



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE  
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

---

Corso di Laurea in Ingegneria Biomedica

Rilevamento del battito cardiaco tramite tecniche di  
elaborazione video al variare di caratteristiche  
specifiche

*Relatore:*

**Prof. Ennio Gambi**

*Tesi di Laurea di:*

**Alessandro Profili**

*Correlatore:*

**Ing. Manola Ricciuti**

*Anno Accademico 2019/2020*



# INDICE

INTRODUZIONE.....	1
CAPITOLO 1.....	3
1.1 STATO DELL'ARTE .....	3
1.2 METODI CLASSICI PER IL RILEVAMENTO DEL BATTITO CARDIACO E.....	6
APPROCCIO SENZA CONTATTO .....	6
1.3 CENNI DI FISIOLOGIA DEL CUORE.....	7
1.4 SEGNALE ECG.....	10
1.5 SEGNALE PPG E VPG .....	12
CAPITOLO 2.....	15
2.1 SPAZIO DI COLORE E IMMAGINI RGB .....	15
2.2 METODO EVM: INFORMAZIONI GENERALI.....	17
2.3 METODO ICA: INFORMAZIONI GENERALI.....	18
2.4 METODO PCA: INFORMAZIONI GENERALI.....	19
CAPITOLO 3.....	21
3.1 SETUP.....	21
3.2 DESCRIZIONE DELL'ALGORITMO: EVM .....	22
3.2.1 RILEVAMENTO AUTOMATICO DEL VOLTO CON ALGORITMO DI VIOLA E JONES.....	22
3.2.2 METODO EVM E SCELTA DELLE REGIONI DI INTERESSE .....	23
3.2.3 ESTRAZIONE DEL SEGNALE VPG .....	25
3.2.4 ESTRAZIONE DELLA FREQUENZA CARDIACA .....	25
3.3 DESCRIZIONE DELL'ALGORITMO: ICA+PCA.....	25
CAPITOLO 4.....	27
4.1 RISULTATI SPERIMENTALI .....	27
4.2 ELABORAZIONE RISULTATI .....	30
4.2.1 CONSIDERAZIONI GENERALI: CONFRONTO TRA EVM E PCA.....	30
4.2.2 LUCE SCARSA Vs LUCE ARTIFICIALE Vs LUCE NATURALE .....	34
4.2.2 BARBA Vs NO BARBA .....	37
4.2.3 MAKE UP Vs NO MAKE UP .....	37
4.2.4 OCCHIALI Vs NO OCCHIALI.....	38
4.3 CONFRONTO DEI SEGNALI VPG .....	39
4.4 DISCUSSIONI FINALI.....	41
CONCLUSIONE E LAVORI FUTURI.....	42
BIBLIOGRAFIA .....	44

# INDICE DELLE FIGURE

Figura 1.1 Esempio di fascia cardiaca e smartwatch per il rilevamento del battito cardiaco .....	7
Figura 1.2 Anatomia del Cuore .....	8
Figura 1.3 Sistema di propagazione degli stimoli nel muscolo cardiaco .....	9
Figura 1.4 Andamento temporale della pressione arteriosa.....	10
Figura 1.5 Derivazioni fondamentali a sinistra e derivazioni precordiali a destra .....	11
Figura 1.6 Andamento tipico di due cicli cardiaci rilevabile in II derivazione .....	12
Figura 1.7 Schema semplificato di un pulsossimetro applicato al dito .....	13
Figura 1.8 Confronto segnale ECG e PPG .....	13
Figura 2.1 Rappresentazione grafica dello spazio di colore RGB con i livelli di intensità del colore rosso (x), verde (y) e blu (z).....	15
Figura 2.2 Rappresentazione grafica della matrice RGB in 3 dimensioni.....	16
Figura 2.3 Esempio grafico di una piramide Gaussiana.....	17
Figura 2.4 Rappresentazione grafica degli step fondamentali del metodo ICA .....	18
Figura 3.1 Esempio di applicazione dell’algoritmo di Viola Jones .....	22
Figura 3.2 Visualizzazione grafica delle ROI e delle percentuali selezionate nella prova 9 .....	24
Figura 3.3 Esempio di istogramma delle immagini RGB (prova numero 9) .....	25
Figura 3.4 Parte di codice PCA per l’implementazione della SVD su canale Verde.....	26
Figura 3.5 Confronto tra immagine RGB, immagini ottenute selezionando un canale e immagini proiettate sulle componenti principali .....	26
Figura 4.1 Errori percentuali per ogni prova .....	30
Figura 4.2 Sull’ asse delle ascisse sono riportate le prove raggruppate per caratteristiche specifiche, p.e.: prova 1 = soggetto 1 con barba etc.....	36



# INTRODUZIONE

Una delle nuove frontiere tecnologiche nel campo sanitario è quella del rilevamento di parametri vitali quali la frequenza cardiaca (o HR da Heart Rate) e la variabilità cardiaca (o HRV da Heart Rate Variability) attraverso l'utilizzo di tecnologie a distanza.

La strumentazione clinica convenzionale oggi disponibile per il monitoraggio della frequenza cardiaca è nella maggior parte dei casi costosa e/o malagevole.

Si pensi all'elettrocardiografo (ECG), strumento per la misura dell'attività elettrica del cuore che necessita di un numero di elettrodi e cavi considerevole i quali, oltre ad essere di evidente scomodità in certi casi di analisi clinica, dovranno essere posizionati sul corpo del paziente da personale istruito. Un altro strumento di questo tipo è il pulsossimetro, il quale permette di rilevare il segnale pletismografico (o PPG da PhotoPlethysmoGraphic) andando ad evidenziare la variazione di flusso sanguigno nei capillari di un dito della mano, presentando quindi anch'esso evidente scomodità per determinate procedure cliniche.

Negli ultimi anni, nel campo del monitoraggio a distanza del battito cardiaco, sono stati fatti enormi progressi, infatti sono stati sviluppati diversi algoritmi capaci di estrarre questi parametri dall'analisi di segnali video raffiguranti regioni scoperte della cute quali il palmo della mano o, come nella maggior parte dei casi, il volto.

In particolar modo possiamo trovare in letteratura vari studi in cui vengono utilizzati gli algoritmi dell'EulerianVideoMagnification (EVM) e dell'Independent Component Analysis (ICA), i quali hanno dato risultati soddisfacenti dimostrandosi una buona alternativa a strumenti ormai ben validati e tradizionalmente usati come quelli sopra riportati.

Un ulteriore metodo il cui utilizzo è fonte di ricerca in questo contesto è quello della Principal Component Analysis (PCA), il quale è una tecnica derivante da studi di algebra lineare che viene ampiamente utilizzata nei più svariati ambiti e consiste nel selezionare solo le componenti principali di una mole ingente di dati.

Lo scopo di questa tesi è quello di valutare gli approcci di estrazione del battito cardiaco senza contatto, paragonando in particolare le seguenti metodologie: EVM e ICA+PCA.

Quest'ultimo approccio consiste nell'analizzare i segnali video applicando inizialmente il metodo ICA, separando quindi i segnali nei tre canali indipendenti RGB, e infine applicando il metodo PCA su tutti e tre i canali selezionandone uno alla volta.

L'approccio ICA+PCA può essere preferibile al metodo EVM sia per la maggiore velocità dato un minore peso computazionale, sia perché, utilizzando questo metodo, non vi è la necessità di un setting manuale delle regioni del viso da analizzare per estrarre il battito cardiaco dal momento che si considerano solo i valori di maggiore intensità dei pixel e i coefficienti principali correlati a questi valori di intensità.

In aggiunta, per verificare il possibile futuro utilizzo di questa tecnologia in molteplici contesti, le acquisizioni ottenute sono state fatte in diverse condizioni sia ambientali che fisionomiche:

- Luce naturale / luce artificiale / luce scarsa
- Barba / no barba
- Make up / no make up
- Occhiali / no occhiali

Ciò che rende interessante questo lavoro è l'utilizzo di uno strumento che ormai tutti noi possediamo, la fotocamera di un cellulare (in questo caso un Samsung Galaxy A50).

Per poter determinare l'affidabilità dei risultati, questi sono stati confrontati con la frequenza cardiaca media rilevata da un pulsossimetro (considerato come ground-truth) e da una fascia cardiaca Polar T31.

La suddivisione di questo elaborato è in 4 differenti capitoli: nel primo capitolo dopo una iniziale panoramica dei lavori trovati in letteratura sugli argomenti svolti in questa tesi, vengono esposte le principali caratteristiche anatomiche e fisiologiche del cuore, seguite da cenni riguardo i segnali ECG, PPG e VPG; nel capitolo 2 sono illustrate le principali caratteristiche dello spazio di colore RGB e sono descritti in modo generale gli algoritmi EVM, ICA e PCA; nel capitolo 3 sono descritti nel dettaglio tutti gli step fondamentali per l'implementazione degli algoritmi EVM e ICA+PCA e le metodologie per estrarre la frequenza cardiaca; nel capitolo 4 sono infine esposti i risultati sperimentali ottenuti e sono elencate le considerazioni e le discussioni finali che si deducono da questi.

# CAPITOLO 1

In questo capitolo sono esposte nozioni basilari di fisiologia cardiaca insieme alla descrizione dei metodi, degli strumenti e dei segnali tramite cui oggi è possibile ricavare la frequenza cardiaca.

## *1.1 STATO DELL'ARTE*

Nel corso degli ultimi anni sono stati proposti in letteratura vari metodi per estrarre la frequenza cardiaca e altri parametri vitali quali l'HRV e la frequenza respiratoria basati sulla determinazione e sull'analisi dei segnali PPG (fotopletismografici) e VPG (videopletismografici).

Gli algoritmi che sono stati maggiormente studiati e sperimentati sono quelli dell'EVM e dell'ICA.

Ad esempio, Ennio Gambi, Manola Ricciuti et al. [1], attraverso l'algoritmo dell'EVM sono riusciti a ricavare la frequenza cardiaca utilizzando un dispositivo Microsoft Kinect v2 dimostrando che l'errore risultante è più che accettabile e che, inoltre, può essere ridotto conoscendo lo stile di vita dell'individuo in analisi.

Un lavoro simile a quello sopra riportato è quello svolto da A. Secerbegovic et al. [2] il quale ha ricavato il segnale VPG utilizzando il metodo dell'ICA con l'obiettivo di ricavare la pressione sanguigna attraverso l'analisi del Pulse Transit Time (PPT), ricavabile dal segnale VPG.

Anche Ming-Zher Poh et al. [3] ha utilizzato il metodo dell'ICA per ottenere non solo l'HR, ma anche l'HRV e la frequenza respiratoria ottenendo risultati soddisfacenti per tutti i parametri vitali.

In particolar modo egli utilizza il metodo JADE ICA, in cui JADE sta per "Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices", scegliendo la componente principale che presenta il picco massimo in frequenza. Una volta ottenuto il segnale VPG vengono determinati i picchi del segnale e gli intervalli RR da cui è possibile ricavare il tacogramma. Attraverso l'analisi dello spettro di potenza di quest'ultimo, si può poi definire il rapporto LF/HF, caratterizzante l'HRV, e la frequenza respiratoria determinando la frequenza centrale della banda HF.

Se si vuole avere un paragone tra i due metodi ICA e EVM, si può consultare un articolo redatto da Karim Alghoul [4], il quale confronta i risultati di entrambi i metodi per l'estrazione dell'HRV

dimostrando che il metodo dell'ICA è il più adatto dal momento che l'EVM presenta troppo rumore alle alte frequenze dello spettro di potenza del tacogramma.

Anch'egli, per la scelta della componente indipendente nel metodo ICA propone di fare la FFT di ogni componente e scegliere quella il cui spettro presenta il picco massimo nella banda che va dai 45 ai 180 bpm.

Il metodo della PCA, prima di essere stato utilizzato per ricavare il segnale videopleletismografico attraverso l'analisi di segnali video, fu applicato direttamente sul segnale PPG ricavato da un pulsossimetro per la determinazione dei parametri vitali.

Infatti, attraverso il lavoro di K. Venu Madhav et al. [5] è possibile vedere come l'analisi delle componenti principali del segnale PPG possa essere utilizzata per la determinazione della frequenza respiratoria essendo questa legata a piccole fluttuazioni sul segnale. La variazione di intensità sul segnale PPG data dalla respirazione è visibile nei coefficienti delle componenti principali.

Mohammad Abdul Motin et al. [6] ha dimostrato come oltre la frequenza respiratoria può essere ricavata anche quella cardiaca. In questo lavoro, viene applicata la EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) sul segnale PPG da cui si ricavano un certo numero di IMF (Intrinsic Mode Functions). Le IMF sottoposte ad artefatti (rumore) vengono eliminate grazie ad una analisi spettrale e viene poi applicata la PCA sulle IMF rimanenti. Infine, dopo aver selezionato la prima componente principale contenente informazioni sulla attività cardiaca, si ricava dallo spettro di quest'ultima la frequenza riconducibile a quella cardiaca.

Un'ulteriore possibile applicazione della PCA e, in particolare, della multiscale PCA sul segnale PPG, è quella di utilizzare le componenti principali per la rimozione degli artefatti di movimento sia volontari che involontari, come è dimostrato nel lavoro di M. Raghu Ram et al. [7].

In questo lavoro si dimostra anche che l'accuratezza della PCA è simile a quella della ICA.

Diversi articoli poi sono stati scritti per visualizzare la differenza tra il metodo ICA e il metodo PCA. Ad esempio, R. M. Fouad et al. [8] nel suo lavoro, oltre a confrontare le varie tecniche di face detection, face tracking e skin detection, va anche a fare un paragone tra le varie tecniche di ICA (JADE ICA, FAST ICA, KERNEL ICA, Second Order Blind Identification) e PCA, dimostrando che la PCA presenta un errore quadratico medio più basso rispetto i vari metodi di ICA.

Un esempio di utilizzo del metodo della ICA e della PCA su tutti e tre i canali su video in formato RGB per la determinazione del segnale VPG è dato dal lavoro di Magdalena Lewandowska et al. [9]. In questo lavoro vengono utilizzati due differenti approcci: in uno si considera l'intero volto, mentre

nell'altro solo la ROI (regions of interest) rappresentante la fronte dell'individuo. I risultati ottenuti dimostrano che l'analisi della fronte ha una accuratezza simile all'analisi dell'intero volto.

Sono stati fatti anche tentativi per utilizzare altri formati di immagini al di fuori di quelle RGB: ad esempio Jacek Rumiński [10], sostenendo che il limite della PCA, come quello della ICA, è il fatto che non è possibile a priori sapere quale canale utilizzare, ha dimostrato che è possibile anche ricavare l'HR analizzando immagini YUV. Infatti, egli dimostra che dal punto di vista spettrale i segnali VPG ottenuti con l'analisi delle componenti Y, U, V sono molto simili ai segnali VPG ottenuti con i due metodi ICA e PCA sui tre canali R, G, B. Questa correlazione viene dimostrata con la dipendenza lineare tra i due spazi di colore.

Per quanto riguarda la determinazione dell'HRV dal segnale PPG, si può far riferimento al lavoro di M. Bolanos et al. [11], la cui analisi è fatta sul segnale PPG misurato attraverso un pulsossimetro. Dopo aver determinato i picchi R, egli ricava il rapporto LF/HF dallo spettro di potenza del tacogramma precedentemente ricavato.

Un ulteriore lavoro con questo scopo è quello di Rong-ChaoPeng et al. [12], nel quale è stata utilizzata la luce a led e la telecamera presenti in uno smart phone. Ai soggetti che si sono sottoposti agli esperimenti è stato semplicemente chiesto di posizionare il dito sulla telecamera e sul led dello smart phone. Per ricavare il segnale PPG Rong-ChaoPeng propone di selezionare una ROI della grandezza di 80x80 pixel e di fare una media dell'intensità del canale rosso, le cui variazioni sono dovute al flusso sanguigno. I risultati di questo lavoro confermano che la discrepanza tra la valutazione dell'HRV ricavato attraverso l'ECG o attraverso il metodo sopraindicato è minima.

