilevata durante la fase di diastole, di conseguenza risulta più conveniente invertire il segnale risultante così che sia di più semplice interpretazione e simile all'andamento della pressione arteriosa. [1]

Per comprendere a pieno l'acquisizione del segnale fotoplethismografico è necessario trattare il principio fisico su cui si fonda: il fenomeno di assorbimento della luce da parte di una generica sostanza.

1.2 DESCRIZIONE FISICA DEL FENOMENO

Il principio base su cui si fonda la fotoplethysmografia è una particolare legge della fisica che si occupa di studiare come varia l'intensità luminosa di un raggio emesso da una sorgente che colpisce un generico ostacolo (oggetto o sostanza di vario materiale).

Si tratta della *Legge di Lambert-Beer*: $I_t = I_0 \cdot e^{-A}$ che lega la quantità di luce assorbita dalla generica sostanza con la sua concentrazione, natura chimica e spessore del mezzo attraversato. [6]

Si consideri un raggio di luce monocromatico, con una certa lunghezza d'onda, tale raggio è una forma di radiazione elettromagnetica che possiede una sua energia. L'intensità del raggio di luce è associata all'energia che questo trasporta nell'unità di tempo, se il raggio incontra nella sua propagazione un campione di materia allora l'intensità emergente dal campione sarà minore dell'intensità incidente, qualora la materia abbia assorbito parte della sua radiazione (energia).

Vedi Fig. 4 [7]

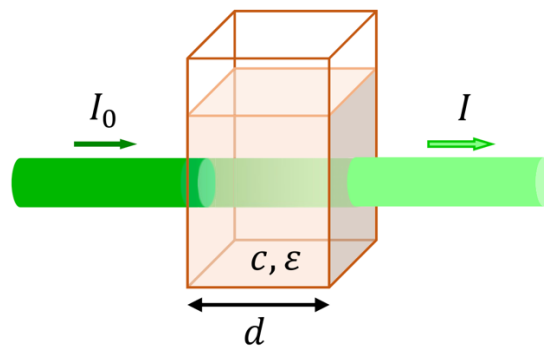


Figura 4

Rappresentazione del fenomeno di assorbimento della luce da parte di una generica sostanza descritto dalla legge di Lambert-Beer: un raggio luminoso di intensità I_0 colpisce l'oggetto che ha spessore d , coefficiente di attenuazione ϵ e concentrazione della sostanza responsabile dell'attenuazione c . Il risultato è un raggio uscente I di intensità ridotta rispetto al raggio incidente e pari al valore restituito dalla legge di Lambert-Beer.

Dalla legge di Lambert-Beer sopra riportata si individuano i seguenti parametri:

I_t indica l'intensità della luce una volta attraversato il mezzo, I_0 indica l'intensità della luce incidente il mezzo mentre con A ci si riferisce al parametro di assorbanza (una misura della quantità di luce assorbita) calcolato come il logaritmo naturale del reciproco della trasmittanza T , ovvero:

$$T = \frac{I_t}{I_0} = e^{-A} \Leftrightarrow A = \ln\left(\frac{1}{T}\right) = \epsilon \cdot D \cdot c$$

Dove ϵ, D, c sono tre costanti caratteristiche del mezzo colpito dal raggio luminoso che permettono di individuare il valore di A e che rappresentano rispettivamente: coefficiente di attenuazione, spessore del mezzo e concentrazione della sostanza responsabile della attenuazione luminosa. [7]

Questo principio fisico ci permette di comprendere chiaramente come il sangue presente nei vasi possa assorbire parte della radiazione luminosa in modo variabile a seconda del suo volume e della sua composizione chimica, permettendo al fotorecettore di registrare informazioni dinamiche nel tempo. Di fatto una delle principali conclusioni a cui porta tale legge è che ogni materiale presenta uno spettro di assorbimento caratteristico. [6]

Nello specifico è bene sottolineare come grazie alle contrazioni cardiache che generano portate di flusso variabili, è possibile registrare un maggior assorbimento della luce quando lo spessore del vaso è massimo ovvero durante la fase di sistole, e analogamente un minor assorbimento durante la fase di diastole. Questo consente di costruire il tracciato PPG che è estremamente indicativo sul parametro HR, e che rappresenta come varia l'ampiezza dell'intensità luminosa ricevuta dal sensore nel tempo. [6],[2]

Per quanto riguarda la stima della saturazione dell'ossigeno nel sangue sarà fondamentale ricondurre la variazione dell'assorbimento della luce alla composizione chimica del sangue, ovvero ad una concentrazione maggiore o minore di emoglobina ossigenata (sarà approfonditamente trattato nel prossimo capitolo). [6]

1.3 PPG A TRASMISSIONE E A RIFLESSIONE CON APPLICAZIONI

Compreso il principio di funzionamento della fotopleletismografia, è bene ricordare che i sensori PPG possono essere essenzialmente di due diverse tipologie: a trasmissione o a riflessione. [2], [8], [9] come mostrato in Fig. 5 [9]

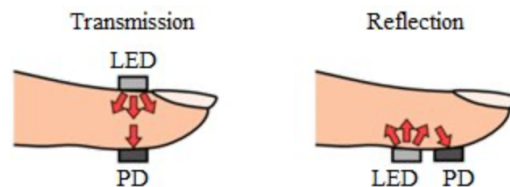


Figura 5

Rappresentazione simbolica delle due tipologie di strumenti fotopleletismografici, a sinistra il sensore a trasmissione, a destra quello a riflessione. È intuitivo comprenderne il principio di funzionamento: il LED si produce il segnale luminoso che attraversa o viene riflesso dal tessuto raggiungendo il fotorecettore (PD – photo detector) che ne valuta l'intensità luminosa

Nei dispositivi a trasmissione la sorgente di luce (LED) e il fotorecettore sono posti uno di fronte all'altro, la luce viaggia dal LED attraverso i tessuti, le ossa e i vasi per poi essere catturata dal recettore, che elabora l'informazione ricevuta. Le applicazioni cliniche di questo tipo di sensori sono limitate per via del basso rapporto segnale-rumore (SNR), un dato essenziale per valutare la qualità del segnale acquisito. Tale rapporto risulta particolarmente ridotto in quanto la componente di segnale utile (AC) è estremamente piccola rispetto al rumore per via del grande volume di pelle, ossa, muscoli e grasso che la luce deve attraversare. [8]

Per quanto riguarda i sensori a riflessione, si tratta di una tecnologia analoga alla precedente ma che si basa sul principio secondo cui la sorgente e il recettore sono posti l'uno accanto all'altro in modo tale che la luce emessa dal LED venga riflessa dai tessuti sottostanti per poi essere captata dal recettore. In questi ultimi dispositivi sebbene l'influenza dello spessore dei tessuti sull'acquisizione sia minore, si individua un'altra importante complicanza: la presenza di artefatti dovuta al movimento, che richiederanno un'impegnativa implementazione di sistemi di filtraggio del segnale.

Appare evidente che le differenze principali tra queste due tecniche di acquisizione del segnale PPG risiedono nel tipo di applicazione richiesta: i sensori a trasmissione sono prediletti per la realizzazione di saturimetri da applicare ai polpastrelli, mentre i sensori a riflessione vengono richiesti per le acquisizioni in porzioni dell'organismo troppo spesse per la trasmissione della luce. [8]

Proprio grazie alla comodità di poter essere posizionati in zone diverse, i sensori a riflessione sono maggiormente richiesti, soprattutto in ambiente domestico, per lo sviluppo di tecnologie sanitarie indossabili. Analogamente si può affermare per i dispositivi a trasmissione che presentano tuttavia fattori limitanti come: una necessaria applicazione in zone ad alta vascolarizzazione e in aree a basso contributo di componente DC. [10]

Ad oggi malattie e complicanze cardiache sono la causa principale di decesso a livello globale e tramite lo sviluppo di queste tecnologie è possibile incentivare la prevenzione grazie ad un continuo, rapido e non invasivo monitoraggio della salute cardiaca.[11]

Indipendentemente dal meccanismo di acquisizione del segnale (riflessione o trasmissione), il grande punto di forza per l'utilizzo di tecniche a base di PPG è la loro innegabile comodità.

Infatti, un elettrocardiogramma (ECG), che porta informazioni analoghe alla fotopletismografia, risulta sicuramente più dettagliato ma scomodo nell'uso quotidiano per via della sua scarsa portabilità e per il fatto che richiede elettrodi da applicare. [2]

In ambito clinico si possono individuare altre convenienti applicazioni dell'onda PPG, ad esempio per rilevare aritmie cardiache. Infatti, la tecnica ottica è estremamente sensibile a qualunque cambiamento di pulsazione del sangue, motivo per cui viene proposta come un'ottima strategia di misura del parametro HRV (variabilità del battito cardiaco). Questo permette di individuare prematuri battiti a livello atriale o ventricolare potendo facilmente diagnosticare condizioni di fibrillazione atriale, cosa che spesso risulta difficile con normale osservazione ECG.

In Fig.6 è riportato un tracciato PPG affetto da aritmia cardiaca per apprezzarne la disomogeneità rispetto al suo canonico sviluppo, ed è confrontato col segnale di pressione e il corrispondente tracciato ECG, al fine di evidenziarne la sensibilità ai vari cambiamenti di flusso sanguigno. [3]

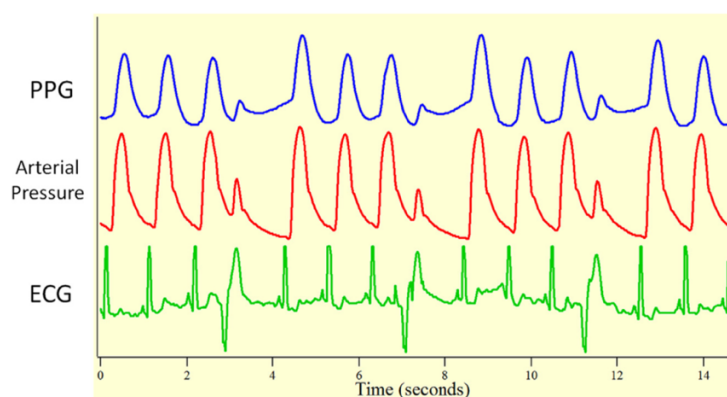


Figura 6

Confronta l'effetto di aritmia cardiaca sul segnale PPG, ECG e sulla pressione

1.4 COMPLICAZIONI TECNOLOGICHE

L'acquisizione di segnali PPG, come vale genericamente per segnali di qualunque natura, non è esente da artefatti; pertanto, risulterà un passaggio di fondamentale importanza la fase di elaborazione del segnale. Infatti, l'onda PPG risulta facilmente corrompibile a causa dell'azione di molteplici fattori che possono verificarsi tra cui: la variazione delle proprietà ottiche dei tessuti dovuta alla loro compressione, una scarsa vascolarizzazione della regione di interesse, artefatti dovuti al movimento relativo tra dispositivo e sito anatomico, distanza variabile tra il sensore ottico e la pelle e la presenza di rumore elettrico ed elettromagnetico. [12]

Oltre alla questione del rumore che affligge pesantemente la qualità del risultato finale, va ricordata l'estrema sfida imposta dalle esigenze di mercato di implementazione di questa tecnica ottica su dispositivi elettronici di ridotte dimensioni e peso contenuto. [11]

Grazie al continuo sviluppo tecnologico è possibile lavorare sull'efficientamento della componente hardware di questi strumenti, cercando di migliorare le sofisticate micro-unità di controllo (MCU), i biosensori, le comunicazioni wireless e il supporto energetico per creare dispositivi sempre più prestanti e compatti. Di fatto, strumenti completamente indossabili richiedono la massima efficienza per poter ridurre la dissipazione dell'energia del circuito in quanto fornita da batterie di piccole dimensioni, ma ancora oggi tutti questi elementi risultano difficili da soddisfare.

