



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA INFORMATICA E
DELL'AUTOMAZIONE

**Sviluppo di algoritmi per l'analisi del segnale
respiratorio utilizzando telecamera di profondità:
studio comparativo in diverse condizioni**

Development of algorithms for respiratory signal analysis using depth
camera: comparative study in various conditions

Relatore:

Prof: Ennio Gambi

Correlatrice:

Prof.ssa: Linda Senigagliesi

Candidato:

Matteo Stronati

ANNO ACCADEMICO 2023/2024

Abstract

Lo studio effettuato esplora l'utilizzo della telecamera di profondità Intel RealSense D455 per acquisire il segnale respiratorio, confrontandolo con i dati rilevati dal cardiofrequenzimetro Polar H10. Sono stati sviluppati e valutati diversi algoritmi per la rilevazione del respiro, distinguendo condizioni statiche e dinamiche, al fine di determinarne la validità e le prestazioni.

Nelle situazioni statiche testate, gli algoritmi hanno mostrato eccellenti risultati, con errori medi minimi nel confronto con i segnali di riferimento di accelerazione e ECG-derived respiration (EDR), acquisiti dalla fascia cardiofrequenzimetro. L'algoritmo con performance migliore nei test da seduti è quello basato sulle profondità dei punti della zona toracica: ha registrato errori medi inferiori a 0,004 Hz (0,24 RPM). Il caso statico in piedi con angolazione irregolare rispetto alla telecamera ha evidenziato la validità di quest'ultimo algoritmo che ha totalizzato un MAE (Mean Absolute Error) di 0,006 Hz; d'altra parte, con un MAE massimo di 0,021 Hz, l'algoritmo che analizza i punti dell'addome sembra essere il meno prestante.

Gli algoritmi sviluppati per valutare i casi dinamici si basano sulla differenza tra segnali. Il primo caso dinamico, che ha testato la torsione del busto, ha riportato ottimi risultati per gli algoritmi "Punti Torace-Punti Addome" e "Punti Addome-Punto Spalle", con errori medi inferiori a 0,005 Hz, indicando una buona capacità di distinguere il segnale respiratorio dal movimento generale del corpo. La casistica di movimento casuale ha rappresentato la sfida più grande, con l'algoritmo "Punti Torace-Punti Addome" che ha registrato un errore medio di 0,022 Hz, sottolineando la necessità di ulteriori sviluppi per mitigare l'effetto del rumore su questo tipo di acquisizione.

I risultati mostrano che l'acquisizione del segnale respiratorio tramite telecamera di profondità sia possibile in applicazioni statiche, mentre sono necessari progressi significativi per affrontare le sfide presentate dal movimento dinamico del soggetto, andando a cancellare il più possibile l'effetto del rumore.

Indice

1	Introduzione	11
2	Materiali	15
2.1	Dispositivi	15
2.1.1	Intel Realsense D455	15
2.1.2	Polar H10	17
2.2	Acquisizioni	19
2.2.1	Operazioni preliminari	19
2.2.2	Dataset e setup sperimentale	20
3	Metodi	23
3.1	Intel Realsense D455	23
3.1.1	Acquisizione dei dati di RGB-D	23
3.1.2	Elaborazione dei dati RGB-D	24
3.2	Polar H10	29
3.2.1	Acquisizione dei dati dal Polar H10	30
3.2.2	Elaborazione dei dati del Polar H10	30
3.3	Sincronizzazione	33
3.4	Grafici per analisi dati	33
4	Risultati e discussione	41
4.1	Casi statici	42
4.2	Casi dinamici	51
5	Sviluppi futuri	67
6	Conclusioni	69

Elenco delle figure

2.1	Intel Realsense D455 con rappresentazione dei sensori	17
2.2	Polar H10 con rappresentazione degli assi	19
2.3	Fotografie e rappresentazioni del setup sperimentale nei casi statici . .	21
3.1	Immagine esplicativa di "YOLOv8n-pose" con box e keypoints	24
3.2	Diagramma di flusso per l'algoritmo "Punto Centrale - Punti Addome"	27
3.3	Diagramma di flusso per l'algoritmo "Punto Centrale - Punto Spalle"	27
3.4	Grafici rappresentativi per l'algoritmo "Punto Centrale-Punto Collo"	29
3.5	Immagine rappresentativa del complesso QRS nell'ECG	31
3.6	ECG e grafico segnale respiratorio derivato con metodo Soni et al. . .	32
3.7	Grafici rappresentativi del segnale di profondità	35
3.8	Grafici rappresentativi del segnale di accelerazione	37
3.9	Grafici rappresentativi del segnale di EDR	38
3.10	Grafico del segnale ECG con complesso QRS	39
4.1	Confronto delle FFT tra algoritmo "Punti Addome" e "Punti Torace"	45
4.2	Confronto dei segnali respiratori per un'acquisizione a circa 2 metri .	47
4.3	Fotografia soggetto 4 durante l'acquisizione in piedi	49
4.4	Confronto delle FFT tra soggetto 1 e soggetto 4	50
4.5	FFT in cui si è scelto di scartare il primo picco	51
4.6	Immagini esplicative del percorso oscillatorio	52
4.7	Grafici della profondità nel tempo e nella frequenza per il caso oscillatorio	53
4.8	Grafici della FFT dell'accelerazione e dell'EDR per il caso oscillatorio	54
4.9	Immagini esplicative dell'acquisizione con torsione del busto	55
4.10	Grafico della FFT di un'acquisizione nel caso di torsione del busto . .	57
4.11	Grafici nel tempo dell'acquisizione con torsione del busto del soggetto 2	58
4.12	Segnale respiratorio acquisizione con torsione del busto del soggetto 2	60
4.13	Immagini esplicative dell'acquisizione con movimento causale	61
4.14	FFT dei segnali di accelerazione e EDR nel caso di movimento casuale	63
4.15	"Punto Centrale-Punto Spalle" per il soggetto 3 con movimento casuale	64
4.16	"Punti Torace-Punto Collo" per il soggetto 3 con movimento casuale .	65
4.17	Confronto dei segnali respiratori per il soggetto 3 con movimento casuale	66

