



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

---

Corso di Laurea in Ingegneria Biomedica

**Elaborazione di video e immagini RGB per  
l'estrazione del battito cardiaco con diversi  
frame rate**

*Relatore:*

**Prof. Ennio Gambi**

*Tesi di Laurea di:*

*Sara D'Agostino*

*Correlatore:*

**Ing. Manola Ricciuti**

# INDICE

<b>1.</b>	<b><u>INTRODUZIONE .....</u></b>	<b><u>7</u></b>
<b>1.</b>	<b><u>CAPITOLO 1 .....</u></b>	<b><u>8</u></b>
1.1.	STATO DELL'ARTE	8
1.2.	METODI CLASSICI E APPROCCIO SENZA CONTATTO PER IL RILEVAMENTO DEL BATTITO CARDIACO	9
1.3.	SEGNALE ECG: CENNI	11
1.4.	SEGNALI PPG E VPG	14
<b>2.</b>	<b><u>CAPITOLO 2 .....</u></b>	<b><u>15</u></b>
2.1	LO SPAZIO DI COLORE RGB	15
2.2	METODO EVM: INFORMAZIONI GENERALI	16
2.3	METODO ICA: INFORMAZIONI GENERALI	17
2.4	METODO PCA: INFORMAZIONI GENERALI	17
<b>3.</b>	<b><u>CAPITOLO 3 .....</u></b>	<b><u>19</u></b>
3.1	SETUP	19
3.2	APPLICAZIONE DEL METODO EVM	19
3.2.1	SCelta DELLE REGIONI DI INTERESSE	20
3.3	PCA	21
3.4	ESTRAZIONE DEL SEGNALE VPG E DELLA FREQUENZA CARDIACA	21
<b>4.</b>	<b><u>CAPITOLO 4 .....</u></b>	<b><u>23</u></b>
4.1	RISULTATI COMPLESSIVI	23
4.2	RISULTATI RELATIVI AI SINGOLI INDIVIDUI	31
	INDIVIDUO A	31
	INDIVIDUO B	33
	INDIVIDUO C	34
	INDIVIDUO D	36
	INDIVIDUO E	38
4.3	OSSERVAZIONI SULLE CONDIZIONI OPERATIVE	39

4.4 DISCUSSIONI FINALI	45
4.5 CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI	48
<b>BIBLIOGRAFIA .....</b>	<b>50</b>

## INDICE DELLE FIGURE

FIGURA 1.1 ANDAMENTO TIPICO DEL SEGNALE ECG. SI INDIVIDUANO, NELL'ORDINE, L'ONDA P, IL COMPLESSO QRS E L'ONDA T.	13
FIGURA 1.2. RAPPRESENTAZIONE DELL'ONDA ELETTROCARDIOGRAFICA IN RELAZIONE AL CICLO CARDIACO	13
FIGURA 1.3. SCHEMA DI FUNZIONAMENTO DI UN PULSOSSIMETRO E CORRISPETTIVO SEGNALE PPG RILEVATO	14
FIGURA 2.1. LO SPAZIO DI COLORE.	16
FIGURA 3.1 SCHEMA DELL'ALGORITMO	20
FIGURA 3.2. ACQUISIZIONE N°1: POSIZIONAMENTO DELLE ROI	21
FIGURA 3.3. PCA TRAMITE SVD	21
FIGURA 4.1 CASO MIGLIORE EVM – ACQUISIZIONE N°10, INDIVIDUO C	23
FIGURA 4.2 CASO MIGLIORE EVM – SEGNALE VPG NEL TEMPO. I	24
FIGURA 4.3 CASO MIGLIORE EVM – TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG.	24
FIGURA 4.4 CASO PEGGIORE EVM – FATTORE DI AMPLIFICAZIONE A=25 – ACQUISIZIONE N°1, INDIVIDUO C	25
FIGURA 4.5 . FATTORE DI AMPLIFICAZIONE A=50 – ACQUISIZIONE N° 1, INDIVIDUO C	25
FIGURA 4.6 CASO PEGGIORE EVM - SEGNALE VPG NEL TEMPO.	26
FIGURA 4.7 CASO PEGGIORE EVM – TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG.	26
FIGURA 4.8 CASO MIGLIORE PCA – ACQUISIZIONE N°2, INDIVIDUO D	27
FIGURA 4.9 CASO MIGLIORE - SEPARAZIONE DEI CANALI RGB CON IL METODO ICA	27
FIGURA 4.10 SEGNALE VPG NEL TEMPO RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 2 DELL'INDIVIDUO D: CANALE ROSSO	28
FIGURA 4.11 TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 2 DELL'INDIVIDUO D: CANALE ROSSO	28
FIGURA 4.12 SEGNALE VPG NEL TEMPO RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 2 DELL'INDIVIDUO D: CANALE VERDE	28
FIGURA 4.13 TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 2 DELL'INDIVIDUO D: CANALE VERDE	28
FIGURA 4.14 SEGNALE VPG NEL TEMPO RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 2 DELL'INDIVIDUO D: CANALE BLU	28
FIGURA 4.15 TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 2 DELL'INDIVIDUO D: CANALE BLU	28
FIGURA 4.16 CASO PEGGIORE PCA – ACQUISIZIONE N°5, INDIVIDUO D	29
FIGURA 4.17 CASO PEGGIORE – SEPARAZIONE DEI CANALI RGB CON IL METODO ICA	29
FIGURA 4.18 SEGNALE VPG NEL TEMPO RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 5 DELL'INDIVIDUO D: CANALE ROSSO	30
FIGURA 4.19 TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 5 DELL'INDIVIDUO D: CANALE ROSSO	30
FIGURA 4.20 SEGNALE VPG NEL TEMPO RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 5 DELL'INDIVIDUO D: CANALE VERDE	30
FIGURA 4.21 TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 5 DELL'INDIVIDUO D: CANALE VERDE	30
FIGURA 4.22 SEGNALE VPG NEL TEMPO RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 5 DELL'INDIVIDUO D: CANALE BLU	30
FIGURA 4.23 TRASFORMATA DI FOURIER DEL SEGNALE VPG RELATIVO ALL'ACQUISIZIONE 5 DELL'INDIVIDUO D: CANALE BLU	30
FIGURA 4.24	33
FIGURA 4.25	34
FIGURA 4.26	36
FIGURA 4.27	37
FIGURA 4.28	39
FIGURA 4.29 DISPERSIONE DEGLI ERRORI PERCENTUALI DELL'EVM RISPETTO ALLA LUMINOSITÀ ESPRESSA IN UNITÀ RELATIVE.	42
FIGURA 4.30 DISPERSIONE DEGLI ERRORI PERCENTUALI DEI TRE CANALI DELLA PCA RISPETTO ALLA LUMINOSITÀ ESPRESSA IN UNITÀ RELATIVE	43

## INDICE DELLE TABELLE

TABELLA 4.1 ERRORI PERCENTUALI: EVM E PCA (CANALE VERDE, ROSSO E BLU)	23
TABELLA 4.2 TABELLA DEI VALORI RELATIVI ALL'ACQUISIZIONE N°10, INDIVIDUO C	24
TABELLA 4.3 TABELLA DEI VALORI RELATIVI ALL'ACQUISIZIONE N°1, INDIVIDUO C	25
TABELLA 4.4 CASO MIGLIORE ICA CON PCA	27
TABELLA 4.5 CASO PEGGIORE ICA CON PCA	29
TABELLA 4.6 CONFRONTO METODI EVM E PCA RISPETTO ALLO STRUMENTO DI RIFERIMENTO	32
TABELLA 4.7 ERRORI RELATIVI PERCENTUALI DEI METODI EVM E PCA RISPETTO AL RIFERIMENTO INDICATO CON P	32
TABELLA 4.8	32
TABELLA 4.9 CONFRONTO METODI EVM E PCA RISPETTO ALLO STRUMENTO DI RIFERIMENTO	33
TABELLA 4.10 ERRORI RELATIVI PERCENTUALI DEI METODI EVM E PCA RISPETTO AL RIFERIMENTO INDICATO CON P	34
TABELLA 4.11	34
TABELLA 4.12 CONFRONTO METODI EVM E PCA RISPETTO ALLO STRUMENTO DI RIFERIMENTO	35
TABELLA 4.13 ERRORI RELATIVI PERCENTUALI DEI METODI EVM E PCA RISPETTO AL RIFERIMENTO INDICATO CON P	35
TABELLA 4.14	36
TABELLA 4.15 CONFRONTO METODI EVM E PCA RISPETTO ALLO STRUMENTO DI RIFERIMENTO	37
TABELLA 4.16 ERRORI RELATIVI PERCENTUALI DEI METODI EVM E PCA RISPETTO AL RIFERIMENTO INDICATO CON P	37
TABELLA 4.17	37
TABELLA 4.18 CONFRONTO METODI EVM E PCA RISPETTO ALLO STRUMENTO DI RIFERIMENTO	38
TABELLA 4.19 ERRORI RELATIVI PERCENTUALI DEI METODI EVM E PCA RISPETTO AL RIFERIMENTO INDICATO CON P	38
TABELLA 4.20	38
TABELLA 4.21 VALORI MEDI DEGLI ERRORI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI A 60 FPS	40
TABELLA 4.22 ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI A 60 FPS	40
TABELLA 4.23 VALORI MEDI DEGLI ERRORI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI A 30 FPS	41
TABELLA 4.24 ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI A 30 FPS	41
TABELLA 4.25 LUMINOSITÀ TRA 24 LUX (MOLTO BASSA) E 203 LUX (BASSA) – VALORI MEDI DEGLI ERRORI	42
TABELLA 4.26 LUMINOSITÀ TRA 2143 LUX E 6650 LUX – VALORI MEDI DEGLI ERRORI	42
TABELLA 4.27 MAKE UP - VALORI MEDI DEGLI ERRORI	44
TABELLA 4.28 MAKE UP - ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI	44
TABELLA 4.29 BARBA – VALORI MEDI DEGLI ERRORI	44
TABELLA 4.30 BARBA - ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI	44
TABELLA 4.31 OCCHIALI DA VISTA – VALORI MEDI DEGLI ERRORI	45
TABELLA 4.32 OCCHIALI DA VISTA - ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI	45
TABELLA 4.33 CONDIZIONI BUONE – VALORI MEDI DEGLI ERRORI	46
TABELLA 4.34 CONDIZIONI BUONE - ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI	46
TABELLA 4.35 CONDIZIONI IDEALI – VALORI MEDI DEGLI ERRORI	46
TABELLA 4.36 CONDIZIONI IDEALI - ERRORI PERCENTUALI DI TUTTE LE ACQUISIZIONI	47

## LISTA DELLE ABBREVIAZIONI

EVM	Eulerian Video Magnification
ICA	Independent Component Analysis
PCA	Principal Component Analysis
FFT	Fast Fourier Transform
PPG	Photoplethysmography
VPG	Videoplethysmography
ECG	Elettrocardiogramma
HR	Heart Rate
bpm	beats per minute
ROI	Regions Of Interest
JADE	Joint Approximate Diagonalization of Eigen matrices
MSPCA	Multi-scale Principal Component Analysis
BSS	Blind Source Separation
SHIBBS	Shifted Block Blind Separation
PC	Principal Components
SVD	Singular Value Decomposition
fps	frames per second

## INTRODUZIONE

La rilevazione dei parametri vitali è una delle prime operazioni da effettuare su un paziente qualora se ne voglia valutare lo stato di salute. Tra questi, sicuramente assume una grande importanza la frequenza cardiaca, che si definisce come il numero di battiti cardiaci misurati in un minuto. Per riuscire ad ottenere un valore accurato, si ricorre attualmente all'utilizzo dell'elettrocardiografo, uno strumento che permette la registrazione dell'attività cardiaca, ma che, per rendere possibile ciò, richiede il posizionamento di alcuni elettrodi in punti specifici del corpo. Questo approccio implica, perciò, il contatto tra lo strumento e il paziente, risultando spesso scomodo e poco pratico. Lo scopo di questa tesi è quello di illustrare un nuovo metodo per l'estrazione dello stesso parametro, ma da remoto, escludendo, cioè, ogni tipo di interazione diretta, effettuando registrazioni video del volto del soggetto. Il principio su cui questa tecnica alternativa si basa è l'amplificazione, tramite tecniche specifiche, del colore della pelle che, seppure in maniera impercettibile macroscopicamente, subisce delle variazioni ad ogni pompaggio cardiaco.

In particolare, il primo capitolo è dedicato all'introduzione di nozioni fondamentali affinché la successiva descrizione dell'esperimento possa essere compresa al meglio (si definiranno cioè il significato di frequenza cardiaca e dei segnali ECG, PPG e VPG), in aggiunta ad una panoramica generale sui precedenti lavori di letteratura svolti nello stesso ambito. La definizione di spazio di colore RGB sarà l'oggetto del capitolo 2, in cui verranno delineate anche le tre tecniche utilizzate: *Eulerian Video Magnification*, *Independent Component Analysis* e *Principal Component Analysis*.

Nel capitolo 3 saranno illustrati gli algoritmi in maniera più specifica e saranno definiti i criteri di scelta di tutti i valori da settare, mentre nel quarto, ed ultimo, saranno mostrati i risultati relativi agli esperimenti effettuati e verranno tratte conclusioni riguardanti le condizioni di lavoro ottime in cui eseguire la prova.

## CAPITOLO 1

### 1.1. Stato dell'Arte

Negli ultimi anni, molti studi sono stati condotti in questo ambito, con il fine di individuare le tecniche e le condizioni operative migliori per un'estrazione accurata dell'heart rate a partire da segnali video.

Rahman et al. [1], ad esempio, hanno messo a confronto i risultati ottenuti in *real time* e *offline* su 10 persone con tre tecniche diverse: la FFT (*Fast Fourier Transform*), la ICA (*Independent Component Analysis*) e la PCA (*Principal Component Analysis*). Nel primo caso sono stati calcolati i valori medi dei singoli segnali R, G e B; nel secondo caso si è sfruttato un particolare algoritmo della ICA, il JADE (*Joint Approximate Diagonalization of Eigen matrices*), per decomporre il segnale di partenza in tre componenti indipendenti (le componenti R, G e B), di cui quella avente il picco maggiore nel proprio spettro di potenza è stata selezionata per un'ulteriore analisi; il metodo della PCA, invece, è stato usato per ricavare immediatamente le componenti principali del segnale di partenza. I migliori risultati, sia in tempo reale che *offline*, sono stati ottenuti, nell'ordine, con PCA, ICA e FFT, sebbene non si sia tenuto conto di eventuali artefatti da movimento. Una soluzione che prevede la riduzione di questi ultimi è stata proposta da Ram et al. [3]: la *Multi-scale Principal Component Analysis* (MSPCA), che combina la PCA con la trasformata di *wavelet*, particolarmente utile per il *denoising* quando si ha a che fare con segnali non stazionari, come nel nostro caso.

Continuando ad analizzare la PCA, è bene introdurre lo studio di Yu et al. [9] che illustra il metodo da applicare per assicurarsi che le componenti principali estratte siano incorrelate tra loro. È matematicamente dimostrabile, infatti, la presenza di una certa dipendenza tra le PC e la durata del video registrato: chiamato  $R_{avg}$  il coefficiente di correlazione medio tra tutte le componenti principali, il criterio che definisce la durata minima del video affinché sia garantita l'incorrelazione impone che la registrazione debba essere interrotta quando la differenza tra gli  $R_{avg}$  di 3 frame consecutivi risulta essere minore di  $2 \times 10^{-4}$ .