Per far sì che la maggior parte di queste caratteristiche sia presente nello strumento è necessario un trade-off: nella progettazione di saturimetri per uso professionale si preferisce dare priorità all'accuratezza del segnale acquisito sfavorendo la durata della batteria, ma in ambiente domestico le prestazioni energetiche vanno altamente preservate a discapito di contenuti errori nelle misurazioni. Ecco che si cerca di accettare un compromesso tra consumo e risultato [10]. Inoltre, tra gli elementi che vanno accuratamente trattati nella progettazione di dispositivi di questo tipo si ricordano i LED, ovvero le sorgenti di luce da cui ha origine tutto il processo di acquisizione dell'onda PPG. Rappresentano la principale fonte di consumo di energia e una limitazione non indifferente nel soddisfare la richiesta di produzione di circuiti sempre più piccoli. [10]

È opportuno sottolineare che una attenta scelta dei LED è indispensabile anche per ottenere risultati di qualità poiché la lunghezza d'onda del segnale luminoso che producono è estremamente impattante sulla forma finale del segnale PPG. Calibrare i sensori universalmente di modo che si adattino a qualunque soggetto è una questione molto delicata in quanto ogni individuo presenterà delle caratteristiche fisiche e tessutali differenti che possono compromettere le misurazioni. [3]

Per questi motivi nella scelta di quale segnale luminoso impiegare sono tre le questioni principali da analizzare: la presenza di grandi volumi d'acqua, le diverse concentrazioni chimiche del sangue e la profondità di penetrazione nei tessuti. Con il primo argomento ci si riferisce alla forte presenza di acqua nei tessuti biologici che tende ad assorbire la luce in modo predominante nello spettro degli ultravioletti, lasciando poche scelte disponibili su quale lunghezza d'onda impiegare, tra cui la luce rossa e infrarossa. Per quanto riguarda la composizione chimica del sangue si ricorda che a seconda della presenza più o meno elevata di ossigeno lo spettro della luce rossa ed infrarossa sono assorbiti diversamente. Infine, la giusta lunghezza d'onda è estremamente indispensabile per raggiungere diverse profondità di analisi dei tessuti in quanto influenza il livello di penetrazione. [4]

CAPITOLO 2 - SATURAZIONE DELL'OSSIGENO

2.1 PRINCIPIO DI FUNZIONAMENTO DEI SATURIMETRI

Come già menzionato, un parametro estremamente indicativo sulla salute è la saturazione dell'ossigeno nel sangue (SpO_2). Si tratta di un dato ampiamente utilizzato in ambito clinico ed acquisito prevalentemente tramite saturimetri ovvero strumenti indossabili che rappresentano una tra le principali applicazioni della tecnica fotopleletismografica. [13]

L'importanza dei saturimetri è dovuta alla loro capacità di misurare la quantità di ossigeno disciolto nel sangue, mezzo attraverso il quale viene trasportato a tutte le porzioni dell'organismo. A tal proposito si ricorda che esistono due diverse modalità di trasporto dell'ossigeno: può essere disciolto nel plasma oppure si lega ad una particolare proteina del sangue chiamata emoglobina.

Quello che si osserva è che l'ossigeno in quanto gas predilige di gran lunga il trasporto mediante emoglobina, infatti dalle leggi della fisica sappiamo che essendo il plasma composto prevalentemente da acqua qualunque gas difficilmente discioglierà in ambienti di questo tipo. Ecco che rispetto al totale di O_2 presente nel sangue solo un 2% è trasportato senza il supporto di proteine. Appare evidente che l'informazione della quantità di ossigeno presente nel sangue è da ricercare interamente nello studio dell'emoglobina, la quale si divide in deossiemoglobina (Hb) e ossiemoglobina (HbO_2) a seconda del fatto che abbia legato con l'ossigeno o meno. [10]

La stima del parametro di SpO_2 si basa quindi sulla distinzione nella composizione del sangue tra Hb e HbO_2 operata mediante strumenti fotopleletismografici a trasmissione in grado di emettere tramite un paio di diodi-LED segnali luminosi a lunghezza d'onda variabile.

Questa caratteristica di poter produrre radiazioni luminose a diverse frequenze è estremamente importante in quanto, per proprietà naturali dell'emoglobina, a seconda del legame o meno con l'ossigeno, assorbe in modo diverso la luce nello spettro delle frequenze associate al rosso e infrarosso (R-IR). In particolare l'ossiemoglobina assorbe maggiormente la luce infrarossa e in minor quantità quella rossa, comportamento opposto presenta invece la deossiemoglobina.

Questo lo si sperimenta quotidianamente nell'osservazione del sangue, è infatti possibile distinguere sangue ossigenato e non tramite il loro colore caratteristico. Ciò è dovuto al fatto che il sangue ossigenato presenta un'alta concentrazione di HbO_2 facendo sì che venga maggiormente riflessa una luce rossa particolarmente accesa, si verifica in sostanza un fenomeno di "scattering" ovvero di dispersione della luce rossa. Contrariamente accade nel sangue deossigenato dove essendo la luce rossa maggiormente assorbita si produce una

riflessione di IR, creando agli occhi dell'osservatore una colorazione del sangue tendente ad un rosso più scuro. [6]

È bene ricordare che il parametro di SpO_2 è dipendente dalla componente arteriosa del sangue poiché, come già visto, l'informazione utile sulla quantità di luce assorbita nel tempo è associata principalmente alla variazione volumetrica dei vasi arteriosi. Vedi Fig. 7 [6]

A dimostrazione di questo fatto è possibile procedere tramite una semplice analisi matematica: tra i principali fattori che incidono sul calcolo di SpO_2 vi è l'assorbanza indicata con la lettera A , che influisca sulla ricezione della luce operata dal sensore. Inizialmente appare opportuno considerare sia l'assorbanza relativa ai vasi venosi che quella associata ai vasi arteriosi, in quanto si pensa siano equamente impattanti sul risultato finale. Fissata come A_t l'assorbanza complessiva del tessuto, è possibile scrivere la seguente relazione :

$$A_t = A_v + A_a = \epsilon_v D_v c_v + \epsilon_a D_a c_a$$

dove A_v e A_a indicano rispettivamente l'assorbanza venosa e l'assorbanza arteriosa, che sono espresse mediante legge di Lambert-Beer. Poiché il saturimetro acquisisce dati nel tempo è opportuno un passaggio alle derivate:

$$dA_t/dt = d(\epsilon_v D_v c_v)/dt + d(\epsilon_a D_a c_a)/dt$$

Ma ϵ e c sono due costanti note dunque l'equazione è riconducibile alla forma:

$$dA_t/dt = (dD_v/dt)(\epsilon_v c_v) + (dD_a/dt)(\epsilon_a c_a)$$

Tuttavia le arterie si dilatano e restringono maggiormente rispetto alle vene ovvero: $\frac{dD_v}{dt} \ll \frac{dD_a}{dt}$

pertanto si può assumere D_v come una costante ($\frac{dD_v}{dt} = 0$) ottenendo:

$$\frac{dA_t}{dt} = \frac{dD_a}{dt} (\epsilon_a c_a) \Rightarrow \Delta A_t = \Delta A_a$$

In altre parole la variazione di assorbanza complessiva, che permette di produrre l'informazione utile del segnale PPG (AC) è da attribuirsi unicamente alla variazione di assorbanza dei vasi arteriosi, in quanto quella relativa a vene e capillari è costante (responsabile della componente DC) . [6]

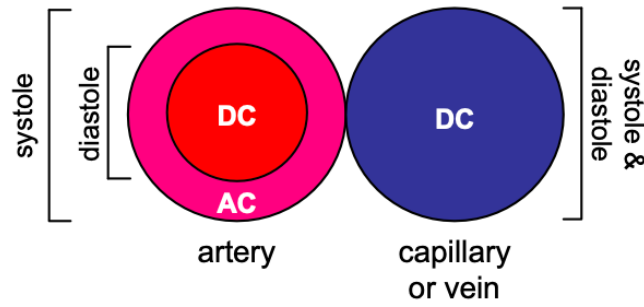


Figura 7

Confronto delle variazioni di volume durante le fasi cardiache tra vasi arteriosi e venosi, a dimostrazione del fatto che la componente arteriosa del sangue è l'unica pulsatile. Infatti, nel flusso del sangue arterioso parte del vaso tende a variare in dimensione tra la fase di diastole e di sistole producendo un componente alternata (AC) di segnale e non solo una componente costante (DC) come accade per capillari e vene.

Risulta interessante a questo punto calcolare il rapporto tra l'assorbimento della luce rossa ed infrarossa tenendo conto delle varie componenti AC e DC del segnale:

$$R = \frac{\left(\frac{I_{AC}}{I_{DC}}\right)_R}{\left(\frac{I_{AC}}{I_{DC}}\right)_{IR}}$$

I vari termini I_{AC} , I_{DC} sono un indice dell'assorbimento della luce rossa o infrarossa associati alla componente pulsatile e costante, per la loro stima è necessario ricorrere alla nota legge di Lambert-Beer, tramite cui si ricava che la generica intensità del raggio trasmesso: $I_t = I_0 \cdot e^{-(\epsilon \cdot D \cdot c)}$.

Individuati I_{AC} , I_{DC} è possibile ricavare il valore di R che è direttamente responsabile del risultato finale di SpO_2 espresso tramite la seguente relazione [10]:

$$SpO_2 = \frac{[\epsilon_{IR}(Hb) - \epsilon_R(Hb)]R}{[\epsilon_R(HbO_2) - \epsilon_R(Hb)] + [\epsilon_{IR}(Hb) - \epsilon_{IR}(HbO_2)]R} \cdot 100$$

R assume valori diversi a seconda del livello di ossigenazione del sangue: all'aumentare della concentrazione di deossiemoglobina l'assorbimento della luce rossa aumenta producendo un crescente valore di R mentre a maggiori concentrazioni di HbO_2 R decresce. [6]

Tuttavia si è osservato che in alcune occasioni la misura di SpO_2 non è operata correttamente, si tratta di casi estremi, nonostante queste complicazioni siano rare è opportuno aggiustare il calcolo della saturazione mediante adeguate calibrazioni del dispositivo. Per fare ciò è stata implementata una curva di calibrazione che viene costantemente confrontata dal dispositivo col dato R ottenuto per produrre un risultato finale il più accurato possibile. Tale curva è stata

ricavata mediante misurazioni invasive su molteplici soggetti la cui saturazione oscillava tra il 100% ed il 70%. Grazie a queste misurazioni è stato poi possibile individuare alcuni parametri che permettono di ricostruire una più accurata equazione per il calcolo di SpO_2 :

$$SpO_2 = \frac{K_1 - K_2 R}{K_3 - K_4 R}$$

Dove i parametri da K_1 a K_4 sono ottenuti sperimentalmente e consentono la migliore approssimazione del risultato. [10]

Una intuitiva rappresentazione della curva ottenuta sperimentalmente, a seguito di calibrazioni, che permette di individuare il valore di SpO_2 tramite R è riportata nel grafico seguente. [6]

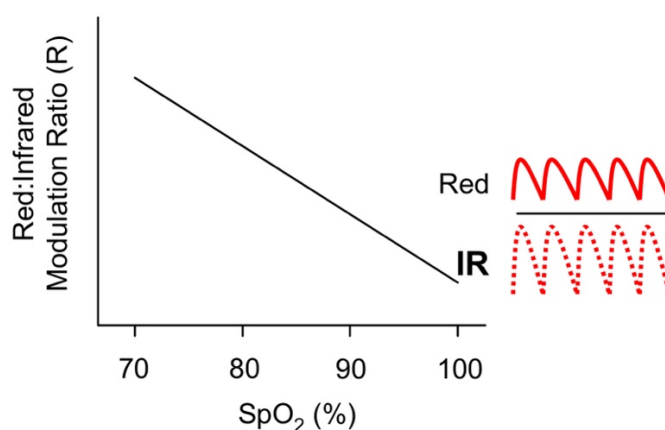


Figura 8

Rappresentazione della curva di calibrazione dei saturimetri ottenuta empiricamente. Permette di associare al noto valore di R in ordinata, il relativo dato di saturazione dell'ossigeno in ascissa. R è un parametro ottenuto mediante il rapporto tra le intensità luminose dei segnali rossi e infrarossi che attraversano il sito anatomico di misurazione

2.2 FATTORI CHE INFLUENZANO LE MISURAZIONI

I saturimetri sono dispositivi efficaci e affidabili per la stima della saturazione dell'ossigeno nel sangue, tuttavia come accenato nel primo capitolo nessun segnale è privo di artefatti.

Per rendere le misurazioni il più accurate possibili è fortemente consigliato l'utilizzo del dispositivo in zone ad alta vascolarizzazione come dita, naso, lobo dell'orecchio e fronte.