Elenco delle tabelle

1.1	Informazioni segnale respiratorio per varie condizioni cliniche	11
1.2	Articoli di ricerca su rilevazione della respirazione con depth-camera .	13
2.1	Specifiche tecniche intel Realsense D455	17
2.2	Specifiche tecniche Polar H10	19
3.1	Tabella riassuntiva per individuazione delle zone del corpo	25
4.1	Tabella risultati acquisizione sui soggetti seduti a circa 1 metro	42
4.2	Tabella risultati acquisizione sui soggetti seduti a circa 2 metri	43
4.3	Tabella risultati acquisizione sui soggetti seduti a circa 3 metri	43
4.4	Risultati acquisizione in piedi con angolazione irregolare	48
4.5	Frequenze degli algoritmi di differenza per il caso oscillatorio	54
4.6	Risultati acquisizione in piedi con torsione del busto	56
4.7	Risultati acquisizione con movimento casuale	61

Capitolo 1

Introduzione

L'acquisizione del segnale respiratorio ha grande importanza nell'ambito della ricerca medica e scientifica. Dall'analisi del segnale respiratorio si possono trarre informazioni importanti sullo stato e sulla salute dell'individuo in quanto frequenza respiratoria e ampiezza della respirazione variano in risposta alla richiesta metabolica, attività fisica e in stati patologici come infezioni [1]. Lo studio di biomarcatori come ritmo respiratorio e frequenza respiratoria possono portare a individuare condizioni cliniche gravi, come malattie polmonari [2], condizioni cardiache avverse quali arresti cardiaci [3], asma [4] e ansia [5].

In generale, dunque, si possono riconoscere varie disfunzioni dell'apparato respiratorio andando ad analizzare il segnale respiratorio e in particolare la sua frequenza respiratoria, i cui valori normali a riposo sono di 12 – 20 atti al minuto in un individuo adulto, vale a dire 0,2 – 0,333 Hz [1].

Un attento e appropriato monitoraggio del segnale respiratorio è, quindi, molto importante in vari contesti. In particolare è stato fatto uno studio che ha riportato che oltre il 50% dei pazienti ricoverati in medicina generale di un ospedale presentava un deterioramento della funzione respiratoria, riconoscibile da una frequenza respiratoria superiore ai 27 respiri al minuto, almeno 8 ore prima di un arresto cardiopolmonare [1]. Nella Tabella 1.1 vado a riassumere in che modo delle tipiche condizioni cliniche potrebbero incidere sul segnale respiratorio, indicando con RR (Respiratory Rate) la frequenza respiratoria.

Condizione clinica	Indizi dal segnale respiratorio
Apnea del sonno [1]	Pause nella respirazione seguite da sforzi respiratori
Asma acuta [4]	Respiro affannoso e $RR > 30$ respiri al min.
Bradipnea [6]	$RR < 10$ respiri al min.
Polmonite [2]	Pattern respiratorio irregolare e $RR > 30$ respiri al min.
COVID-19 [7]	Mancanza di respiro e $RR > 30$ respiri al min.
Ansia [5]	Aumento del RR e respirazione superficiale

Tabella 1.1: Informazioni segnale respiratorio per varie condizioni cliniche

La rilevazione del respiro può essere effettuata in diversi modi. Nella routine clinica è tipico l'utilizzo di cinture toraciche o addominali ad elastomeri [8], sensori nasali [9] o orali [10]. Altri sensori alternativi sono stati proposti per il monitoraggio respiratorio, come le fasce cardiofrequenzimetre simili al Polar H10 da cui è possibile ricavare il segnale respiratorio [11].