Diversamente da quanto sperimentato da Rahman et al., nello studio effettuato da Ostankovich et al. [7] l'algoritmo JADE si è rivelato migliore rispetto alla PCA e ad altri metodi della *Blind Source Separation* (BSS), tra cui FastICA e SHIBBS (*Shifted Block Blind Separation*), il quale opera in maniera analoga al JADE per la separazione delle fonti del segnale, ma è più veloce nell'elaborazione di dati ad alto contenuto informativo. La PCA, di nostro interesse, ha presentato risultati con uno scarto quadratico medio rispetto al valore vero pari a 4.60 (contro il 2.07 del JADE).



Ancora, è stata presa in analisi la tecnica ICA da Poh et al. [4], utilizzata per l'estrazione di più parametri vitali (frequenza respiratoria, frequenza cardiaca e variabilità cardiaca). Per rendere l'acquisizione meno soggetta ad errore, sono stati calcolati gli angoli limite oltre i quali il paziente non avrebbe dovuto ruotare il capo: per l'asse corrispondente al rollio  $33.4^\circ \pm 2.34^\circ$ , per il beccheggio  $32.6^\circ \pm 4.84^\circ$  e per l'imbardata  $18.6^\circ \pm 3.75^\circ$ .

Un'ulteriore tecnica, non ancora citata, utilizzata per la misurazione della frequenza cardiaca da remoto è l'EVM (*Eulerian Video Magnification*), che ha dato ottimi risultati ad Alghoul et al. [2]. Tuttavia, è stato anche provato che tramite questo metodo non è possibile eliminare il rumore ad alta frequenza, per cui è bene utilizzarlo solo qualora l'intenzione sia quella di misurare parametri nel dominio del tempo. Per lo studio della variabilità cardiaca, ad esempio, sono più indicate altre tecniche, come la ICA, che separa il segnale in componenti indipendenti e lo rende meno rumoroso. Sono inoltre da tenere in considerazione le condizioni di luminosità in cui si opera: l'EVM, ad esempio, si rivela efficace solo nei casi in cui essa assume valori non inferiori ai 600 lux, o, ancora meglio, superiori ai 700 lux, soprattutto nel caso di luce artificiale, come dimostrato da Miljčević et al. [5]. Osservazioni analoghe sono state fatte da Fletcher et al. [6]: per la maggior parte degli algoritmi utilizzati sono stati ottenuti risultati ottimi per valori di luce compresi nel range 1000 – 4000 lux (in particolare con luce naturale e con luce proveniente da lampadine fluorescenti compatte), mentre un errore più rilevante si è letto con valori inferiori ai 500 lux o superiori ai 4000 lux, a causa della saturazione del colore per alta luminosità. Questi ultimi studi sono successivi a quello di Verkruysse et al. [8], che sono stati i primi a sperimentare l'utilizzo di luce naturale, piuttosto che luce artificiale con particolari caratteristiche. In particolare, il canale verde si è rivelato essere quello contenente in maniera più intensa il segnale pletismografico (poiché l'emoglobina assorbe meglio la luce verde rispetto a quella rossa e penetra più profondamente nella pelle); tuttavia i canali R e B devono comunque essere presi in considerazione in quanto portatori di informazioni complementari sul segnale stesso.

## 1.2. Metodi classici e approccio senza contatto per il rilevamento del battito cardiaco

La frequenza cardiaca si definisce come il numero di battiti cardiaci nell'unità di tempo, il minuto (da qui il nome dell'unità di misura: bpm, *beats per minute*). Tipicamente, in un soggetto adulto, in salute e a riposo, può assumere valori compresi tra i 60 e i 100 bpm, sebbene siano molti i fattori che ne influenzano la variabilità e che ci permettono di distinguere tra una condizione fisiologica e una condizione patologica (tra questi l'età, la postura, lo stile di vita, l'assunzione di sostanze

stimolanti o di farmaci, un'emorragia in corso, il livello di stress). Nel caso in cui si rilevi un valore inferiore ai 60 bpm, si parlerà di soggetto bradicardico; al contrario, un soggetto tachicardico sarà colui avente frequenza cardiaca superiore ai 100 bpm. Entrambe sono manifestazioni di aritmie cardiache, ovvero di una condizione non fisiologica.

Il calcolo della frequenza cardiaca può essere effettuato in diverse modalità. Prima fra tutte, la più semplice e immediata, quella palpatoria, che consiste nel posizionamento di tre dita (indice, medio e anulare) in punti specifici, tipicamente il collo (in quanto attraversato dall'arteria carotide) e il polso (in corrispondenza dell'arteria radiale). A questo punto si esercita una leggera pressione dove la pulsazione risulta più forte e si inizia il conteggio dei battiti per 60 secondi (o per 15 o 30 secondi, moltiplicando poi il risultato rispettivamente per 4 e 2), tenendo a mente che il battito iniziale deve essere contato come zero e che il pollice non deve prendere parte alla misurazione, in quanto le pulsazioni percepite potrebbero essere quelle del valutatore e non del paziente.

Alternativamente, ci si può avvalere del metodo auscultatorio, qualora si sia in possesso di un fonendoscopio, il cui diaframma viene posto sul petto in corrispondenza dell'apice del cuore, esercitando una lieve pressione. Ogni battito ha due suoni: il primo è causato dalla chiusura delle valvole mitrale e tricuspide che separano gli atri dai ventricoli, il secondo dalla chiusura delle valvole polmonare e aortica; questi due suoni, assieme, costituiscono un battito cardiaco.

Un altro strumento che restituisce il valore della frequenza cardiaca di un individuo, seppure abbia come finalità principale la misurazione della pressione arteriosa, è lo sfigmomanometro elettronico. Il funzionamento di quest'ultimo ci è di particolare interesse, in quanto è uno degli apparecchi utilizzati nell'esperimento che verrà descritto nel corso della trattazione. Esso consiste in un circuito pneumatico collegato ad una cuffia e in un circuito elettronico capace sia di misurare la pressione esistente nella cuffia stessa tramite un sensore, sia di elaborare i dati rilevati. La sequenza inizia gonfiando la cuffia fino ad una pressione di 150 mmHg (o superiore), raggiunta la quale lo strumento procede sgonfiandola automaticamente a gradini successivi di circa 5-10 mmHg al secondo. Il sensore di pressione ha una sensibilità tale da rilevare non solo la pressione della cuffia, ma anche le debolissime oscillazioni di pressione dovute al battito cardiaco: essendo, infatti, il vaso sanguigno occluso a causa del bracciale, ad ogni pulsazione il decorso del sangue viene bloccato e il suo flusso riflesso, dando luogo, appunto, a delle oscillazioni. La frequenza di volte con cui questo effetto si verifica corrisponde alla frequenza cardiaca, il cui valore viene restituito in uscita su un monitor.

Un ulteriore metodo, che verrà illustrato più dettagliatamente in seguito e che è utilizzato in ambito ospedaliero, è l'estrazione del segnale ECG tramite elettrocardiografo. Quest'ultimo, a differenza dei precedenti, viene utilizzato qualora si desideri monitorare il valore della frequenza cardiaca per un arco di tempo più lungo (anche 24 ore, nel caso si utilizzi un Holter, indossabile dall'individuo), per verificare che non ci siano variazioni anomale nel battito cardiaco del paziente. Anche il pulsossimetro e il cardiofrequenzimetro vengono spesso impiegati per misurazioni estese maggiormente nel tempo; inoltre, essendo anch'essi indossabili, trovano un grande utilizzo da parte degli sportivi che monitorano la propria situazione sotto sforzo.

Negli ultimi anni, ci si sta proiettando verso nuove tecniche che, a differenza di tutte quelle precedentemente citate, non prevedono alcun tipo di contatto fisico con il soggetto a cui viene fatta la misurazione, per cui si potrà ovviare a dei problemi a cui si viene incontro utilizzando la strumentazione precedentemente nominata. Ciò a cui si sta lavorando riguarda la possibilità di estrarre il valore della frequenza cardiaca a partire dall'elaborazione di un segnale ottenuto dalla registrazione video del volto del paziente considerato. Questa soluzione risulta essere molto vantaggiosa sotto molteplici aspetti: innanzitutto, non necessita di una strumentazione particolarmente sofisticata (sono sufficienti una videocamera o uno smartphone, ormai in possesso di tutti) e ciò la rende anche piuttosto economica e sfruttabile da casa, dal proprio mezzo di trasporto o dal proprio luogo di lavoro (si pensi a pazienti con malattie croniche che devono, in ogni istante, avere tutti i parametri vitali sotto controllo, oppure ad aritmie improvvise, che, se percepite in tempo, possono permettere al soggetto di chiamare dei soccorsi e riportare, quando possibile, la situazione sotto controllo); in secondo luogo, gioverebbe a persone dotate di pelle particolarmente sensibile e facilmente danneggiabile che, altrimenti, non potrebbero usufruire di alcun altro tipo di apparecchio; in ultimo, all'interno di un ospedale permetterebbe il monitoraggio a distanza, andando a costituire un passo in più verso la telemedicina.

### 1.3. Segnale ECG: cenni

L'elettrocardiogramma (ECG) è il tracciato ottenuto mediante l'elettrocardiografo, che registra l'attività elettrica del cuore tramite elettrodi applicati in diversi punti del corpo (torace, polsi e caviglie).

Essendo le cellule cardiache, i miocardiociti, eccitabili, esse sono in grado di generare un potenziale d'azione quando, sottoposte a stimoli specifici, si creano dei flussi ionici attraverso le membrane cellulari che causano il superamento di una tensione di soglia.

L'azione ritmica del cuore è controllata da un segnale elettrico originato da un gruppo di cellule specializzate nella zona superiore dell'organo, il cosiddetto nodo senoatriale. Il nodo del seno, le cui cellule si depolarizzano automaticamente, innesca i potenziali d'azione nel miocardio. L'impulso di depolarizzazione inizia a propagarsi attraverso gli atri fino a raggiungere il nodo atrioventricolare, causando, così, la contrazione atriale. Qui il potenziale si riorganizza e, tramite il fascio di His, si propaga verso la zona apicale dove, grazie alle fibre di Purkinje, viene trasmesso ai ventricoli, che si contraggono.

I nervi ed i muscoli che costituiscono il cuore possono quindi essere considerati come una sorgente di cariche elettriche che viaggiano in un conduttore (rappresentato dal torace): il campo elettrico prodotto da queste cariche in movimento affiora sulla superficie con le sue linee equipotenziali. Definiamo, quindi, più chiaramente il segnale ECG come la registrazione della variazione nel tempo della differenza di potenziale tra due elettrodi opportunamente posizionati su linee equipotenziali differenti. In altre parole, esso è generato dall'integrazione dei potenziali d'azione nei diversi siti del cuore e ne riflette il continuo mutare in relazione al ciclo cardiaco.

La forma tipica del segnale in questione è quella riportata in Figura 1.1: la prima onda da sinistra è detta onda P e corrisponde alla depolarizzazione (contrazione) degli atri; la sua durata varia tra i 60 e i 120 ms e la sua ampiezza non supera gli 0,25 mV. Ad essa segue il tratto PR: il fronte d'onda, attraversati gli atri, passa nel nodo atrioventricolare, al cui interno le cellule attivate sono poche e il dipolo generato è troppo debole per essere rilevato in superficie. Quindi, non essendoci spostamenti dalla linea di base, viene registrato l'intervallo isoelettrico PR, di durata compresa tra i 120 e i 200 ms.

Successivamente, si individua il complesso QRS, un insieme di tre onde che si susseguono. L'onda Q, negativa e di piccole dimensioni, corrisponde alla depolarizzazione del setto interventricolare; l'onda R è un picco positivo molto alto corrispondente alla depolarizzazione della parte apicale dei ventricoli; l'onda S, anch'essa negativa e di ridotta ampiezza, rappresenta la depolarizzazione delle regioni basale e posteriore del ventricolo sinistro. La durata dell'intero complesso varia tra i 60 e 90 ms, tempo in cui è compresa anche la ripolarizzazione atriale, non visibile sul tracciato perché nascosta dalla depolarizzazione ventricolare stessa, molto ampia.

Il tratto ST rappresenta il periodo in cui le cellule ventricolari sono tutte depolarizzate e, pertanto, non sono rilevabili movimenti elettrici. Infine, l'onda T rappresenta la prima onda della ripolarizzazione dei ventricoli. Non sempre è identificabile in quanto può essere di ampiezza molto piccola. In Figura 1.2 è riportato l'andamento del segnale rispetto ad ogni fase del ciclo cardiaco.

L'intervallo PR rappresenta il tempo di conduzione atrio-ventricolare; l'intervallo QT rappresenta il tempo di depolarizzazione e ripolarizzazione ventricolare. Il segmento PR indica il periodo di tempo in cui gli atri sono completamente depolarizzati, mentre il segmento ST quello in cui sono i ventricoli ad essere completamente depolarizzati.

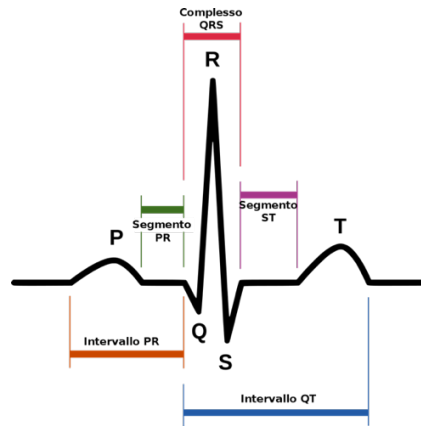


Figura 1.1 Andamento tipico del segnale ECG. Si individuano, nell'ordine, l'onda P, il complesso QRS e l'onda T.

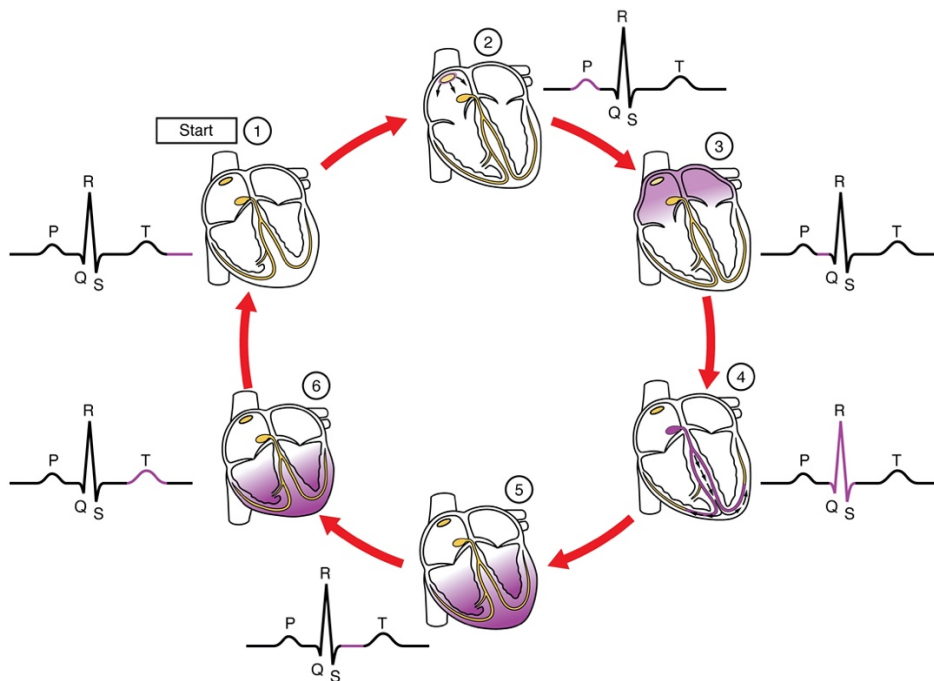


Figura 1.2. Rappresentazione dell'onda elettrocardiografica in relazione al ciclo cardiaco: in viola sono evidenziati i tratti del segnale corrispondenti ad ogni fase.