Tuttavia nonostante queste accortezze le misurazioni possono essere comunque falsate da una scarsa perfusione sanguigna causata da inattese condizioni quali: vasocostrizione, ipotensione, ipotermia, e scarsa attività cardiaca. Altri fattori che possono influenzare con esiti più o meno drastici le misurazioni di SpO_2 sono gli artefatti dovuti al movimento. Questo fenomeno interessa in modo particolare soggetti colpiti da patologie che comportano tremore o convulsioni dalle quali derivano falsate stime della saturazione. In molti casi il movimento del sito di misurazione comporta un relativo movimento del sangue nelle vene e dei tessuti circostanti, normalmente fermi. In questo modo il sensore può registrare falsi segnali di attività cardiaca per via delle interferenze con l'attenuazione della luce rossa ed infrarossa, che nei casi peggiori possono condurre ad un risultato di desaturazione che arriva anche al 50%. [6]

Persino un mal posizionamento dello strumento può compromettere il risultato: qual'ora la sorgente luminosa ed il recettore si trovino direttamente l'uno di fronte all'altro, ovvero non vi è tessuto intermedio che assorbe il segnale luminoso, il valore di R (indispensabile per il calcolo di SpO_2) risulterà alterato. Analogamente si possono osservare interferenze nelle misurazioni qual'ora la struttura del dispositivo non sia schermata dalla luce naturale circostante.

In questo caso la luce ambientale può colpire direttamente il foto-recettore o aumentare la quantità di luce che attraversa il tessuto sotto analisi, rendendo inattendibili i risultati. I più recenti saturimetri sono realizzati o con architettura sensoristica in grado di sottrarre al segnale registrato il contributo della luce ambientale o più semplicemente il sensore principale è protetto e oscurato tramite apposite coperture. [6]

Complicazioni più serie come pulsazioni venose e importanti forme di anemia possono contribuire alla formulazione di dati erronei. Per il primo caso si tratta di significativi cambi di volume nei vasi venosi che compromettono l'assorbimento della luce in quanto il saturimetro è progettato secondo il principio per cui unicamente la componente arteriosa interviene nelle misurazioni. Il risultato di questo fenomeno porta ad un abbassamento della saturazione arteriosa ed è causato talvolta da una adesione al sito anatomico di interesse troppo insistente da parte del dispositivo. Un caso pratico è descrivibile tramite un saturimetro da dito troppo stretto.

Nel caso di soggetto anemico invece ci si aspetterebbe una inalterazione della saturazione misurata rispetto ad un soggetto sano poiché le componenti di deossiemoglobina e emoglobina

ossigenata sono alterate proporzionalmente. Tuttavia si è osservato che nei casi più accentuati di anemia poichè i dispositivi sono realizzati tramite un'idealizzazione della legge di Lambert-Beer, tramite la quale si presuppone che il percorso della luce attraverso il tessuto sia unico e ben definito, non si prende in considerazione la possibilità che la luce sia soggetta ad un inatteso fenomeno di "scattering". Di fatto capita che la luce venga riflessa in modo anticonvenzionale per via di un rilevante numero di globuli rossi deformati. Questo si traduce in un risultato indesiderato per via dell'alterazione del percorso della luce trasmessa nel tessuto creando un bias tra R e SpO_2 , dovuto principalmente al fatto che il saturimetro sia tarato e calibrato su soggetti sani.[6]

Un ultimo caso in grado di intervenire a livello di saturazione dell'ossigeno è l'avvelenamento da monossido di carbonio. Si tratta di un gas singolare in quanto inodore, insapore, incolore e non irritante ma che può entrare nel circolo sanguigno producendo effetti indesiderati. Molto spesso i pazienti che subiscono avvelenamento da CO presentano sintomi non specifici e difficilmente riconducibili a questa condizione, si tratta di sintomi che vengono associati a intossicazione da alcool o da cibo, acute forme di decompensazione psichiatrica o sintomi tipici dell'influenza. Ecco che riuscire a riconoscere avvelenamento da CO risulta indispensabile ma non sempre facile: quando il monossido di carbonio entra in circolo risulta avido di emoglobina, all'incirca 240 volte in più rispetto all'ossigeno, questo fa sì che l'unione tra Hb e CO produca carbossiemoglobina $COHb$ riducendo notevolmente il trasporto di O_2 che porta a crescenti complicanze dovute all'incombere di ipossia.

Riconoscere tramite saturimetri questo scarso trasporto di ossigeno è particolarmente difficile per via della straordinaria somiglianza in termini di proprietà assorbenti tra ossiemoglobina e carbossiemoglobina. Infatti, $COHb$ non solo assorbe la luce rossa in maniera analoga ma assorbe anche piccolissime quantità di luce infrarossa producendo dati paradossalmente inalterati agli occhi del sensore. Si può affermare che esso non percepisca una sostanziale differenza tra $COHb$ e HbO_2 . Può accadere che nei casi di elevata contaminazione da monossido di carbonio la conseguente diminuzione nel sangue di HbO_2 e deossiemoglobina (Hb) porti ad una diminuzione significativa dell'assorbimento dello spettro di luce associato al rosso, che in condizioni fisiologiche è solitamente garantito dalla presenza di naturali livelli di Hb , portando ad una riduzione insolita del parametro R . Tutto questo si traduce in una misurazione di SpO_2 che può risultare, erroneamente, elevata o nella norma. Saturimetri più recenti ovviano a questo problema introducendo un terzo canale luminoso che produce una radiazione a differente lunghezza d'onda dedicata proprio alla misurazione della quantità di CO nel sangue.[6]

CAPITOLO 3 - TECNICHE DI PROCESSAMENTO DEL SEGNALE

3.1 INTRODUZIONE AL PROBLEMA

Misurare i parametri di HR e SpO_2 in modo accurato ed affidabile tramite dispositivi indossabili che si basano sull'elaborazione dell'onda PPG, è ancora oggi una sfida. Questo è dovuto prevalentemente dal fatto che in ambito clinico ma soprattutto in situazioni di attività fisica di varia intensità, la stima di questi parametri risulta pesantemente affetta da artefatti di movimento (MA), individuabili nel segnale PPG acquisito. [12], [14], [15]

Oggi giorno, questa tecnologia è largamente impiegata anche al di fuori di ambienti clinici, il battito cardiaco su tutti è un dato molto importante da monitorare per chi svolge attività fisica. Per questo motivo è sempre più importante sviluppare dispositivi indossabili come gli smartwatch che integrano questa tecnologia. [15]

Per ovviare al problema degli artefatti di movimento, presenti in qualunque segnale PPG, sono molteplici le tecniche e gli algoritmi di processamento del segnale sviluppati negli anni. Molte tra queste sfruttano una particolare componente circuitale: l'accelerometro, si tratta di un sensore in grado di misurare l'accelerazione lineare del dispositivo lungo le tre dimensioni riuscendo a rilevare con precisione l'orientamento e il movimento. Tale componente rende le misurazioni sicuramente più accurate ma gli algoritmi che si basano su di esso risultano altamente complessi a livello computazionale. In accordo con [15] la principale sorgente di MA in un segnale PPG è data dalla continua differenza di posizione tra il sensore e la pelle, causato dal movimento. Lo si nota in particolar modo nel caso di dispositivi indossabili al polso dove la flessibilità di movimento è maggiormente garantita rispetto ad altre aree di misurazione come la punta delle dita. Nonostante questo, la progettazione di dispositivi da polso rende più facile lo sviluppo del design e massimizza l'esperienza d'uso, per questo motivo sono prediletti e strumenti come gli "smartwatch" guadagnano sempre più popolarità.

Esistono diversi metodi di filtraggio del segnale che possono richiedere o meno l'impiego di accelerometri. La presa di consapevolezza sull'esistenza di molteplici strategie di processamento del segnale è importante in quanto permette di comprendere la vastità del problema, evidenziando come non esista un'unica soluzione, ma sia possibile implementare diversi approcci a seconda delle esigenze.

In accordo con diversi articoli tra i quali [12], [14], [15] esiste un valido algoritmo conosciuto con il nome di TROIKA.

3.2 TROIKA

Da una prima analisi del problema si individuano subito tre fondamentali questioni da risolvere per poter giungere ad una stima adeguata del risultato finale: eliminazione del rumore, stima ad alta risoluzione dello spettro e identificazione dei picchi in frequenza. Un primo e immediato approccio al segnale PPG per poter estrarre informazioni è il passaggio nel dominio delle frequenze che porta ad un'elaborazione del segnale mediante FFT (*Fast Fourier Transform*), computazionalmente semplice e veloce. Tuttavia, questa tecnica non risulta efficiente in quanto inconsistente nella stima dello spettro del segnale, ma soprattutto è pesantemente affetta da errore di *leakage*. Questo porta al sovrapporsi di bande di potenza associate all' HR e MA creando delle zone dove non ci dovrebbe essere energia, rendendo indistinguibili le due diverse componenti del segnale. Tali componenti presenteranno periodi molto simili impedendo la divisione dell'elemento associato al battito cardiaco da quello dell'artefatto di movimento. Ecco che un errore nella stima del parametro HR si verificherà, come mostrato in Fig. 9 [15]

Questo esempio motiva ampiamente la scelta di voler impiegare un algoritmo che individui in modo accurato lo spettro del segnale, questione non semplice da risolvere poiché gli artefatti (MA) non sono regolari e variano nel tempo, quindi non è possibile usare tecniche, di più facile implementazione, che richiedono una selezione di modelli per l'individuazione dell'artefatto. Di conseguenza appare efficace l'impiego della tecnica SSR (*sparse signal reconstruction*) che sembra soddisfare tutti i requisiti necessari offrendo: alta risoluzione spettrale, bassa varianza e maggior robustezza. Dalla Fig. 9 si può infatti osservare come rispetto a semplici algoritmi per lo studio in frequenza del segnale, l'approccio tramite SSR permette di distinguere chiaramente il picco associato al battito cardiaco da quello relativo all'artefatto.

È bene sottolineare come questo algoritmo sia pensato per ricostruire ad alta risoluzione lo spettro del segnale in modo tale da restituire nel dominio delle frequenze poche ma importanti informazioni, ovvero il segnale deve risultare sparso. In altre parole, si produce in uscita un segnale mappato principalmente in 0, con solo pochi coefficienti dal valore molto più grande di 0. Questo permette un'analisi della curva immediata come mostrato in figura. [15]

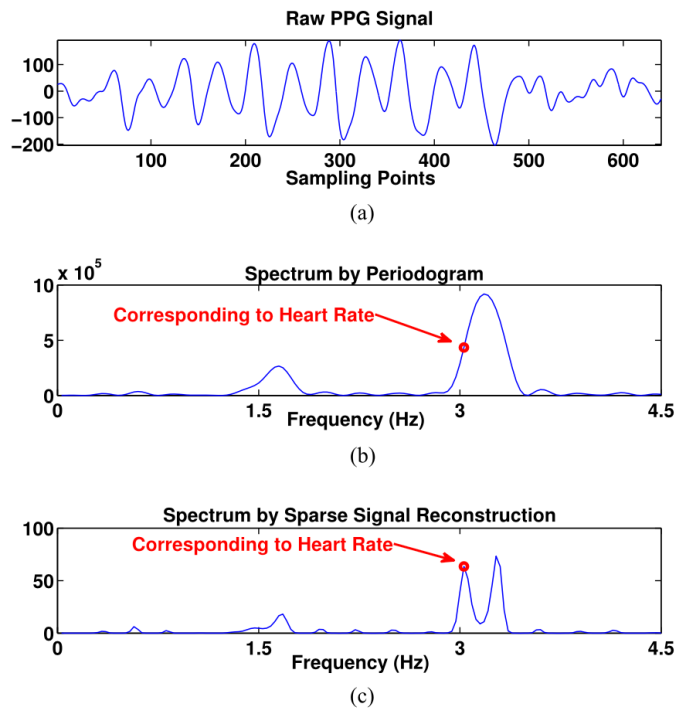


Figura 9

Nella figura più in alto è riportato il segnale PPG grezzo, in quella sottostante il segnale PPG trattato tramite metodo del periodogramma (di cui si apprezza l'inefficienza) e nell'ultima rappresentazione si osserva il maggior dettaglio dello spettro del segnale PPG processato tramite ricostruzione a spettro sparso (SSR). Con questi grafici si vuole evidenziare la capacità di esaltare il battito cardiaco, si nota che il più espressivo è sicuramente l'ultimo che esalta in corrispondenza di un picco l'informazione utile a differenza del grafico centrale che la nasconde.