Tutti questi metodi presentano un insieme di simili svantaggi, in particolare le cinture e le fasce respiratorie sono scomode da indossare, i sensori nasali ed orali creano fastidio nel loro inserimento. Inoltre, il posizionamento corretto di questi sensori necessita di personale addestrato al loro utilizzo; in situazioni dinamiche o in test fisici il continuo riposizionamento dei sensori genera ulteriore fastidio all'utente. In aggiunta, una delle più grandi limitazioni è la necessità di una cooperazione del paziente. Nei casi di anziani e bambini [12] questa cooperazione potrebbe risultare complessa, se non impossibile per pazienti critici con pelle sensibile o condizioni dermatologiche che impediscono l'uso prolungato di tali sensori a contatto [13].

A causa di questi svantaggi, la ricerca medica ha iniziato a cercare metodi alternativi e senza contatto per la rilevazione del respiro degli individui tra cui tecniche di Imaging Termico e Radar Doppler [14] che sono metodi che utilizzano apparecchiature specializzate e, di conseguenza, molto costose, in più hanno una certa sensibilità alle condizioni ambientali ed interferenze esterne.

Per tali motivi un'alternativa molto valida è l'utilizzo di telecamere RGB-D per monitorare il movimento respiratorio da cui derivare le informazioni sul respiro stesso. Negli ultimi anni sono state parecchie le attività di ricerca che hanno fatto uso di depth-camera per l'acquisizione del segnale respiratorio delle persone. Nella Tabella 1.2 riporto alcuni articoli di ricerca scientifica riguardanti questo ambito, illustrando i vari sensori e camere utilizzate, gli algoritmi, il dataset, le condizioni testate e le performance valutate.

Anno e citazione	Dataset	Condizioni	Camera Utilizzata	Sensore per riferimento	Algoritmo	Performance
2022 [15]	Cinque soggetti sani	Singoli soggetti seduti	Telecamera Kinect e tre radar IR-UWB	Cintura respiratoria	Support Vector Machine (SVM), Decision Trees (DT) e Random Forest (RF)	0,2 RPM < MAE < 1,92 RPM
2020 [16]	Trantanove soggetti anziani (età > 65 anni)	Singoli soggetti seduti. Acquisizioni da svestiti e da vestiti	Microsoft Kinect for Xbox One	Spirometro	Calcolata la media di tutte le forme d'onda di profondità delle aree unitarie di ciascuna riga	Errore di stima pari a 0 su 206 respiri per maschi svestiti, 2 su 218 per maschi vestiti, 3 su 329 per femmine svestite e 5 su 344 per femmine vestite
2020 [17]	14 soggetti con età media di 31,9 anni	Soggetti con indosso una maschera facciale per regolare il FIO ₂ , generando una sfida ipossica acuta. Soggetti statici a 1,2-2 metri di distanza	Kinect V2 camera	Capnografo	Basato sui picchi calcolati con le variazioni di profondità nella zona toracica	RMSD di 0,66 RPM
2023 [18]	7 soggetti sani	Soggetti sdraiati su letto con copertura sopra. Telecamera sopra il busto a 1,1 m	Intel Realsense D415 camera	Capnografo o spirometro, in base alla disponibilità	Calcolo della variazione di profondità nel tronco	RMSD complessiva di 0,69 RPM. Per ogni intervallo di frequenze respiratorie RMSD inferiori a 1 RPM
2022 [19]	12 neonati di peso corporeo superiore a 750 g	Soggetti all'interno di un'incubatrice con camere a 25-30 cm	2 telecamere Intel Realsense D415	Analizzatore di motion capture	ROI 3D definita come una sfera nella gabbia toracica, implementato utilizzando Matlab 2020b	Errore medio di valutazione della profondità di -0,14 mm
2021 [20]	20 soggetti con età tra i 13 e i 65 anni	Soggetti seduti a 1 m dalla telecamera	Telecamera Intel Realsense D435	Biopac MP36	Algoritmo di Viola-Jones per rilevare la faccia, da cui si ricava la ROI	RMSE medio di 0,22 RPM
2021 [21]	19 soggetti con età tra i 22 e i 57 anni	Soggetti seduti o in piedi a 4 diverse distanze dalla telecamera	Telecamera di profondità Kinect v2	Respirazione controllata secondo frequenze respiratorie definite	Algoritmi basati sulla differenza di segnali: PCA, Median Raw, Mean Raw, Diff Mean, Diff Median e Diff Model	Accuratezza media superiore a 92% con soggetti seduti, con risultati ottimali a 1-2 m
2020 [22]	9 soggetti sani	Soggetti in condizioni statiche	F200 Intel Realsense RGB-D sensor	Neulog's Respiration Monitor Belt logget NUL-236	Algoritmo di flusso ottico di Lucas e Kanade	Errore massimo di 0,5 RPM
2018 [23]	7 soggetti sani con indosso t-shirts	Soggetti seduti a diverse distanze rispetto alla telecamera	Telecamera di profondità Kinect v2	Respirazione controllata secondo frequenze respiratorie definite	Considerate regioni rettangolari nel torace, addome e tutto il busto	Viene fatto uno studio sul SNR, riportando i grafici. Si nota che SNR è debilitante a distanze a partire da 4 m

Tabella 1.2: Articoli di ricerca su rilevazione della respirazione con depth-camera

In questo progetto, si propone una rilevazione del respiro attraverso l'utilizzo di una depth-camera, quindi una rilevazione senza contatto e non invasiva al contrario dei metodi di rilevazione precedentemente elencati.