Poiché l'attività del cuore è ciclica, il segnale ECG risulta essere pseudoperiodico (non perfettamente periodico, in quanto reale e non ideale), per cui presenta per ogni ciclo lo stesso andamento appena riportato. Il battito cardiaco viene identificato nell'intervallo RR, per cui dal tracciato su carta o

monitor si può immediatamente risalire alla frequenza cardiaca del soggetto sottoposto alla misurazione.

#### 1.4. Segnali PPG e VPG

Nel caso considerato nella trattazione, l'estrazione della frequenza cardiaca avviene a partire da segnali videopleletismografici (dall'inglese *Videoplethysmography*, VPG), applicando, quindi, la fotopleletismografia (dall'inglese *Photoplethysmography*, PPG) a segnali video. La PPG si basa sul principio che il sangue assorbe la luce più intensamente dei tessuti circostanti, quindi le sue variazioni di volume dovute al battito cardiaco influiscono sulla trasmissione e riflessione della luce stessa. Alcuni strumenti largamente utilizzati per il monitoraggio del battito cardiaco, come il precedentemente citato pulsossimetro, fanno uso proprio di questo principio: costituito da almeno un elemento in trasmissione e uno in ricezione, esso genera e indirizza verso la pelle una radiazione elettromagnetica della lunghezza d'onda del rosso o dell'infrarosso. Grazie alla presenza di un fotorilevatore, riesce a misurare piccole variazioni di intensità della luce associate ai cambiamenti di perfusione nel volume del bacino, che, a sua volta, causa anche un leggero cambiamento nel colore della pelle (Figura 1.3).

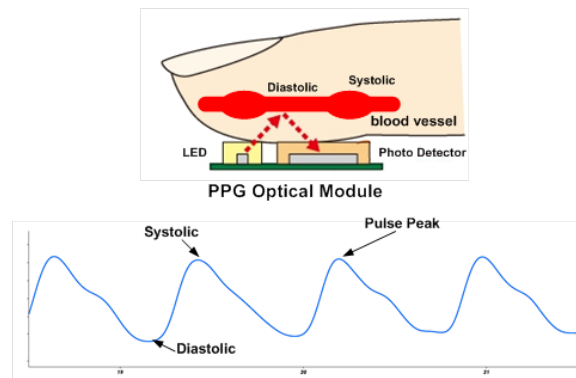


Figura 1.3. Schema di funzionamento di un pulsossimetro e corrispondente segnale PPG rilevato

Da Verkrusse et al. [8], per la prima volta, la PPG è stata eseguita sfruttando la luce naturale dell'ambiente di misurazione, considerata in precedenza fonte di rumore, piuttosto che radiazioni infrarosse non appartenenti allo spettro visibile. È stato, in questo modo, dimostrato che misurazioni accurate possono essere ottenute anche applicando la PPG da remoto e servendosi, semplicemente, della luminosità offerta dal luogo dell'esperimento e di una comune videocamera. Nel seguente elaborato verrà riproposta la stessa situazione, e verranno discussi i diversi risultati ottenuti al variare delle condizioni di luminosità.

## CAPITOLO 2

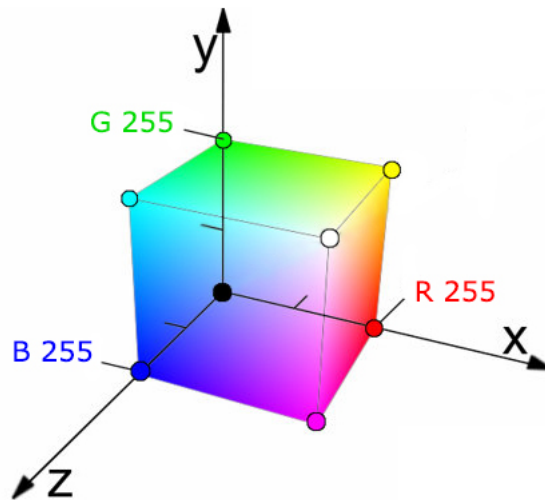
### 2.1 Lo spazio di colore RGB

Un modello di colore è un metodo per definire i colori generalmente per mezzo delle loro componenti. Un'immagine RGB può, infatti, essere scomposta, attraverso filtri o altre tecniche, nelle componenti R (*red*, rossa), G (*green*, verde) e B (*blue*, blu) che, opportunamente miscelate tra loro, danno (quasi) tutto lo spettro dei colori visibili.

L'RGB è un modello additivo: unendo i tre colori base alla loro intensità massima si ottiene il bianco, poiché tutta la luce viene riflessa. Di conseguenza, il suddetto modello viene utilizzato qualora le immagini non debbano essere stampate, ma visualizzate unicamente su un monitor o qualsiasi altra sorgente luminosa per la quale valga il modello additivo della luce.

Se disponiamo su ciascuno dei tre assi cartesiani intensità crescenti di rosso, verde e blu, otterremo lo spazio dei colori completo che racchiude al suo interno tutte le possibili sfumature cromatiche (Figura 2.1). Quindi, nel punto di origine degli assi (coordinate 0,0,0) tutti e tre i colori avranno intensità pari a zero e ci sarà, cioè, l'assenza completa di colore (nero); diametralmente opposto, avremo il punto in cui l'intensità di ciascun colore è la massima possibile, originando il bianco. In questo modello il valore massimo che ciascuno dei tre primari può assumere è 255. Questo valore dipende dalla profondità di colore, ossia dalla quantità di bit necessari per rappresentare il colore di un singolo pixel. Generalmente si utilizzano le 24 esecuzioni del bit: fornendo 8 bit per ciascuno dei tre canali RGB si possono ottenere  $2^8 = 256$  (da 0 a 255 compresi) livelli discreti per definire la profondità di colore. Perciò l'intero spazio di colore basato sul modello RGB a 24-bit è esteso così ad una gamma di  $256(R) \times 256(G) \times 256(B) = 16,7$  milioni di colori possibili. In definitiva, per rappresentare numericamente un colore con il modello RGB abbiamo bisogno di una tripletta di valori, dove ciascuno indica l'intensità, in ordine, di rosso, verde e blu. Soprattutto nel mondo del web, tuttavia, indicare un colore in triplette e ben nove cifre complessive può risultare scomodo. Per tale motivo si è soliti convertire i tre valori decimali dell'RGB in formato esadecimale, un sistema alfanumerico in base 16, che utilizza cioè 16 simboli del sistema numerico decimale tradizionale (si usano simboli da 0 a 9 per le prime dieci cifre, e poi le lettere da A ad F per le successive sei cifre). Poiché questa notazione può comprendere sia cifre che lettere, per evitare che possa essere fraintesa è sempre preceduta da #.

## Lo spazio di colore



*Figura 2.1. Lo spazio di colore è rappresentabile come un cubo che contiene al suo interno tutte le sfumature cromatiche. Il valore massimo che una componente può assumere è 255: per esempio il rosso puro è espresso dalla somma dei valori 255,0,0, il verde dalla tripletta 0,255,0 e il blu da 0,0,255. Nell'origine degli assi troviamo l'assenza di colore (il nero), a cui è opposto il bianco (dato dalla somma delle intensità massime delle tre componenti principali). Lungo la congiungente di questi ultimi punti, è individuabile la scala dei grigi.*

### 2.2 Metodo EVM: informazioni generali

Il metodo EVM si basa sull'accentuazione delle lievi variazioni di colore della pelle all'aumentare del flusso sanguigno nelle arterie e nelle vene ad ogni pompaggio cardiaco.

Tramite un filtraggio spaziale, il cui obiettivo è quello di aumentare il rapporto segnale-rumore, si decompone ogni frame fino ad una dimensione di 300x300 pixel e, per avere migliore efficienza computazionale, si procede ripetutamente in modo analogo per ottenere N sottolivelli a risoluzione sempre minore che insieme costituiranno la cosiddetta "Piramide gaussiana". In maniera uniforme, su ogni livello spaziale e su ogni pixel, viene effettuato poi un filtraggio temporale per l'estrazione delle bande di interesse e l'eliminazione del rumore. Il filtro applicato è un passa-banda ideale con frequenze di taglio [0.8 - 2.5] Hz.

Per mettere in evidenza le variazioni di colore della pelle dovute al flusso sanguigno, il segnale viene moltiplicato per un fattore di amplificazione  $\alpha$ , il cui valore viene inserito in input dall'utente e, per ridurre ulteriormente il costo computazionale, vengono selezionate solo alcune zone del volto (le più esposte e soggette a maggior variazione di colore: fronte, guance e collo) che costituiranno le regioni di interesse (o ROI, dall'inglese *Regions Of Interest*).



### 2.3 Metodo ICA: informazioni generali

L'Analisi delle Componenti Indipendenti è un metodo di elaborazione computazionale che serve per estrarre le sorgenti indipendenti da una mistura di segnali ottenuta da una combinazione lineare delle prime. Formalmente si ha cioè:  $\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}$ , dove  $\mathbf{x}$  è il vettore delle osservazioni di dimensione  $m$ ,  $\mathbf{s}$  è un vettore di dimensione  $n$  con componenti statisticamente indipendenti e  $\mathbf{A}$  è la matrice  $m \times n$  da stimare (la cosiddetta *mixing matrix*, poiché è l'elemento responsabile della forma dei dati contenuti in  $\mathbf{x}$ , ottenuti mescolando i singoli segnali di  $\mathbf{s}$  tramite il prodotto matriciale). Il numero  $m$  di osservazioni effettuate deve essere almeno pari al numero  $n$  di segnali sorgente da separare (nel caso più semplice si ha  $m=n$ , per cui  $\mathbf{A}$  diventa quadrata) che devono essere non gaussiani (al più uno solo può esserlo). Nel caso in cui la matrice  $\mathbf{A}$  sia quadrata, il problema si riduce alla determinazione della matrice inversa  $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$ , poiché  $\mathbf{W}$  ci permetterà di ricavare i segnali delle singole sorgenti invertendo l'equazione sopra indicata:  $\mathbf{s}^* = \mathbf{W}\mathbf{x}$ . La matrice  $\mathbf{W}$  è detta *unmixing matrix* e la sua approssimazione ad  $\mathbf{A}^{-1}$  sarà tanto migliore quanto meglio  $\mathbf{s}^*$  approssimerà  $\mathbf{s}$ . In questo caso particolare, le componenti da separare saranno quelle dei tre canali RGB, da trattare individualmente; di queste saranno poi considerate solo le componenti principali, calcolate tramite la PCA.

### 2.4 Metodo PCA: informazioni generali

L'Analisi delle Componenti Principali è una tecnica statistica per la semplificazione dei dati: consiste nel ridurre il numero di variabili che descrivono un insieme di dati ad un numero minore, limitando il più possibile la perdita di informazioni, ma allo stesso tempo contribuendo a rendere l'analisi computazionale meno onerosa.

Ciò avviene tramite una trasformazione lineare delle variabili, che proietta quelle originarie in un nuovo sistema cartesiano. In particolare, il primo vettore della base viene associato alla direzione con maggiore varianza e i successivi a direzioni con varianza sempre decrescente purché siano ortogonali tra loro. La riduzione della complessità avviene limitandosi ad analizzare le principali, per varianza, tra le nuove variabili: sono quindi gli stessi dati che determinano i vettori di trasformazione.

L'insieme di osservazione viene quindi approssimato ad un ellissoide, i cui semiassi rappresentano le suddette componenti principali. Analiticamente le PC possono essere calcolate in due modi, di seguito esplicitati.

Il primo prevede il calcolo degli autovettori della matrice delle covarianze dei dati originali, che rappresentano la nuova base  $\mathbf{P}$  più conveniente su cui proiettare i dati, ottenendo la matrice  $\mathbf{Y}$ . In seguito, si ricava la matrice  $\mathbf{S}$ , come

$$\mathbf{S} = \frac{\mathbf{PAP}'}{n - 1}$$

con  $\mathbf{A} = \mathbf{XX}'$ , matrice delle covarianze e  $n$  numero di campioni acquisiti durante le  $n$  osservazioni.

Gli elementi diagonali di  $\mathbf{S}$  rappresentano le varianze dei dati rispetto ai vettori della base  $\mathbf{P}$ .

Alternativamente, le PC possono essere determinate tramite l'applicazione del metodo della *Singular Value Decomposition* (SVD), secondo cui ogni matrice può essere decomposta come segue:  $\mathbf{X} = \mathbf{USV}'$ , dove  $\mathbf{U}$  ( $m \times m$ ) e  $\mathbf{V}$  ( $n \times n$ ) sono matrici ortogonali, le cui colonne sono rispettivamente i vettori singolari sinistri e destri di  $\mathbf{X}$  e  $\mathbf{S}$  è una matrice diagonale  $m \times n$ . La matrice delle covarianze è definita come

$$\mathbf{C} = \frac{\mathbf{X}'\mathbf{X}}{n - 1}$$

le cui radici quadrate degli autovalori rappresentano i valori principali.  $\mathbf{C}$  può essere riscritta come:

$$\mathbf{C} = \frac{\mathbf{VS}^2\mathbf{V}'}{n - 1}$$

da cui notiamo che i vettori destri rappresentano le direzioni degli assi principali della PCA. Poiché la matrice  $\mathbf{V}$  è ortogonale, allora si ha  $\mathbf{V}'\mathbf{V} = \mathbf{I}$ , quindi l'equazione della SVD può essere espressa come:

$$\mathbf{XV} = \mathbf{USV}'\mathbf{V} = \mathbf{US}.$$

Il codice MATLAB che si è utilizzato in questo studio sfrutta la SVD.

## CAPITOLO 3

### 3.1 Setup

I test per questo lavoro di tesi si sono svolti in un ambiente casalingo su 5 individui sani, di età differenti (tra i 16 e i 56 anni) e a riposo, tutti caratterizzati da uno stile di vita normale (non eccessivamente sedentario né sportivo). La registrazione video del volto, della durata di 40 s, è stata effettuata con un iPhone SE 2016 posto a 0.5 m di distanza dal singolo soggetto, con risoluzione 1920x1080 pixel. Per ogni persona, a cui è stato chiesto di rimanere immobile e di respirare spontaneamente, sono state fatte più acquisizioni (al minimo 6) variando le condizioni operative, così da estendere l'analisi del battito cardiaco a casi più o meno complessi. I parametri soggetti a variazione sono stati il frame rate della videocamera (posto talvolta a 30 fps, talvolta a 60 fps) e la luminosità dell'ambiente (si è distinto tra scarsa e buona luminosità, rispettivamente nei casi in cui si misuravano da qualche decina ad alcune centinaia di lux o valori dell'ordine delle migliaia). Si è presa in considerazione, inoltre, l'eventuale presenza di impedimenti tra camera e volto (come occhiali, barba, make up) per poter permettere un confronto tra i risultati nelle diverse condizioni del soggetto ed analizzare la variazione dell'errore percentuale medio in ognuna di esse.

Durante ogni acquisizione, all'individuo è stato misurato il valore della frequenza cardiaca con uno sfigmomanometro elettronico. Il dato è stato poi utilizzato come riferimento per paragonare la precisione dei risultati ottenuti tramite gli algoritmi.