Con l'acronimo SSR ci si riferisce ad una tecnica non-parametrica per individuare forme di energia del segnale a partire da dati limitati. Non è necessaria alcuna conoscenza pregressa della forma della regione dove si assume esservi l'informazione, elemento di estrema importanza in quanto, come già menzionato, le componenti di MA non sono regolari. [16]

Tuttavia, riuscire a stimare con una buona risoluzione lo spettro del segnale non è sufficiente e questo algoritmo (SSR) da solo non sarebbe in grado di risolvere il problema del monitoraggio del battito cardiaco. Questo lo si osserva soprattutto quando si verifica un aumento della distanza tra la pelle ed il dispositivo di misurazione, che porta nella maggior parte dei casi l'elemento contenente l'informazione del battito cardiaco a nascondersi in una generica fluttuazione spettrale (vedi Fig.10 [15]). Oppure capitano situazioni estreme nelle quali l'onda PPG può non contenere componenti di battito cardiaco, non riuscendo ad individuare il picco in frequenza associato all'HR (vedi Fig. 11 [15])

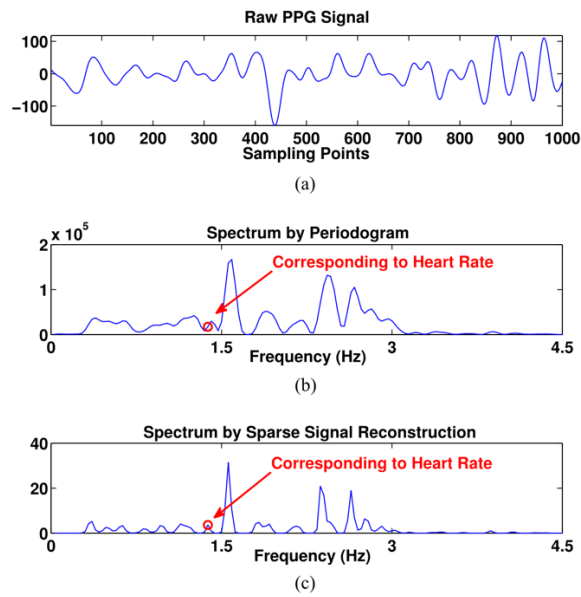


Figura 10

Rappresentazione del segnale PPG grezzo seguito dalla rappresentazione del suo spettro ottenuto tramite metodo del periodogramma e infine tramite metodo a ricostruzione sparsa del segnale (SSR). I segnali nei riquadri b e c sono riportati per mostrare come gli artefatti da movimento possano nascondere l'informazione del battito cardiaco in fluttuazioni randomiche e di più complessa individuazione. Si noti come tramite tecnica del periodogramma non è possibile esaltare tali fluttuazioni, mentre tramite SSR si ritrova l'informazione comunque in prossimità di un punto notevole (picco)

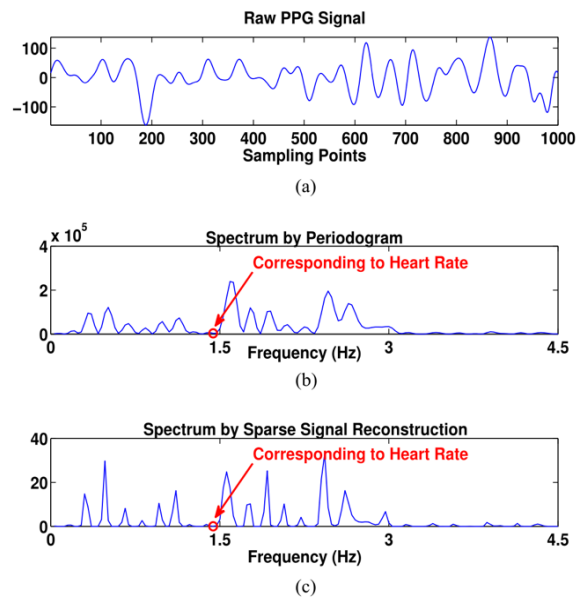


Figura 11

Rappresentazione del segnale PPG grezzo seguito dalla rappresentazione del suo spettro ottenuto tramite metodo del periodogramma e infine tramite metodo a ricostruzione sparsa del segnale (SSR). Con i grafici b e c si vuole esaltare il fatto secondo cui a volte non è mai possibile individuare in frequenza l'informazione del battito cardiaco per via della mancanza di tale informazione nel segnale PPG di partenza

È possibile rispondere a tutte queste questioni tramite l'algoritmo TROIKA, il quale si occupa di soddisfare proprio quelli che sono i 3 problemi principali riscontrati: eliminazione del rumore, stima ad alta risoluzione dello spettro del segnale e identificazione dei picchi. TROIKA si basa proprio su questi tre passaggi chiave da cui prende il nome: *signal decomposition, sparse signal Reconstruction and spectral peak tracking*. [15]

A questo punto si è pronti per analizzare nel dettaglio il funzionamento di questo algoritmo, il quale ricordiamo registrare il segnale PPG da un unico canale di acquisizione a cui associa i dati raccolti tramite accelerometro.

Il primo passo da compire secondo questa struttura è l'applicazione di un filtro passa-banda che viene applicato al segnale PPG con l'obiettivo di eliminare le frequenze al di fuori di un range compreso tra 0.4 - 5 Hz, che risulta proprio l'intervallo contenente le frequenze di interesse primario, tra le quali lavora il cuore.

Inoltre, permette di disperdere ulteriormente lo spettro favorendo il successivo intervento della tecnica SSR. [15]

3.2.1 DECOMPOSIZIONE DEL SEGNALE (SSA)

Le motivazioni per cui applicare questo approccio sono fondamentalmente associate alla sua efficacia nell'ambito del *signal processing*. In sostanza si tratta della scomposizione del segnale in una somma di elementi che permette una più significativa interpretazione: presenteranno un trend a lenta variazione e una struttura a rumore ridotto.[17]

Il principio su cui si basa questo primo passaggio è quello secondo cui conviene decomporre il segnale originale in un certo numero di componenti con l'obiettivo di individuare tutte le componenti associate al rumore per poterle rimuovere in modo da ricostruire il segnale dai campioni restanti, risultando libero da qualunque forma di interferenza. Le tecniche di processamento di un segnale sono molteplici e per questo studio si è prediletto l'impiego dell'analisi a singolo spettro (SSA: *singular spectrum analysis*). Tramite SSA si prevede di riuscire a suddividere il segnale in componenti oscillatorie e componenti di interferenza.

Come primo passo si considera il segnale originale campionato in M punti con periodo di campionamento T: $y = [y_1, \dots, y_M]^T$ e lo si mappa in una matrice L x M chiamata matrice ad L-traiettorie con $(K = M - L + 1, L < M/2)$ della forma:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_K \\ y_2 & y_3 & \cdots & y_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_L & y_{L+1} & \cdots & y_M \end{bmatrix}$$

Si procede con la decomposizione della matrice secondo SVD (*singular value decomposition*), ovvero una particolare fattorizzazione della matrice basta su autovettori e autovalori. Di fatto, Y viene approssimata come:

$$Y = \sum_{i=1}^d Y_i = Y_1 + \cdots + Y_d, \quad d = \min\{L, K\} \text{ dove } Y_i = \sigma_i \cdot u_i \cdot v_i^T.$$

Y_i si compone rispettivamente di: σ_i che è l' i -esimo valore singolare, u_i il vettore singolare sinistro e v_i^T il vettore singolare destro. Tale tecnica di decomposizione (SVD) viene operata in modo da permettere una successiva approssimazione di Y , con il minimo errore possibile, ad una serie di matrici elementari di rango 1.

Si passa infatti alla fase di *Grouping* nella quale ciascuna matrice Y_i è suddivisa in un numero g di gruppi, ovvero è ripartita in g sottoinsiemi $\{I_1, \dots, I_g\}$, ($g \leq d$) in modo da riscrivere Y come:

$$Y = \sum_{p=1}^g Y_{I_p}$$

Tutti questi passaggi portano ad un'importante evidenza che riguarda tutte le matrici Y_{I_p} di rango 1: presentano le corrispondenti componenti oscillatorie alle medesime frequenze o in relazione armonica. Questo consente di poter distinguere a precise e regolari frequenze quali sono le componenti utili del segnale e quali quelle che devono essere eliminate. Risulta banale a questo punto passare alla fase di ricostruzione del segnale; a partire da ciascuna matrice Y_{I_p} si ricava la corrispondente serie temporale \widetilde{y}_p di lunghezza M tramite tecnica algebrica di *Diagonal averaging* con la quale è possibile approssimare il segnale originale tramite questa scrittura: $y = \sum_{p=1}^g \widetilde{y}_p$.

Sarà sufficiente a questo punto identificare le componenti di rumore ovvero gli elementi del tipo $\{\widetilde{y}_p, p \in \text{Inoise}\}$ dove *Inoise* identifica l'insieme di indici del segnale associati al rumore. Si conclude ottenendo il segnale ricostruito privo di qualunque interferenza: $y_{recon} = \sum \widetilde{y}_p$ per ogni p non contenuto in *Inoise*.

Il processo di riconoscimento delle componenti di MA viene operato con l'aiuto del già introdotto accelerometro, un particolare oggetto inserito per raccogliere informazioni in contemporanea all'acquisizione dell'onda PPG. Un accelerometro può comprendere più canali di acquisizione, nel caso trattato lo si considera a tre canali.

Per migliorare l'efficienza computazionale si opera tramite FFT per calcolare lo spettro dei vari segnali acquisiti da questo strumento, con l'obiettivo di individuare le frequenze dominanti. Nello specifico si tratta di quelle frequenze associate ai picchi, con ampiezza superiore al 50% della massima ampiezza di uno spettro prestabilito, che saranno inserite in un insieme denominato F_{acc} .

La sequenza dei processi prevede che il segnale PPG grezzo e i dati associati all'accelerometro vengano registrati contemporaneamente, successivamente vengono prima processati i segnali raccolti da quest'ultimo, come sopra specificato, per poi trattare l'onda PPG grezza tramite SSA. Si tratta alla fine di individuare tra i campioni delle serie temporali del segnale y , approssimato tramite \widetilde{y}_p , quelle componenti associate alle frequenze che sono presenti nell'insieme F_{acc} , in modo da ottenere come risultato finale un segnale PPG privo di artefatti.

Per concludere questo primo processamento del segnale è bene ricordare che a volte le frequenze di interesse relative al battito cardiaco possono essere particolarmente vicino alle frequenze dominanti da abbattere, questo può portare ad un'eliminazione delle frequenze che portano informazione utile. Per questo motivo è necessario un efficientamento del processo sopra descritto, nello specifico si denota con il parametro N_p gli indici di posizione delle frequenze armoniche associate ai battiti cardiaci, in modo tale da escludere dall'insieme F_{acc} l'insieme dei seguenti indici: $\{N_p - \Delta, N_p - 1, N_p, N_p + 1, \dots, N_p + \Delta\}$, producendo un nuovo insieme di frequenze dominanti denotato con \widetilde{F}_{acc} , dove il delta rappresenta un piccolo valore intero positivo.[15]

3.2.2 “SPARSE SIGNAL RECONSTRUCTION” (SSR)

Come già anticipato questa tecnica risulta vantaggiosa per calcolare lo spettro del segnale, e si basa essenzialmente sulla seguente equazione: $y = \Phi x + v$, dove Φ rappresenta una matrice fissa nota di dimensione $M \times N$, y rappresenta un vettore $M \times 1$ osservato, v è un vettore rumore sconosciuto mentre x è il vettore soluzione incognito che si assume essere composto da elementi radi, ovvero molti di essi avranno valore 0 o circa 0 mentre pochi altri presenteranno un valore positivo molto diverso da 0. L'obiettivo è individuare x basandosi sui dati a disposizione, una possibile soluzione è rappresentata dal seguente problema di ottimizzazione:

$$\min_x [\| y - \Phi x \|_2^2 + \alpha g(x)] \rightarrow \hat{x}$$

α rappresenta un parametro di regolazione e $g(x)$ rappresenta una funzione nota aggiunta per incoraggiare la diminuzione delle componenti soluzioni di \hat{x} (in modo da renderlo sparso). Dalla teoria è noto che la norma seconda di un generico vettore t viene calcolata come:

$$\|t\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |t_i|^2 \right)^{1/2}$$

Appare evidente che conoscendo Φ , α , $g(x)$ e y è possibile risolvere il problema sopra riportato. Tuttavia, ancora una volta è importante ricordare che non esiste un'unica via per trovare la soluzione, a seconda delle varie ipotesi che si possono assumere sarà possibile sfruttare un algoritmo SSR piuttosto che un altro per individuare la risposta al problema. Nel nostro caso, dato che si ricerca una soluzione rada e di cui non si conosce a priori la forma, e assumendo che le colonne della matrice Φ siano in forte correlazione, appare vantaggioso utilizzare l'algoritmo FOCUSS. [15]