La telecamera utilizzata è l'Intel Realsense D455 e il segnale acquisito viene confrontato con due segnali di riferimento rilevati dalla fascia cardiofrequenzimetro Polar H10.

Nel Capitolo 2 illustro i dispositivi utilizzati, descrivo il dataset e il setup sperimentale adoperati per ottenere le acquisizioni su cui fare un'analisi a posteriori.

Nel Capitolo 3 spiego i vari algoritmi utilizzati per le acquisizioni dai dispositivi e la sincronizzazione dei segnali. Successivamente illustro tutti gli algoritmi sviluppati per ottenere i valori di profondità di zone del corpo da cui rilevare il respiro, evidenziando le differenze tra gli algoritmi per i casi statici e quelli per i casi dinamici.

Nel Capitolo 4 mostro i risultati ottenuti dalle acquisizioni sui soggetti considerati, indicando l'errore medio riportato da ogni algoritmo valutato rispetto ai segnali di riferimento.

Nel Capitolo 5 e nel Capitolo 6 discuto i risultati ottenuti per le varie condizioni, andando ad evidenziare sia i riscontri ottimali che quelli più mediocri, questi ultimi aprono gli scenari a possibili sviluppi futuri riguardanti tale applicazione.

Capitolo 2

Materiali

In questo capitolo verranno mostrati i dispositivi utilizzati per l'acquisizione dei dati e il setup sperimentale adottato per tutti gli esperimenti svolti.

2.1 Dispositivi

In questa sezione parlo dei due dispositivi utilizzati per l'acquisizione dei dati.

L'Intel Realsense D455 è una telecamera di profondità avanzata e di seguito vado a spiegarne le componenti, le funzionalità e le specifiche tecniche.

Il Polar H10 è una fascia cardiofrequenzimetro che permette l'acquisizione di dati per quanto riguarda l'attività cardiaca umana, di seguito vado a spiegarne le componenti, le funzionalità e le specifiche tecniche.

2.1.1 Intel Realsense D455

L'Intel RealSense D455 è una telecamera di profondità avanzata facente parte della serie di telecamere Intel RealSense Depth, che sfrutta la tecnologia di visione artificiale per catturare e analizzare scene in 3D. Questa telecamera può rilevare oggetti a una distanza massima di circa 6 metri ed ha un campo visivo di $90^\circ \times 65^\circ$, che consente di catturare ampie aree senza dover spostare la telecamera. Ha due sensori di profondità, una fotocamera RGB e un laser a infrarossi per catturare immagini e misurare la distanza e la dimensione di oggetti nello spazio. Rispetto ai modelli precedenti, la profondità stereo funziona in un'ampia varietà di condizioni di illuminazione. Inoltre, la maggiore portata e la migliore copertura permettono un utilizzo sia per applicazioni interne che esterne. La D455 include anche otturatori globali per i sensori di profondità e RGB per migliorare la corrispondenza tra i due diversi flussi di dati e per far corrispondere il campo visivo tra i sensori di profondità e il sensore RGB. Questa telecamera integra anche una IMU (Inertial Measurement Unit) che consente di perfezionare la sua consapevolezza della profondità in qualsiasi situazione in cui la telecamera si muove.

La D455 ha due sensori di profondità posti a una distanza di 95 mm. Questa distanza

è maggiore rispetto alle precedenti generazioni e migliora l'accuratezza della stima di profondità a lunghe distanze. Viene utilizzata una tecnologia stereoscopica per catturare le informazioni sulla profondità. I due sensori RGB catturano immagini da due punti diversi e dunque anche le immagini sono leggermente diverse. Il software della telecamera calcola la disparità tra i pixel corrispondenti delle due immagini che risiede nella differenza nelle posizioni orizzontali degli oggetti presenti in esse: maggiore è la disparità più vicino è l'oggetto alla telecamera. Attraverso algoritmi avanzati la D455 trasforma queste disparità in una mappa di profondità che consiste in una rappresentazione tridimensionale della scena, dove ogni pixel contiene l'informazione sulla distanza.

In un articolo pubblicato il 22 novembre 2021 [24] si è fatta una caratterizzazione metrologica di tre telecamere di profondità della famiglia Intel Realsense, tra cui la D455, validando l'utilizzo di quest'ultima ed evidenziandone la maggiore capacità, dovuta alla baseline di 95 mm.

Inoltre, l'Intel RealSense D455 è dotata di un proiettore a infrarossi che viene utilizzato per migliorare la rilevazione, soprattutto in condizioni di scarsa illuminazione.