### 3.2 Applicazione del metodo EVM

Come precedentemente anticipato, lo scopo del metodo EVM è quello di amplificare il colore della pelle, che subisce continue variazioni a causa del pompaggio del sangue da parte del cuore. È immediatamente intuibile che, per rendere possibile una tale operazione, è necessaria una previa identificazione delle regioni su cui operare e, ancor prima, del riconoscimento dell'intero volto del soggetto in questione. Quest'ultimo compito è svolto dall'algoritmo di Viola-Jones, in grado di individuare e selezionare le aree della faccia e del collo dai fotogrammi del video. È solo a questo punto che viene applicato l'algoritmo EVM, descritto nel paragrafo 2.1 e di seguito riassunto nello schema a blocchi di Figura 3.1. In particolare, il numero di livelli costituenti la piramide Gaussiana viene definito pari a 4, mentre, per quanto riguarda il filtraggio temporale, la frequenza di taglio inferiore del filtro passa-banda ideale, che corrisponde anche a quella del filtro di Butterworth, è stata scelta di volta in volta per ogni elaborazione, al fine di ottenere un risultato il più vicino

possibile a quello reale. In particolare, per soggetti dotati di bassa frequenza cardiaca (entro i 70 bpm), la si è posta tra i 55 e i 60 Hz, mentre pari a 65 o 70 Hz per i restanti, onde evitare il taglio di frequenze significative ma, al tempo stesso, eliminare quanto più possibile il rumore.

Per quello che concerne, invece, il fattore di amplificazione (denominato con la lettera greca  $\alpha$ ), esso è stato definito in alcuni casi pari a 50, in altri pari a 25: la scelta di un valore o dell'altro è stata effettuata conseguentemente all'osservazione di immagini in uscita dai colori distorti, a rappresentare una eccessiva amplificazione (nei paragrafi successivi è riportato un esempio).

Infine, un altro parametro soggetto a variazione nel codice MATLAB utilizzato è stato il frame rate: ovviamente per le acquisizioni fatte a 60 fps è stato possibile prelevare una quantità maggiore di fotogrammi (1400, contro gli 800 delle acquisizioni a 30 fps).



Figura 3.1 Schema dell'algoritmo

### 3.2.1 Scelta delle Regioni Di Interesse

I parametri relativi alle dimensioni delle ROI sono stati definiti sotto forma di percentuale dal bordo del *face detector*. La scelta dei valori che ne hanno determinato il posizionamento è avvenuta per via sperimentale: considerando base e altezza dei riquadri delle guance e del collo pari al 10% del totale e base e altezza del rettangolo della fronte pari al 25% e 10%, le percentuali rispetto ai bordi del riquadro principale sono state variate in base alle caratteristiche fisiche dell'individuo, cercando di selezionare la zona più opportuna e meno soggetta ad ingressi interferenti. In Figura 3.2 è riportato un esempio: per evitare l'impedimento ed eventuale fonte di errore causata dai capelli, ad esempio, la ROI della fronte è stata posizionata in maniera tale che non li comprendesse. In modo analogo si è operato per soggetti con barba o occhiali.

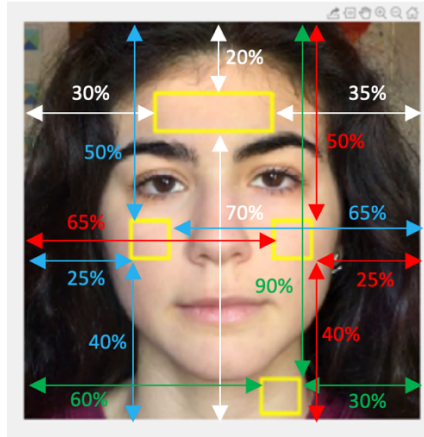


Figura 3.2. Acquisizione n°1: posizionamento delle ROI

### 3.3 PCA

Per la scelta dei parametri della PCA si procede in modo analogo all'EVM. Ciò per cui differisce è la modalità tramite la quale vengono selezionate le regioni di interesse, oltre all'assenza del processing spaziale e temporale. Mentre, infatti, l'EVM prevede che le ROI vengano definite e posizionate sul volto manualmente dall'operatore (come riportato nel paragrafo 3.2.1), in questo caso il tutto avviene in maniera automatica. Sfruttando la SVD (introdotta nel capitolo 2), l'algoritmo considera solo i coefficienti in cui l'intensità del singolo canale verde (o talvolta rosso) è massima, individuando autonomamente la migliore regione da cui estrarre il battito cardiaco. Di seguito è riportata la parte di codice utilizzata a questo proposito (Figura 3.3).

```

%PCA by SVD
%-----
X=rgbframe(:,:,1)-mean(rgbframe(:,:,1),2); %zero-mean data Red channel
Y=rgbframe(:,:,2)-mean(rgbframe(:,:,2),2); %zero-mean data Green channel
Z=rgbframe(:,:,3)-mean(rgbframe(:,:,3),2); %zero-mean data Blue channel
[U,S,V]=svd(X,'econ'); %svd
[m, n]=size(X);
S2=S(1:m,1:m); Values=S2^2/n; %Eigenvalues
Vectors=U; %Eigenvectors
Amplitudes=S*conj(V'); %Orthogonal amplitudes
Xnew = X'*U(:,1:100);

```

Figura 3.3. PCA tramite SVD

### 3.4 Estrazione del segnale VPG e della frequenza cardiaca

Lo step successivo, indipendentemente dall'algoritmo utilizzato, prevede che i pixel delle diverse ROI vengano convertiti da RGB a YIQ. Y è la componente luminosa, mentre I e Q le componenti cromatiche (in particolare la I indica la fase e la Q la quadratura, facendo riferimento ai componenti

utilizzati nella modulazione di ampiezza in quadratura). Sommando, a questo punto, la luminanza media di tutti i pixel, si ottiene il segnale VPG nel dominio del tempo.

Calcolando la trasformata di Fourier del segnale VPG ottenuto si passa in frequenza e con un filtro di Butterworth del sesto ordine si seleziona la banda in cui il segnale risulta essere più alto, così da ottenere il battito cardiaco medio. La conversione da Hz a bpm si otterrà, a questo punto, con una semplice moltiplicazione del valore per 60.

## CAPITOLO 4

### 4.1 Risultati complessivi

Una lettura complessiva dei dati ottenuti (Tabella 4.1) porta alla conclusione che la tecnica che dà in uscita il risultato più attendibile sia l'EVM, che commette mediamente un errore del 5,45% circa. Nell'Analisi delle Componenti Principali è opportuno fare una distinzione tra i canali, in quanto causa di diversi risultati: il canale verde (indicato con G, dalla dicitura inglese *Green*) presenta la migliore accuratezza, seguito dal rosso (R) e dal blu (B).

Tabella 4.1. Errori percentuali: EVM e PCA (canale verde, rosso e blu)

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean R	E% P-PCA mean G	%R P-PCA mean B
5,4475808092	15,15321434	14,35022972	17,49117941

Si riportano di seguito degli esempi dei casi analizzati: le figure 4.1 e 4.4 rappresentano, rispettivamente, il caso migliore e il caso peggiore per la tecnica dell'EVM, dove le zone riquadrate sono le regioni di interesse selezionate dall'algoritmo.

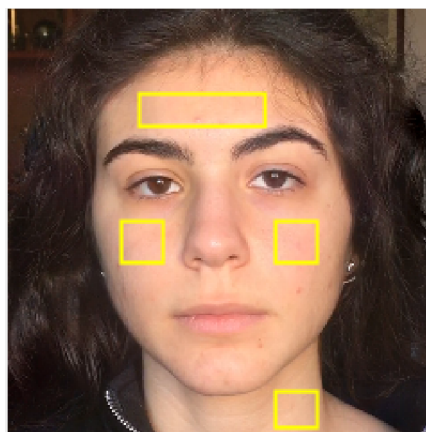


Figura 4.1 Caso migliore EVM – Acquisizione  
n°10, Individuo C

La percentuale d'errore per l'acquisizione n°10 (Figura 4.1), in cui l'individuo non indossa occhiali né make up, in cui la luminosità è elevata e la risoluzione della videocamera pari a 30 fps, risulta essere nulla, come riportato nella tabella sottostante (Tabella 4.2).

Tabella 4.2 Tabella dei valori relativi all'acquisizione n°10, Individuo C

EVM [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]		Segni particolari
74	74		/
E% P-EVM	fps	LUX	
0	30	2143	

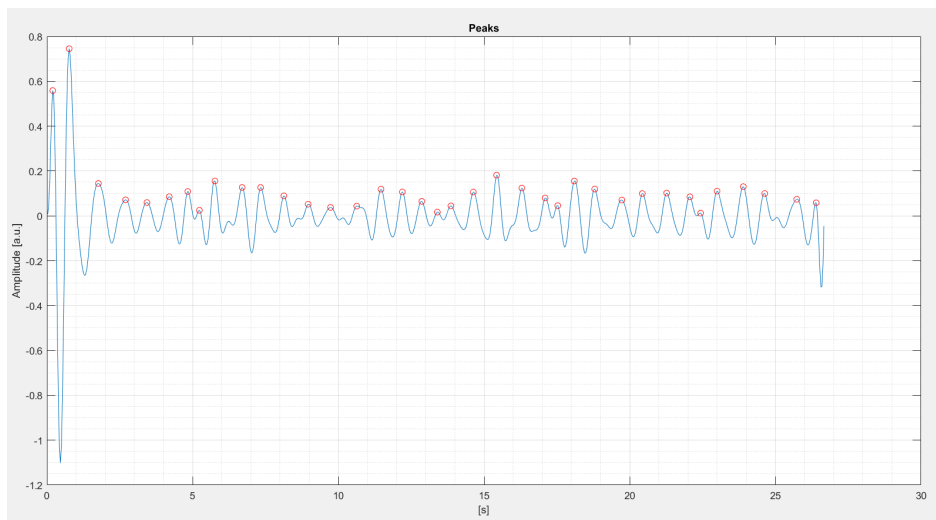


Figura 4.2 Caso migliore EVM – Segnale VPG nel tempo. In rosso sono evidenziati i picchi rilevati dall' algoritmo.

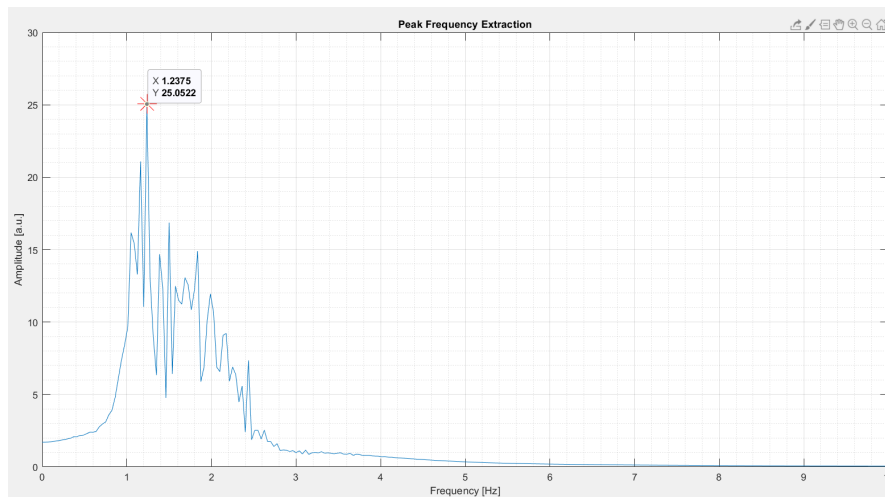


Figura 4.3 Caso migliore EVM – Trasformata di Fourier del segnale VPG. L'asterisco rosso indica il battito cardiaco medio.



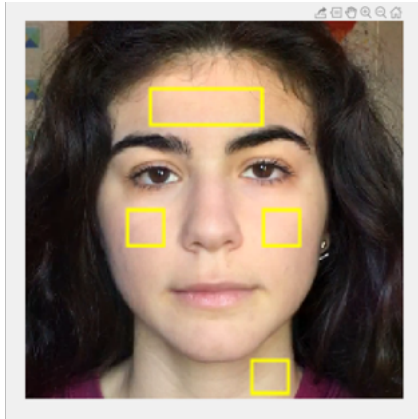


Figura 4.4 Caso peggiore EVM – Fattore di amplificazione  $\alpha=25$   
– Acquisizione n°1, Individuo C



Figura 4.5 . Fattore di amplificazione  $\alpha=50$  – Acquisizione n° 1,  
Individuo C

L'acquisizione n°1, in cui il soggetto indossa del make up, la luminosità è molto elevata e il frame rate è di 60 fps, ha prodotto un errore di circa il 17,65%. A differenza del caso di Figura 4.1, il fattore  $\alpha$  è stato posto pari a 25 (e non 50) per evitare amplificazioni troppo elevate che avrebbero comportato distorsioni nella colorazione dell'immagine (molto visibile nella zona degli occhi) a causa della luminosità di valore considerevole (si veda un esempio in Figura 4.5). I motivi per cui, in questo caso (come in altri), l'errore risulta essere piuttosto elevato verranno analizzati in seguito.

Tabella 4.3 Tabella dei valori relativi all'acquisizione n°1, Individuo C

<b>EVM [bpm]</b>	<b>Sfigmomanometro [bpm]</b>	<b>Segni particolari</b>
80	68	Make up
<b>E% P-EVM</b>	<b>fps</b>	<b>LUX</b>
17,64705882	60	5130

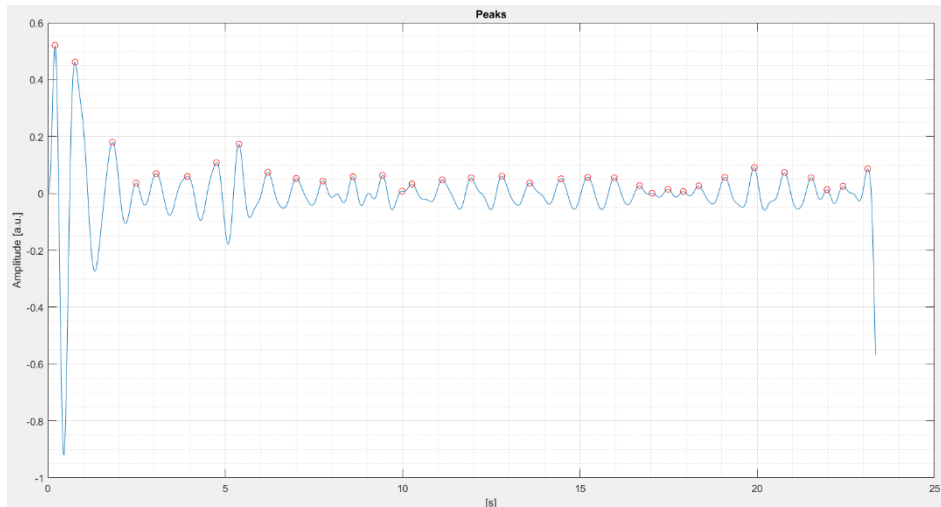


Figura 4.6 Caso peggiore EVM - Segnale VPG nel tempo. In rosso sono evidenziati i picchi rilevati dall'algorithm.