Questa tecnica si basa essenzialmente su due parti: nella prima si individua con bassa risoluzione una stima della soluzione, per poi in un secondo momento raffinare il segnale tagliandolo in determinate componenti per avere una migliore rappresentazione. Questo secondo passaggio è operato tramite *Affine Scaling Transformation* (AST), un processo iterativo che si occupa di pesare gli ingressi della soluzione corrente con gli ingressi della precedente con l'obiettivo di approssimare la soluzione sempre più al caso ideale, sfruttando inoltre la minimizzazione della norma seconda. Quest'ultimo è di fatto uno dei passaggi chiave, e viene compiuto per concentrare l'energia del segnale su un numero minore di campioni, cosa che contribuisce alla riduzione della componente di rumore. La norma seconda di un vettore prende il nome di norma euclidea e rappresenta la misura della lunghezza del vettore. Ecco che cercando di minimizzare tale dato si ottiene una riduzione della lunghezza di t , ovvero un segnale più compatto con meno componenti energetiche. [16]

Si comprende dunque che la questione del calcolo della norma minima è il culmine dell'algoritmo per la ricostruzione dello spettro della soluzione x . FOCUSS si basa sul principio della ricostruzione della soluzione (segnale x) a partire da dati noti: definita come A la matrice che funge da operatore tra un segnale sconosciuto x e un insieme finito di elementi b appartenenti al campo dei complessi, è possibile ricondurre il problema di ricostruzione alla sua generale formulazione $Ax = b$. A è una matrice costituita da esponenziali complessi ottenuti dal campionamento di sinusoidi a certe frequenze, analogamente si ottiene b , x è invece il vettore soluzione le cui componenti diverse da zero associano le colonne di A alle più prossime componenti armoniche di b . Per compiere questo passaggio il criterio maggiormente impiegato è proprio quello della soluzione a norma-2 minima, che porta alla relazione $x_{min,norm} = A^+b$,

dove A^+ è la notazione usata per indicare la matrice inversa di Moore-Penrose (una generalizzazione dell'inversa di una matrice). Tuttavia, questa serie di calcoli disperde l'energia del segnale su molti indici, sfavorendo la ricerca di una soluzione rada. L'importante obiettivo di ottenere una soluzione il più rada possibile trova le sue ragioni nel fatto secondo cui un segnale di questo tipo è prevalentemente nullo facendo sì che l'algoritmo di processamento, dovendo lavorare su pochi indici utili risulterà computazionalmente più efficiente e rapido. Ragionamenti analoghi valgono per i principi di immagazzinamento e trasmissione del segnale. Per questo motivo si predilige il calcolo di una soluzione approssimata detta soluzione pesata a norma minima definita come la soluzione che minimizza la norma pesata $\|W^{-1}x\|$, da cui:

$$x = W(AW)^+b$$

Affinché W sia una matrice singolare si predilige ricercare la soluzione che minimizza $\|W^+x\|$, nel particolare caso in cui W sia una matrice diagonale ecco che il calcolo della norma minima si riduce alla seguente relazione:

$$\|W^+x\| = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i}{w_i}\right)^2 \text{ per ogni } w_i \text{ diverso da } 0, \text{ con } w_i \text{ i termini sulla diagonale di } W.$$

Per comodità nei prossimi passaggi si utilizzeranno le seguenti scritte: $x = Wq$, $\|q\| = \|W^+x\|$, riconducendo il problema a ricercare $q : \min\|q\|$. A questo punto è possibile osservare il processo iterativo compiuto dall'algoritmo FOCUS che strutta la tecnica AST per cui ad ogni iterazione vengono compiuti in simultanea tre step fondamentali:

$$(1) W_{pk} = X_{k-1} = \text{diag}(x_{k-1})$$

$$(2) q_k = (AW_{pk})^+b$$

$$(3) x_k = W_{pk}q_k$$

Ecco che ad ogni iterazione si ottiene un elemento costituente del vettore soluzione x ricercato.[16]

Quello che si ricava dal secondo punto chiave dell'algoritmo TROIKA è dunque un vettore contenente lo spettro del segnale che porta informazione utile sul ciclo cardiaco, e che risulta ampiamente sparso permettendo di concludere che il segnale così ottenuto è ad alta risoluzione e a componenti di rumore ridotte al minimo.

3.2.3 TRACCAMENTO SPETTARLE DEI PICCHI

L'analisi dei picchi è il terzo ed ultimo passo chiave dell'algoritmo TROIKA per il processamento del segnale PPG al fine di estrarre informazioni utili come il parametro HR.

Si basa essenzialmente sulle relazioni armoniche esistenti tra le frequenze associate all'HR e sul fatto secondo cui il picco spettrale associato al battito cardiaco possa mantenere posizione invariata in due finestre temporali successive. Nello specifico l'analisi spettrale dei picchi prevede 3 fasi: inizializzazione, selezione dei picchi e verifica.[15]

Nel primo step si richiede agli utilizzatori dell'algoritmo TROIKA di ridurre nei primi secondi di avvio qualunque movimento del dispositivo, potendo considerare quasi nulla la presenza di artefatti nella prima misurazione. Infatti, sotto questa è ragionevole ipotesi di rumore nulla è possibile presupporre che l'unico picco presente sia associabile direttamente all'HR. Questo è dovuto al fatto che il processo di selezione dei picchi richiede un confronto con i picchi individuati all'iterazione precedente. Dunque, più precisa risulta questa prima misurazione più accurato sarà il funzionamento dell'algoritmo.

Nella seconda fase, come accennato, si denota con N_{prev} l'indice associato alla frequenza relativa del battito cardiaco nella precedente iterazione, si imposta in seguito un range di frequenze fondamentali: $R_0 = [N_{prev} - \Delta s, \dots, N_{prev} + \Delta s]$ indicative dell'HR nella corrente finestra di osservazione, con Δs un piccolo valore intero positivo arbitrario. Inoltre, si imposta un ulteriore range di frequenze armoniche del primo ordine associate all'HR denominato:

$R_1 = [2(N_{prev} - \Delta s - 1) + 1, \dots, 2(N_{prev} + \Delta s - 1) + 1]$. A partire da questi due intervalli R_0, R_1 si selezionano per ciascuno i tre picchi di ampiezza maggiore che verranno denominati come segue: $R_0 : N_i^0 (i = 1,2,3)$ e $R_1 : N_j^1 (j = 1,2,3)$. Verrà indicato con \hat{N} l'insieme degli indici dei picchi effettivi, e per popolarlo sarà necessario applicare un processo di selezione a tre casi:

Caso 1: Qualora esista una coppia di picchi $(N_i^0, N_j^1) (i, j \in \{1,2,3\})$ in relazione armonica, allora N_i^0 è l'indice della frequenza associata ad un battito cardiaco, dunque $N_i^0 \rightarrow \hat{N}$

Caso 2: Se non esiste la precedente coppia di picchi a causa, ad esempio, di MA si seleziona l'indice di interesse cercando quale valore appartenente al seguente insieme $N_f \in \{N_1^0, N_2^0, N_3^0, \frac{N_1^1-1}{2} + 1, \frac{N_2^1-1}{2} + 1, \frac{N_3^1-1}{2} + 1\}$ soddisfa la seguente relazione:

$$\arg \min_{N_f} \{|N_f - N_{prev}|\}$$

Caso 3: Se in nessuno dei casi precedenti si è trovata soluzione allora, $N_{prev} \rightarrow \widehat{N}$ evidenza del fatto che i picchi associati al battito cardiaco spesso mantengono posizione invariata in due successive finestre temporali.

La fase conclusiva di verifica nasce dalla consapevolezza che a causa di MA o fluttuazioni del segnale possa essere erroneamente selezionato un picco riconducibile all'informazione di HR. Per prevenire un tracciamento sbagliato dei picchi si procede in primo luogo cercando di anticipare la comparsa di importanti cambiamenti nel parametro battiti per minuto (BPM), consapevoli del fatto che in due finestre di osservazione adiacenti difficilmente si avrà una variazione di oltre 10BPM. Qualora si dovesse verificare è necessario applicare una strategia di regolarizzazione come segue:

$$N_{cur} = \begin{cases} N_{prev} + \tau & \text{se } \widehat{N} - N_{prev} \geq \theta \\ N_{prev} - \tau & \text{se } \widehat{N} - N_{prev} \leq -\theta \\ \widehat{N} & \text{altrimenti} \end{cases}$$

con N_{cur} che indica la posizione in frequenza del picco regolarizzata e τ un valore intero positivo arbitrario, analogamente per θ . Potrebbe poi accadere che per via di una presenza ingombrante e persistente di MA si verifichi per troppe finestre consecutive il “caso 3” sopra citato rischiando nel lungo periodo di perdere definitivamente gli effettivi picchi associati all'HR. Per ovviare a questo fatto qual ora tale situazione dovesse verificarsi per un numero di volte superiore ad h (arbitrario) allora $N_{cur} = N_{prev} + 2N_{trend}$. Dove $N_{trend} \in \{-1,0,1\}$ ed indica il cambiamento di direzione della posizione dei picchi di interesse, e viene calcolato come segue:

$$N_{trend} = \begin{cases} 1 & \text{se } BPM_{predict} - BPM_{prev} \geq h \\ -1 & \text{se } BPM_{predict} - BPM_{prev} \leq -h \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Con BPM_{prev} si indica il valore di batti per minuto individuato nella precedente finestra di osservazione, mentre $BPM_{predict}$ è il valore di BPM predetto per la corrente finestra di osservazione. $BPM_{predict}$ si ricava a partire dal valore individuato di BPM per le precedenti venti interazioni sfruttati come punti attraverso cui ricavare la curva polinomiale del terzo ordine associata, utile nei modelli matematici per poter prevedere dati futuri. [15]

3.2.4 RISULTATI DELL'ALGORITMO TROIKA

Nella discussione di questa tecnica sono molteplici le relazioni matematiche impiegate, che talvolta hanno richiesto delle approssimazioni o l'impiego di parametri numerici fissati. Queste considerazioni sono necessarie per evidenziare che algoritmi di questo tipo sono altamente variabili a seconda delle condizioni al contorno che si pongono come quelle sopra citate, ecco che una scelta accurata dei vari parametri è necessaria affinché l'algoritmo risulti efficace. Inoltre, si ricorda essere pesantemente influenzato da un dato nello specifico: la frequenza di campionamento del segnale che secondo l'articolo citato è pari a $f_s = 125\text{Hz}$. [15]

Per verificare l'accuratezza di questa tecnica di *signal processing* è stato applicato a 12 uomini un dispositivo da polso con una circuiteria implementata per acquisire il segnale PPG e trattarlo come fino ad ora descritto tramite l'algoritmo TROIKA. Viene registrata a ciascuno di essi l'attività cardiaca tramite elettrocardiogramma, con l'obiettivo di confrontare le misurazioni ottenute tramite dispositivo da polso con le solide e qualitative informazioni restituite dall'ECG. Ai 12 soggetti è stato chiesto di eseguire attività fisica di varia intensità senza limitare in alcun modo il movimento delle braccia, per far sì che si introducesse una naturale componente di rumore al fine di osservare come l'algoritmo avrebbe reagito in una applicazione reale.

Sono stati calcolati diversi parametri di riferimento e si sono sviluppate diverse rappresentazioni grafiche per valutare l'efficacia del dispositivo da polso nella stima del battito cardiaco. Tra i principali risultati si evidenziano il calcolo dell'errore nelle misurazioni sia in termini di percentuale sia come errore assoluto, come riportato di seguito:

$$Error_{abs} = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^W |BPM_{est}(i) - BPM_{true}(i)|$$

$$Error_{\%} = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^W \frac{|BPM_{est}(i) - BPM_{true}(i)|}{BPM_{true}(i)}$$

Dove con W si indica il numero totale delle finestre di osservazione del segnale per la stima del dato BPM, con $BPM_{est}(i)$ ci si riferisce al valore di battiti per minuto rilevato con TROIKA mentre con $BPM_{true}(i)$ si intende il valore effettivo di batti al minuto, entrambi i valori fanno riferimento alla i -esima finestra di osservazione. Infine, è significativo calcolare ed osservare la correlazione di tipo lineare che sussiste tra i due valori di BPM sopra descritti, mediante il calcolo del coefficiente di correlazione di Pearson.