Un lavoro che invece è simile a quello svolto in questo tirocinio è descritto nell'articolo di Richard Ribón Fletcher [13], in cui le acquisizioni video sono state fatte attraverso uno smart phone e in diverse condizioni di luce. L'HR è stato ricavato con il metodo ICA ed altri quali il metodo CCA (Canonical Components Analysis), il metodo CHRXY e CHRXY, i quali sono basati sullo studio della crominanza del segnale ricavata attraverso delle combinazioni lineari dei canali RGB, e, infine, il metodo PBV (Pulse Blood Volume). Poi, attraverso il confronto dei risultati in relazione al livello e alla tipologia di luce, è stato dimostrato in questo studio che il metodo ICA è, insieme al metodo CCA, quello che ha dato i migliori risultati.

Infine, possiamo citare un interessante lavoro svolto da Xiaobai Li et al. [14] il cui scopo è quello di determinare l'HR in condizioni di luce variabili e di movimenti non rigidi del soggetto. Dopo l'utilizzo del metodo DRMF (Discriminative Response Map Fitting) per generare sul primo frame una maschera di ROI e dopo l'implementazione dell'algoritmo di Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) per il face

tracking, il segnale grezzo VPG viene costruito applicando una media spaziale sul canale verde della ROI. L'autore propone di ricavare una stima delle variazioni interferenti sul canale verde attraverso il metodo DRLSE (Distance Regularized Level Set Evolution) applicato sullo sfondo del frame.

In questo modo si possono considerare le variazioni di intensità sul canale verde presenti sullo sfondo come estranee al segnale utile. Infine, per rimuovere gli artefatti di movimento, il segnale VPG viene suddiviso in segmenti i quali sono sottoposti ad una serie di filtraggi per eliminare il segnale al di fuori della banda utile.

## *1.2 METODI CLASSICI PER IL RILEVAMENTO DEL BATTITO CARDIACO E*

### *APPROCCIO SENZA CONTATTO*

Con frequenza cardiaca si intende il numero di battiti a cui è sottoposto il cuore in un minuto, perciò l'unità di misura utilizzata in medicina è il bpm (beats per minute), ossia letteralmente battiti al minuto. Per poterne determinare il valore è possibile utilizzare diverse metodologie o apparecchiature.

Il metodo più semplice è il cosiddetto metodo palpatorio, il quale consiste nel valutare il numero di battiti al minuto andando ad applicare una leggera pressione con le dita in corrispondenza dell'arteria radiale (polso) o dell'arteria carotide (collo), siti nei quali, al passaggio dell'onda pressoria causata dalla contrazione cardiaca, questa può essere percepita dalle dita stesse.

Ovviamente questo metodo pur essendo molto semplice presenta una grande incertezza e richiede anche un tempo eccessivo.

In ambito clinico è evidente la necessità di uno strumento che permetta il monitoraggio continuo e preciso della frequenza cardiaca, perciò gli apparecchi più utilizzati sono l'elettrocardiografo (ECG) ed il pulsossimetro, i quali, nonostante l'alto grado di affidabilità, presentano diversi svantaggi.

L'ECG ad esempio richiede l'utilizzo del cosiddetto cavo paziente, ossia l'insieme che va dai 4 ai 10 cavi ed elettrodi che vanno posti in contatto con il corpo umano in dei punti specifici con un particolare gel conduttivo.

Il pulsossimetro invece deve stare per tutto il tempo della misura a contatto con il dito del paziente. È evidente che questi strumenti risultano scomodi nel momento in cui vi è la necessità di effettuare una misura al di fuori dell'ambiente ospedaliero in condizioni di vita quotidiana o attività fisica. Per questi motivi sono stati progettati negli ultimi decenni altri strumenti per la misura della frequenza cardiaca media come smartwatch o fasce cardiache.



*Figura 1.1 Esempio di fascia cardiaca e smartwatch per il rilevamento del battito cardiaco*

I principi di funzionamento di questi strumenti sono molteplici, infatti vi possiamo trovare sensori ottici, i quali hanno un comportamento analogo a quelli del pulsossimetro, dei semplici elettrodi per misurare l'attività elettrica cardiaca simili a quelli dell'ECG oppure dei sistemi di bioimpedenza per la misura delle variazioni di impedenza dovute al flusso sanguigno.

Nonostante la maggiore comodità rispetto all'ECG ed il pulsossimetro questi ultimi apparecchi sono nella maggior parte dei casi costosi e comunque, essendo a contatto, scomodi.

Infine, un aspetto che non è da sottovalutare e che è presente in tutti gli approcci a contatto è il grande rumore che gli artefatti di movimento introducono nella misura.

Per poter condurre una misura il più precisa possibile infatti, l'individuo dovrebbe stare fermo e, addirittura, nel caso dell'ECG dovrebbe rimanere anche in apnea per certi intervalli temporali.

L'implementazione di tecnologie senza contatto porterebbe ad una rivoluzione nel monitoraggio dei parametri vitali. L'individuo da monitorare non riscontrerebbe alcun impedimento fisico dato dallo strumento in sé, né sarebbe limitato nei movimenti.

Si può pensare quindi di poter monitorare lo stato fisico degli individui nei più svariati contesti: dal monitoraggio alla guida a quello in casa, dal monitoraggio a lavoro a quello sportivo.

### *1.3 CENNI DI FISIOLOGIA DEL CUORE*

Il cuore può essere considerato dal punto di vista ingegneristico come una doppia pompa formata da quattro camere: due superiori, gli atri, e due inferiori, i ventricoli.

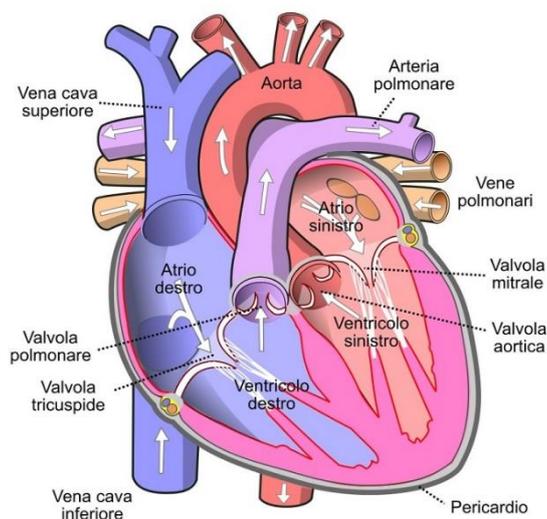


Figura 1.2 Anatomia del Cuore

In figura 1.2, oltre alle principali parti anatomiche cardiache, è evidenziato il verso in cui fluisce la massa sanguigna all'interno delle camere. La funzione principale di questo organo è infatti quella di pompare il sangue all'interno di tutti i vasi che vanno a formare il sistema cardio-circolatorio.

Per descrivere la circolazione sanguigna si parte solitamente dall'atrio destro, all'interno del quale il sangue penetra attraverso la vena cava superiore e la vena cava inferiore.

A seguito della diastole atriale, il sangue viene spinto all'interno del ventricolo destro, il quale, contraendosi, spinge il sangue nell'arteria polmonare e quindi nei polmoni, nei quali viene ossigenato. Il sangue ricco di ossigeno giunge all'interno dell'atrio sinistro attraverso le vene polmonari e, a seguito della contrazione dell'atrio, giunge nel ventricolo sinistro, la camera cardiaca più ampia. In seguito, grazie alla contrazione del ventricolo sinistro, il sangue viene pompato attraverso l'aorta che, dividendosi in vasi sempre più piccoli, permette l'ossigenazione di tutti i tessuti. Dopo aver ceduto l'ossigeno alle cellule tissutali a livello capillare, il sangue attraverso il sistema di vene raggiunge le due vene cave e, infine, nuovamente l'atrio destro.

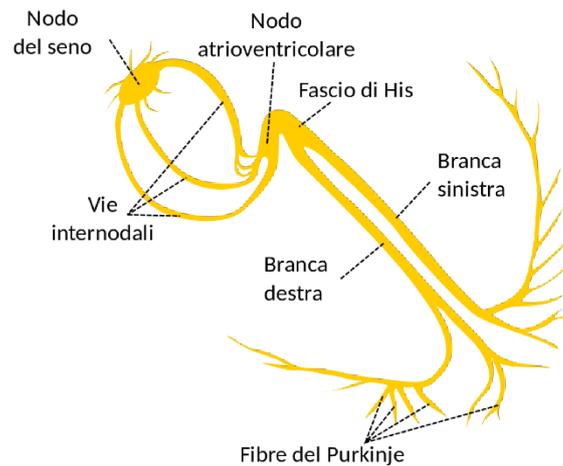
L'azione ritmica del cuore è controllata da un segnale elettrico che ha origine da un gruppo di cellule specializzate posto in prossimità dello sbocco delle due vene cave (atrio destro) chiamato nodo senoatriale (SA). Queste cellule vanno a generare autonomamente un impulso elettrico il quale si propaga attraverso le cellule che vanno a formare le pareti muscolari del cuore (miocardio) fino a raggiungere il nodo atrioventricolare (AV).

Il nodo atrioventricolare va ad amplificare l'impulso elettrico datogli in ingresso e lo invia ai ventricoli attraversando prima il fascio di His, il quale si dirama in due diverse branche, e

successivamente la rete di Purkinje. Questo particolare sistema di conduzione (figura 1.3) è fondamentale per un corretto ciclo di diastole e sistole di tutte le cavità cardiache.

Primi a contrarsi sono gli atri in un tempo pressoché uguale, seguiti poi dal ventricolo destro e infine dal ventricolo sinistro.

Di fondamentale importanza è il setto isolante tra gli atri e i ventricoli, il quale permette di separare le cavità dal punto di vista elettrico facendo sì che l'impulso, prima di giungere ai ventricoli, giunga al nodo AV.



*Figura 1.3 Sistema di propagazione degli stimoli nel muscolo cardiaco*

Conseguenza diretta della contrazione delle pareti muscolari cardiache è l'onda pressoria che si propaga nei vasi sanguigni a partire dall'aorta e che permette il flusso della massa sanguigna al suo interno. Nel momento in cui il ventricolo sinistro si contrae, la pressione al suo interno aumenta passando da un valore di minimo vicino allo zero ad un valore di massimo di circa 120 mmHg.

Quando la pressione intraventricolare raggiunge la pressione aortica che si aggira attorno agli 80 mmHg, la valvola aortica si apre e l'onda pressoria è capace di propagarsi insieme al flusso sanguigno all'interno del vaso. Essendo le pareti aortiche caratterizzate da elevata elasticità, a seguito dell'aumento di pressione queste si allargano immagazzinando energia potenziale elastica, la quale verrà successivamente tradotta in energia cinetica conferita al sangue. La velocità di propagazione dell'onda pressoria è di circa 10 m/s, mentre il flusso sanguigno raggiunge nell'arco aortico un massimo di velocità pari a 1 m/s. In questo modo il sangue immagazzina abbastanza energia da raggiungere tutte le regioni periferiche del corpo. Di particolare importanza è la propagazione dell'onda pressoria attraverso l'arteria brachiale, dove, infatti, si può determinare con particolari strumenti un andamento della pressione sanguigna in funzione del tempo come in figura 1.4.



Figura 1.4 Andamento temporale della pressione arteriosa

Il flusso di sangue giunge fino ai vasi delle dita, sito nel quale può essere misurato il segnale PPG (trattato successivamente). Nei vasi appena citati la pressione sanguigna si mantiene ad un valore prossimo alla pressione aortica.

#### 1.4 SEGNALE ECG

I nervi e i muscoli che costituiscono il cuore possono essere considerati come sorgente di cariche elettriche che viaggiano entro un conduttore quale il torace.

Il campo elettrico prodotto da queste cariche in movimento affiora sulla superficie del torace caratterizzato da determinate linee equipotenziale.

Pertanto, se si vanno a porre sulla superficie toracica in corrispondenza di due linee di campo a potenziale diverso due elettrodi, sarà possibile andare a misurare una differenza di potenziale (ddp). Tale ddp sarà data dalla integrazione nel tempo dei potenziali di azione che si sviluppano istante per istante sulle varie fibre cardiache caratterizzate da una depolarizzazione e una ripolarizzazione.

La sua registrazione in funzione del tempo assume il nome di ElettroCardioGramma (ECG).

I tessuti biologici posti tra i due elettrodi fungono da resistenza in corrispondenza della quale, grazie alla corrente ionica che vi scorre, sarà possibile registrare una caduta di potenziale.

Possiamo andare ad approssimare l'intera attività elettrica del cuore ad un semplice dipolo elettrico il quale, istante per istante, varia la sua orientazione spaziale e la sua intensità ed è quindi rappresentabile da un vettore  $H$  tridimensionale detto vettore cardiaco.

Se utilizziamo questa schematizzazione le ddp rilevate dagli elettrodi possono essere considerate come le proiezioni di questo vettore  $H$  lungo le direzioni date dal vettore che congiunge gli elettrodi.

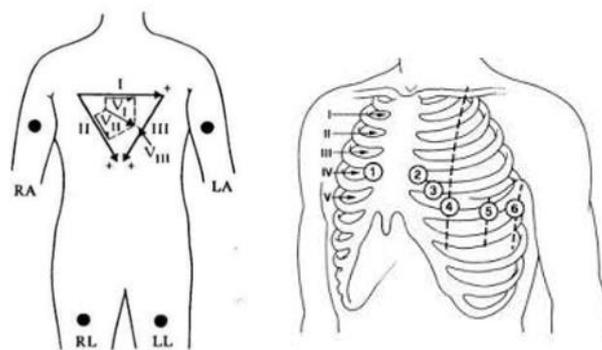
La ddp registrata dipende quindi direttamente dalla posizione degli elettrodi e per questo motivo vi è la necessità di scegliere delle posizioni standard per assicurare la ripetibilità e la confrontabilità delle misure elettrocardiografiche.

Vi sono un totale di 12 diverse derivazioni suddivise nelle seguenti categorie:

- 3 derivazioni fondamentali (o di Einthoven)
- 6 derivazioni precordiali
- 3 derivazioni aumentate

Le tre derivazioni fondamentali sono di tipo bipolare, ossia la ddp è registrata direttamente tra gli elettrodi in contatto con la pelle, i quali vanno posizionati per formare il cosiddetto triangolo di Einthoven. Le altre derivazioni sono di tipo unipolare, ossia le ddp sono registrate tra il singolo elettrodo e un punto scelto con potenziale di riferimento.

In particolare, le precordiali vanno misurate in punti differenti rispetto quelli del triangolo di Einthoven come è possibile notare in figura 1.5.



*Figura 1.5 Derivazioni fondamentali a sinistra e derivazioni precordiali a destra*

Queste derivazioni sono utilizzate per evidenziare differenti aspetti dal punto di vista diagnostico. Ciò nonostante è possibile rilevare su tutte le derivazioni con diversa intensità gli step fondamentali della conduzione cardiaca quali: depolarizzazione atriale, depolarizzazione ventricolare e ripolarizzazione ventricolare. Ciascuna di queste fasi è visibile nel tracciato ECG in Figura 1.6 attraverso le onde dovute alla variazione di potenziale registrata.

La ripolarizzazione atriale è oscurata dalla depolarizzazione ventricolare, avvenendo questi fenomeni contemporaneamente. La prima deflessione visibile nel tracciato è la cosiddetta onda P che corrisponde alla depolarizzazione atriale. Le onde successive vanno a formare il complesso QRS derivante dalla depolarizzazione ventricolare, il quale presenta in corrispondenza dell'onda R e in casi non patologici l'istante di maggiore intensità del tracciato ECG.