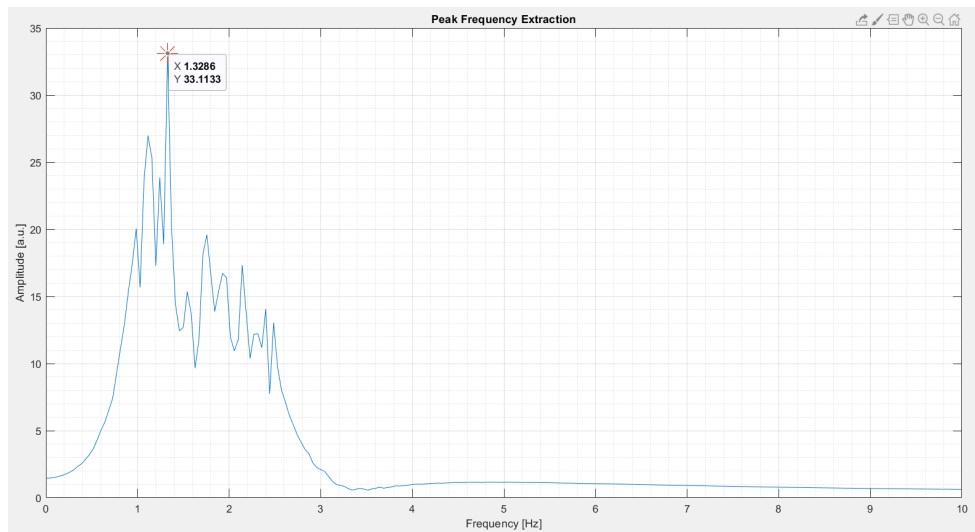


Figura 4.7 Caso peggiore EVM – Trasformata di Fourier del segnale VPG. L'asterisco rosso indica il valore del battito cardiaco medio.

Passiamo ora all'analisi del caso migliore e del caso peggiore ottenuti con la tecnica ICA tramite PCA. L'applicazione dell'algorithm della PCA produce un errore molto minore nel caso di Figura 4.8, rispetto a quello di Figura 4.16 (errore medio complessivo tra i tre canali di circa 2,85%, contro il 64,39% di quello di Figura 4.16). Le due acquisizioni, effettuate sullo stesso individuo, differiscono solo per luminosità, poco maggiore nel secondo caso, e frame rate, scelto, rispettivamente, a 30 fps e 60 fps: in seguito verrà dimostrato come e quanto questi parametri influiscano sui valori in uscita. Nelle tabelle sottostanti sono visibili i relativi dati numerici.

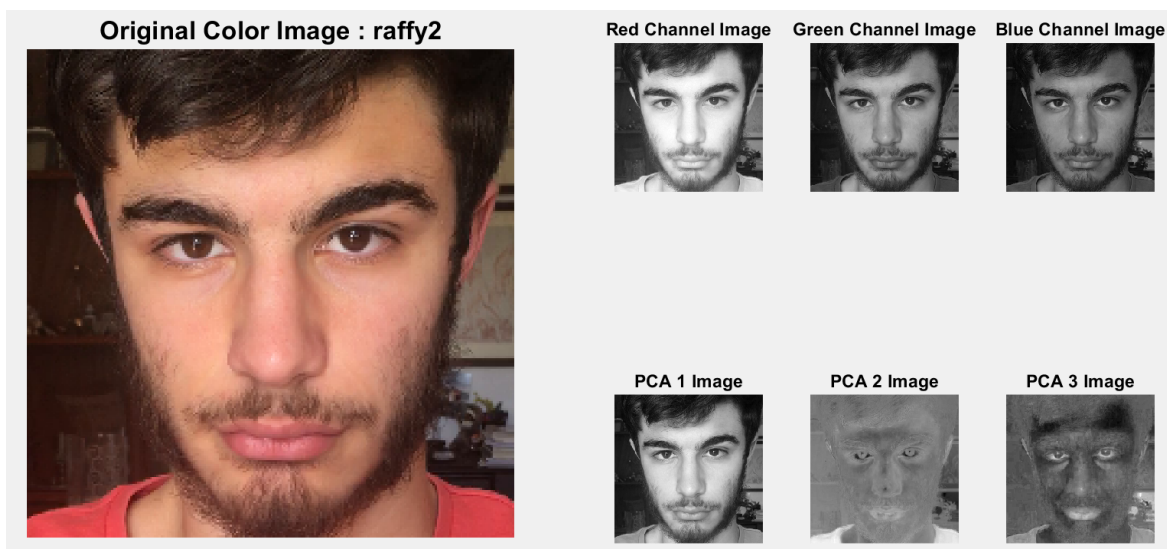


Figura 4.8 Caso migliore PCA – Acquisizione n°2, Individuo D

Tabella 4.4 Caso migliore ICA con PCA

PCA R [bpm]	PCA G [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Segni particolari
79	79	83	82	Barba
E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B	fps	LUX
3,658536585	3,658536585	1,2119512195	30	3812
E% P-PCA mean				
2,845528455				

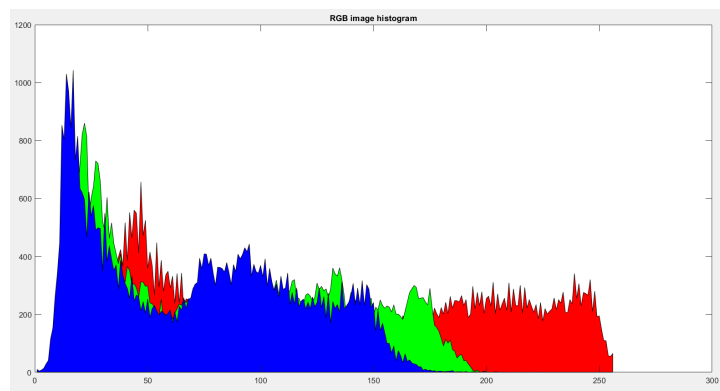


Figura 4.9 Caso migliore - Separazione dei canali RGB con il metodo ICA

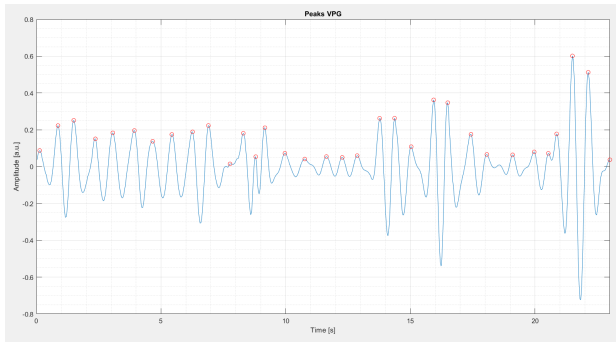


Figura 4.10 Segnale VPG nel tempo relativo all'acquisizione 2 dell'individuo D: canale rosso

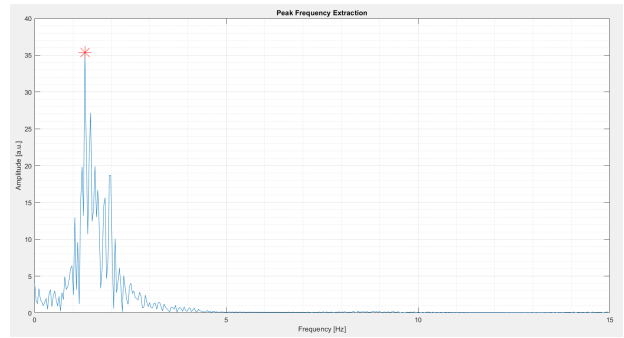


Figura 4.11 Trasformata di Fourier del segnale VPG relativo all'acquisizione 2 dell'individuo D: canale rosso

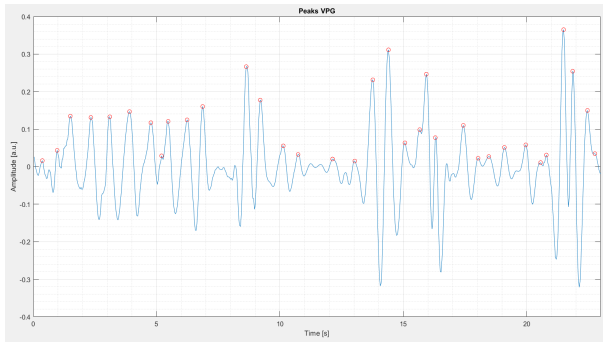


Figura 4.12 Segnale VPG nel tempo relativo all'acquisizione 2 dell'individuo D: canale verde

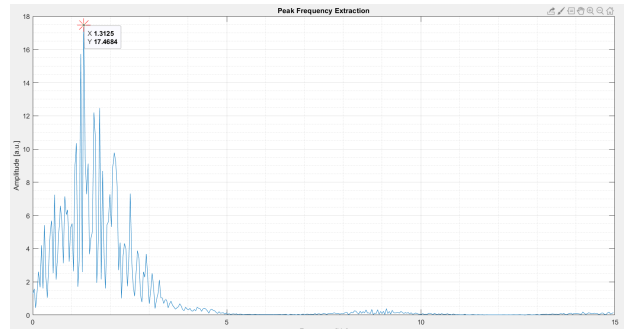


Figura 4.13 Trasformata di Fourier del segnale VPG relativo all'acquisizione 2 dell'individuo D: canale verde

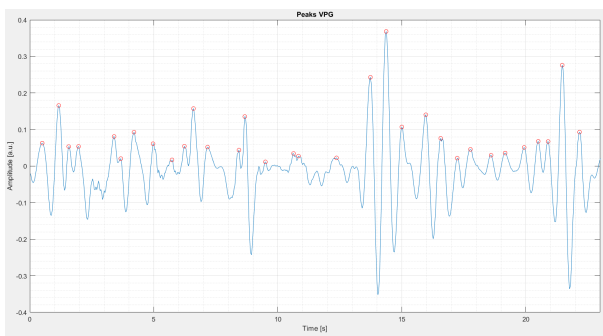


Figura 4.14 Segnale VPG nel tempo relativo all'acquisizione 2 dell'individuo D: canale blu

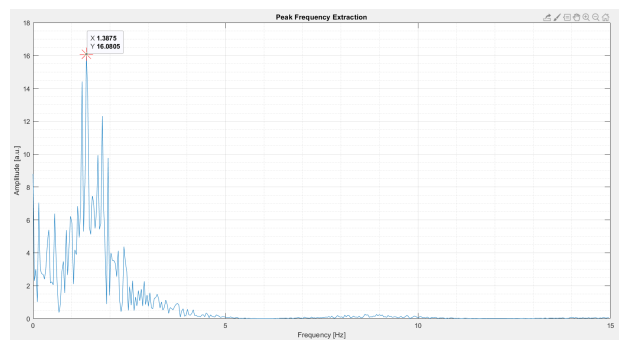


Figura 4.15 Trasformata di Fourier del segnale VPG relativo all'acquisizione 2 dell'individuo D: canale blu

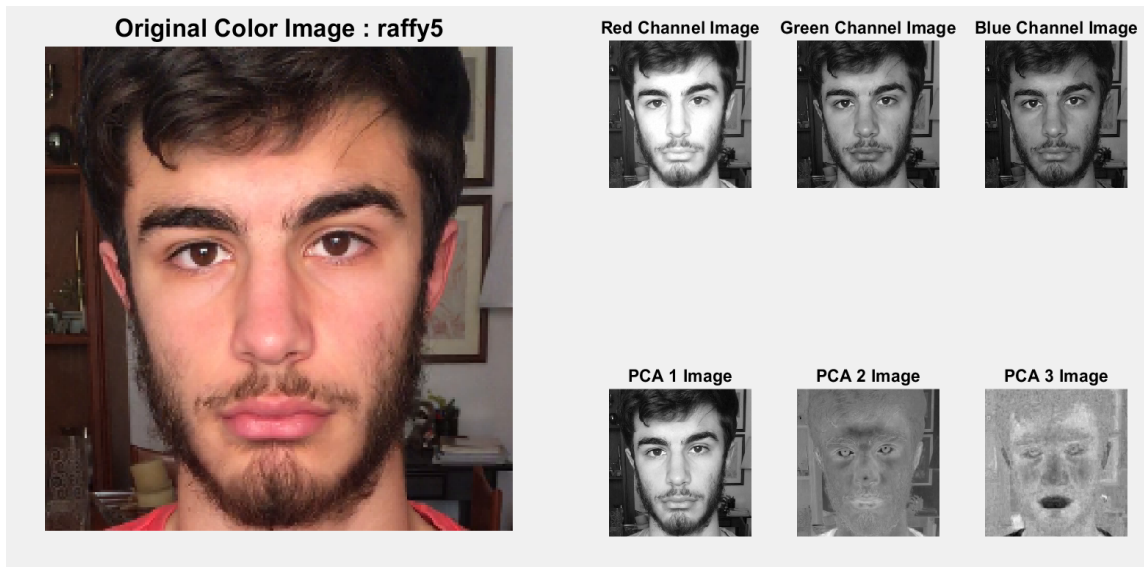


Figura 4.16 Caso peggiore PCA – Acquisizione n°5, Individuo D

Tabella 4.5 Caso peggiore ICA con PCA

PCA R [bpm]	PCA G [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Segni particolari
123	121	116	73	Barba
E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B	fps	LUX
68,49315068	65,75342466	58,90410959	60	4393
E% P-PCA mean				
64,38356164				

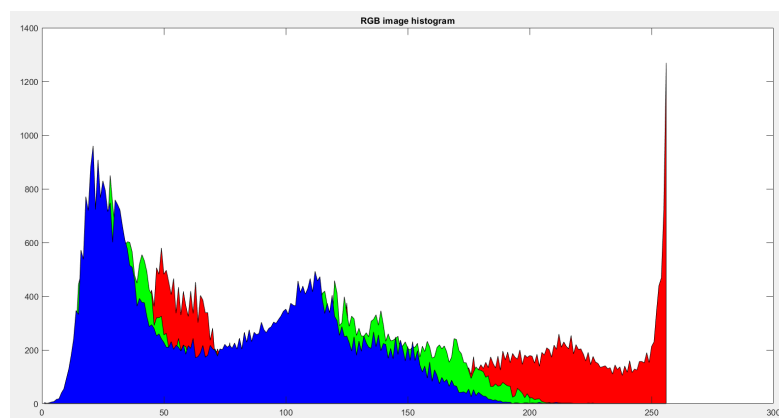


Figura 4.17 Caso peggiore – Separazione dei canali RGB con il metodo ICA

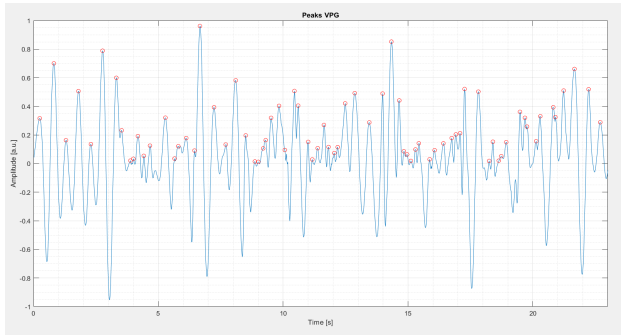


Figura 4.18 Segnale VPG nel tempo relativo all'acquisizione 5 dell'individuo D: canale rosso

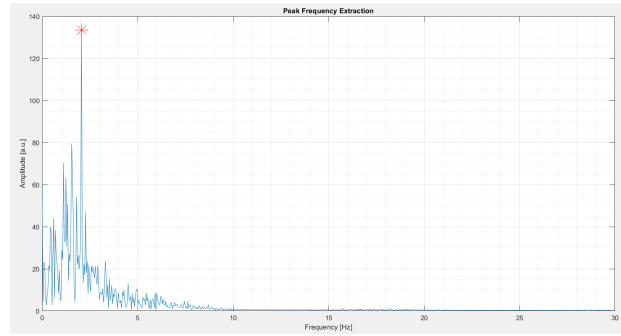


Figura 4.19 Trasformata di Fourier del segnale VPG relativo all'acquisizione 5 dell'individuo D: canale rosso