Un altro componente cruciale della Intel RealSense D455 è la camera RGB che ha una risoluzione di 1280x720 pixel. Può operare ad un frame rate fino a 30 fotogrammi al secondo consentendo una cattura fluida di immagini anche in movimento. Il campo visivo della camera è di 90° sul piano orizzontale e 65° su quello verticale. Una caratteristica molto importante della camera RGB è la sincronizzazione con i sensori di profondità che permette di ottenere dati RGB e di profondità corrispondenti per ogni frame in modo da poter fondere dati visivi e di profondità. Questa caratteristica è stata fondamentale per poter svolgere il progetto in questione, in quanto la corretta sincronizzazione ha permesso di eseguire sullo stesso frame l'azione di riconoscimento dei keypoints e valutazione della profondità.

Un ultimo componente presente all'interno della Intel Realsense D455 è l'IMU che include accelerometro e giroscopio, fornendo informazioni su come la telecamera si muove nello spazio e ruota attorno ai suoi assi. L'IMU è utilizzato per stabilizzare le immagini e migliorare la rilevazione della profondità in situazioni di movimento, nel caso di questo progetto ci si è posti sempre in condizioni di stazionarietà della telecamera e quindi le funzionalità introdotte dall'IMU non sono state sfruttate.

Nella Tabella 2.1 mostro alcune delle principali specifiche tecniche dell'Intel Realsense D455 [25] e nella Figura 2.1 è rappresentata la telecamera con le posizioni dei sensori.

Dimensioni	124 x 26 x 29 mm
Peso	Circa 116 g
Range operativo (Min-Max)	0.6m - 6 m
Temperatura operativa (Min-Max)	0°C - 55°C
Interfaccia di connessione	USB-C 3.1 Gen 1
SDK	Intel RealSense SDK 2.0
Tecnologia del sensore di immagine	Otturatore globale
Tecnologia di profondità	Stereoscopica
FOV sensore profondità	87° × 58°
Risoluzione sensore profondità	Fino a 1280 × 720 pixel
Frame rate sensore profondità	Fino a 90 fps
Accuratezza di profondità	<2% a 4 metri
FOV camera RGB	90° × 65°
Risoluzione camera RGB	Fino a 1280 × 720 pixel
Frame rate camera RGB	Fino a 30 fps

Tabella 2.1: Specifiche tecniche intel Realsense D455



Figura 2.1: Intel Realsense D455 con rappresentazione dei sensori

2.1.2 Polar H10

Il Polar H10 è un cardiofrequenzimetro ad alta precisione, ampiamente utilizzato per monitorare la frequenza cardiaca durante le attività fisiche ed è considerato il sensore di frequenza cardiaca più accurato mai creato dall'azienda Polar [26]. Esso utilizza un sensore di frequenza cardiaca ECG che garantisce una misurazione estremamente accurata della frequenza cardiaca. Il funzionamento del sensore si basa sul principio che ogni battito cardiaco è generato da un impulso elettrico che si propaga attraverso il cuore e quindi il sensore rileva questi impulsi elettrici attraverso elettrodi, infatti il Polar H10 funziona come un voltmetro registrando la differenza di potenziale tra i due elettrodi. Essi sono realizzati in materiali conduttivi e il design del cinturino, noto come Polar Pro Strap, include elettrodi aggiuntivi rispetto ai modelli precedenti per migliorare la precisione del rilevamento, è essenziale la corretta adesione degli elettrodi alla pelle per garantire una corretta misurazione.

In un articolo pubblicato dall'azienda stessa il 16 novembre 2022 [27], dei ricercatori

hanno concluso che i dati ECG acquisiti dal sensore di frequenza cardiaca Polar H10 sono utilizzabili nella pratica reale per la valutazione del ritmo basale, della fibrillazione atriale e delle contrazioni premature. Inoltre, è stata individuata una percentuale minima di difficoltà di interpretazione delle registrazioni dovute a segnali indesiderati effetti di movimenti muscolari, disturbi elettromagnetici, movimenti del corpo. In conclusione, Polar H10 può essere utilizzato come mezzo per il monitoraggio continuo dell'ECG, la valutazione del ritmo e lo screening della fibrillazione atriale. Un altro componente chiave del Polar H10 è l'accelerometro che contribuisce a migliorare la precisione e la versatilità del monitoraggio della frequenza cardiaca e delle attività fisiche. L'accelerometro è a tre assi per permettere di rilevare il movimento nelle tre direzioni principali (X,Y,Z) ed è progettato per rilevare anche piccoli movimenti con elevata precisione, contribuendo a distinguere tra diversi tipi di attività fisica e rilevare l'intensità del movimento. In particolare per lo sviluppo di questo progetto è stato utile il dato proveniente dall'asse Z dell'accelerometro per riuscire a monitorare il respiro. Un articolo pubblicato il 1 novembre 2022 [28] ha validato, attraverso delle raccolte dati e analisi di questi ultimi, l'accelerometro all'interno del Polar H10, garantendone l'affidabilità all'interno di un margine di errore relativo medio compreso tra il 2,620% e il 4,288% in condizioni statiche. Per quanto riguarda la connettività, una tecnologia implementata in Polar H10 è Bluetooth Low Energy (BLE) che consente una trasmissione dei dati fino a due dispositivi. La tecnologia BLE è efficiente dal punto di vista energetico, garantendo un'ampia compatibilità con numerosi dispositivi e anche una connessione stabile e continua, fondamentale durante un allenamento. Un'altra tecnologia per la trasmissione dei dati non utilizzata in questo caso è ANT+ che può permettere di trasmettere dati a più dispositivi contemporaneamente. Nella Tabella 2.2 mostro alcune delle principali specifiche tecniche del Polar H10 [29] e nella Figura 2.2 è rappresentato il dispositivo con le direzioni degli assi relativi all'accelerometro.