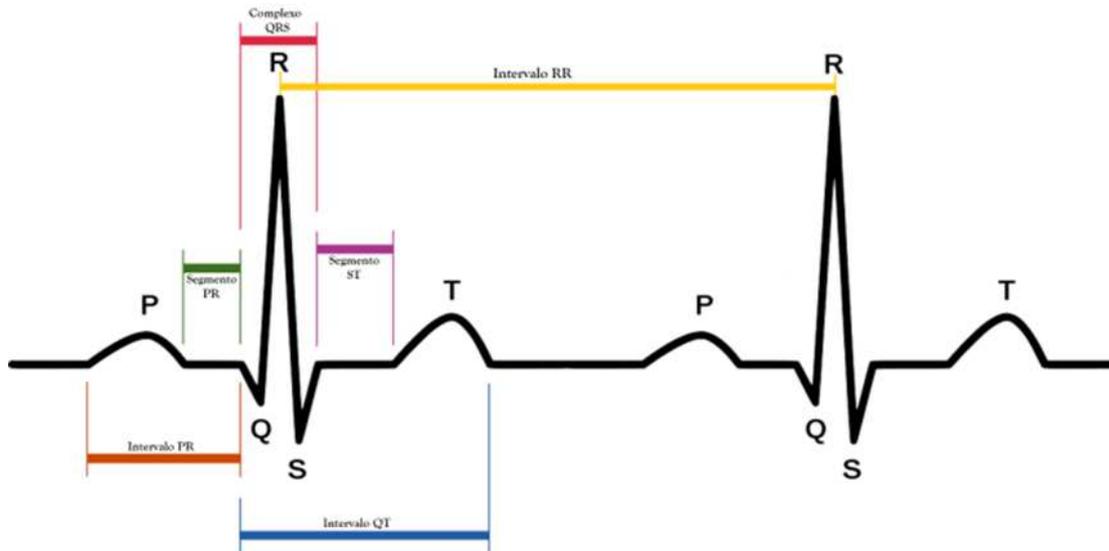


Figura 1.6 Andamento tipico di due cicli cardiaci rilevabile in II derivazione

Infine, l'onda T va a rappresentare la ripolarizzazione ventricolare e va a concludere il ciclo cardiaco. Di particolare interesse nell'analisi dei segnali ECG sono gli intervalli temporali che intercorrono tra le varie onde poiché, se variano eccessivamente dai valori normali, possono essere indice di patologie cardiache.

Inoltre, per poter determinare la frequenza cardiaca media e la variabilità cardiaca di un individuo bisogna individuare gli istanti in cui si sviluppano i picchi R e quindi il tempo che intercorre tra essi.

### 1.5 SEGNALE PPG E VPG

Nel momento in cui l'onda pressoria viaggia all'interno dei vasi sanguigni, questa, assieme al conseguente flusso sanguigno, provoca delle variazioni volumetriche al loro interno.

Questo fenomeno è di grande interesse clinico perché, attraverso particolari tecniche, può essere utilizzato per ricavare dei parametri vitali come la frequenza cardiaca e la saturazione di ossigeno nel sangue. Il segnale che descrive queste variazioni volumetriche è quello fotopletismografico (PPG). Per ricavarlo si sfrutta la tendenza dell'emoglobina contenuta nel sangue ad assorbire luce e si utilizza uno strumento abbastanza semplice chiamato pulsossimetro (vedi Figura 1.7).

Questo è formato da una sonda composta da due diodi che emettono due fasci luminosi con lunghezza d'onda differenti: uno nel campo del rosso (600 nm), l'altro invece nel campo dell'infrarosso (920-940nm). La luce che non viene assorbita dai tessuti del dito viene registrata da una fotocellula la quale ne misura le variazioni.

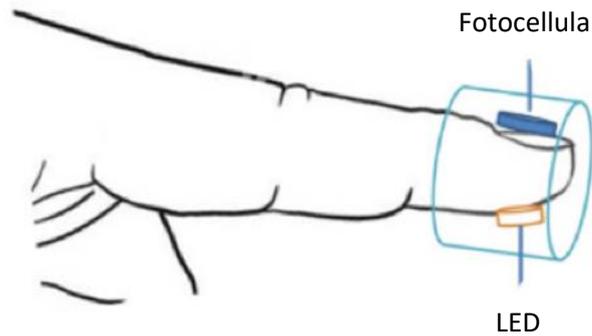


Figura 1.7 Schema semplificato di un pulsossimetro applicato al dito

Queste variazioni sono indice del flusso sanguigno nei vasi e delle variazioni volumetriche a cui sono sottoposti. È possibile trovare una correlazione diretta tra il segnale ECG e quello PPG.

La causa del flusso di sangue nell'arto superiore è la contrazione del muscolo cardiaco, la quale a sua volta è causata dalla propagazione dell'impulso elettrico nelle pareti cardiache.

Per questo motivo, mettendo a confronto il segnale PPG e quello ECG, è possibile vedere come la loro periodicità sia la medesima e come i picchi massimi valutati nel segnale PPG siano corrispondenti ai picchi R del segnale ECG nonostante un certo ritardo dovuto al tempo di transito del flusso sanguigno (PPT ossia pulse transit time).

Nella Figura 1.8 è evidente che l'analisi dei picchi massimi delle pulsazioni del PPG dà gli stessi risultati dell'analisi dei picchi R del segnale ECG.

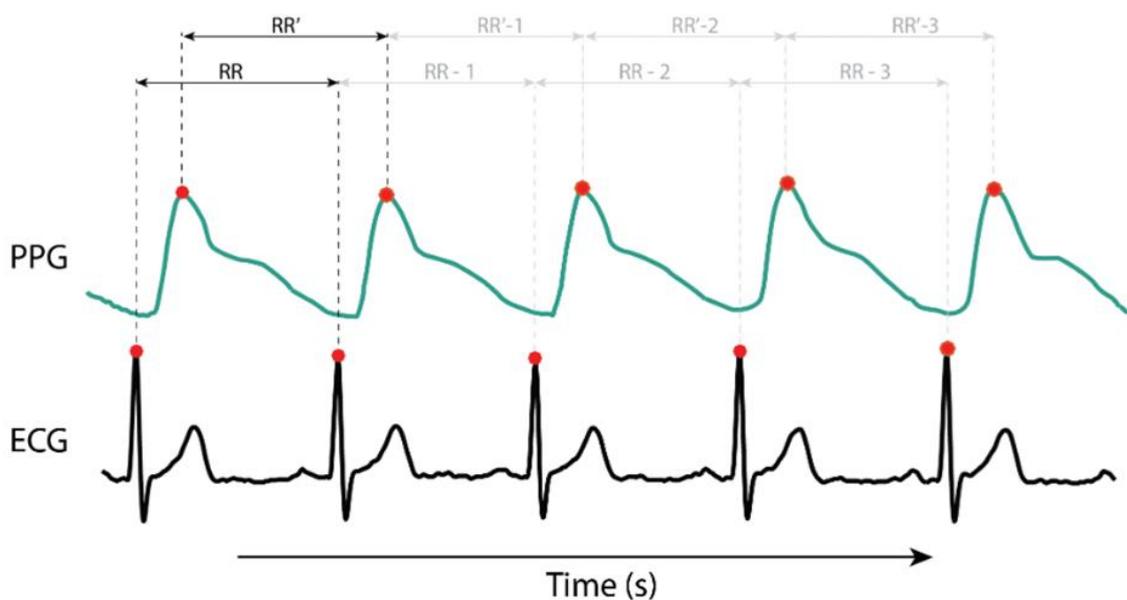


Figura 1.8 Confronto segnale ECG e PPG

Il segnale VPG, a differenza del segnale PPG, viene ricavato utilizzando una videocamera non posta a contatto con il corpo, quindi, nonostante il significato fisiologico dei due segnali sia il medesimo, quest'ultimo ha un principio di acquisizione completamente differente. Il segnale VPG, infatti, si ricava misurando le variazioni di colore che si manifestano sulla superficie della pelle dell'individuo a seguito del passaggio dell'onda pressoria trasmessa a livello arterioso.

Quindi si valuta la naturale variazione di colore superficiale in corrispondenza delle zone corporee in cui è maggiormente evidente il flusso di sangue (ad esempio sul collo) o in cui la pelle è maggiormente esposta (ad esempio sul viso). È evidente perciò la forte dipendenza che vi è tra le variazioni di luce dell'ambiente esterno e la luce riflessa dalla pelle dell'individuo.

Questa dipendenza sarà studiata dal punto di vista prettamente sperimentale nei capitoli successivi.

# CAPITOLO 2

In questo capitolo è possibile trovare informazioni generali riguardo lo spazio di colore RGB in cui vengono rappresentati i frame componenti le acquisizioni fatte.

In seguito, sono introdotti i metodi EVM, ICA e PCA utilizzati per il processing delle acquisizioni video.

## 2.1 SPAZIO DI COLORE E IMMAGINI RGB

Lo spazio di colore RGB è un particolare modello additivo in cui un generico colore può essere scomposto come somma dei colori Rosso (Red), verde (Green) e blu (Blue), da cui l'acronimo RGB.

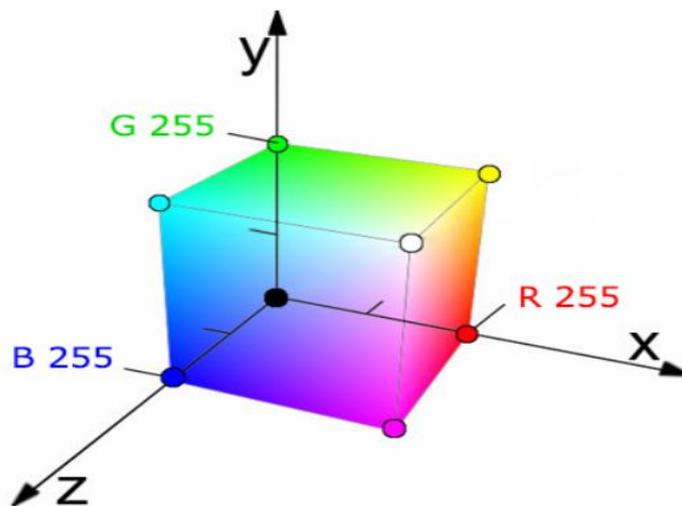


Figura 2.1 Rappresentazione grafica dello spazio di colore RGB con i livelli di intensità del colore rosso (x), verde (y) e blu (z)

Lo spazio di colore RGB, la cui rappresentazione grafica è mostrata in figura 2.1, è un modello particolarmente adatto nella rappresentazione e visualizzazione di immagini nei dispositivi elettronici. Se consideriamo una immagine digitale infatti, questa sarà formata da un certo numero di pixel (unità minima) disposti in modo da comporre una griglia fissa rettangolare.

Ad ognuno di questi pixel sono associati tre valori distinti che vanno da 0, valore minimo, a 255, valore massimo, i quali rappresentano il valore di intensità luminosa da associare rispettivamente

al colore rosso, verde e blu che, data la piccola dimensione dei pixel e la loro densità superficiale, appaiono fusi tra loro a formare un'unica immagine.

Una immagine nel formato RGB può essere schematizzata dal punto di vista matematico come una matrice tridimensionale su tre livelli (figura 2.2) in cui le righe e le colonne definiscono la posizione del pixel nello schermo, mentre il livello indica il colore principale (RGB).

I valori presenti nella matrice invece indicano il livello di intensità luminosa.

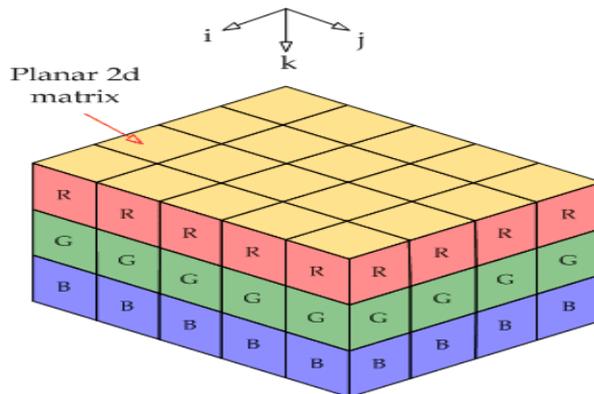


Figura 2.2 Rappresentazione grafica della matrice RGB in 3 dimensioni

Ovviamente questo non è l'unico spazio di colore che si può utilizzare per la rappresentazione dei vari colori e, ad esempio, in questo lavoro abbiamo utilizzato lo spazio di colore YIQ per l'estrazione del segnale VPG nel metodo EVM (spiegato in seguito).

Lo spazio di colore YIQ è diviso nelle componenti Y, che fa riferimento alla luminanza e quindi alla intensità luminosa del colore, e nelle componenti I e Q che fanno riferimento alla cromaticità del colore.

Tra i due spazi di colore vi è una corrispondenza lineare descritta dai seguenti parametri:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.5959 & -0.2746 & -0.3213 \\ 0.2115 & -0.5227 & 0.3112 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

Da cui è possibile ricavare la relazione inversa:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.956 & 0.619 \\ 1 & -0.272 & -0.647 \\ 1 & -1.106 & 1.703 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} \quad (2)$$

Quindi, a partire da una immagine in uno dei due spazi di colore, è possibile con una semplice applicazione lineare trasformare le coordinate ed ottenere la stessa immagine ma descritta nell'altro spazio.

## 2.2 METODO EVM: INFORMAZIONI GENERALI

L' algoritmo dell'EVM si basa sull' amplificazione delle piccole variazioni nella luminanza del segnale video dovute al flusso sanguigno nei capillari sottostanti la pelle.

Per fare ciò bisogna seguire tre step fondamentali: processing spaziale, processing temporale e amplificazione.

Il processing spaziale consiste nella decomposizione dei vari frame contenenti il volto ed il collo in una piramide Gaussiana avente un numero predefinito L di livelli come in figura 2.3.

Ogni livello è ottenuto andando a sottocampionare e a sfocare il frame del livello precedente.

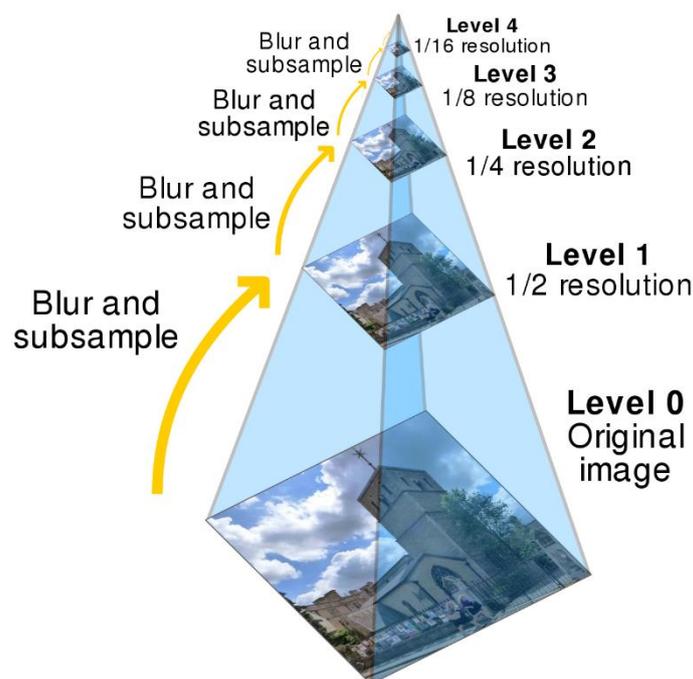


Figura 2.3 Esempio grafico di una piramide Gaussiana

Il processing temporale va implementato su ognuna delle bande spaziali risultanti e consiste nell'applicare un filtro passabanda IIR (Infinite impulse response) caratterizzato dalle frequenze di taglio  $f_L$  e  $f_H$ .

Il terzo ed ultimo step caratterizzante l'EVM è l'amplificazione del segnale: questo passaggio consiste nella moltiplicazione del segnale per un fattore detto magnification factor ( $\alpha$ ).

## 2.3 METODO ICA: INFORMAZIONI GENERALI

Dopo aver fatto un certo numero di misure ed aver ottenuto un certo numero di segnali, il metodo dell'Independent Component Analysis (ICA) ha come scopo quello di ricavare le componenti indipendenti la cui combinazione lineare dà come risultato i segnali stessi.

Da un punto di vista algebrico la ICA si basa sulla risoluzione della seguente equazione:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \mathbf{s}$$

in cui sono definiti il vettore  $\mathbf{x}$  delle osservazioni, il vettore  $\mathbf{s}$  rappresentante i segnali indipendenti e la matrice  $\mathbf{A}$ , la quale è quadrata, invertibile, e va a moltiplicare le componenti indipendenti causandone un "mescolamento". La matrice  $\mathbf{A}$  è quindi definita come mixing matrix.

Per poter risolvere tale equazione e trovare le componenti indipendenti si va alla ricerca della matrice inversa di  $\mathbf{A}$ , quindi  $\mathbf{A}^{-1}$ , così da poter ricavare il vettore  $\mathbf{s}$ .

Nella realtà dei fatti si ricava dagli stessi dati la matrice che meglio approssima  $\mathbf{A}$ , ossia la matrice definita come  $\mathbf{W}$ , e tramite questa si trova il vettore  $\hat{\mathbf{s}}$  che meglio approssima  $\mathbf{s}$ .