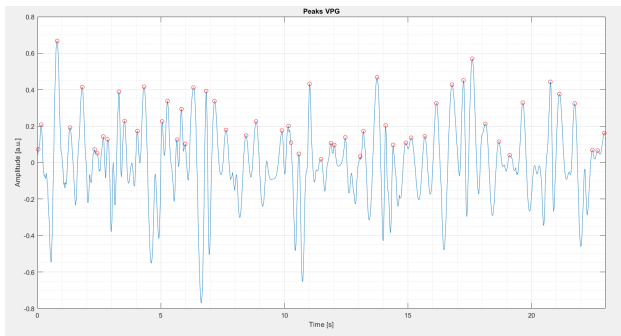


Figura 4.20 Segnale VPG nel tempo relativo all'acquisizione 5 dell'individuo D: canale verde

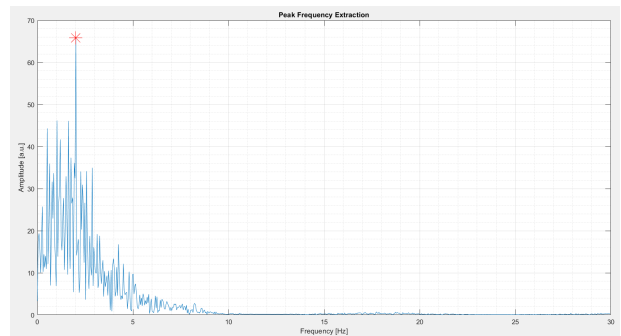


Figura 4.21 Trasformata di Fourier del segnale VPG relativo all'acquisizione 5 dell'individuo D: canale verde

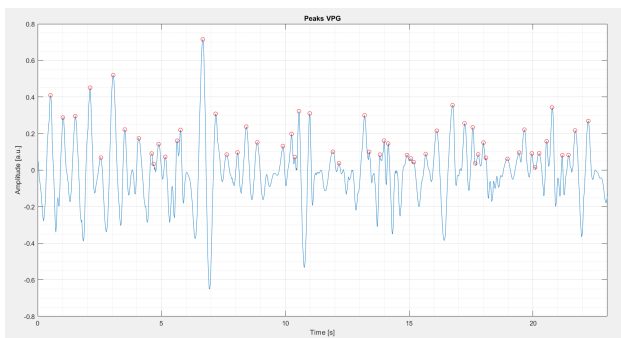


Figura 4.22 Segnale VPG nel tempo relativo all'acquisizione 5 dell'individuo D: canale blu

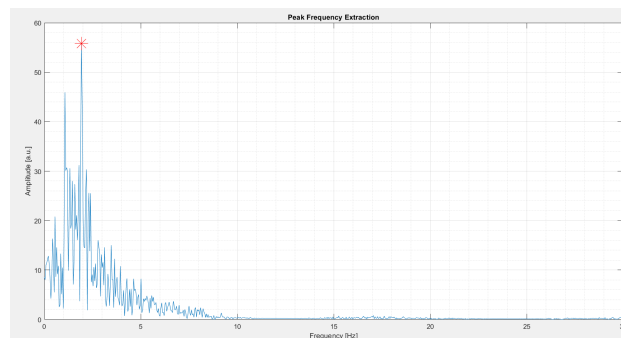


Figura 4.23 Trasformata di Fourier del segnale VPG relativo all'acquisizione 5 dell'individuo D: canale blu

## 4.2 Risultati relativi ai singoli individui

Di seguito vengono presentati singolarmente i soggetti su cui sono state effettuate le acquisizioni con le relative tabelle contenenti (nell'ordine):

- Prima tabella: numero dell'acquisizione in esame, valore in uscita dato dall'algoritmo dell'EVM e dai canali verde, rosso e blu della PCA, valore della frequenza cardiaca misurata con uno sfigmomanometro elettronico (valore di riferimento), eventuali note sulla particolare fisionomia o segni particolari dell'individuo;
- Seconda tabella: contiene gli errori percentuali del valore in uscita da ogni algoritmo e canale rispetto al valore di riferimento;
- Terza tabella: valore della frequenza di taglio inferiore del filtro passa-banda applicato, frame rate, numero del fotogramma iniziale e finale entro cui è avvenuta l'analisi, valore espresso in LUX della luminosità dell'ambiente di acquisizione.

La visualizzazione degli errori percentuali è resa più immediata tramite l'aggiunta di una rappresentazione con un istogramma.

Si precisa, inoltre, che un'analisi più accurata, in quanto estesa ad un numero maggiore di casi considerati, riguardo le condizioni operative e la fisionomia dei soggetti sarà condotta in seguito.

### INDIVIDUO A

Il primo individuo esaminato è un uomo adulto di 56 anni. Avendo misurato tramite lo sfigmomanometro generalmente una frequenza cardiaca sempre compresa tra i 60 e i 65 bpm, la scelta della frequenza di cut per il filtraggio, indicata in tabella con fL, è stata assunta pari a 55 o 60 Hz.

In questo caso, la tecnica che ha riportato una maggiore precisione nei risultati è stata l'EVM. Un'incertezza accettabile si è ottenuta anche con il canale verde della PCA, come è ben visibile dall'istogramma sottostante. I casi peggiori si individuano nei numeri 4 e 6: il primo ha la particolarità di essere stato acquisito con frame rate di 60 fps e luminosità medio-bassa; il secondo, al contrario, con frame rate di 30 fps e luminosità molto alta, ma con viso coperto da occhiali e barba.

Tabella 4.6 Confronto metodi EVM e PCA rispetto allo strumento di riferimento

Acquisizione	EVM [bpm]	PCA G [bpm]	PCA R [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Fisionomia
1	64	64	69	67	63	Barba incolta
2	65	81	77	72	64	Barba incolta
3	59	70	72	61	64	/
4	62	69	95	105	63	/
5	62	69	54	62	63	Barba incolta
6	62	72	100	77	60	Barba + occhiali
7	68	70	68	68	65	Barba incolta
8	61	65	65	74	60	Barba incolta

Tabella 4.7 Errori relativi percentuali dei metodi EVM e PCA rispetto al riferimento indicato con P

Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA G	E% P-PCA R	E% P-PCA B
1	1,5873016	1,58730159	9,52380952	6,3492063
2	1,5625	26,5625	20,3125	12,5
3	7,8125	9,375	12,5	4,6875
4	1,5873016	9,52380952	50,7936508	66,666667
5	1,5873016	9,52380952	14,2857143	1,5873016
6	3,3333333	20	66,6666667	28,3333333
7	4,6153846	7,69230769	4,61538462	4,6153846
8	1,6666667	8,33333333	8,33333333	23,3333333

Tabella 4.8

Acquisizione	fL [Hz]	fps	startIndex	stopIndex	LUX
1	55	60	400	1800	543
2	60	30	200	1000	642
3	55	30	200	1000	662
4	60	60	400	1800	663
5	55	60	400	1800	4248
6	60	60	400	1800	4248
7	60	30	200	1000	4248
8	55	30	200	1000	126



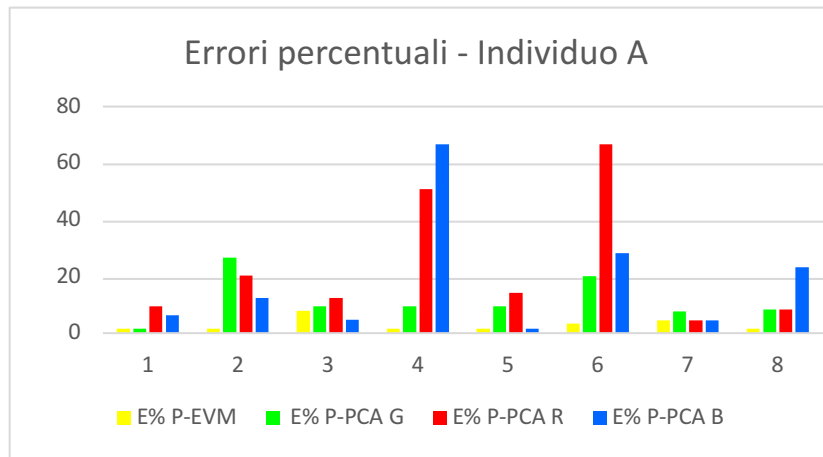


Figura 4.24

## INDIVIDUO B

Il secondo individuo è una donna di 51 anni. Anche in questo caso le frequenze di taglio inferiori del filtro passa-banda sono state poste pari a 55 o 60 Hz, sebbene mediamente si sia registrata una frequenza cardiaca di valori superiori al precedente. L'EVM ha dato risultati più accurati della PCA in tutte le acquisizioni, ad eccezione della numero 5, che risulta invece essere il caso migliore per la PCA stessa. Il compromesso migliore tra le due tecniche si ha probabilmente nella prima acquisizione, in cui l'EVM produce un bassissimo errore e il canale verde, che, come si vedrà, è quello di maggiore interesse, un errore nullo.

Tabella 4.9 Confronto metodi EVM e PCA rispetto allo strumento di riferimento

Acquisizione	EVM [bpm]	PCA G [bpm]	PCA R [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Fisionomia
1	68	70	59	63	70	/
2	75	64	87	82	70	/
3	81	90	56	90	73	Occhiali
4	69	85	69	82	74	Occhiali
5	62	80	85	77	75	/
6	63	88	92	95	72	/

Tabella 4.10 Errori relativi percentuali dei metodi EVM e PCA rispetto al riferimento indicato con P

Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA G	E% P-PCA R	E% P-PCA B
1	2,8571429	0	15,714286	10
2	7,1428571	8,57142857	24,285714	17,1428571
3	10,958904	23,2876712	23,287671	23,2876712
4	6,7567568	14,8648649	6,7567568	10,8108108
5	17,3333333	6,66666667	13,3333333	2,66666667
6	12,5	22,2222222	27,777778	31,9444444

Tabella 4.11

Acquisizione	fL [Hz]	fps	startIndex	stopIndex	LUX
1	60	30	300	1100	4220
2	55	60	400	1800	4220
3	60	30	200	1000	4123
4	60	60	400	1800	4123
5	60	60	400	1800	29
6	60	30	200	1000	29

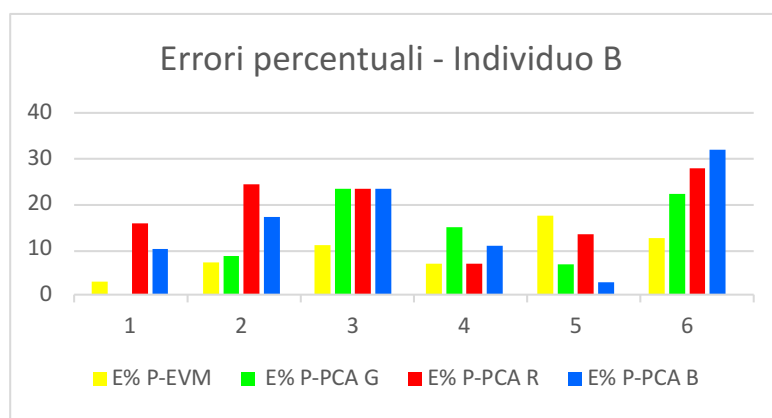


Figura 4.25

### INDIVIDUO C

L'individuo in questione è una ragazza di 21 anni. Nuovamente, non avendo una frequenza cardiaca troppo elevata, si sono assunte frequenze di taglio del valore massimo di 60 Hz. Dall'istogramma si nota subito come errori generalmente maggiori siano propri delle prime acquisizioni (in cui il soggetto indossa del make up) o delle ultime a causa degli occhiali e della bassa luminosità. Il caso migliore è il numero 10, analizzato anche in precedenza, in cui l'EVM non riporta alcun errore e il canale verde della PCA dà un buon valore in uscita.

Tabella 4.12 Confronto metodi EVM e PCA rispetto allo strumento di riferimento

Acquisizione	EVM [bpm]	PCA G [bpm]	PCA R [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Fisionomia
1	80	62	62	75	68	Make up
2	70	74	74	74	68	Make up
3	65	88	86	88	69	Make up
4	65	81	74	77	70	Make up
5	62	90	64	90	68	Make up
6	80	69	85	95	69	Make up
7	69	90	90	103	72	/
8	67	77	77	77	70	/
9	74	65	70	70	71	/
10	74	70	63	70	74	/
11	72	83	81	81	73	Occhiali
12	69	100	72	77	71	Occhiali
13	72	69	87	116	70	/
14	69	80	82	90	69	/
15	70	77	77	72	70	/

Tabella 4.13 Errori relativi percentuali dei metodi EVM e PCA rispetto al riferimento indicato con P

Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA G	E% P-PCA R	E% P-PCA B
1	17,647059	8,82352941	8,8235294	10,2941176
2	2,9411765	8,82352941	8,8235294	8,82352941
3	5,7971014	27,5362319	24,637681	27,5362319
4	7,1428571	15,7142857	5,7142857	10
5	8,8235294	32,3529412	5,8823529	32,3529412
6	15,942029	0	23,188406	37,6811594
7	4,1666667	25	25	43,0555556
8	4,2857143	10	10	10
9	4,2253521	8,45070423	1,4084507	1,4084507
10	0	5,4054054	14,8648649	5,405405
11	1,369863	13,6986301	10,958904	10,9589041
12	2,8169014	40,8450704	1,4084507	8,45070423
13	2,8571429	1,42857143	24,285714	65,7142857
14	0	15,942029	18,84058	30,4347826
15	0	10	10	2,85714286

Tabella 4.14

Acquisizione	fL [Hz]	fps	startIndex	stopIndex	LUX
1	55	60	400	1800	5130
2	60	30	200	1000	5130
3	60	30	200	1000	6650
4	60	30	200	1000	6650
5	60	60	400	1800	6650
6	60	60	400	1800	203
7	60	60	400	1800	2143
8	60	60	400	1800	2143
9	60	30	200	1000	2143
10	60	30	200	1000	2143
11	60	30	200	1000	2143
12	50	60	400	1800	2143
13	60	60	400	1800	123
14	60	60	400	1800	24
15	60	30	200	1000	24

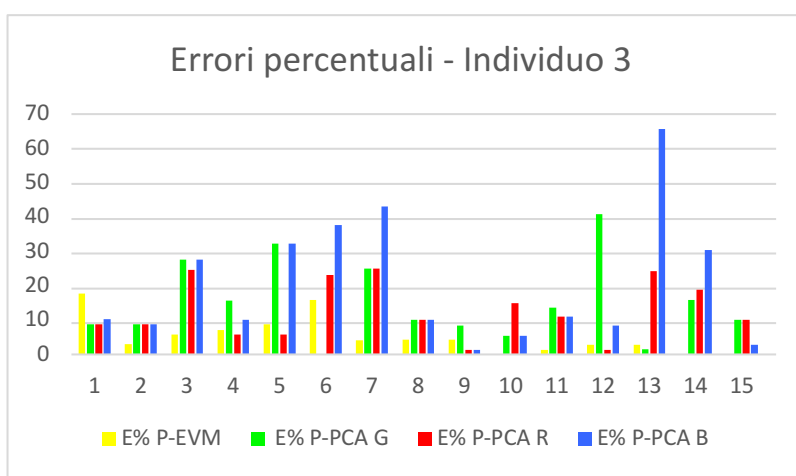


Figura 4.26

### INDIVIDUO D

L'individuo preso in esame è un ragazzo di 17 anni. A differenza di quanto avvenuto in precedenza, le frequenze di taglio inferiori adottate hanno raggiunto, in alcuni casi, i 70-75 Hz: a giustificare la scelta è la frequenza cardiaca elevata misurata con lo sfigmomanometro elettronico. L'EVM ha dato ottimi risultati in ogni prova, a differenza della PCA che, nella sesta e, soprattutto, nella quinta acquisizione, produce errori tutt'altro che trascurabili.