I dati ottenuti come media dei valori raccolti dai 12 soggetti secondo l'articolo [15] sono i seguenti:

$$Error_{\%} = 1.80\%$$

$Error_{abs} = 2.34 \pm 0.82$ BPM, con 0.82 che indica la deviazione standard

$Pearson = 0.992$ → Indicativo di una forte relazione lineare tra BPM_{true} e BPM_{est} (Fig.12 [15])

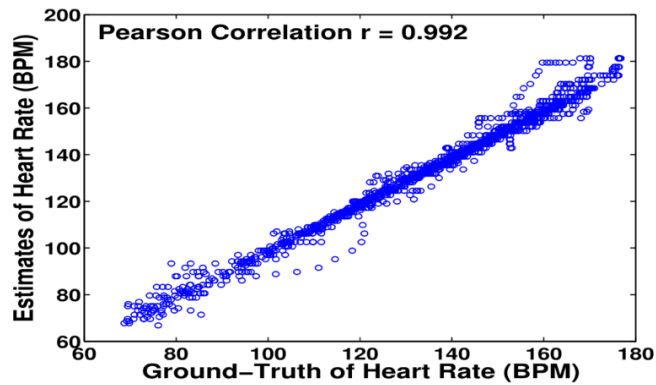


Figura 12

Rappresentazione del grado di dipendenza lineare tra il battito cardiaco reale e quello stimato, espresso tramite coefficiente di correlazione di Pearson pari a 0.992

È evidente la grande qualità delle misurazioni inerenti al parametro BPM e di conseguenza all'HR realizzate da TROIKA, questo algoritmo presenta infatti un'accuratezza di misura decisamente superiori rispetto a differenti tecniche implementate per applicazioni analoghe quali [18], [19]. In altri casi ancora TROIKA o sue eventuali rivisitazioni vengono utilizzate come modelli di comparazione per altri algoritmo dedicati al processamento di segnali PPG: [12], [14].

Per concludere la trattazione di questa tecnica è bene sottolineare come le tre parti di cui si compone TROIKA abbiano un peso fondamentale nella riuscita delle misurazioni. Se ad esempio il segnale grezzo registrato all'inizio del processo non fosse decomposto secondo SSA, oppure se invece della ricostruzione di uno spettro ad alta risoluzione si utilizzasse una più classica FFT per l'analisi spettrale o ancora se dovesse mancare la parte di tracciamento dei picchi, si potrebbero ottenere in alcuni casi errori delle misurazioni in termini percentuali al di sopra del 42% [15].

3.3 METODO FDM

Si tratta dell'implementazione di un algoritmo di processamento del segnale PPG che sfrutta il metodo di decomposizione di Fourier (FDM) per sopprimere le componenti di MA di cui il segnale è affetto ed inoltre impiega la *fast Fourier transform* (FFT) per la stima dell'HR. L'algoritmo in questione rispetto alla precedente trattazione non richiede l'uso di accelerometri risultando computazionalmente più efficiente e veloce. Sostanzialmente verrà decomposto il segnale PPG in un insieme di *Fourier intrinsic band functions* (FIBFs), eliminando le FIBFs corrotte da rumore per sovrapporre quelle restanti ottenendo un segnale PPG di uscita ripulito da MA. A questo punto il segnale sarà pronto per essere processato tramite FFT con l'obiettivo di individuare i picchi associati al battito cardiaco.[14]

In letteratura sono numerosi gli algoritmi esistenti per ridurre le componenti di rumore di un segnale, in particolare molti di essi, che risultano validi e attendibili, impiegano accelerometri come il sopra descritto TROIKA col quale si ottiene un risultato finale per la stima dell'HR estremamente accurato, con un errore di appena 2.34BPM. Proprio per questo motivo TROIKA sarà utilizzato alla fine di questa trattazione come mezzo di paragone per valutare le prestazioni di questa tecnica a base di FDM e FFT. I risultati prodotti da questo algoritmo risulteranno molto promettenti e migliori di quasi tutti i casi esistenti in letteratura con l'estremo vantaggio di ridurre notevolmente la complessità computazionale del dispositivo che lo impiega. [14]

GENERALE APPROCCIO MATEMATICO:

$S_R[n]$ è l'insieme dei campioni che rappresentano il segnale PPG: $S_R[n] = M_R[n] + A_R[n]$. $M_R[n]$ indica le componenti del segnale libere da qualunque interferenza, $A_R[n]$ è invece l'insieme delle componenti di rumore, mentre il pedice R rappresenta il numero del sensore attraverso cui è stata compiuta la misurazione. Il segnale PPG viene suddiviso in b-blocchi consecutivi ciascuno della durata di 8secondi ad una frequenza di campionamento nota. Il primo blocco formato da N campioni viene utilizzato per la stima del battito cardiaco mentre tutti i successivi sono ottenuti tramite traslazione della finestra verso destra di uno step w, di modo tale che i campioni N-w del primo blocco siano in comune con la finestra successiva e così via, come mostrato nella seguente rappresentazione [14]:

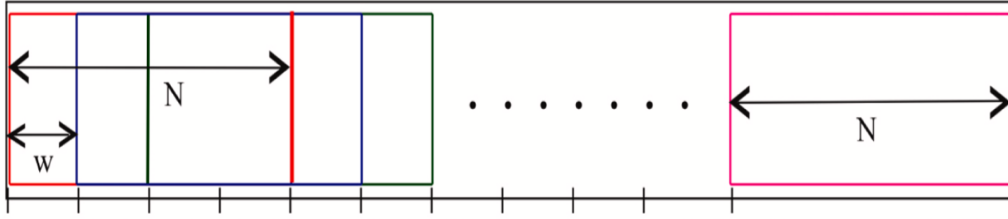


Figura 13

Rappresentazione dimostrativa di come l' algoritmo proposto analizzi ad ogni iterazione una singola finestra di ampiezza N che all' iterazione successiva è traslata di una quantità w di modo che sia sovrapposta per il 75% dell' informazione con quella precedente

Successivamente il segnale $S[n]$ che rappresenta il contributo di tutti i sensori utilizzati per il campionamento, viene processato mediante la seguente relazione:

$$S[n] = \frac{1}{R} \sum_{R=1}^R \frac{S_R^b[n] - \mu(S_R^b[n])}{\sigma(S_R^b[n])}$$

Nella quale μ rappresenta la media e σ la deviazione standard.

$S[n]$ è poi decomposto tramite FDM in un insieme di Q FIBFs ortogonali ovvero:

$$S[n] = C_0 + \sum_{l=1}^Q X_l[n] \text{ dove } X_l[n] \text{ rappresenta proprio la } Q\text{-esima FIBF ortogonale.}$$

Infine, scartando tra queste le componenti corrotte e unendo le restanti si ottiene un nuovo segnale $X_s[n]$ relativo alla generica finestra b di osservazione della forma: $X_s[n] = S[n] - A_R[n]$. Come ultimo passaggio si impiega la FFT su $X_s[n]$ per osservare lo spettro del segnale ed individuare le frequenze relative ai picchi di interesse per calcolare il parametro HR (battito cardiaco) della finestra b come segue: $HR(b) = \text{frequenza} \times 60$. Per delle rilevazioni più accurate si verifica se sia soddisfatta la relazione $|HR(b) - HR(b-1)| \geq 5$, in caso affermativo il parametro $HR_{estimated}(b)$ viene ricalcolato come segue: $HR_{estimated}(b) = \frac{HR(b-1) + HR(b-2)}{2}$, in caso contrario $HR_{estimated}(b) = HR(b)$. [14]

3.3.1 IMPLEMETAZIONE DELL'ALGORITMO

CONDIZIONI INIZIALI:

Il primo passaggio è rappresentato dall'acquisizione (campionamento) del segnale, a tal proposito per questo studio sono stati considerati due specifici dataset. Ciascuno di essi contiene diversi segnali PPG acquisiti su più soggetti tramite dispositivi indossabili durante lo svolgimento di attività fisica. I dataset in questione sono disponibili pubblicamente e vengono

denominati come BAMI ([20]) e IEEE SPC ([15]), in particolare quest'ultimo coincide proprio con l'insieme di dati raccolti tramite TROIKA.

In particolare, l'IEEE SPC dataset si compone di due parti: "IEEE train" e "IEEE test". La prima fa riferimento ad un insieme di dati raccolti tramite ECG, sensori PPG e accelerometri (incorporati su dispositivi indossabili da polso) su 12 soggetti di sesso maschile durante una apposita sessione di corsa e camminata. Gli elementi di principale interesse per l'analisi sono rappresentati dal segnale relativo all'onda PPG ottenuta tramite due sensori: PPG-1 è il termine con cui si indica l'insieme di campioni relativo al primo sensore, PPG-2 quelli associati al secondo.

IEEE test è invece caratterizzato da una serie di segnali ottenuti tramite strumenti analoghi al caso precedente, registrati su 8 soggetti durante lo svolgimento di attività fisica che coinvolge in modo più accentuato il movimento di mani e braccia. Anche in questo caso i segnali PPG sono stati acquisiti tramite due sensori, pertanto si distingueranno due segnali di interesse: PPG-1 e PPG-2.

È opportuno evidenziare che entrambi i segnali PPG-1 e PPG-2 sono stati acquisiti tramite sensori PPG a luce verde, con funzionamento a riflessione e frequenza di campionamento a 125Hz.

Per quanto riguarda il dataset BAMI, si divide anche esso in due parti: BAMI-I e BAMI-II. Il primo è composto dalla registrazione di 25 segnali PPG, il secondo da 23, tutti i campioni sono stati raccolti con una frequenza di campionamento di 50Hz. [14]

SEGMENTAZIONE DEI DATI:

Per il calcolo del battito cardiaco reale (HR_{true}) si è utilizzata per entrambi i dataset una finestra di osservazione del segnale ECG misurato di 8secondi con uno shift associato alla finestra successiva di 2secondi, di modo che finestre adiacenti siano in sovrapposizione per un intervallo di tempo di 6secondi. In pratica si considerano i campioni di segnali contenuti entro i primi 8secondi di registrazione per poi calcolare il valore di HR_{true} , successivamente si trasla questa finestra di osservazione di 2 secondi verso destra considerando i campioni di ECG raccolti nell'intervallo di tempo (2-10) secondi, si calcola il nuovo valore HR_{true} e così via.

Per testare l'accuratezza dell'algoritmo si utilizzeranno gli stessi intervalli sui segnali PPG acquisiti per ricavare $HR_{estimated}$, ogni finestra di osservazione conterrà il 75% dell'informazione relativa alla finestra precedente. Così facendo il numero di blocchi in cui vengono osservati i segnali PPG e i segnali ECG coincidono temporalmente permettendo un diretto confronto tra i valori di $HR_{estimated}$ e HR_{true} . [14]

PROCESSAMENTO TRAMITE FDM:

Per eliminare le varie componenti di rumore nei segnali PPG-1 e PPG-2 viene applicato un filtro “Butterworth” passabanda del quarto ordine preservando le frequenze nell’intervallo (0.4, 4) Hz che corrisponde all’intervallo (24 – 240) BPM. Si prosegue con una normalizzazione dei segnali con media nulla e varianza unitaria al fine di estrarre informazioni di più alto interesse possibile vista la loro limitazione in ampiezza. Infine, PPG-1 e PPG-2 vengono mediati tra loro dato che i sensori che li hanno prodotti sono molto vicini. Un approccio di questo tipo è infatti ragionevole proprio per la grande somiglianza tra i segnali e per semplificare il loro studio.

Il segnale PPG risultante è pronto per essere ripulito dal rumore, questa operazione viene attuata mediante suddivisione del segnale in un insieme di particolari funzioni, che per comodità sono denominate FIBFs. Tali funzioni vengono sviluppate a partire dall’esigenza di voler esaltare ampiezze e frequenze del segnale PPG originale, in modo da recuperare le informazioni utili e scartare quelle di distorsione. Il risultato di questa scomposizione porta ad ottenere una rappresentazione innovativa del segnale come somma di FIBFs ciascuna associata ad una singola frequenza. Insomma: dato un segnale a varie componenti, posso riscriverlo come somma di funzioni rispettivamente indicative di una specifica componente ovvero di una specifica frequenza, avendo una visione più dettagliata del segnale.

Questa decomposizione del segnale è attuata impiegando la trasformata discreta coseno di tipo 2 (DCT), seguita da un filtraggio del segnale e una trasformata inversa (IDCT).