Dimensioni	34 x 65 x 10 mm
Peso totale	60 g
Peso senza cinturino	21 g
Raggio di trasmissione	9000 cm
Temperatura minima	-10 °C
Temperatura massima	50 °C
Impermeabilità	WR30
Velocità processore	64 MHz
Versione Bluetooth	BLE
Versione ANT+	2.1
Tipologia batteria	CR 2025
Durata batteria	400 h
Registrazione ECG	monocanale
Larghezza di Banda	0.7 - 40 Hz

Tabella 2.2: Specifiche tecniche Polar H10



Figura 2.2: Polar H10 con rappresentazione degli assi

2.2 Acquisizioni

In questa sezione vado a elencare e spiegare le operazioni preliminari da fare prima delle acquisizioni sui due dispositivi utilizzati per gli esperimenti, poi vado a illustrare il setup sperimentale e come si sono svolte le varie acquisizioni.

2.2.1 Operazioni preliminari

Per poter utilizzare al meglio l'Intel Realsense D455 è consigliato installare l'SDK della telecamera dal sito di riferimento [30]. Esso consiste in un insieme di strumenti

e librerie che facilitano lo sviluppo di applicazioni sfruttando i dati provenienti dalla D455, oltre ai driver necessari per il funzionamento di essa nelle varie piattaforme (Windows, Linux, macOS). In particolare, si possono installare gli strumenti di sviluppo “Intel Realsense Viewer” che è un’applicazione GUI per mostrare in tempo reale i dati RGB e di profondità provenienti dalla camera, impostando una visualizzazione dello spazio 3D o 2D.

Un’altra operazione preliminare che è consigliata fare prima delle acquisizioni con l’Intel Realsense D455 è la calibrazione di quest’ultima, per garantire che le misurazioni di profondità siano accurate. La calibrazione può essere fatta attraverso un software (Calibration tool) che implementa un calibratore dinamico. Seguendo le istruzioni presenti nella guida messa a disposizione da Intel per le telecamere della serie D400 [31] si ottiene una calibrazione accurata. La calibrazione fa uso di un pattern noto, ovvero un foglio con immagini precise, posizionato a una distanza nota dalla telecamera. Durante la calibrazione, il Calibration tool fornisce tutte le istruzioni su come inquadrare correttamente il pattern.

Per quanto riguarda il Polar H10, come prima cosa è fondamentale individuare il MAC Address, un identificatore univoco che permette di individuare il dispositivo tra gli altri dispositivi Bluetooth presenti nei dintorni. Per scoprire il MAC Address del Polar H10 ho utilizzato uno script Python, sfruttando il metodo “BleakScanner” della libreria “Bleak”. Tale metodo va a fare una scansione dei dispositivi Bluetooth nelle vicinanze da cui possiamo ricavare informazioni sul nome e MAC Address associato. È importante eseguire questa procedura ogni volta che si cambia la batteria del sensore, in quanto, per una questione di sicurezza e privacy probabilmente, il MAC Address varia. Infine, prima di indossare il Polar H10 è consigliato bagnare gli elettrodi, andando a ridurre la resistenza tra essi e la pelle, migliorando la conducibilità elettrica e quindi si va ad aumentare la qualità delle informazioni dell’ECG.

2.2.2 Dataset e setup sperimentale

Le acquisizioni sono state svolte in condizioni statiche e dinamiche. Inizialmente si sono fatti esperimenti da fermi e seduti a distanze di 1 metro, 2 metri e 3 metri; successivamente è stata provata la condizione da in piedi con un’angolazione irregolare rispetto alla telecamera. In particolare si sono notati risultati soddisfacenti per angolazioni del petto di un soggetto fino a 45° . Nella Figura 2.3 si possono visualizzare delle fotografie del setup sperimentale dei casi statici e una loro rappresentazione.

Per quanto riguarda le prove dinamiche, è stata prima testata una condizione di cammino e respiro controllato, ovvero seguendo un cammino oscillatorio e respirando secondo una frequenza multipla di questo cammino. Questo procedimento è stato eseguito per osservare la validità degli algoritmi sviluppati per valutare le condizioni dinamiche. Di seguito sono state fatte prove con movimenti casuali nell’area visibile dalla camera e acquisizioni da in piedi, fermi ma ruotando casualmente il torso di un’angolazione massima di 45° .