Tabella 4.15 Confronto metodi EVM e PCA rispetto allo strumento di riferimento

Acquisizione	EVM [bpm]	PCA G [bpm]	PCA R [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Fisionomia
1	77	82	80	85	78	Barba
2	79	79	79	83	82	Barba
3	92	79	92	81	91	Barba
4	81	74	81	86	82	Barba
5	80	121	123	116	73	Barba
6	72	95	85	108	74	Barba

Tabella 4.16 Errori relativi percentuali dei metodi EVM e PCA rispetto al riferimento indicato con P

Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA G	E% P-PCA R	E% P-PCA B
1	1,2820513	5,12820513	2,5641026	8,97435897
2	3,6585366	3,65853659	3,6585366	1,2195122
3	1,0989011	13,1868132	1,0989011	10,989011
4	1,2195122	9,75609756	1,2195122	4,87804878
5	9,5890411	65,7534247	68,493151	58,9041096
6	2,7027027	28,3783784	14,864865	45,9459459

Tabella 4.17

Acquisizione	fL [Hz]	fps	startIndex	stopIndex	LUX
1	65	60	400	1800	3812
2	70	30	200	1000	3812
3	75	30	200	1000	3350
4	70	30	200	1000	4393
5	65	60	400	1800	4393
6	60	60	400	1800	384

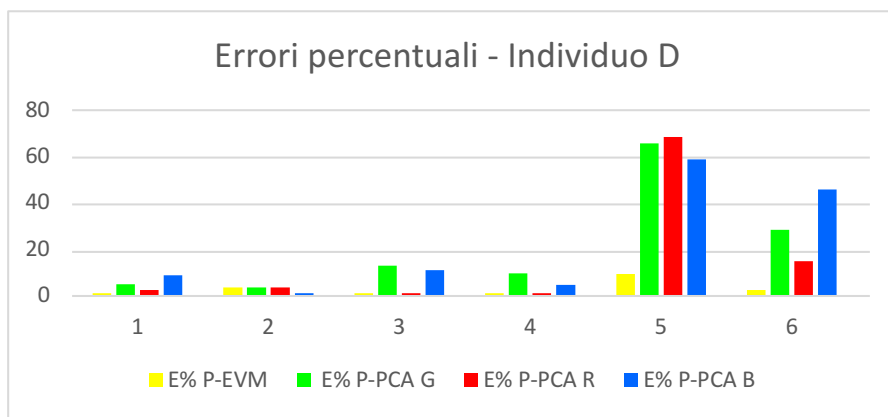


Figura 4.27

## INDIVIDUO E

Il soggetto considerato è una ragazza di 16 anni. Come conseguenza dei valori di frequenza cardiaca misurati, qui fL è stata sempre posta pari a 60 Hz. Il caso numero 1 è il migliore per l'EVM, seguito dai casi 5 e 6, che però rappresentano allo stesso tempo le acquisizioni in cui la PCA ha dato i risultati peggiori (a causa del frame rate di 60 fps e degli occhiali).

Tabella 4.18 Confronto metodi EVM e PCA rispetto allo strumento di riferimento

Acquisizione	EVM [bpm]	PCA G [bpm]	PCA R [bpm]	PCA B [bpm]	Sfigmomanometro [bpm]	Fisionomia
1	63	59	70	61	63	/
2	65	65	70	63	69	/
3	72	65	70	74	68	/
4	81	72	77	68	69	/
5	67	85	80	72	68	/
6	64	77	82	77	65	Occhiali
7	63	61	81	77	71	Occhiali
8	77	59	72	59	74	/
9	64	90	75	90	75	/

Tabella 4.19 Errori relativi percentuali dei metodi EVM e PCA rispetto al riferimento indicato con P

Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA G	E% P-PCA R	E% P-PCA B
1	0	6,34920635	11,111111	3,17460317
2	5,7971014	5,79710145	1,4492754	8,69565217
3	5,8823529	4,41176471	2,9411765	8,82352941
4	17,391304	4,34782609	11,594203	1,44927536
5	1,4705882	25	17,647059	5,88235294
6	1,5384615	18,4615385	26,153846	18,4615385
7	11,267606	14,084507	14,084507	8,45070423
8	4,0540541	20,2702703	2,7027027	20,2702703
9	14,666667	20	0	20

Tabella 4.20

Acquisizione	fL [Hz]	fps	startIndex	stopIndex	LUX
1	60	30	200	1000	3664
2	60	30	200	1000	3664
3	60	30	200	1000	3664
4	60	30	200	1000	123
5	60	60	400	1800	3125
6	60	60	400	1800	3125

7	60	30	200	1000	3125
8	60	30	200	1000	24
9	60	60	400	1800	24

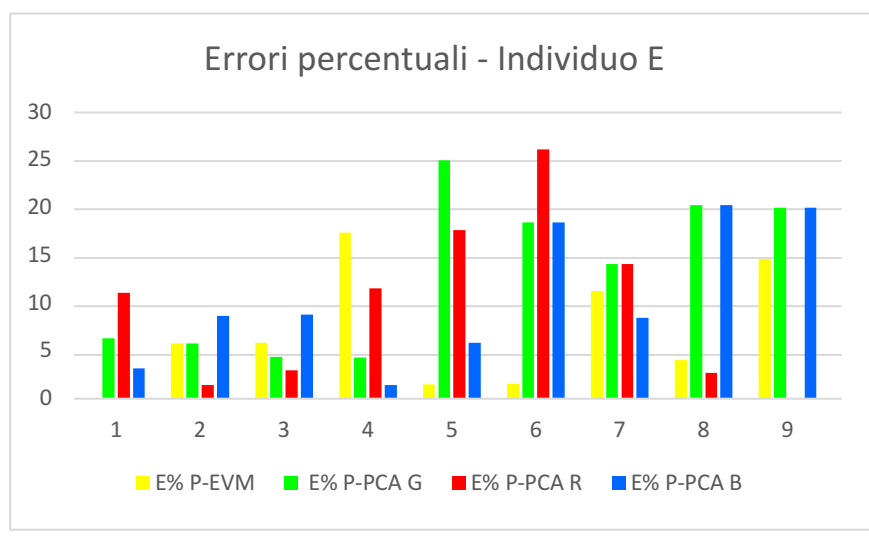


Figura 4.28

### 4.3 Osservazioni sulle condizioni operative

Incentrando l'attenzione sulle varie casistiche prese in considerazione, è possibile desumere quali siano le condizioni migliori per l'effettuazione dell'esperimento.

È possibile fare una prima distinzione tra rilevazioni a diversa frequenza di frame: generalmente l'applicazione di entrambi gli algoritmi ha dato un esito molto migliore nelle registrazioni a 30 fps. Mentre per l'EVM la differenza è minima, per i tre canali della PCA è invece abbastanza consistente (Tabella 4.21-22 e 4.23-24). I casi di Figura 4.8 e 4.16 (individuo D, acquisizioni numero 2 e 5), riportati in precedenza, rappresentano un esempio di quanto, a parità di altre condizioni, il frame rate influenzi l'accuratezza della frequenza cardiaca rilevata sullo stesso individuo. Le acquisizioni 10 e 1 sull'individuo C (Figura 4.1 e 4.4) sono ancora una prova di quanto appena riportato: a rendere l'errore della seconda maggiore contribuisce senz'altro la scelta del frame rate di 60 fps, oltre che, come siamo in procinto di dimostrare, la presenza di make up sul viso.

Tabella 4.21 Valori medi degli errori di tutte le acquisizioni a 60 fps

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
6,31410435	20,60941436	17,51674137	25,22422356

Tabella 4.22 Errori percentuali di tutte le acquisizioni a 60 fps

Individuo – n°Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B
A1	1,587301587	9,523809524	1,587301587	6,349206349
A4	1,587301587	50,79365079	9,523809524	66,66666667
A5	1,587301587	14,28571429	9,523809524	1,587301587
A6	3,333333333	66,66666667	20	28,33333333
B2	7,142857143	24,28571429	8,571428571	17,14285714
C1	17,64705882	8,823529412	8,823529412	10,29411765
C5	8,823529412	5,882352941	32,35294118	32,35294118
C6	15,94202899	23,1884058	0	37,68115942
D1	1,282051282	2,564102564	5,128205128	8,974358974
D5	15,06849315	68,49315068	65,75342466	58,90410959
D6	2,702702703	14,86486486	28,37837838	45,94594595
C7	4,166666667	25	25	43,05555556
C8	4,285714286	10	10	10
C12	2,816901408	1,408450704	40,84507042	8,450704225
C13	2,857142857	24,28571429	1,428571429	65,71428571
D5	1,470588235	17,64705882	25	5,882352941
D6	1,538461538	26,15384615	18,46153846	18,46153846
D9	14,66666667	0	20	20
C14	0	18,84057971	15,94202899	30,43478261
B4	6,756756757	6,756756757	14,86486486	10,81081081
B5	17,33333333	13,33333333	6,666666667	2,666666667



Tabella 4.23 Valori medi degli errori di tutte le acquisizioni a 30 fps

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
4,759608289	10,38298235	11,69408454	10,6655915

Tabella 4.24 Errori percentuali di tutte le acquisizioni a 30 fps

Individuo – n°Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B
A2	1,5625	20,3125	26,5625	12,5
A3	7,8125	12,5	9,375	4,6875
A7	4,615384615	4,615384615	7,692307692	4,615384615
A8	1,666666667	8,333333333	8,333333333	23,33333333
B1	2,857142857	15,71428571	0	10
C2	2,941176471	8,823529412	8,823529412	8,823529412
C3	1,449275362	24,63768116	27,53623188	27,53623188
C4	7,142857143	5,714285714	15,71428571	10
D2	3,658536585	3,658536585	3,658536585	1,219512195
D3	1,098901099	1,098901099	13,18681319	10,98901099
D4	1,219512195	1,219512195	9,756097561	4,87804878
E1	0	11,11111111	6,349206349	3,174603175
E2	5,797101449	1,449275362	5,797101449	8,695652174
E3	5,882352941	2,941176471	4,411764706	8,823529412
C9	4,225352113	1,408450704	8,450704225	1,408450704
C10	0	14,86486486	5,405405405	5,405405405
C11	1,369863014	10,95890411	13,69863014	10,95890411
C13	17,39130435	11,5942029	4,347826087	1,449275362
E7	11,26760563	14,08450704	14,08450704	8,450704225
E8	4,054054054	2,702702703	20,27027027	20,27027027
C15	0	10	10	2,857142857
B3	10,95890411	23,28767123	23,28767123	23,28767123
B6	12,5	27,77777778	22,22222222	31,94444444

In secondo luogo, è opportuno esaminare la dipendenza dei dati dalla luminosità dell'ambiente. Nel caso di luce scarsa, come prevedibile, spesso i risultati si sono discostati molto dal valore di riferimento, sebbene si noti che le percentuali di errore medio dell'EVM e del canale verde della PCA assumano valori paragonabili e, quindi, come, in casi simili, le due tecniche possano essere usate indistintamente (Tabella 4.25).

Uno scarto così alto per l'EVM si è presentato con molta meno frequenza in contesti più luminosi, offrendo, perciò, migliori valori in uscita (Tabella 4.26).

Tabella 4.25 Luminosità tra 24 lux (molto bassa) e 203 lux (bassa) – Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
8,641119691	14,00560498	10,9210919	23,63513607

Tabella 4.26 Luminosità tra 2143 lux e 6650 lux – Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
4,84150618	14,60535933	15,5923312	13,87988344

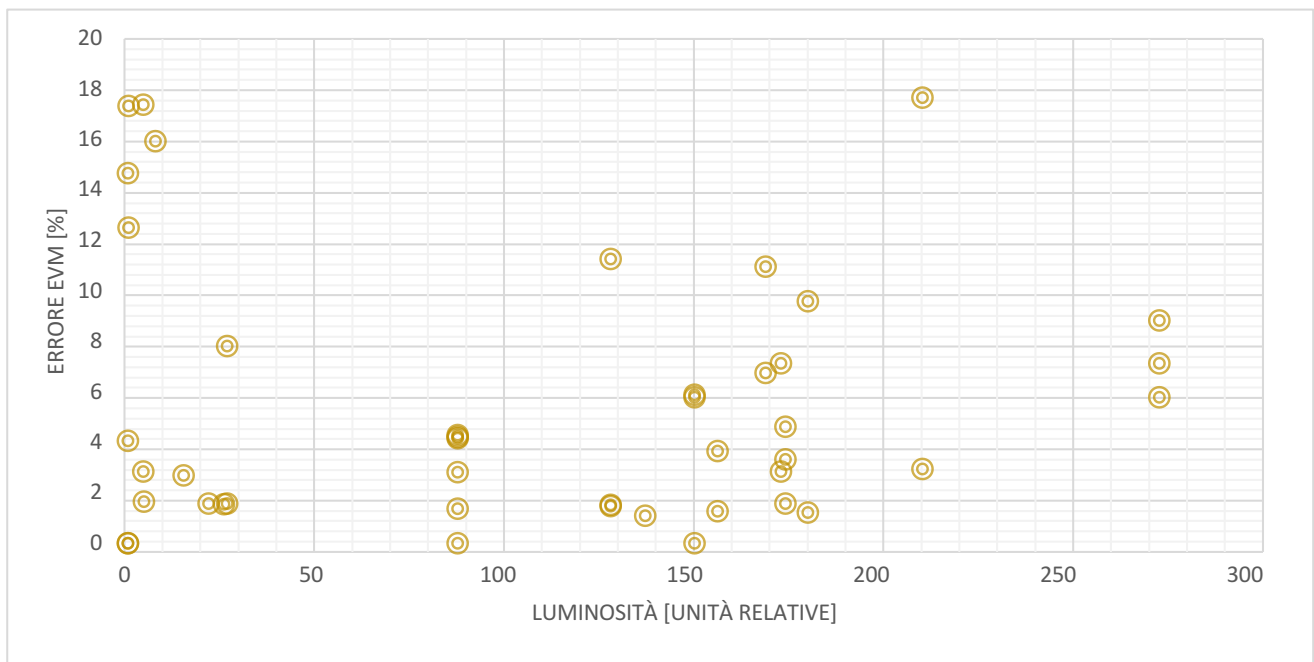


Figura 4.29 Dispersione degli errori percentuali dell'EVM rispetto alla luminosità espressa in unità relative.

Relativamente alla rappresentazione della dispersione degli errori percentuali, si noti che la maggior parte dei dati con errore inferiore al 10% si trova nel range 25-200, che corrisponde a 600-4000 LUX:

si definiscono così le migliori condizioni di luminosità in cui effettuare le prove, coerentemente con quanto dimostrato anche da Fletcher et al. [7] (si veda il paragrafo 1.1).