Riconducendoci alle misure fatte in questo lavoro, ciò che praticamente andiamo a fare è separare il segnale video nelle tre componenti RGB che trattiamo individualmente come variabili indipendenti come evidenziato in figura 2.4.

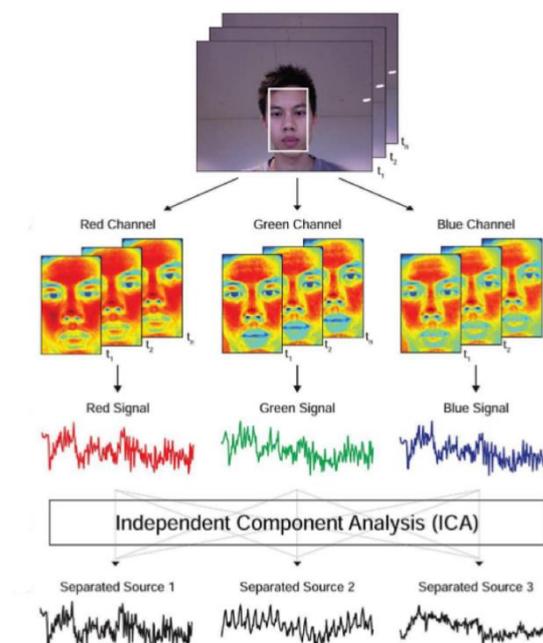


Figura 2.4 Rappresentazione grafica degli step fondamentali del metodo ICA

## 2.4 METODO PCA: INFORMAZIONI GENERALI

Il metodo della PCA ha come obiettivo quello di sfruttare l'algebra lineare per individuare le correlazioni di maggiore importanza che si presentano tra i dati accumulati durante una serie di esperimenti e quindi gestire con meno peso computazionale una grande quantità di dati.

Grazie a queste relazioni è possibile definire un nuovo set di variabili ortogonali tra loro, e quindi incorrelate, che possa descrivere il sistema in esame mantenendo il medesimo contenuto informativo ma utilizzando un numero minore di variabili.

In generale possiamo immaginare che una osservazione ad un dato istante di tempo  $t_i$  produca un set di  $m$  misure corrispondenti alle  $m$  variabili che abbiamo deciso di osservare durante l'esperimento.

Eseguendo  $n$  osservazioni, ognuna ad un dato tempo  $t_i$  con  $1 \leq i \leq n$ , saremo in grado di individuare  $n$  vettori nello spazio  $m$ -dimensionale.

Data una base ortonormale nello spazio  $m$ -dimensionale, ogni osservazione è rappresentata da una particolare combinazione lineare di questi vettori di base.

Vogliamo quindi esprimere i nostri dati come combinazione lineare di una nuova base di vettori ortonormali che individuano le direzioni più appropriate per rappresentare l'insieme di dati nel modo più essenziale possibile evitando quindi la ridondanza.

Per fare ciò è possibile utilizzare due diverse metodologie: la prima si basa sulla diagonalizzazione della matrice di covarianza relativa ai nostri dati, la seconda si basa sul metodo della Singular Value Decomposition (SVD).

In questo lavoro si è utilizzato il metodo della SVD il quale consiste nella decomposizione di una matrice  $X$  di dimensioni qualsiasi in un prodotto di altre matrici che, date le loro proprietà, possono semplificare i calcoli successivi che coinvolgono la  $X$ .

Limitandoci ad una matrice  $X$  reale (che nel nostro caso rappresenta i dati) possiamo sempre scomporla in tre matrici:

$$X = U\Sigma V^T$$

con  $X$  di dimensioni  $m \times n$ ,  $U$  quadrata di dimensioni  $m \times m$  ed unitaria (ossia tale per cui  $U^*U^T = I$  matrice identità),  $\Sigma$  matrice diagonale  $m \times n$ , e  $V^T$  trasposta di una matrice  $n \times n$ .

Mentre i valori diagonali di  $\Sigma$  sono noti come "valori singolari" della matrice  $X$ , le colonne di  $U$  sono i "vettori singolari sinistri" di  $X$  e le colonne di  $V$  sono i "vettori singolari destri" di  $X$ .

I vettori singolari destri  $V$  rappresentano le direzioni degli assi principali della PCA, invece i valori singolari della SVD sono gli autovalori della matrice di covarianza della PCA.

Proiettando i dati sugli assi principali otteniamo le componenti principali date da:

$$XV = U\Sigma V^T \quad V = U \Sigma$$

che, una volta note  $U$  e  $\Sigma$  dalla soluzione della SVD, saranno facilmente calcolabili.

# CAPITOLO 3

In questo capitolo sono descritte nel dettaglio tutte le procedure sviluppate in ambiente Matlab per implementare sia il metodo EVM che il metodo ICA+PCA al fine di estrarre la frequenza cardiaca a partire dalla acquisizione video data come input all'algoritmo.

## 3.1 SETUP

Le acquisizioni video sono state realizzate su tre individui di carnagione chiara, un uomo (soggetto 1, 21 anni) e due donne (soggetto 2, 29 anni e soggetto 3, 57 anni) con normali stili di vita e frequenze cardiache medie in condizioni di riposo differenti.

Sono state effettuate un totale di 24 acquisizioni della durata di 40 secondi ciascuna: 10 per il soggetto 1 e 7 per i soggetti 2 e 3.

La strumentazione utilizzata è la seguente:

- Cellulare Samsung Galaxy A50 con videocamera 30 fps e risoluzione 1080x1920
- Pulsossimetro
- Fascia cardiaca Polar T31

Il cellulare è stato posizionato ad una distanza di 50 cm dal volto e posto su un cavalletto.

Prima di effettuare l'acquisizione video, è stato calcolato il livello di intensità luminosa incidente sul volto dell'individuo in analisi utilizzando una semplice applicazione che traduce la luce incidente sulla fotocamera di un cellulare in intensità luminosa calcolata in lux. Per quanto riguarda le condizioni di luce scarsa (30-50 lux) ed artificiale (110-200 lux) le acquisizioni sono state fatte in condizioni analoghe (stessa stanza e stessa luce artificiale), invece le acquisizioni con luce naturale sono state effettuate in condizioni meteo variabili (cielo nuvoloso o cielo sereno) ottenendo valori di lux molto differenti (da 475 a 5250 lux).

Il make up utilizzato in alcune delle acquisizioni è il seguente: fondo tinta e blush.

Gli occhiali utilizzati sono degli occhiali da sole con lenti grandi scelti appositamente per andare ad amplificare la possibile interferenza provocata dalla riflessione della luce.

Per valutare la frequenza cardiaca media nei 40 secondi di acquisizione è stata fatta una media temporale dei valori misurati dal pulsossimetro e dalla fascia Polar.

### 3.2 DESCRIZIONE DELL'ALGORITMO: EVM

In questo capitolo (3.2) sono descritti nel dettaglio tutti i passaggi fondamentali per ricavare la frequenza cardiaca media attraverso il metodo EVM e tutti i valori che sono stati scelti per il setting dei parametri.

#### 3.2.1 RILEVAMENTO AUTOMATICO DEL VOLTO CON ALGORITMO DI VIOLA E JONES

Per prima cosa l'algoritmo deve essere in grado di rilevare e tracciare la regione del viso e del collo essendo essenziale ridurre la mole di dati in ingresso all'EVM.

Per fare ciò dobbiamo decomprimere il segnale video nell'insieme di tutti i frame che lo compongono (1200 in totale visti i 40 secondi di acquisizione e una frequenza di campionamento pari a 30fps) e selezionarne un numero limitato: in questo caso abbiamo scelto i frame che vanno dal numero 200 al numero 1000 escludendo così i primi e gli ultimi i quali sono quelli maggiormente affetti da rumore.

Per fare ciò si usa il noto algoritmo di Viola e Jones che dovrà essere applicato iterativamente su ognuno dei frame ottenuti dalla decompressione e poi selezionati.

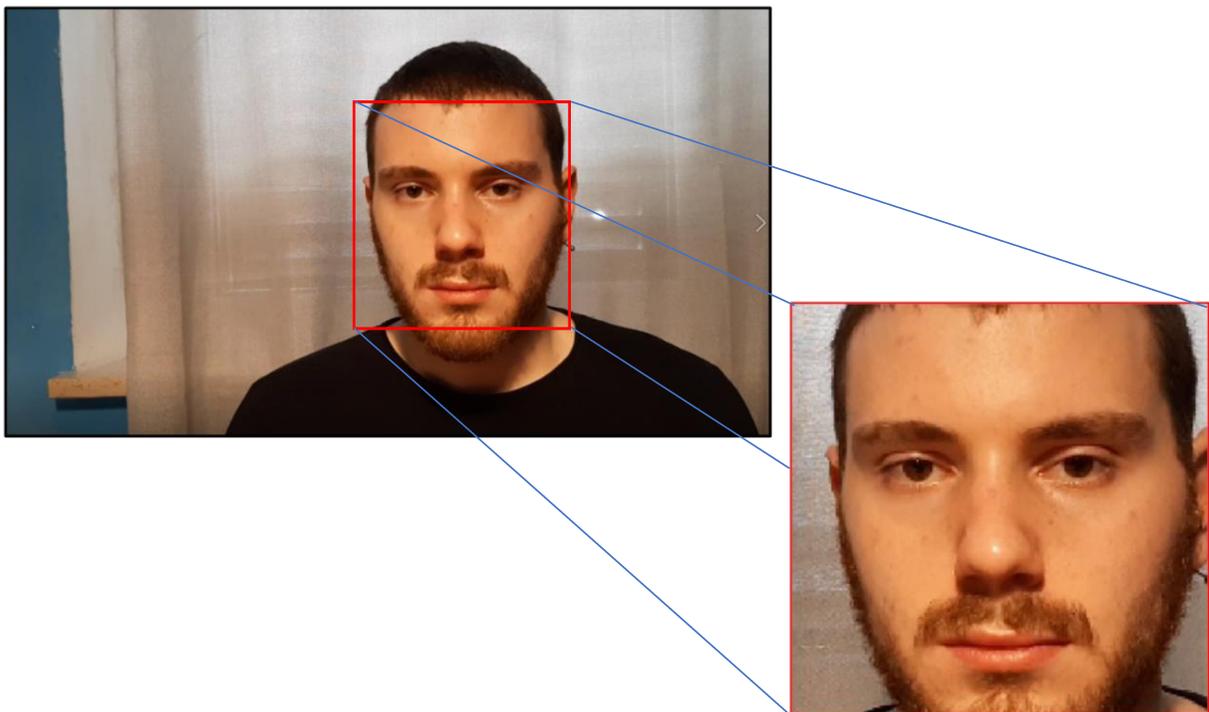


Figura 3.1 Esempio di applicazione dell'algoritmo di Viola Jones

### 3.2.2 METODO EVM E SCELTA DELLE REGIONI DI INTERESSE

Dopo aver ottenuto la serie di frame raffiguranti volto e collo attraverso l'algoritmo di Viola e Jones si può passare al metodo EVM stesso che come sappiamo si suddivide in tre step fondamentali:

- Processing spaziale
- Processing temporale
- Amplificazione

Il primo step consiste nella decomposizione spaziale dei frame attraverso la piramide gaussiana di  $L$  livelli descritta nel capitolo 2 (figura 2.3): in particolare si è scelto un numero di livelli pari a 4.

Affinché questo metodo funzioni bene, il frame selezionato dall'algoritmo di Viola-Jones (livello zero) contenente il volto e il collo dell'individuo non deve avere dimensioni maggiori di  $300 \times 300$  pixel, in caso contrario è necessario ridimensionare il frame.

Il secondo step, il processing temporale, consiste nell'applicare su ognuna delle bande spaziali ottenute attraverso il processing spaziale un filtro passabanda IIR (Infinite impulse response) caratterizzato dalle frequenze di taglio  $f_L$  e  $f_H$  per selezionare la banda del segnale utile.

La frequenza di taglio superiore ( $f_H$ ) è stata scelta pari a 2,5 Hz (150 bpm), mentre la frequenza di taglio inferiore ( $f_L$ ) è stata determinata sottraendo alla frequenza cardiaca media caratterizzante il soggetto a riposo un valore di circa  $10 \div 15$  bpm per poter così eliminare il più possibile il rumore presente alle basse frequenze ottenendo un risultato più accurato.

Infine, è necessario amplificare il segnale così ottenuto per poter evidenziare le minime variazioni di colore dovute alle fluttuazioni di volume nei vasi sanguigni sottostanti la cute che si verificano al passaggio dell'onda pressoria e del flusso della massa sanguigna.

A livello computazionale l'amplificazione consiste in una semplice moltiplicazione del segnale fino ad ora processato per un parametro chiamato magnification factor ( $\alpha$ ).

La scelta di  $\alpha$  è di fondamentale importanza perché un valore di  $\alpha$  eccessivamente alto introdurrebbe troppo rumore mentre un valore troppo basso risulterebbe insufficiente.

In particolar modo la scelta di  $\alpha$  dipende dalla luce di partenza, infatti se il volto dell'individuo è colpito da luce intensa, un valore di  $\alpha$  troppo alto introdurrebbe rumore sul segnale utile (VPG) a causa di una amplificazione eccessiva.

Dal punto di vista operativo, questo si traduce nella necessità di maggiore cura nella scelta di  $\alpha$  quando il livello di intensità luminosa registrato in lux risulta alto (p.e. luce naturale in caso di cielo soleggiato).

Una volta applicato l'EVM è necessario andare a selezionare determinate regioni del viso denominate regions of interest (ROI): le ROI scelte sono quelle della fronte, delle guance e del collo. Si scelgono queste regioni perché sono le più esposte e perché è qui che il flusso di sangue è più evidente; si pensi che nella regione del collo vi è la presenza dell'arteria carotide.

La posizione delle ROI è scelta in relazione alla fisionomia del volto del soggetto indicandone inizio e fine come percentuale del numero di pixel nelle due dimensioni (larghezza e altezza del frame).

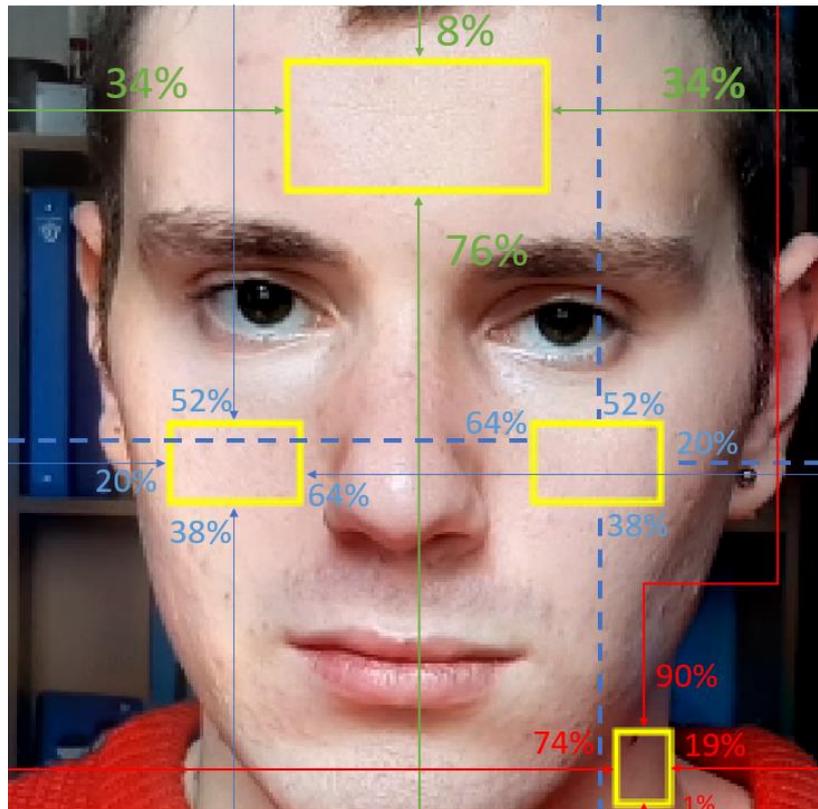


Figura 3.2 Visualizzazione grafica delle ROI e delle percentuali selezionate nella prova 9

Nell'immagine in figura 3.2 sono riportate le percentuali rispetto al numero di pixel totali che si trovano in altezza e in larghezza nei frame della prova 9 che conferiscono alle ROI le seguenti dimensioni:

- Fronte: 42x83 pixel
- Collo: 23x18 pixel
- Guance: 26x42 pixel

### 3.2.3 ESTRAZIONE DEL SEGNALE VPG

A questo punto bisogna convertire le immagini dal formato RGB al formato YIQ (luminanza e cromaticità) attraverso la procedura descritta nel capitolo 2.1 nell'equazione (2).