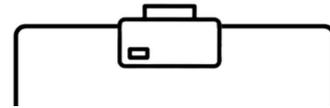
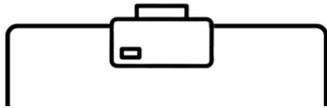


Figura 2.3: Fotografie e rappresentazioni del setup sperimentale nei casi statici

Il dataset degli esperimenti è composto da: tre soggetti adulti sani per quanto riguarda le acquisizioni da seduti, cinque soggetti adulti sani per l'acquisizione in piedi statica, quattro soggetti adulti sani nei due casi di esperimenti dinamici, ovvero movimento casuale e rotazione del torso, infine un solo soggetto adulto sano per il caso di cammino regolare oscillatorio con respiro controllato, in quanto questa situazione non rappresenta un caso reale ma solo un metodo per fare uno studio sulla validità degli algoritmi.

Capitolo 3

Metodi

In questo capitolo vado ad illustrare i metodi utilizzati nel progetto. In particolare descrivo gli algoritmi che sono stati implementati per l'acquisizione dei dati dall'Intel Realsense D455 e la loro elaborazione attraverso algoritmi deep learning, in particolare YOLO, famiglia di algoritmi dell'azienda Ultralytics utilizzati per la rilevazione di oggetti in tempo reale. Inoltre, si sono dovuti sviluppare codici per la rilevazione dei segnali dell'ECG e dell'accelerometro del Polar H10; anche questi segnali sono stati elaborati per estrarre le informazioni necessarie riguardanti il segnale respiratorio. Infine, vado a descrivere le tecniche usate per la sincronizzazione dei segnali derivanti dalla Realsense e dal Polar, in quanto è fondamentale in questo progetto che i segnali siano coerenti tra di loro. Per quanto riguarda l'elaborazione dei dati ottenuti sono stati sviluppati vari codici per mostrare grafici utili al riconoscimento del segnale respiratorio e della frequenza respiratoria.

3.1 Intel Realsense D455

In questa sezione descrivo gli algoritmi per l'acquisizione dei dati dalla telecamera e l'elaborazione di essi per estrarre le informazioni sulla profondità.

3.1.1 Acquisizione dei dati di RGB-D

L'acquisizione dei dati dell'Intel Realsense D455 attraverso codice Python si basa sull'uso della libreria "Pyrealsense2", grazie ad essa si sono potuti acquisire separatamente i dati di profondità e immagini RGB in tempo reale. Questi dati sono stati salvati in file .npy e insieme ad essi anche il vettore dei timestamps che consiste in rappresentazioni numeriche degli istanti di campionamento dei frame. La risoluzione utilizzata non è quella massima, in quanto non necessaria e in più avrebbe comportato una dimensione dei file notevolmente elevata, quindi si è optato per una risoluzione di 640 x 480 con un frame rate di 30 fps, che è comunque sufficiente per questo ambito applicativo.

3.1.2 Elaborazione dei dati RGB-D

Per elaborazione dei dati dell'Intel Realsense si intende come è stato estratto il valore di profondità per ogni frame catturato a partire dai file .npy della profondità e del segnale RGB: si è fatto un ciclo che itera su ogni coppia di valori di questi due file che corrisponde a ogni singolo frame.

In questa fase, inoltre, è stato utilizzato l'algoritmo di deep learning "YOLO v8" della famiglia Ultralytics per stimare la posa del soggetto, ovvero individuare su di esso, nel frame RGB, i keypoints necessari per andare a prendere le zone di interesse nell'ambito applicativo. Per fare ciò si è utilizzato il modello "YOLOv8n-pose.pt" [32] addestrato per individuare i keypoints e associargli la coppia di valori rappresentativo delle coordinate. Inoltre, nel riconoscimento di figure umane, viene creato un box con associata una confidenza, ovvero un valore percentuale che indica se il soggetto è umano, quindi, per evitare di considerare altri oggetti nell'ambiente riconosciuti come umani ma con confidenza bassa, si è fatto un controllo su questo valore prendendo i box con almeno 0,7 di confidenza.

Nella Figura 3.1 viene mostrato un esempio di box attorno alla figura umana con una visualizzazione dei keypoints estratti grazie al modello "YOLOv8n-pose".