Come già trattato precedentemente, il generico segnale $S[n]$ ottenuto tramite media e normalizzazione dei vari segnali PPG acquisiti dai diversi sensori è decomposto tramite DCT in una serie di coefficienti che rappresentano l’ampiezza o frequenza delle componenti coseno, di modo tale da individuare quelle più significative tramite la successiva applicazione di un filtro $H_l[k]$ che rimuove le principali componenti di MA, (consente guadagno in ampiezza unitario solamente per il range di frequenze di interesse, mentre le altre sono attenuate a zero). Infine, tramite IDCT si riconverte ciascuna componente DCT nel dominio del tempo ottenendo un numero pari a Q di funzioni (FIBFs) estremamente indicative per la ricostruzione del segnale PPG privo di artefatti.

Dalla relazione del segnale di ingresso mediato e normalizzato $S[n] = C_0 + \sum_{l=1}^Q X_l[n]$:

$X_l[n]$ indica la generica sequenza DCT a cui si applica $H_l[k]$ e un fattore di normalizzazione σ_k , per poi tramite IDCT (trasformata inversa discreta del coseno) ottenere la generica FIBFs, ovvero:

$$FIBFs = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{k=0}^{N-1} \sigma_k H_l[k] X_{c2}[k] \cos\left(\frac{\pi k(2n+1)}{2N}\right)$$

$$H_l[k] = \begin{cases} 1 & (K_{l-1} + 1) \leq k \leq K_l \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$\sigma_k = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & k = 0 \\ 1 & k \neq 0 \end{cases}$$

$X_{c2}[k]$ è la generica sequenza DCT del segnale $S[n]$ che viene normalizzata tramite σ_k e filtrata con l'applicazione di $H_l[k]$. È chiaro anche dalla teoria che queste FIBFs ottenute tramite (IDCT) non sono altro che un segnale nel dominio del tempo ricostruito dai rispettivi campioni della DCT.

Secondo l'applicazione pratica del caso di studio preso in esame: [14] il segnale PPG registrato è stato processato e decomposto in 10 FIBFs (come rappresentato in Fig.14 [14]).

In ascissa viene rappresentato il tempo in secondi, in ordinata l'ampiezza in *milli-Volt* (mV).

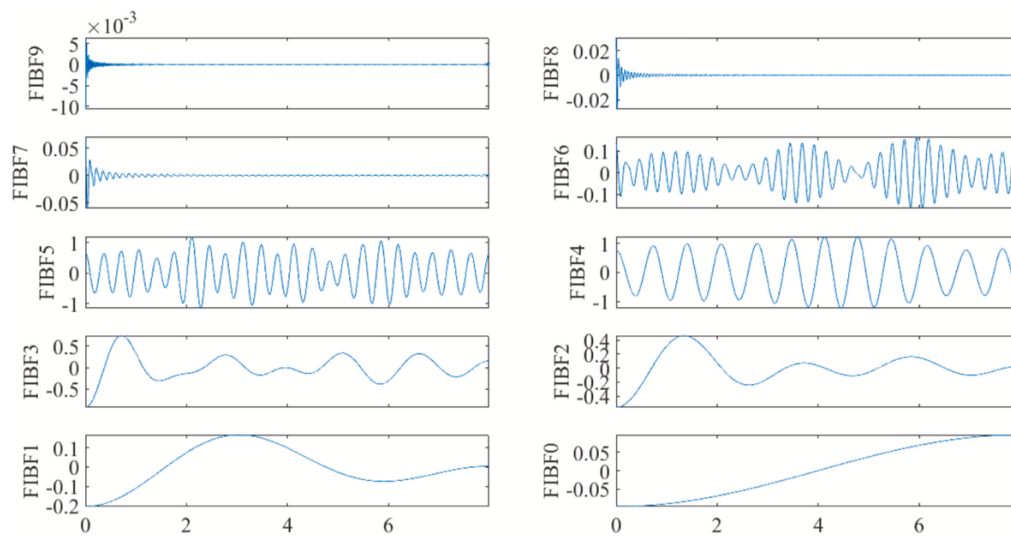


Figura 14

Rappresentazione delle varie FIBFs (funzioni nel dominio del tempo) in cui si suddivide il segnale PPG di partenza, ogni una di esse rappresenta una componente del segnale più o meno utile, più o meno affetta da rumore. Le FIBF0 e 1 sono associate a componenti del segnale di bassa energia (hanno un basso contributo), dalla FIBF2 a 6 si individuano le principali componenti di rumore pertanto andranno scartate nella ricostruzione del segnale, mentre le restanti contengono le principali informazioni per la ricostruzione del segnale

L'algoritmo in questione elabora finestre di durata 8-secondi alla volta, associando a ciascuna i relativi parametri e dunque le relative FIBFs, di conseguenza man mano che il segnale viene analizzato le FIBFs cambiano acquisendo nuovi valori.

Come si può osservare in Fig.15, la FIBF0 e FIBF1 contengono informazioni a bassa energia associate ad esempio all'atto respiratorio, dalla FIBF2 alla FIBF6 appaiono segnali associati alle componenti di MA mentre la FIBF7 e FIBF8 contengono la maggior parte delle informazioni per la ricostruzione del segnale PPG privo di artefatti.

Compreso il funzionamento appare conveniente calcolare per il segnale PPG solo 3 FIBFs selezionando tre diverse frequenze di taglio corrispondenti all'output desiderato (0.4 – 4 Hz) (Fig.15 [14]):

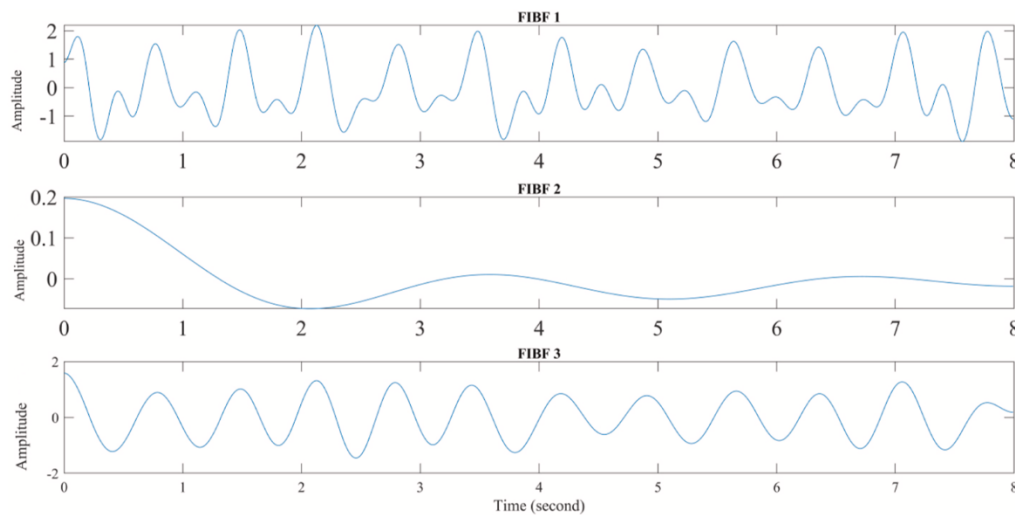


Figura 15

FIBFs (funzioni nel dominio del tempo) di interesse primario in cui è suddiviso il segnale PPG, la prima rappresenta il segnale utile, le ultime due sono identificative del rumore

La seconda e la terza FIBFs siano associate a rumore mentre la prima rappresenta il segnale ricercato. Di fatto si ottengono le 3 FIBFs tramite una sola conversione DCT del segnale e tre riconversioni finali IDCT. [14]

STIMA DEL BATTITO TRAMITE FFT:

Dal punto precedente è emerso come sia possibile ricostruire il segnale di interesse a partire dall'unione delle FIBFs prive di artefatti, a questo punto dal segnale nel dominio del tempo bisogna ricercare la miglior strategia per la stima del parametro HR.

A tal proposito secondo l'algoritmo in questione risulta vantaggioso analizzare il segnale nel dominio delle frequenze sfruttando per la conversione la FFT (molto efficiente a livello computazionale), tramite la quale si cercherà di individuare, in ciascuna finestra di 8 secondi di osservazione del segnale, il picco di ampiezza massima.

Tale picco sarà associato al battito cardiaco qualora ricada entro il range di frequenze di interesse, altrimenti sarà considerato erroneo, inoltre, può accadere che la frequenza associata

al battito cardiaco sia nascosta da una residua componente di MA particolarmente accentuata, impedendo secondo il seguente schema di individuarla.

Tuttavia, è possibile ovviare a questa complicazione sfruttando ragionevoli considerazioni riguardo il funzionamento fisiologico del cuore: dato che nell'analisi del battito cardiaco si osservano finestre di breve durata che condividono il 75% dei campioni della finestra precedente, il segnale PPG che ad ogni ciclo viene studiato presenta poche nuove informazioni derivanti da 2 secondi di nuova acquisizione. Pertanto, nel breve intervallo di 2 secondi di differenza tra finestre adiacenti la probabilità di un'importante alterazione del battito è molto bassa.

Questo ci consente di affermare che se il battito di una finestra supera la soglia limite di battito rispetto la finestra precedente allora si può concludere con certezza che l'HR della finestra corrente è pesantemente affetto da MA, ovvero errato nella stima.

Dunque, è ragionevole concludere che se la differenza tra $HR_{estimated}$ della finestra corrente e quello della precedente differiscono di oltre 5BPM allora l'HR della finestra di osservazione è ottenibile come la media degli HR delle due finestre precedenti, come riportato di seguito, dove b indica la finestra di analisi:

$$HR_{estimated} = \begin{cases} \frac{HR(b-2) + HR(b-1)}{2} & \text{se } |HR(b) - HR(b-1)| \geq 5 \\ HR(b) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

A questo punto non resta che valutare le performance dell'algoritmo proposto tramite il calcolo dell'errore tra $HR_{estimated}$ e HR_{true} valutando l'errore medio assoluto (MAE) e l'errore percentuale assoluto (PAE), definiti come segue:

$$MAE = \frac{1}{W} \sum_{b=1}^W AE(b) ; \quad PAE = \frac{1}{W} \sum_{b=1}^W \frac{AE(b)}{HR_{true}(b)} \cdot 100$$

Dove: $AE(b) = |HR_{true}(b) - HR_{estimated}(b)|$

3.3.2 RISULTATI DELL'ALGORITMO

L'algoritmo presentato risulta molto efficiente a livello computazionale e presenta un'alta accuratezza nel tracciamento del battito cardiaco durante intensa attività fisica.

In particolare la tecnica di rimozione del rumore tramite FDM non solo risulta estremamente accurata, ma la sua grande efficienza in termini di velocità e complessità di calcolo portano ad una richiesta energetica esigua rispetto ad altre tecniche. È possibile concludere che si tratta di un algoritmo adatto all'impiego in dispositivi indossabili per la stima del battito cardiaco in tempo reale.

Infatti, sappiamo che il dispendio energetico è un elemento cruciale per lo sviluppo di strumenti tecnologici, e un dato che lo influenza pesantemente è proprio la complessità computazionale. Questa può variare a seconda di vari parametri ma su tutti si ricorda sicuramente la frequenza di campionamento: a seconda dell'intervallo temporale di acquisizione e analisi del dato saranno disponibili più o meno campioni del segnale PPG da analizzare e dunque saranno variabili i tempi e la complessità di elaborazione. Si è osservato che questa considerazione è valida per algoritmi come TROIKA, ma non altrettanto per quest'ultimo, infatti, dai test svolti a diverse frequenze di campionamento (25 e 125) Hz si apprezza come i risultati siano rimasti sostanzialmente invariati.

Questa analisi è stata condotta su alcuni segnali associati a specifici soggetti appartenenti al dataset IEEE SPC, per evidenziare come indipendentemente dalla frequenza di campionamento scelta il metodo proposto presenterà sempre il medesimo errore medio assoluto (MAE). [14]

Infine, è interessante notare come oltre a tutti questi elementi che influenzano la durata della batteria vadano inseriti anche gli accelerometri eventualmente impiegati che si occupano di parte dell'acquisizione del segnale, componenti che non sono presenti nella tecnica a FDM ma sono richiesti in algoritmi come TROIKA.

I risultati ottenuti si basano su dataset noti: IEEE SPC e BAMI, per i quali si erano distinti diversi sottogruppi di individui in base all'attività svolta, al range di età e al sesso. Per questo motivo è opportuno considerare il successo dei risultati osservando gli specifici sottogruppi di ciascun dataset.

IEEE SPC DATASET:

Valutando le performance del metodo FDM su questo dataset si sono ottenuti i seguenti risultati: l'errore medio assoluto e quello percentuale associati al primo gruppo di individui sono rispettivamente di (1.82, 1.66) BPM mentre per il secondo gruppo (1.87, 1.71) BPM.