Ora è possibile rilevare il segnale VPG attraverso una media dei valori della componente di luminanza (Y) su tutti i pixel delle ROI, le quali possono essere prese individualmente o tutte insieme.

### 3.2.4 ESTRAZIONE DELLA FREQUENZA CARDIACA

Il segnale VPG deve essere rielaborato nel dominio della frequenza: l'obiettivo è quello di estrarre la componente dominante nello spettro del segnale in corrispondenza della banda relativa alla circolazione sanguigna e quindi all'HR.

Si effettua la FFT del segnale VPG e si applica un filtro di Butterworth con frequenze di taglio uguali alle frequenze di taglio scelte per il filtro IIR (fL e fH).

La frequenza in Hz in corrispondenza del picco massimo in tale banda va infine interpretata come frequenza cardiaca media e convertita in bpm.

### 3.3 DESCRIZIONE DELL'ALGORITMO: ICA+PCA

Nel seguente paragrafo vengono illustrati gli step principali di implementazione in ambiente Matlab del metodo della PCA.

Anche per questo metodo, si parte dalla face detection tramite l'algoritmo di Viola-Jones per selezionare la regione del viso descritto nel paragrafo 3.2.1.

Poi c'è la separazione dei canali RGB con ICA, quindi si ricava l'istogramma delle immagini RGB.

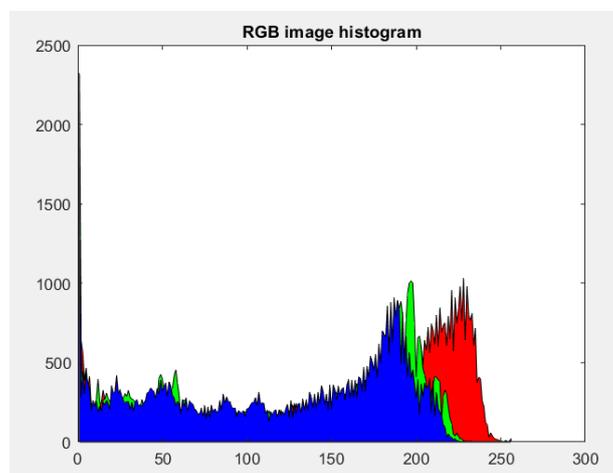


Figura 3.3 Esempio di istogramma delle immagini RGB (prova numero 9)