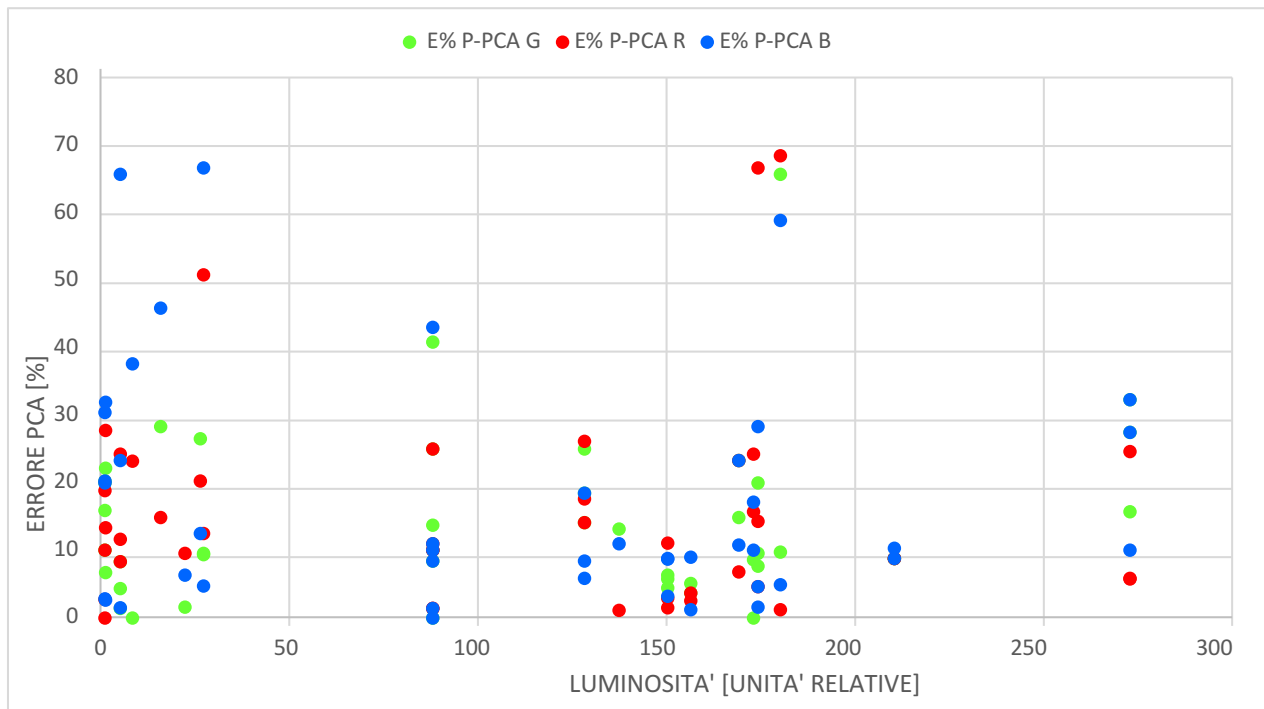


Figura 4.30 Dispersione degli errori percentuali dei tre canali della PCA rispetto alla luminosità espressa in unità relative

Dalla Figura 4.30 leggiamo che il canale verde produce migliori risultati rispetto agli altri in ogni condizione di luminosità. Mediamente, però, l'errore compiuto dai tre canali risulta sempre essere superiore a quello causato all'EVM.

Nell'evenienza in cui sul volto dell'individuo considerato siano presenti "ostacoli" (ossia il viso non sia completamente privo di make up o barba che possono rendere difficile la rilevazione del cambiamento di colore della pelle, in quanto interposti tra essa e la camera) si osserva che il trucco, essendo esteso uniformemente sulle regioni di interesse, è causa di rilevazioni non molto accurate per entrambi gli algoritmi (Tabella 4.27-28). Inoltre, a differenza di alcune delle altre situazioni prese in considerazione nell'elaborato, questa vede il canale verde come il peggiore per l'acquisizione; gli unici altri casi in cui si presenta questa particolarità sono il precedente (luminosità elevata) e quello in cui l'individuo indossa degli occhiali da vista (maggiore spazio sarà dato a quest'ultimo successivamente).

La presenza di barba, invece, non ha avuto molta influenza sui risultati dell'EVM, poiché è stato sufficiente spostare i riquadri che circoscrivono le ROI in punti in cui essa è meno folta o, ancora meglio, del tutto assente. Un discorso analogo non è valido per la PCA, dove infatti si leggono errori più importanti per tutti e tre i canali. (Tabella 4.29-30).

Gli occhiali, similmente alla barba, conferiscono un maggiore errore alla PCA, dovuto alla riflessione della luce che genera rumore sul segnale VPG e non permette una lettura corretta dei dati. Questo spiega anche il motivo per cui con l'EVM, rispetto al caso "presenza di barba", anche selezionando zone non coperte dalle lenti si ottengono valori meno precisi (Tabella 4.31-32).

Tabella 4.27 Make up - Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
8,990987699	12,84496407	15,54175293	21,11466326

Tabella 4.28 Make up - Errori percentuali di tutte le acquisizioni

Individuo – n°Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B
C1	17,64705882	8,823529412	8,823529412	10,29411765
C2	2,941176471	8,823529412	8,823529412	8,823529412
C3	1,449275362	24,63768116	27,53623188	27,53623188
C4	7,142857143	5,714285714	15,71428571	10
C5	8,823529412	5,882352941	32,35294118	32,35294118
C6	15,94202899	23,1884058	0	37,68115942

Tabella 4.29 Barba – Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
3,2818904	17,96970637	16,63005897	17,30246214

Tabella 4.30 Barba - Errori percentuali di tutte le acquisizioni

Individuo – n°Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B
A1	1,587301587	9,523809524	1,587301587	6,349206349

A2	1,5625	20,3125	26,5625	12,5
A5	1,587301587	14,28571429	9,523809524	1,587301587
A6	3,333333333	66,66666667	20	28,33333333
A7	4,615384615	4,615384615	7,692307692	4,615384615
A8	1,666666667	8,333333333	8,333333333	23,33333333
D1	1,282051282	2,564102564	5,128205128	8,974358974
D2	3,658536585	3,658536585	3,658536585	1,219512195
D3	1,098901099	1,098901099	13,18681319	10,98901099
D4	1,219512195	1,219512195	9,756097561	4,87804878
D5	15,06849315	68,49315068	65,75342466	58,90410959
D6	2,702702703	14,86486486	28,37837838	45,94594595

Tabella 4.31 Occhiali da vista – Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
5,434546542	21,33097181	20,74889745	15,53623806

Tabella 4.32 Occhiali da vista - Errori percentuali di tutte le acquisizioni

Individuo – n°Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B
A6	3,333333333	66,66666667	20	28,33333333
C11	1,369863014	10,95890411	13,69863014	10,95890411
C12	2,816901408	1,408450704	40,84507042	8,450704225
E6	1,538461538	26,15384615	18,46153846	18,46153846
E7	11,26760563	14,08450704	14,08450704	8,450704225
B3	10,95890411	23,28767123	23,28767123	23,28767123
B4	6,756756757	6,756756757	14,86486486	10,81081081

#### 4.4 Discussioni finali

È bene ora dedicare attenzione ai dati ottenuti con quelle che possono essere definite le migliori condizioni operative possibili. Sulla base delle precedenti osservazioni, si è stilata una tabella che riporta le informazioni relative all'assenza di make up, occhiali e barba e alla presenza di una buona luminosità: l'errore causato dall'EVM viene ad essere esiguo (appena del 3,82% circa) e, rispetto agli

altri casi, anche la PCA riporta errori abbastanza piccoli (Tabella 4.33-34). Se poi ci si pone in condizioni ideali, cioè restringendo il campo di osservazione di cui sopra alle immagini ottenute con risoluzione di 30 fps (che ricordiamo essere il valore di risoluzione risultato migliore dai nostri esperimenti), si abbassa ancora di più la soglia di inesattezza (Tabella 4.35-36): l'EVM presenta, infatti, un errore di appena il 3,1% circa, e il canale di interesse della PCA (canale verde) del 5,1% circa.

Tabella 4.33 Condizioni buone – Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
3,817465273	11,86387539	8,220623412	11,96733929

Tabella 4.34 Condizioni buone - Errori percentuali di tutte le acquisizioni

Individuo – n°Acquisizione	E% P-EVM	E% P-PCA R	E% P-PCA G	E% P-PCA B
B1	2,857142857	15,71428571	0	10
B2	7,142857143	24,28571429	8,571428571	17,14285714
E1	0	11,11111111	6,349206349	3,174603175
E2	5,797101449	1,449275362	5,797101449	8,695652174
E3	5,882352941	2,941176471	4,411764706	8,823529412
C7	4,166666667	25	25	43,05555556
C8	4,285714286	10	10	10
C9	4,225352113	1,408450704	8,450704225	1,408450704
C10	0	14,86486486	5,405405405	5,405405405

Tabella 4.35 Condizioni ideali – Valori medi degli errori

E% P-EVM mean	E% P-PCA mean (R)	E% P-PCA mean (G)	E% P-PCA mean (B)
3,12699156	7,914860705	5,069030356	6,251273478

Tabella 4.36 Condizioni ideali - Errori percentuali di tutte le acquisizioni

<b>Individuo – n°Acquisizione</b>	<b>E% P-EVM</b>	<b>E% P-PCA R</b>	<b>E% P-PCA G</b>	<b>E% P-PCA B</b>
B1	2,857142857	15,71428571	0	10
E1	0	11,11111111	6,349206349	3,174603175
E2	5,797101449	1,449275362	5,797101449	8,695652174
E3	5,882352941	2,941176471	4,411764706	8,823529412
C9	4,225352113	1,408450704	8,450704225	1,408450704
C10	0	14,86486486	5,405405405	5,405405405

## 4.5 Conclusioni e sviluppi futuri

Le condizioni operative che hanno dato, quindi, mediamente un esito migliore sono state quelle che contemplavano:

- luminosità elevata dell'ambiente circostante (ancora meglio se entro i 4000 lux, poiché, come già anticipato nei paragrafi precedenti, per valori superiori si è spesso verificata un'accentuazione eccessiva dei colori, rendendo l'immagine distorta e causando talvolta valori di heart rate in uscita fortemente imprecisi);
- frame rate di 30 fps, che da ricerche in letteratura è risultata essere la scelta più frequente;
- volto dell'individuo analizzato sgombro da ogni tipo di impedimento.

Per ciò che concerne le tecniche utilizzate, l'EVM è senza dubbio quella che restituisce i risultati migliori. Rispetto alla PCA, tuttavia, richiede all'utente di posizionare i riquadri da prendere in analisi nelle zone da lui ritenute più opportune e, sebbene in alcuni casi questo possa essere ritenuto un vantaggio, non sempre si riesce a selezionare le regioni migliori con precisione. Ad esempio, ciò può avvenire in presenza di luce non uniforme che dà origine a zone leggermente più in ombra rispetto ad altre (talvolta non percepibili dall'occhio umano) in cui l'acquisizione potrebbe non essere precisa. La PCA invece seleziona autonomamente le aree in cui, come provano studi precedenti menzionati sopra, l'intensità del canale verde è maggiore, ma nonostante ciò i dati in uscita non sono sempre molto attendibili. Oltretutto, come si è dimostrato, spesso sono il canale rosso e il canale blu a presentare l'esito migliore, soprattutto in condizioni lontane dall'idealità.

Inoltre, come si può notare anche da una veloce lettura dei dati, numerosi sono stati i casi in cui acquisizioni effettuate in condizioni operative analoghe e sullo stesso individuo hanno dato luogo a percentuali di errore molto diverse. Una spiegazione di questo inaspettato risultato può essere la seguente: a livello microscopico il nostro volto si dipinge di continuo di diverse espressioni facciali, rendendo inevitabilmente ogni acquisizione diversa dalle altre e andando ad incidere, spesso negativamente, sull'estrazione delle componenti indipendenti e principali. Si evince, perciò, che, non potendo l'operatore controllare o evitare che questo evento indesiderato si verifichi, è bene che egli ponga maggiormente l'attenzione verso le restanti condizioni operative sopra citate, sulle quali può invece intervenire per minimizzare l'errore.

Come è già stato chiarito in precedenza, questa tecnica innovativa che permette il monitoraggio della frequenza cardiaca da remoto produce buoni risultati solo nei casi in cui il soggetto a cui viene fatta la misurazione rimanga immobile per tutta la durata della registrazione video. Poiché, come riportato nel Capitolo 1.2, sarebbero molteplici i benefici che un'eventuale diffusione di questo



metodo di misura potrebbe comportare, ciò a cui si ambisce è un ulteriore perfezionamento che permetta all'utente di farne uso ogni qualvolta lo ritenga necessario e senza dover prendere troppi particolari accorgimenti. Un esempio di un miglioramento applicabile alla metodologia in questione può essere rappresentato dal tentativo di attenuare gli artefatti da movimento e di rendere possibile l'utilizzo in *real time* sia per il monitoraggio a riposo che sotto sforzo. Ovviamente, per poter rendere possibile ciò, sarà necessaria l'implementazione di un algoritmo che sia in grado di riconoscere e trattare in maniera opportuna movimenti volontari e involontari. Interessante sarebbe anche utilizzare le tecniche da remoto per poter avere una panoramica generale della condizione di salute dell'individuo, creando un unico algoritmo che permetta di rilevare al contempo altri parametri vitali fondamentali oltre all'HR: pressione arteriosa, variabilità cardiaca e frequenza respiratoria. Si renderebbe semplice, in questo modo, anche la trasmissione a distanza dei dati raccolti per avere un parere medico o medico-specialistico (telediagnosi e teleconsulto), evitando, quando possibile, ospedalizzazioni non indispensabili e riducendo il sovraffollamento del pronto soccorso e dei reparti per pazienti cronici. È dunque evidente che, se correttamente sviluppato, il metodo di misurazione ampiamente descritto nel nostro elaborato produce innumerevoli benefici dal punto di vista pratico e sociale, poiché rende possibile il monitoraggio in autonomia e riduce gli spostamenti superflui da parte del paziente o del medico (altrimenti, nel caso di spostamento dell'operatore sanitario si parlerebbe di *outreach clinics*). Inoltre, si presterebbe, così, parte del servizio sanitario a comunità isolate, come case di reclusione o persone coinvolte in spedizioni artiche e antartiche o missioni militari e spaziali.

## Bibliografia

- [1] H. Rahman, M.U. Ahmed, S.Begum, P.Funk. 2016. «Real Time Heart Rate Monitoring From Facial RGB Color Video Using Webcam. Malm: SAIS, 2 -3 June.
- [2] arim Alghoul, Saeed Alharthi, H ussein Al Osman, Abdulmotaleb El Saddik. 2017. «Heart Rate Variability Extraction From Videos Signals: ICA vs. EVM Comparison. Marzo.
- [3] M. Raghu Ram, . Venu Madhav, E. Hari rishna, . Nagarjuna Reddy, . Ashoka Reddy. 2011. «Use of Multi-scale Principal Component Analysis for Motion Artifact Reduction of PPG Signals.
- [4] Ming-Zher Poh, Daniel J. McDuff, Rosalind W. Picard. 2011. «Advancements in Noncontact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam. Gennaio.
- [5] Nadica Miljković, Dragan Trifunović. 2014. «Pulse rate assessment: Eulerian Video Magnification vs. electrocardiography recordings. IEEE, 25 Novembre.
- [6] Richard Ribn Fletcher, Daniel Chamberlain, Nicholas Paggi, Xinyue Deng. 2015. «Implementation of Smart Phone Video Plethysmography and Dependence on Lighting Parameters.
- [7] Vladislav Ostankovich, Geesara Prathap, Ilya Afanasyev. 2018. «Towards Human Pulse Rate Estimation from Face Video: Automatic Component Selection and Comparison of Blind Source Separation Methods. 28 Ottobre.
- [8] Wim Verkruysse, Lars O Svaasand, J Stuart Nelson. 2008. «Remote plethysmographic imaging using ambient light. 22 Dicembre.
- [9] Yong-Poh Yu, P. Raveendran, Chern-Loon Lim, Ban-Hoe wan. 2015. «Dynamic heart rate estimation using Principal Component Analysis. Optical Society of America, 29 Ottobre.