Questi valori sono un buon riferimento e consentono di affermare che questa tecnica ha performance migliori rispetto a molti altri efficienti algoritmi, infatti, nessuno degli esistenti

algoritmi che si sono proposti di processare i dati di questo dataset è stato in grado di raggiungere valori così bassi di errore. La differenza con lo stesso TROIKA è notevole in quanto riporta per il primo gruppo di soggetti i seguenti valori di MAE e PAE rispettivamente (2.73, 2.33) BPM. [14]

Va sottolineato come non solo questo lavoro risulta meno stressante a livello computazionale ma non richiede nemmeno che nella fase iniziale delle misurazioni si attenda per qualche secondo affinché l'algoritmo si resettasse, come accadeva per TROIKA. Appare dunque più affidabile, meno dispendioso in termini energetici e il più veloce come testimoniato dai dati raccolti sui tempi computazionali (sempre in relazione agli algoritmi esistenti che hanno testato la loro validità sull'IEE SPC dataset): supera di quasi 300 secondi in rapidità le versioni più aggiornate di TROIKA. [14]

Infine, per quanto riguarda la qualità dei risultati ottenuti è interessante mettere in luce l'accuratezza del dato $HR_{estimated}$ rispetto ad HR_{true} , quello che si apprezza è una forte dipendenza lineare supportata da un ottimale coefficiente di correlazione di Pearson pari a 0.993, come mostrato in Fig.16 [14]

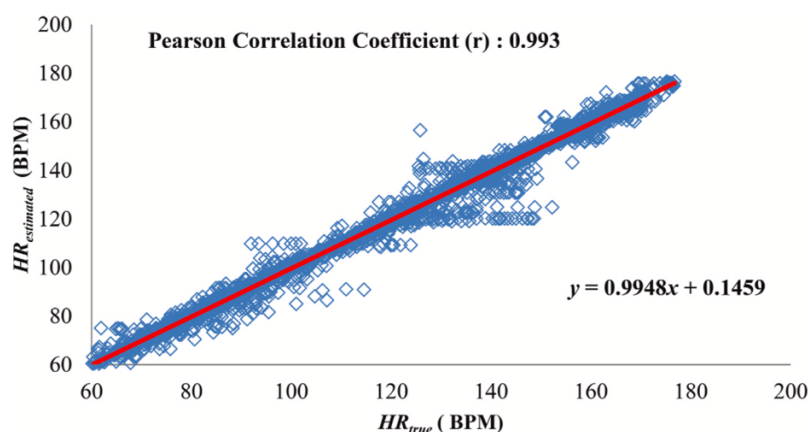


Figura 16

Rappresentazione del grado di dipendenza lineare tra battito cardiaco reale e quello stimato, espressa mediante coefficiente di correlazione di Pearson pari a 0.993. È riportata sulla destra anche l'equazione della retta che individua la miglior approssimazione lineare tra i campioni raccolti.

BAMI DATASET:

Anche per questo dataset si confermano i risultati ottenuti per il precedente a testimonianza della solidità dell'algoritmo proposto che ancora una volta supera in prestazioni tutti gli altri lavori che impiegano BAMI.

Il dataset era stato suddiviso come per IEEE SPC in due sottogruppi di soggetti che svolgono attività fisica intensa, denominati BAMI-I e BAMI-II, per i quali si riportano i seguenti risultati:

BAMI-I presenta MAE e PAE rispettivamente di (1.33, 1.13) BPM mentre BAMI-II di (1.45, 1.17) BPM. Analogamente al caso del dataset IEEE SPC anche per questi ultimi due insiemi di dati, gli errori registrati dall'algorithmo proposto sono i più contenuti in relazione a tutte le altre tecniche esistenti ad evidenziare nuovamente la solidità ed efficacia del metodo FDM. [14]

Inoltre anche in questo caso il coefficiente di correlazione di Pearson risulta molto promettente, con un valore di 0.994 a sostegno di una forte relazione lineare tra il dato di $HR_{estimated}$ e HR_{true} , come dimostrato tramite Fig. 17 [14].

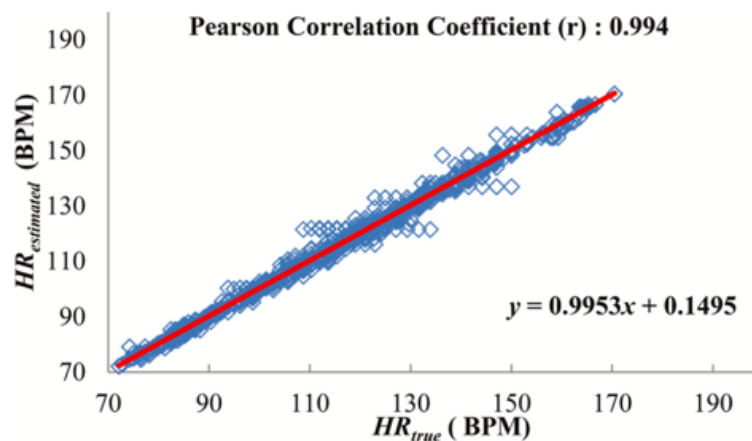


Figura 17

Rappresentazione del grado di dipendenza lineare tra battito cardiaco reale e quello stimato, espressa mediante coefficiente di correlazione di Pearson pari a 0.994. È riportata sulla destra anche l'equazione della retta che individua la miglior approssimazione lineare tra i campioni raccolti

CAPITOLO 4 – CONCLUSIONI

La fotoplethysmografia e tutti i dispositivi tecnologici che la sfruttano rappresentano una grande frontiera per l'innovazione sanitaria. Come compreso nei capitoli precedenti si tratta di una tecnica dalle sorprendenti potenzialità, ed il primo elemento che contribuisce al suo successo e apprezzamento è senza dubbio la non invasività delle misurazioni.

Ad oggi tramite comodi e pratici dispositivi indossabili come saturimetri, “smartwatch”, fasce cardiache, applicabili in varie sedi anatomiche, e molti altri dispositivi è possibile ricevere in tempo reale e con la massima semplicità importanti informazioni sanitarie. Questo consente ai soggetti più fragili di facilitare un rapido e quotidiano monitoraggio della loro salute cardiovascolare, favorendo controlli medici da remoto ed inoltre si osserva un crescente utilizzo di questa tecnologia anche in ambito sportivo per atleti di tutti i livelli.

È importante ricordare che la comodità e non invasività degli strumenti che impiegano la fotoplethysmografia richiedono un prezzo da pagare, questo trade off lo si osserva nella qualità delle misurazioni che nei casi più estremi risultano meno accurate. Dalla trattazione svolta nel terzo capitolo emerge chiaramente come la questione del rumore sia un fattore dominante e costante, in particolar modo un accentuato movimento del sito anatomico di misurazione sembra influenzare negativamente il segnale. La presenza di artefatti mette a dura prova questa tecnologia che richiede un adeguato supporto energetico per il funzionamento dei LED luminosi, e per soddisfare la complessità computazionale degli algoritmi impiegati per il filtraggio del segnale.

Si comprende dunque che riuscire a racchiudere in un dispositivo di piccole dimensioni (che risulti comodo, semplice e non invasivo) una circuiteria in grado di restituire risultati accurati con batterie adeguate al consumo energetico richiesto, è una sfida che ancora oggi si cerca di portare a termine nel modo più efficiente possibile.

BIBLIOGRAFIA

- [1] F. Riaz, M. A. Azad, J. Arshad, M. Imran, A. Hassan, and S. Rehman, "Pervasive blood pressure monitoring using Photoplethysmogram (PPG) sensor," *Future Generation Computer Systems*, vol. 98, pp. 120–130, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.future.2019.02.032.
- [2] H. W. Loh *et al.*, "Application of photoplethysmography signals for healthcare systems: An in-depth review," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 216. Elsevier Ireland Ltd, Apr. 01, 2022. doi: 10.1016/j.cmpb.2022.106677.
- [3] A. A. Alian and K. H. Shelley, "Photoplethysmography," *Best Practice and Research: Clinical Anaesthesiology*, vol. 28, no. 4. Bailliere Tindall Ltd, pp. 395–406, 2014. doi: 10.1016/j.bpa.2014.08.006.
- [4] J. Allen, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiological Measurement*, vol. 28, no. 3. Institute of Physics Publishing, Mar. 01, 2007. doi: 10.1088/0967-3334/28/3/R01.
- [5] K. R. Arunkumar and M. Bhasker, "Heart rate estimation from wrist-type photoplethysmography signals during physical exercise," *Biomed Signal Process Control*, vol. 57, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2019.101790.
- [6] E. D. Chan, M. M. Chan, and M. M. Chan, "Pulse oximetry: Understanding its basic principles facilitates appreciation of its limitations," *Respiratory Medicine*, vol. 107, no. 6. pp. 789–799, Jun. 2013. doi: 10.1016/j.rmed.2013.02.004.
- [7] I. Oshina and J. Spigulis, "Beer–Lambert law for optical tissue diagnostics: current state of the art and the main limitations," *J Biomed Opt*, vol. 26, no. 10, Oct. 2021, doi: 10.1117/1.jbo.26.10.100901.
- [8] H. Lee, H. Chung, H. Ko, and J. Lee, "Wearable Multichannel Photoplethysmography Framework for Heart Rate Monitoring during Intensive Exercise," *IEEE Sens J*, vol. 18, no. 7, pp. 2983–2993, Apr. 2018, doi: 10.1109/JSEN.2018.2801385.
- [9] A. Bestbier, "Monitoring core temperature, heart rate, respiratory rate and EEG of an infant through a wireless ear probe," 2016, doi: 10.13140/RG.2.2.29709.95203.
- [10] E. M. G. Rodrigues, R. Godina, C. M. P. Cabrita, and J. P. S. Catalão, "Experimental low cost reflective type oximeter for wearable health systems," *Biomed Signal Process Control*, vol. 31, pp. 419–433, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.bspc.2016.09.013.
- [11] M. Nardelli and R. Bailón, "Advances in Wearable Photoplethysmography Applications in Health Monitoring," *Sensors*, vol. 23, no. 16. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), Aug. 01, 2023. doi: 10.3390/s23167064.

- [12] X. Zheng, V. M. Dwyer, L. A. Barrett, M. Derakhshani, and S. Hu, "Adaptive notch-filtration to effectively recover photoplethysmographic signals during physical activity," *Biomed Signal Process Control*, vol. 72, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2021.103303.
- [13] F. Fan, Y. Yan, Y. Tang, and H. Zhang, "A motion-tolerant approach for monitoring SpO₂ and heart rate using photoplethysmography signal with dual frame length processing and multi-classifier fusion," *Comput Biol Med*, vol. 91, pp. 291–305, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.compbimed.2017.10.017.
- [14] Pankaj, A. Kumar, R. Komaragiri, and M. Kumar, "Reference signal less Fourier analysis based motion artifact removal algorithm for wearable photoplethysmography devices to estimate heart rate during physical exercises," *Comput Biol Med*, vol. 141, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.compbimed.2021.105081
- [15] Z. Zhang, Z. Pi, and B. Liu, "TROIKA: A general framework for heart rate monitoring using wrist-type photoplethysmographic signals during intensive physical exercise," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 62, no. 2, pp. 522–531, Feb. 2015, doi: 10.1109/TBME.2014.2359372.
- [16] I. F. Gorodnitsky and B. D. Rao, "Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: a re-weighted minimum norm algorithm" *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, no. 3, pp. 600-616, Mar. 1997, doi: 10.1109/78.558475
- [17] J. Gu *et al.*, "Generalized singular spectrum analysis for the decomposition and analysis of non-stationary signals," *J Franklin Inst*, vol. 361, no. 6, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.jfranklin.2024.106696.
- [18] R. Yousefi, M. Nourani, S. Ostadabbas, and I. Panahi, "A motion-tolerant adaptive algorithm for wearable photoplethysmographic biosensors," *IEEE J Biomed Health Inform*, vol. 18, no. 2, pp. 670–681, 2014, doi: 10.1109/JBHI.2013.2264358.
- [19] Ming-Zher Poh, Nicholas C. Swenson, and Rosalind W. Picard, "Motion-tolerant magnetic earring sensor and wireless earpiece for wearable photoplethysmography," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 3, pp. 786–794, Feb. 2010, doi: 10.1109/TITB.2010.2042607
- [20] H. Chung, H. Ko, H. Lee, and J. Lee, "Deep Learning for Heart Rate Estimation from Reflectance Photoplethysmography with Acceleration Power Spectrum and Acceleration Intensity," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 63390–63402, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2981956.