L'implementazione del metodo della PCA è realizzata utilizzando il seguente algoritmo tramite cui viene applicata la PCA con tecnica SVD.:

```
% X=rgbframe(:,:,1)-mean(rgbframe(:,:,1),2);
X=rgbframe(:,:,2)-mean(rgbframe(:,:,2),2);
% X=rgbframe(:,:,3)-mean(rgbframe(:,:,3),2);
[U,S,V]=svd(X,'econ');
[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 3.4 Parte di codice PCA per l'implementazione della SVD su canale Verde

La variabile X rappresenta uno dei tre canali del frame originale mentre Xnew rappresenta il nuovo dato proiettato sulle componenti principali.

Questo algoritmo dovrà essere applicato iterativamente su tutti i frame che stiamo considerando.

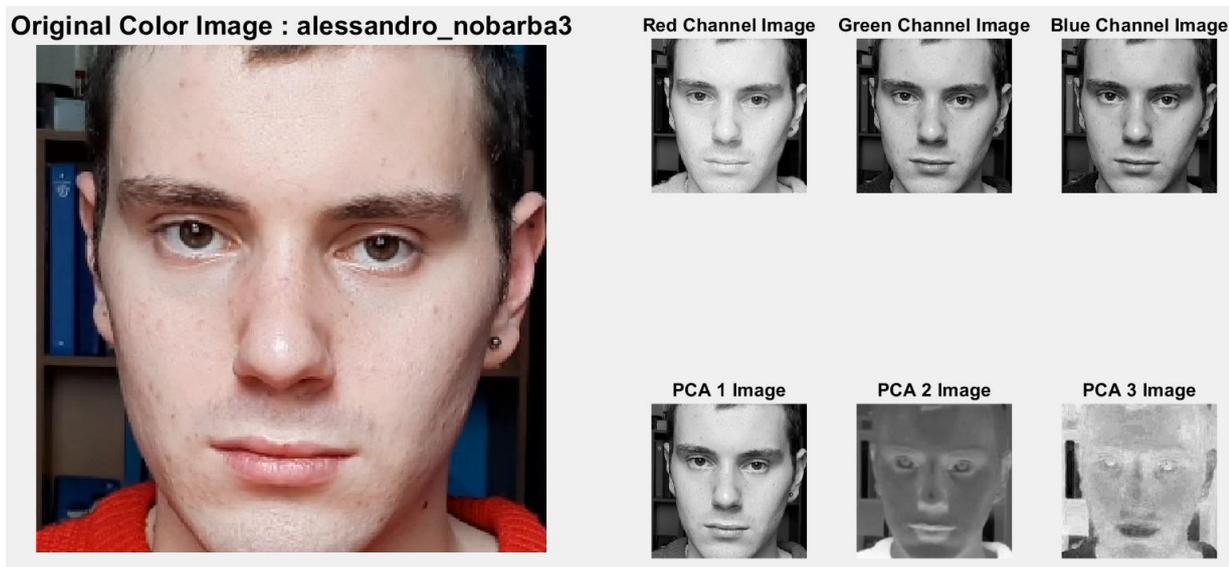


Figura 3.5 Confronto tra immagine RGB, immagini ottenute selezionando un canale e immagini proiettate sulle componenti

Possiamo ora ricavare il segnale VPG andando a filtrare la nuova variabile Xnew con un filtro di Butterworth caratterizzato dalle frequenze di taglio utilizzate per il metodo EVM (paragrafo 3.2.2). Anche la procedura per ricavare il picco massimo dello spettro del segnale VPG nella banda di interesse e quindi per ricavare il valore di HR è analoga a quella dell'EVM (paragrafo 3.2.4).

# CAPITOLO 4

In questo capitolo sono riportati i risultati sperimentali ricavati attraverso il metodo EVM e il metodo ICA+PCA per tutte le 24 acquisizioni video raffiguranti i tre individui in esame.

Dopo aver riportato esempi di segnali VPG e dei relativi spettri in frequenza ottenuti nelle prove migliori e peggiori dei due metodi, vengono qui rielaborati i dati e poste in evidenza le osservazioni sperimentali che sono state dedotte da questi al variare delle condizioni specifiche.

Negli ultimi due paragrafi, infine, sono riportate le discussioni e le conclusioni finali inerenti al lavoro svolto in questa tesi e vengono poi illustrate le possibili applicazioni di una implementazione pratica di questi metodi insieme ai possibili futuri lavori da svolgersi per poterli ottimizzare.

## *4.1 RISULTATI SPERIMENTALI*

In questo paragrafo sono riportati i risultati sperimentali divisi per individuo derivanti dall'algoritmo dell'EVM e della PCA. Nella tabella 1 sono riportati tutti i valori di heart rate medi insieme al livello di luce e le caratteristiche fisionomiche relative ad ogni prova. Per l'individuo 1 (tabella 1A) le caratteristiche fisionomiche sono barba-no barba, occhiali-no occhiali, invece per gli individui 2 e 3 (tabella 1B e 1C), sono make up-no make up, occhiali-no occhiali. È interessante notare anche che i valori di HR per i due strumenti di riferimento (fascia cardiaca e pulsossimetro) sono circa uguali (differiscono tra loro di circa 1 bpm). Nella tabella 2 sono riportati i valori della frequenza di taglio del filtro di butterworth (fl), la frequenza di campionamento della videocamera (fps) e gli indici di inizio (startIndex) e di fine (stopIndex) dati in ingresso agli algoritmi e rappresentanti rispettivamente il frame di inizio e di fine processo. Nelle tabelle 2A, 2B, 2C, l'unico parametro che varia è la frequenza di taglio fl, essendo questa direttamente dipendente dalla frequenza cardiaca a riposo dell'individuo: ad esempio per l'individuo 2, questo parametro assume valori maggiori rispetto agli altri individui. Infine, nella tabella 3 sono riportati i valori di errore percentuale ottenuti per ogni prova confrontando le frequenze cardiache ottenute attraverso il data processing con quelle misurate attraverso il pulsossimetro (ground-truth). È interessante notare che per le tabelle 3A, 3B, 3C, l'errore medio più elevato si presenta nella prova con occhiali utilizzando il metodo PCA, mentre gli errori più bassi si hanno per il metodo EVM.

## INDIVIDUO 1)

Soggetto	Prova	Fisionomia	Luce (Lux)	EVM	PCA (R)	PCA (G)	PCA (B)	Pox	Fascia Polar
Alessandro	1	Barba	Scarsa 20	83	86	88	74	80	81
Alessandro	2	Barba	Scarsa 20	79	83	74	83	78	79
Alessandro	3	Barba	Artificiale 110	86	95	70	95	80	82
Alessandro	4	Barba	Artificiale 110	81	72	86	70	81	81
Alessandro	5	Barba	Naturale 5250	72	79	74	79	80	81
Alessandro	6	Barba	Naturale 5250	81	81	77	77	81	83
Alessandro	7	No Barba	Scarsa 30	77	79	74	70	80	82
Alessandro	8	No Barba	Artificiale 200	77	86	86	81	78	80
Alessandro	9	No Barba	Naturale 2500	77	79	79	79	77	78
Alessandro	10	No barba+Occhiali	Naturale 2500	86	88	90	95	77	79

Tabella 1A

Prova	fl	fps	startIndex	stopIndex
1	70	30	200	1000
2	70	30	200	1000
3	70	30	200	1000
4	70	30	200	1000
5	70	30	200	1000
6	70	30	200	1000
7	70	30	200	1000
8	70	30	200	1000
9	70	30	200	1000
10	70	30	200	1000

Tabella 2A

Prova	E% P-EVM	E% P-PCA (R)	E% P-PCA (G)	E% P-PCA (B)
1	3,750	7,500	10,000	7,500
2	1,282	6,410	5,128	6,410
3	7,500	18,750	12,500	18,750
4	0,000	11,111	6,173	13,580
5	10,000	1,250	7,500	1,250
6	0,000	0,000	4,938	4,938
7	3,750	1,250	7,500	12,500
8	1,282	10,256	10,256	3,846
9	0,000	2,597	2,597	2,597
10	11,688	14,286	16,883	23,377

Tabella 3A

INDIVIDUO 2)

Soggetto	Prova	Fisionomia	Luce (Lux)	EVM	PCA (R)	PCA (G)	PCA (B)	Pox	Fascia Polar
Beatrice	11		Scarsa 50	117	103	103	103	104	105
Beatrice	12		Artificiale 110	103	97	115	108	105	107
Beatrice	13		Naturale 500	103	99	99	99	103	104
Beatrice	14	Make up	Scarsa 50	99	81	77	77	104	105
Beatrice	15	Make up	Artificiale 110	101	99	108	81	107	108
Beatrice	16	Make up	Naturale 2850	101	88	77	77	100	102
Beatrice	17	Make up+occhiali	Naturale 2500	101	124	124	124	101	103

Tabella 1B

Prova	fl	fps	startIndex	stopIndex
11	95	30	200	1000
12	95	30	200	1000
13	95	30	200	1000
14	90	30	200	1000
15	90	30	200	1000
16	90	30	200	1000
17	90	30	200	1000

Tabella 2B

Prova	E% P-EVM	E% P-PCA (R)	E% P-PCA (G)	E% P-PCA (B)
11	12,500	0,962	0,962	0,962
12	1,905	7,619	9,524	2,857
13	0,000	3,883	3,883	3,883
14	4,808	22,115	25,962	25,962
15	5,607	7,477	0,935	24,299
16	1,000	12,000	23,000	23,000
17	0,000	22,772	22,772	22,772

Tabella 3B

INDIVIDUO 3)

Soggetto	Prova	Fisionomia	Luce (Lux)	EVM	PCA (R)	PCA (G)	PCA (B)	Pox	Fascia Polar
Antonella	18		Scarsa 30	70	77	77	77	70	71
Antonella	19		Artificiale 170	72	56	77	72	70	71
Antonella	20		Naturale 475	72	72	72	72	71	73
Antonella	21	Make up	Scarsa 50	70	72	72	74	70	71
Antonella	22	Make up	Artificiale 170	70	92	70	86	68	70
Antonella	23	Make up	Naturale 1650	74	81	81	65	68	69
Antonella	24	Make up+occhiali	Naturale 2500	61	79	79	77	65	66

Tabella 1C

Prova	fl	fps	startIndex	stopIndex
18	60	30	200	1000
19	60	30	200	1000
20	60	30	200	1000
21	60	30	200	1000
22	60	30	200	1000
23	60	30	200	1000
24	55	30	200	1000

Tabella 2C

Prova	E% P-EVM	E% P-PCA (R)	E% P-PCA (G)	E% P-PCA (B)
18	0,000	10,000	10,000	10,000
19	2,857	20,000	10,000	2,857
20	1,408	1,408	1,408	1,408
21	0,000	2,857	2,857	5,714
22	2,941	35,294	2,941	26,471
23	8,824	19,118	19,118	4,412
24	6,154	21,538	21,538	18,462

Tabella 3C

## 4.2 ELABORAZIONE RISULTATI

Dopo aver elencato tutti i risultati ottenuti, andiamo ora ad evidenziare l'affidabilità dei metodi usati al variare delle condizioni specifiche.

### 4.2.1 CONSIDERAZIONI GENERALI: CONFRONTO TRA EVM E PCA

Per poter confrontare i risultati dell'EVM e della PCA sono state calcolate le medie degli errori percentuali rilevati su tutte e 24 le acquisizioni esposte in tabella 4.1.

È importante sottolineare che, essendo questa una media globale, comprende anche i valori alti di errore dati dalle acquisizioni sottoposte a maggiore rumore.

E% P-EVM mean	E% P-PCA (R) mean	E% P-PCA (G) mean	E% P-PCA (B) mean
3,636	10,852	9,932	11,159

Tabella 4.1

L'algoritmo EVM ha dato risultati più accurati rispetto quello della PCA presentando un errore percentuale medio al di sotto dei 4 punti percentuali.

Per quanto riguarda il metodo della PCA i risultati di questo lavoro rispettano i dati trovati in letteratura: implementando la PCA su canale verde si ottengono valori di errore percentuale minori rispetto quelli ottenuti utilizzando il canale rosso e il canale blu (il quale presenta l'errore maggiore).

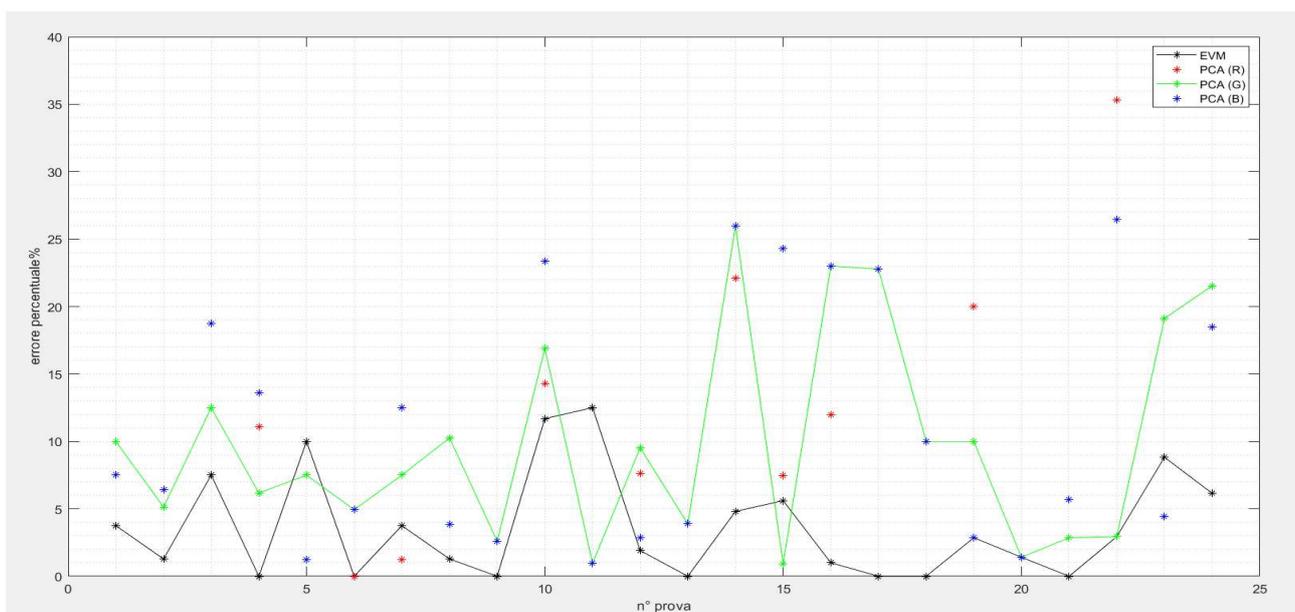


Figura 4.1 Errori percentuali per ogni prova

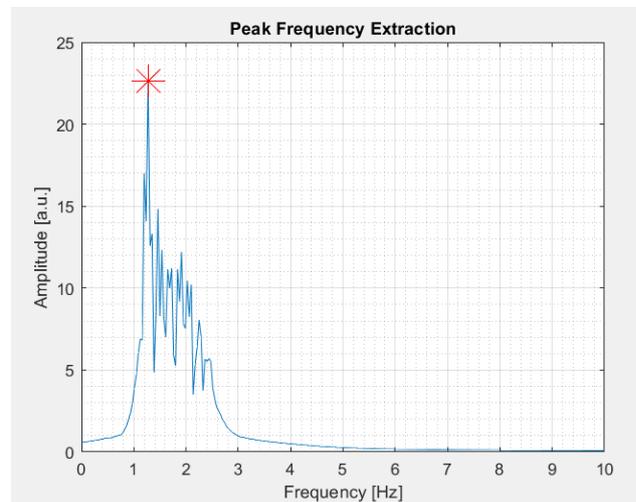
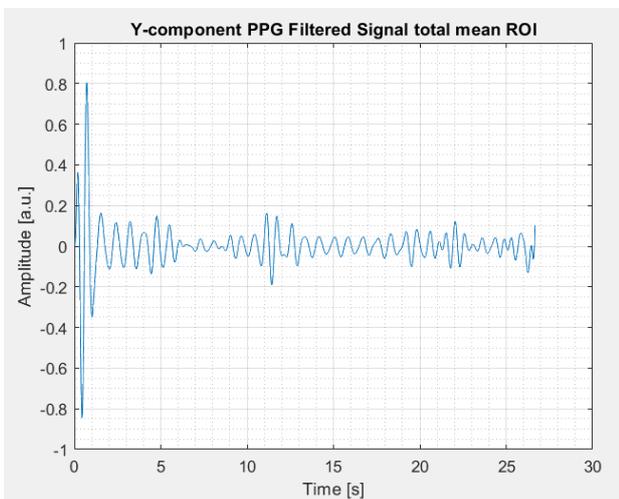
Dalla figura 4.1 è evidente che per la maggior parte delle prove eseguite a dare il risultato migliore è stato il metodo dell'EVM, seguito dal metodo della PCA su canale verde.

Andiamo ora ad evidenziare la differenza che vi è tra i segnali VPG e i loro spettri in frequenza ottenuti sia con l'EVM, sia con la PCA, che hanno dato i risultati migliori e peggiori.

### CASO MIGLIORE

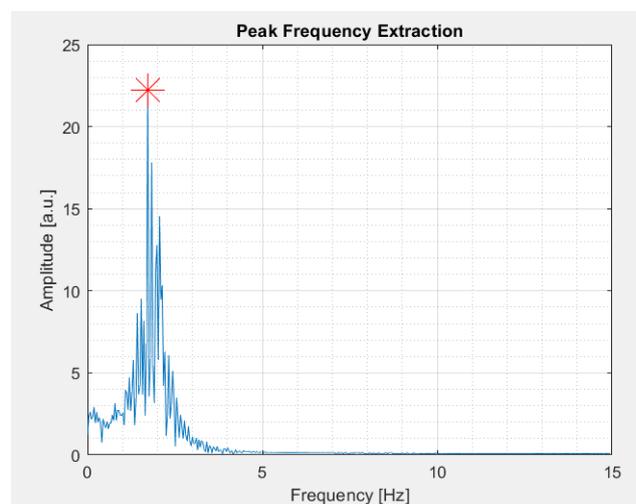
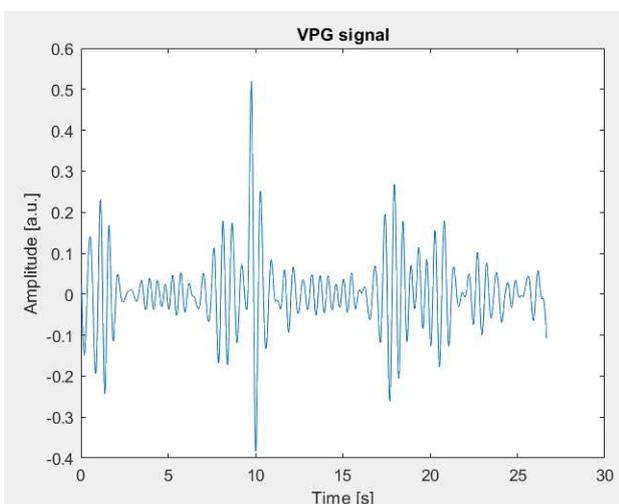
Per il metodo EVM è stata scelta come prova migliore la numero 6 (individuo 1, no barba, luce naturale), mentre per il metodo PCA è stata scelta la prova numero 11 (individuo 2, no make up, luce scarsa):

- EVM

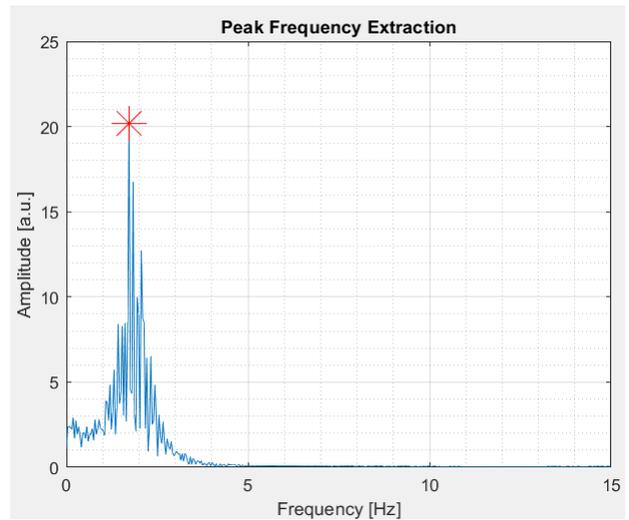
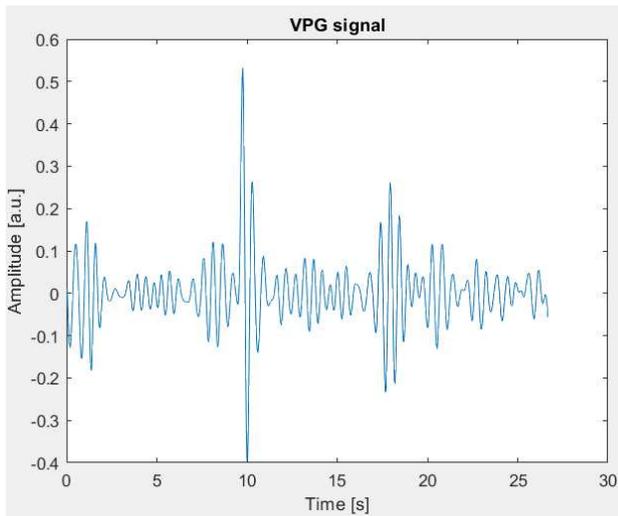


EVM

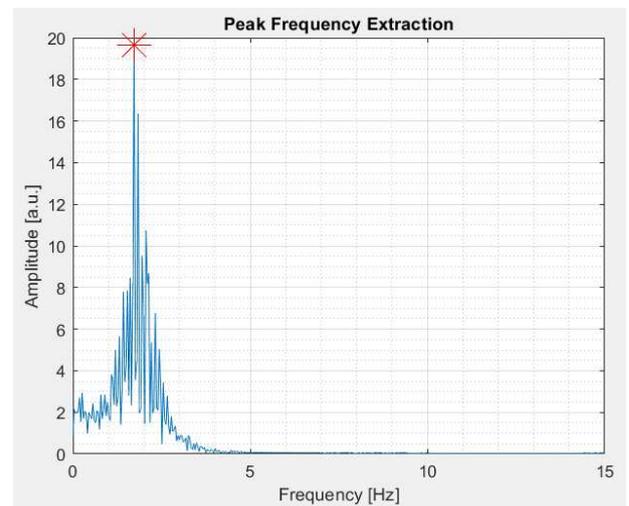
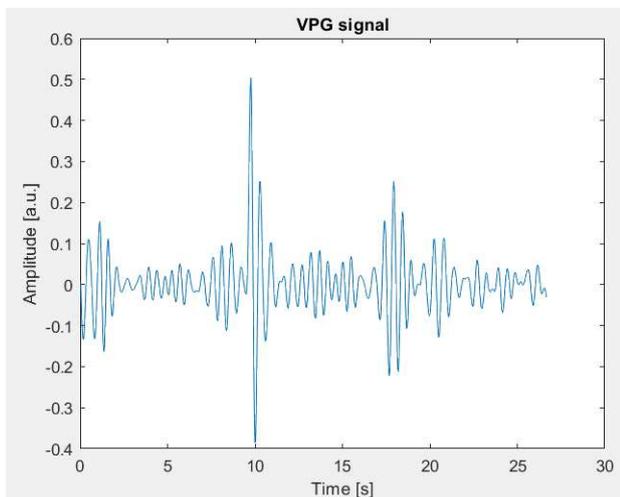
- PCA



PCA canale Rosso



*PCA canale Verde*



*PCA canale Blu*

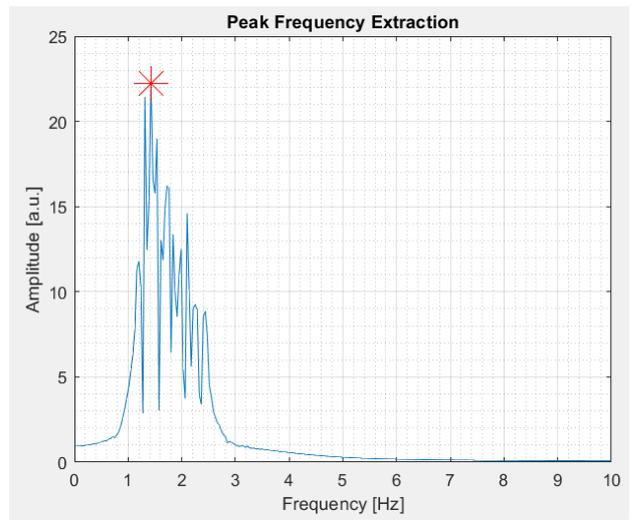
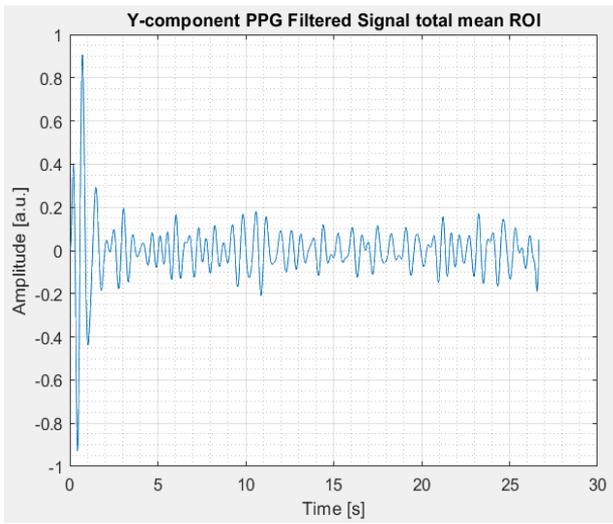
Queste prove hanno dato risultati migliori essendo quelle meno affette da rumore, infatti nella prova 6 vi è l'assenza di barba, mentre nella prova 11 vi è l'assenza di make up.

Graficamente possiamo notare come i segnali VPG ottenuti risultino "puliti" e come il picco massimo in frequenza corrispondente all' HR sia unico.

### **CASO PEGGIORE**

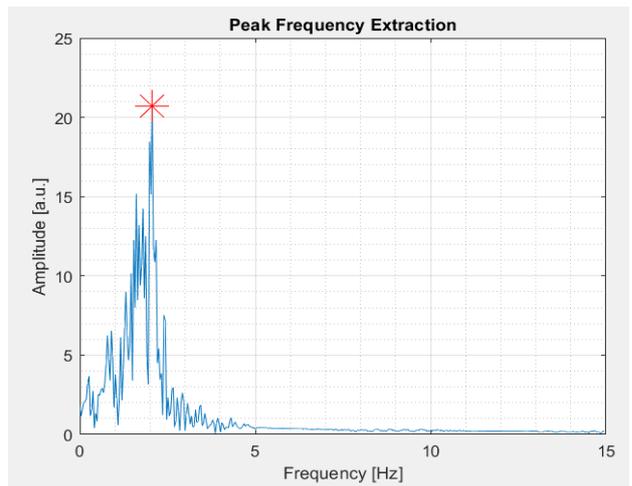
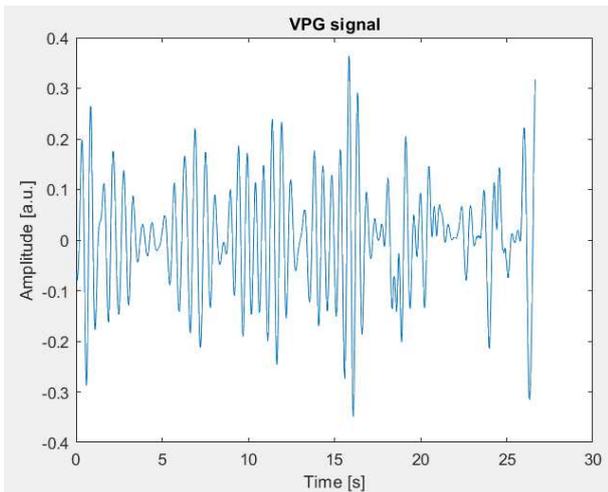
Per il metodo EVM è stata scelta come prova peggiore la numero 10 (individuo 1, no barba, luce naturale, occhiali), mentre per il metodo PCA è stata scelta la prova numero 17 (individuo 2, make up, luce naturale, occhiali):

- EVM

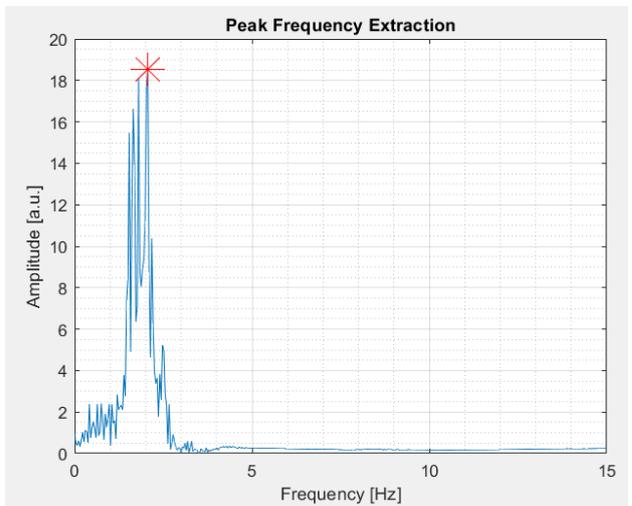
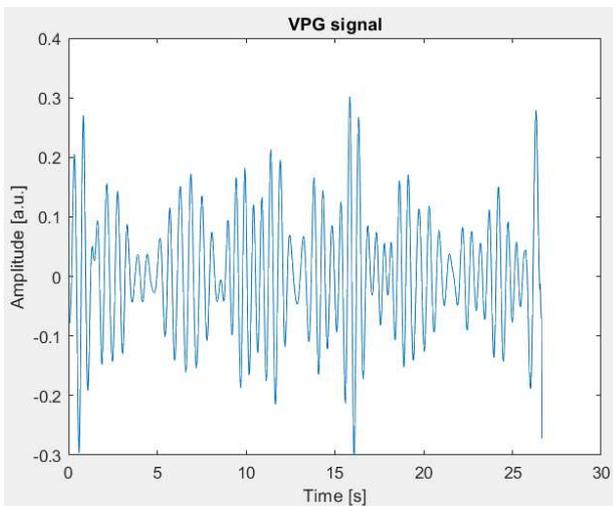


*EVM*

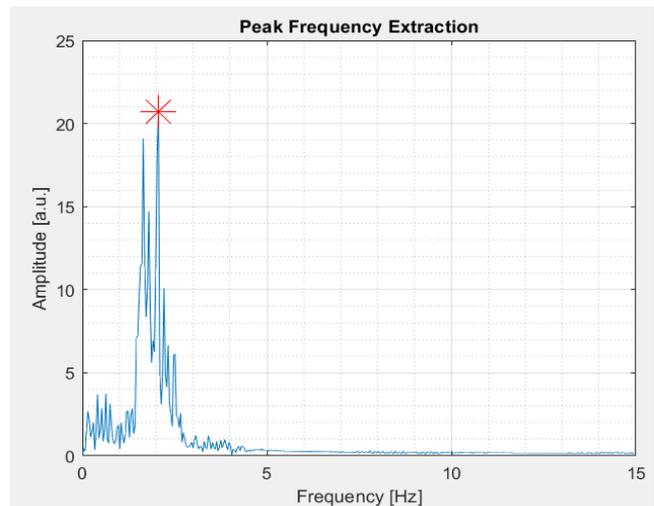
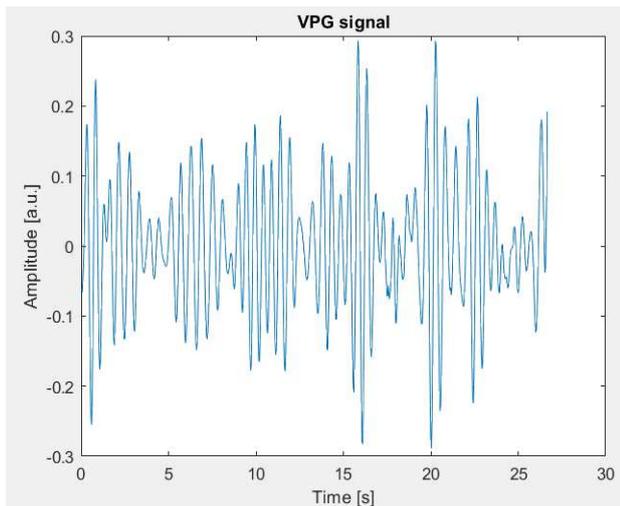
- PCA



*PCA canale Rosso*



*PCA canale Verde*



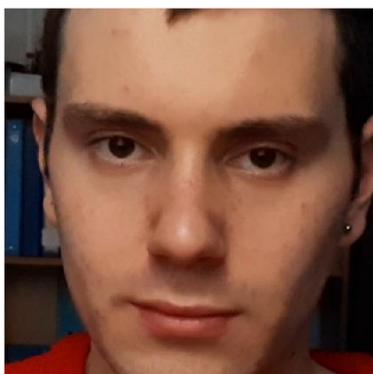
PCA canale Blu

Per entrambe le prove, l'alto grado di rumorosità è sicuramente dato dalla presenza di occhiali, difatti questi tendono ad amplificare in modo eccessivo la luce incidente sul volto la cui intensità luminosa è già elevata essendo fatta la prova con luce naturale. Dal punto di vista grafico la rumorosità è evidente sia nel segnale VPG, sia nella sua FFT, in cui in corrispondenza dell'HR si hanno picchi molto vicini tra loro.

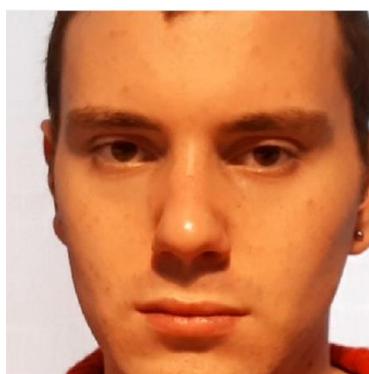
#### 4.2.2 LUCE SCARSA Vs LUCE ARTIFICIALE Vs LUCE NATURALE

Le acquisizioni video sono state divise secondo i vari livelli di luce registrati sul volto dell'individuo per poter evidenziare l'affidabilità delle elaborazioni in condizioni differenti.

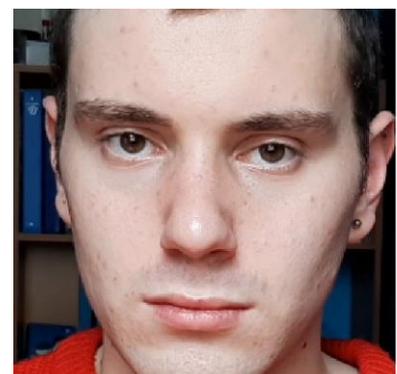
Bisogna anche in questo caso sottolineare che nel calcolo di errore medio per i vari livelli di luce sono state considerate anche le prove con barba e con make up, le quali producono un valore di errore percentuale maggiore.



Luce scarsa



Luce artificiale



Luce naturale

- Luce scarsa

E% P-EVMmean (Luce Scarsa)	E% P-PCA (R) mean(Luce Scarsa)	E% P-PCA (G) mean(Luce Scarsa)	E% P-PCA (B) mean(Luce Scarsa)
4,348	7,299	8,915	9,864

Tabella 4.2

Nonostante i valori bassi di luminosità (20 – 50 lux), gli errori percentuali medi esposti in tabella 4.2 dati da queste acquisizioni sono accettabili.

In particolare, a dare risultati ottimi sono state per l'EVM le prove numero 2, 12, 18, 21, mentre per la PCA le prove numero 2, 11, 21.

Di particolare interesse è la prova numero 11, in cui il metodo della PCA presenta per tutti e tre i canali un errore di circa un punto percentuale contro i 12,5 ottenuti con l'EVM.

- Luce artificiale

E% P-EVMmean (Luce Artificiale)	E% P-PCA (R) mean (Luce Artificiale)	E% P-PCA (G) mean (Luce Artificiale)	E% P-PCA (B) mean (Luce Artificiale)
6,022	15,787	7,476	13,237

Tabella 4.3

Per quanto riguarda la luce artificiale, è stata utilizzata una semplice lampadina a led ottenendo sul volto un valore di intensità luminosa che va dai 110 ai 200 lux.

I risultati esposti in tabella 4.3 sono molto simili a quelli ottenuti per le prove con luce scarsa sia per il metodo EVM, il cui errore è in questo caso leggermente più alto, sia per la PCA su canale verde, il cui errore è in questo caso leggermente più basso; l'algoritmo della PCA su canale rosso e blu invece presenta un errore decisamente più alto.

È interessante notare la poca differenza che vi è tra l'errore dato dall'EVM e dalla PCA su canale verde (circa un punto percentuale).

- Luce naturale

E% P-EVMmean (Luce Naturale)	E% P-PCA (R) mean (Luce Naturale)	E% P-PCA (G) mean (Luce Naturale)	E% P-PCA (B) mean (Luce Naturale)
3,033	5,751	8,921	5,927

Tabella 4.4

I valori in lux di intensità luminosa per le prove con luce naturale sono molto variabili, infatti le acquisizioni sono state svolte in giorni con condizioni meteo differenti.

Considerando tutte le acquisizioni si ottengono per i metodi dell'EVM, della PCA su canale rosso e su canale blu risultati migliori rispetto quelli ottenuti sia con luce scarsa che con luce artificiale.

L'errore percentuale ottenuto con la PCA su canale verde non presenta invece una differenza apprezzabile se confrontato con gli errori ottenuti con gli altri livelli di luce.

Se andiamo ora ad analizzare singolarmente le prove, possiamo notare nella tabella 4.5 che le condizioni meteo differenti e quindi i differenti valori di intensità luminosa non hanno inciso in maniera apprezzabile sulla affidabilità degli algoritmi.

Prendiamo come esempio le prove numero 6, 9, 20:

Prova	Luce (Lux)	E% P-EVM	E% P-PCA (R)	E% P-PCA (G)	E% P-PCA (B)
6	Naturale 5250	0	0	4,938	4,938
9	Naturale 2500	0	2,597	2,597	2,597
20	Naturale 475	1,408	1,408	1,408	1,408

Tabella 4.5

Come si può ben notare i valori di errore percentuale sono in tutti i casi molto vicini tra loro, ottimi quelli risultanti dal metodo EVM e comunque notevolmente bassi quelli risultanti dal metodo della PCA indifferentemente dal canale scelto o dalle condizioni meteo.

Nella figura di seguito sono confrontati gli errori percentuali per i vari livelli di luce al variare delle caratteristiche specifiche delle prove:

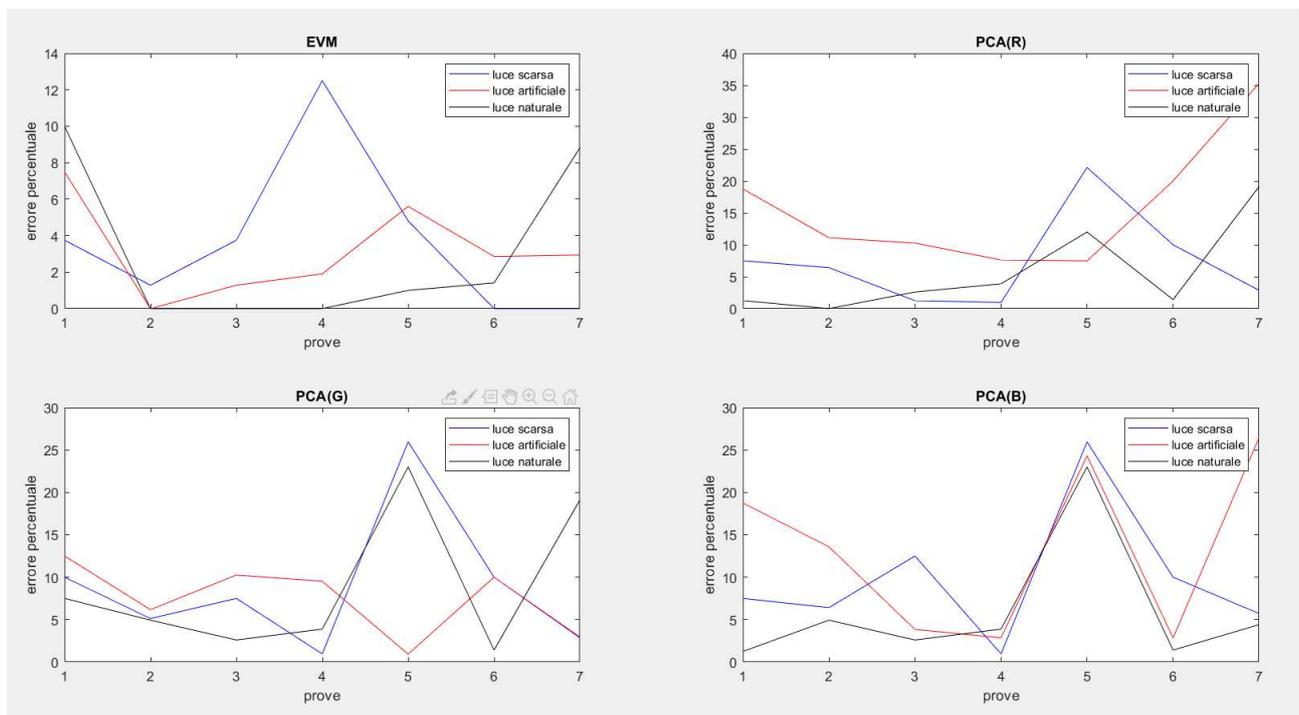


Figura 4.2 Sull' asse delle ascisse sono riportate le prove raggruppate per caratteristiche specifiche, p.e.: prova 1 = soggetto 1 con barba etc.

A seguito delle osservazioni appena fatte è possibile dire che le condizioni di luce naturale sono preferibili a quelle di luce scarsa o artificiale a prescindere dalle condizioni meteo.

Si può anche osservare che gli errori percentuali medi per la PCA su canale verde hanno un valore di circa  $8 \pm 1$  punti percentuali, quindi non si hanno grandi variazioni di errore al variare del livello di luce; questo non può essere detto per gli altri due canali i quali, pur presentando un errore minore in condizioni di luce naturale, presentano un errore alto in condizioni di luce artificiale.

#### 4.2.2 BARBA Vs NO BARBA

Come era prevedibile, la presenza di barba incolta sul viso provoca un certo livello di rumorosità nel segnale VideoPletismoGrafico, sia esso derivato attraverso il metodo dell'EVM che attraverso quello della PCA (tabella 4.6).

La presenza di peluria sul volto impedisce la visione della pelle sottostante e conseguentemente impedisce il rilevamento di variazioni di colore dovute al flusso sanguigno.

Questo fenomeno si presenta in particolar modo nella regione del collo dove vi è maggior presenza di barba.

E% P-EVMmean Barba	E% P-PCA (R) mean Barba	E% P-PCA (G) mean Barba	E% P-PCA (B) mean Barba
3,755	7,504	7,707	8,738
E% P-EVMmean No Barba	E% P-PCA (R) mean No Barba	E% P-PCA (G) mean No Barba	E% P-PCA (B) mean No Barba
1,677	4,701	6,785	6,315

Tabella 4.6

Ciò nonostante, si può notare dalla tabella che la differenza tra gli errori percentuali nei due casi è piccola; questo ci permette di non considerare l'assenza di barba un vincolo necessario per l'applicazione di questi algoritmi.

#### 4.2.3 MAKE UP Vs NO MAKE UP

La presenza di make up sulla pelle va ad incidere sull'accuratezza dei risultati.

Il make up, assorbendo parte della luce riflessa dalla pelle, va ad attenuare le variazioni di colore dovute al flusso di sangue sottostante facendo sì che il segnale VPG rilevato sia maggiormente rumoroso. Di seguito la tabella 4.7 con i valori medi di errore per le prove con e senza make up.

E% P-EVMmean Make up	E% P-PCA (R) mean Make up	E% P-PCA (G) mean Make up	E% P-PCA (B) mean Make up
3,863	14,023	17,734	14,772
E% P-EVMmean No Make up	E% P-PCA (R) mean No Make up	E% P-PCA (G) mean No Make up	E% P-PCA (B) mean No Make up
3,112	7,312	5,963	3,661

Tabella 4.7

Il canale blu e il canale verde in particolar modo sono caratterizzati da un errore in presenza di make up circa 3 o 4 volte superiore rispetto l'errore che si ha in assenza di make up.

Nel caso del metodo dell'EVM invece questo non si verifica, infatti l'errore per i due casi è molto simile e comunque accettabile essendo decisamente basso.

#### 4.2.4 OCCHIALI Vs NO OCCHIALI

La presenza di occhiali sul volto comporta un livello di rumore sul segnale VPG non trascurabile.

Questo disturbo nasce dal fatto che gli occhiali riflettono la luce e questa riflettività si traduce in un'amplificazione del colore eccessiva.

E% P-EVMmean Occhiali	E% P-PCA (R) mean Occhiali	E% P-PCA (G) mean Occhiali	E% P-PCA (B) mean Occhiali
5,947	19,532	20,398	21,537

Tabella 4.8

Se confrontiamo questi risultati con i valori di errore medio relativi alle altre acquisizioni, in particolare con quelle meno rumorose, il divario è notevole.

A dare risultati particolarmente erronei è stato il metodo della PCA: gli errori medi percentuali per i tre canali sono pressoché identici e pari a circa il 20%, valore non trascurabile.

L'errore relativo al metodo dell'EVM, nonostante sia maggiore rispetto a quello delle altre acquisizioni, rimane al di sotto del 6%.

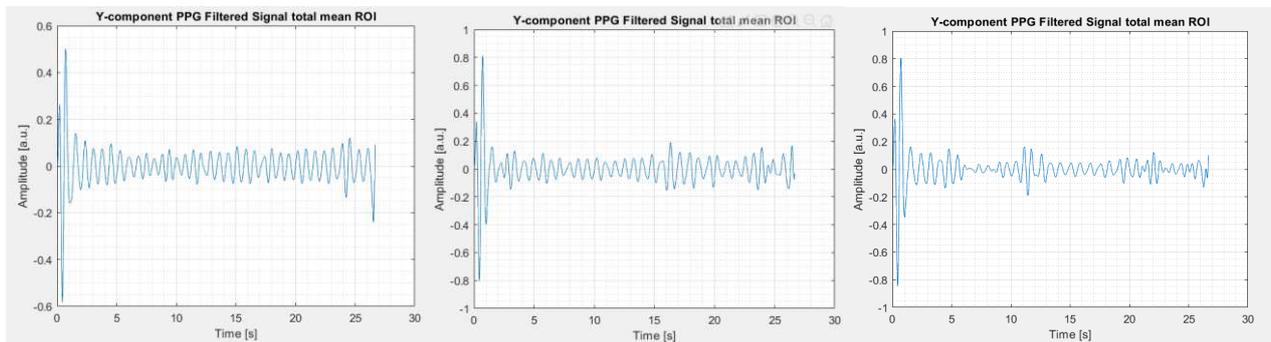
La causa di questa discrepanza di risultati tra metodo EVM e PCA è riconducibile al fatto che il segnale VPG nel metodo EVM è ricavato analizzando solo le ROI, escludendo quindi la porzione di frame contenente gli occhiali; questo non accade per la PCA, la quale invece individua automaticamente le regioni del volto migliori da cui estrarre il battito cardiaco.

Per cui se da un lato c'è una maggiore precisione dei risultati con una scelta manuale delle regioni con il metodo EVM, dall'altro c'è un processo automatico che consente di evitare il setting manuale a discapito però dell'accuratezza dei risultati con il metodo della PCA.

### 4.3 CONFRONTO DEI SEGNALI VPG

Mettiamo ora a confronto gli andamenti dei segnali VPG al variare delle condizioni sull'individuo 1 per evidenziarne le differenze. I segnali VPG scelti sono quelli ricavati attraverso il metodo EVM e il metodo PCA su canale verde, il quale si è dimostrato essere più accurato rispetto gli altri canali.

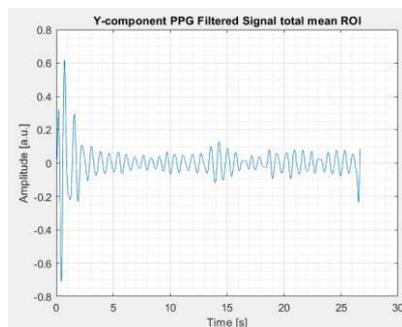
- EVM



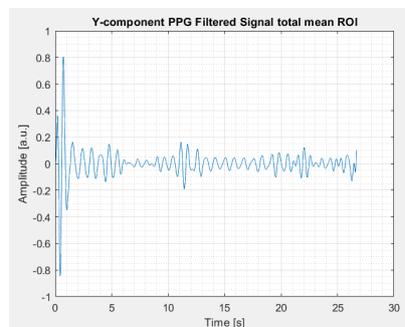
*Luce Scarsa*

*Luce Artificiale*

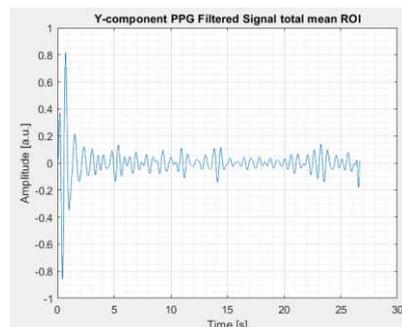
*Luce Naturale*



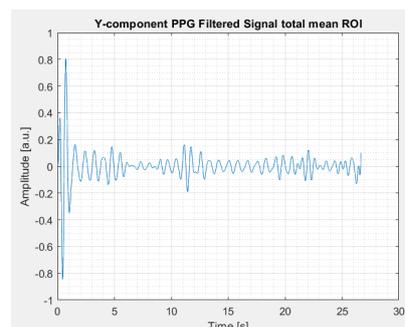
*Barba*



*No barba*

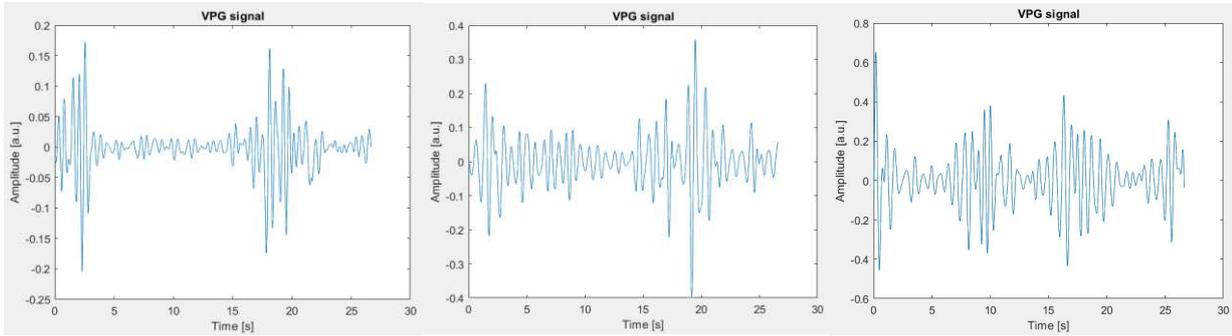


*Occhiali*



*No Occhiali*

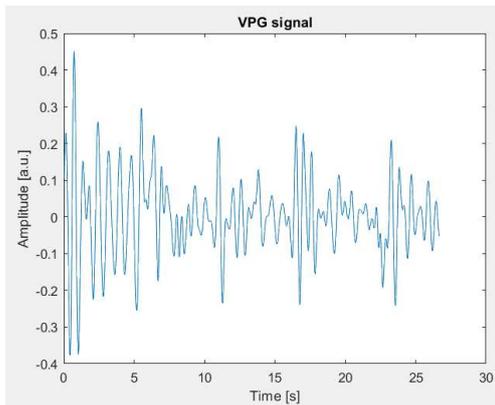
- PCA canale Verde



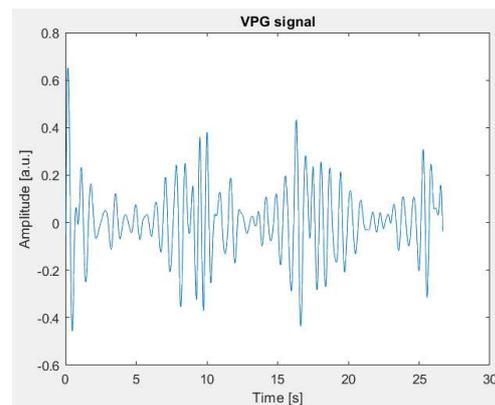
*Luce Scarsa*

*Luce Artificiale*

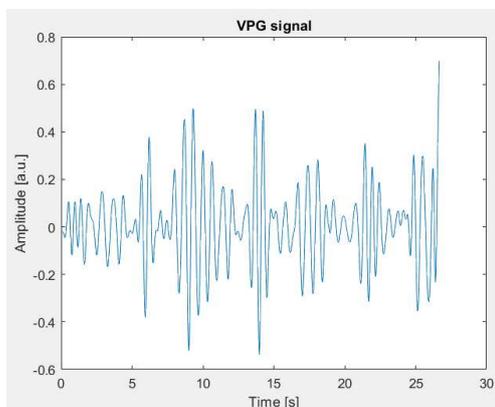
*Luce Naturale*



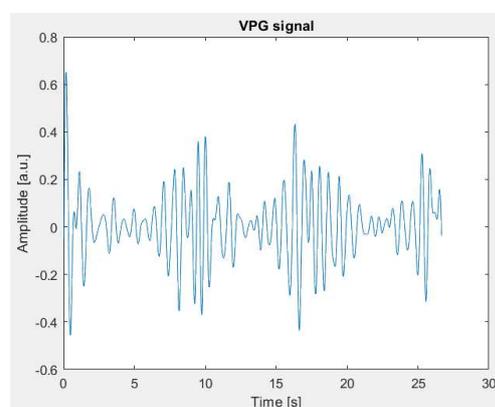
*Barba*



*No barba*



*Occhiali*



*No Occhiali*

#### 4.4 DISCUSSIONI FINALI

Grazie all'analisi dei risultati sperimentali ottenuti in questo lavoro è stato possibile notare che il metodo dell'EVM è risultato il più accurato, infatti l'errore medio percentuale si è tenuto in tutti i casi al di sotto del 6%, valore che, inoltre, si è presentato solo in quelle prove caratterizzate da un rumore maggiore quali luce artificiale e occhiali.

Per quanto riguarda il metodo della PCA bisogna fare una distinzione tra i tre canali (RGB) su cui viene implementata: il canale verde si è dimostrato essere a livello globale, ossia su una media totale degli errori, il più accurato sebbene in diversi casi gli altri canali abbiano dato risultati migliori pur presentando una variabilità maggiore. Se ad esempio nel caso di luce naturale il canale rosso e quello blu presentano un errore poco minore a quello del canale verde, nel caso di luce artificiale questi presentano un errore pari al doppio di quello presentato da quest'ultimo.

È importante in aggiunta notare che a differenza dell'EVM, la PCA ha dato risultati molto diversi a seconda della prova considerata: se la presenza di barba non ha dato una influenza significativa sulla qualità dei risultati, la presenza di make up e in particolare degli occhiali, ha portato ad un errore non indifferente.

Tenendo in considerazione anche il livello di luce, sia il metodo dell'EVM che quello della PCA presentano errori minori nel caso di luce naturale a prescindere dalle condizioni meteo; tuttavia si sono registrati risultati più che buoni anche nel caso di luce scarsa. La luce artificiale ha introdotto un errore maggiore in tutte le metodologie tranne che per la PCA su canale verde.

In conclusione, il metodo dell'EVM ha sicuramente una accuratezza dei risultati ed un adattamento alle condizioni migliore rispetto quello della PCA; tuttavia è necessario considerare che questo metodo è caratterizzato da un setting manuale dei parametri e delle ROI, cosa non sempre comoda, e da un peso computazionale maggiore rispetto quello della PCA.

Questo rende il metodo PCA più adatto a futuri lavori per l'implementazione real-time di questa tecnologia.

# CONCLUSIONE E LAVORI FUTURI

Il monitoraggio di parametri vitali attraverso tecnologie a distanza apre un mondo di possibili applicazioni anche in ambiente non strettamente clinico.

Si pensi al monitoraggio di persone soggette a malattie cardiovascolari croniche, le quali necessitano di continuo controllo delle loro condizioni vitali anche in situazioni di vita quotidiana, come ad esempio in casa o alla guida.

Queste tecnologie permetterebbero per di più la previsione di possibili attacchi di sonno o perdita dei sensi evitando situazioni molto rischiose; in particolare possiamo pensare a tutti gli individui che svolgono un lavoro pericoloso e ripetitivo che necessita di molta concentrazione.

Le situazioni sopracitate sono caratterizzate da una marcata variabilità sia per quanto riguarda le condizioni di luce, sia per le caratteristiche fisionomiche dei soggetti (barba, make up, occhiali).

Per questo motivo l'obiettivo primario di questo lavoro, oltre al confronto dei metodi EVM e ICA+PCA per la determinazione dell'HR, è quello di analizzarne il comportamento al variare di condizioni specifiche così da valutarne l'adattamento a quest'ultime.

Poiché attraverso i dati sperimentali è stato possibile sottolineare la maggiore accuratezza e il migliore adattamento alle condizioni specifiche da parte del metodo EVM rispetto quello ICA+PCA, possiamo dire che se il nostro scopo è quello di dare una stima dell'HR il meno affetta da errore possibile è preferibile utilizzare il metodo dell'EVM, ma, se questo non è necessario, il metodo della PCA può essere considerato una buona e comoda alternativa.

In effetti, il metodo PCA, a differenza del metodo EVM, non necessita di un setting manuale dei parametri e delle ROI, quindi non è necessario conoscere il livello di luce incidente sul volto dell'individuo o le sue proporzioni fisionomiche, né è necessaria la considerazione dello stile di vita di quest'ultimo per minimizzare l'errore, il quale rimane comunque accettabile.

Per tutti questi motivi la ricerca si sta maggiormente concentrando sul metodo ICA+PCA, essendo questo più versatile e caratterizzato da un minore peso computazionale.

La scelta del canale da utilizzare per la PCA è tuttavia, come sottolineato anche in letteratura, un limite di questo metodo; ciò nonostante si può dire che il canale verde è preferibile agli altri canali sia perché a livello globale presenta un errore minore, sia perché vi è una minore possibilità che si presenti un errore eccessivamente alto data la bassa variabilità degli errori ottenuti.

Per quanto riguarda l'implementazione pratica di queste tecnologie, la necessità di ulteriori lavori di ricerca e ottimizzazione è evidente, infatti, data la grande mole di dati in ingresso a questi algoritmi, una realizzazione real-time è ancora difficile da eseguire.

# BIBLIOGRAFIA

1. Ennio Gambi, Angela Agostinelli, Alberto Belli, Laura Burattini, Enea Cippitelli, Sandro Fioretti, Paola Pierleoni, Manola Ricciuti, Agnese Sbröllini, and Susanna Spinsante; Heart Rate Detection Using Microsoft Kinect: Validation and Comparison to Wearable Devices 2017
2. A. Secerbegovic, J. Bergsland, P.S. Halvorsen, N. Suljanovic, A. Mujcic and I. Balasingham; Blood pressure estimation using video plethysmography 2016
3. Ming-Zher Poh, Daniel J. McDuff, and Rosalind W. Picard; Advancements in Noncontact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam 2011
4. Karim Alghoul, Saeed Alharthi, Hussen Al Osman and Abdulmotaleb El Saddik, (Fellow, IEEE); Heart Rate Variability Extraction From Videos Signals: ICA vs. EVM Comparison 2016
5. K. Venu Madhav, M. Raghu Ram, E. Hari Krishna, K. Nagarjuna Reddy, K. Ashoka Reddy; Estimation of respiratory rate from principal components of photoplethysmographic signals 2010
6. Mohammad Abdul Motin, Student Member, IEEE, Chandan Kumar Karmakar, Member, IEEE, and Marimuthu Palaniswami, Fellow, IEEE; Ensemble Empirical Mode Decomposition With Principal Component Analysis: A Novel Approach for Extracting Respiratory Rate and Heart Rate From Photoplethysmographic Signal 2018
7. M. Raghu Ram, K. Venu Madhav, E. Hari Krishna, K. Nagarjuna Reddy, K. Ashoka Reddy; Use of Multi-scale Principal Component Analysis for Motion Artifact Reduction of PPG Signals 2011
8. R. M. Fouad, Osama A. Omer and Moustafa H. Aly; Optimizing Remote Photoplethysmography Using Adaptive Skin Segmentation for Real-Time Heart Rate Monitoring 2019
9. Magdalena Lewandowska, Jacek Rumiński, Tomasz Kocejko; Measuring Pulse Rate with a Webcam – a Non-contact Method for Evaluating Cardiac Activity 2011
10. Jacek Rumiński; Reliability of pulse measurements in videoplethysmography 2016
11. M. Bolanos, Student Member, IEEE, H. Nazeran, Senior Member, IEEE, and E. Haltiwanger; Comparison of Heart Rate Variability Signal Features Derived from Electrocardiography and Photoplethysmography in Healthy Individuals 2006

12. Rong-ChaoPeng, Xiao-LinZhou, Wan-HuaLin and Yuan-TingZhang; Extraction of Heart Rate Variability from Smartphone Photoplethysmograms 2015
13. Richard Ribón Fletcher, Member, IEEE, Daniel Chamberlain, Nicholas Paggi, Xinyue Deng; Implementation of Smart Phone Video Plethysmography and Dependence on Lighting Parameters 2015
14. Xiaobai Li, Jie Chen, Guoying Zhao, Matti Pietik"ainen; RemoteHeartRateMeasurementFromFaceVideosUnderRealisticSituations 2014