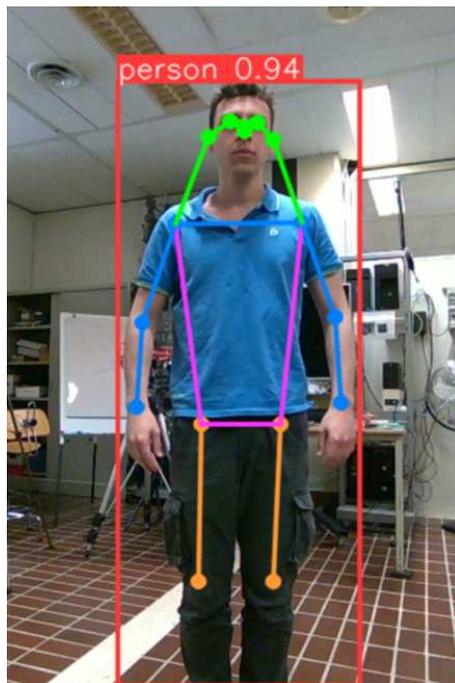


Figura 3.1: Immagine esplicativa di "YOLOv8n-pose" con box e keypoints

Successivamente, sono state create funzioni che, a partire dai keypoints estratti e i valori di profondità salvati nei file .npy, vanno a calcolare le profondità per ogni zona di interesse in cui poter rilevare il respiro. Sono state scelte quattro zone del corpo che sono: il punto centrale del torace, la zona dell'addome, la zona del torace e tutto il busto. Oltre a queste zone, sono stati estratti i valori di profondità in altri due punti corrispondenti al punto centrale tra le spalle e un punto nel collo, utili

per lo sviluppo delle procedure di analisi del respiro in condizioni dinamiche. Nella Tabella 3.1 vado a riassumere tutte queste zone di interesse con la relativa immagine.

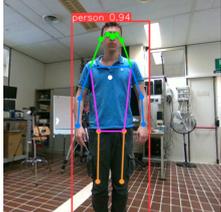
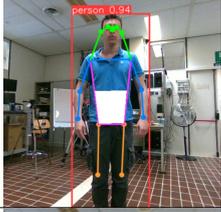
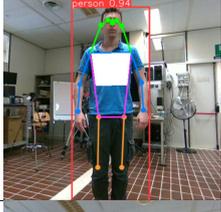
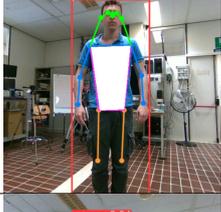
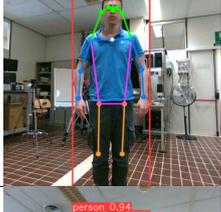
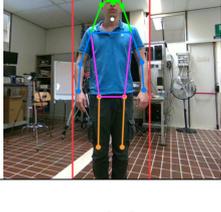
Zona del corpo	Metodo di estrazione	Immagine rappresentativa
Punto centrale torace	Centro del triangolo composto dalle due spalle e il centro del poligono composto dalle spalle e dai punti del bacino	
Zona dell'addome	Poligono con vertici i punti del bacino e i punti medi tra punto del bacino e spalla corrispondente	
Zona del torace	Poligono con vertici i punti delle spalle e i punti medi tra punto del bacino e spalla corrispondente	
Busto	Poligono con vertici i punti del bacino e i punti delle due spalle	
Punto centrale spalle	Punto medio tra i punti delle due spalle	
Punto nel collo	Punto medio tra il punto del naso e il punto centrale delle due spalle	

Tabella 3.1: Tabella riassuntiva per individuazione delle zone del corpo

Dunque il procedimento di elaborazione dei dati provenienti dall'Intel Realsense D455 può essere riassunto in questo modo:

- Caricamento dei file .npy della profondità e delle immagini RGB;
- Iterazione sulle coppie RGB - profondità per ogni frame;

- Estrazione dei keypoints di interesse per ogni frame, attraverso il modello "YOLOv8n-pose.pt" con controllo sulla confidenza;
- Chiamata delle funzioni che ricavano le zone di interesse per la rilevazione del segnale respiratorio;
- Calcolo nelle funzioni dei valori di profondità in ogni frame nelle zone di interesse;
- Salvataggio dei valori di profondità in file .npy.

Per chiarezza, d'ora in avanti, gli algoritmi verranno chiamati in questo modo:

- Algoritmo che prende il punto centrale del torace: **Punto Centrale**;
- Algoritmo che prende la zona dell'addome: **Punti Addome**;
- Algoritmo che prende la zona del torace: **Punti Torace**;
- Algoritmo che prende tutto il busto: **Punti Busto**;
- Algoritmo che prende il punto centrale tra le spalle: **Punto Spalle**;
- Algoritmo che prende il punto nel collo: **Punto Collo**.

Nei casi statici, per la valutazione del segnale respiratorio, si sono considerati solamente i primi quattro algoritmi, in quanto sufficienti da soli per riconoscere il pattern perchè non presenti alterazioni e rumori introdotti dal movimento. Si è, dunque, fatto un confronto tra questi quattro algoritmi stabilendo le loro performance. Per quanto riguarda il dinamismo, esso porta ad una condizione in cui non è sufficiente utilizzare uno dei quattro algoritmi utilizzati nel caso statico, poichè essi descriverebbero solo il movimento macroscopico trascurando quasi totalmente il movimento più piccolo (dell'ordine dei centimetri) generato dal respiro. La procedura si è, quindi, articolata facendo una sottrazione tra i segnali, pensando che sottraendo da un segnale che contiene movimento piccolo del respiro e movimento macroscopico un segnale che contiene a grandi linee solo il movimento macroscopico, ciò che rimane sono soltanto i valori di profondità nel tempo indotti dalla respirazione. La prima idea è stata quella di sottrarre dai valori di profondità forniti dagli algoritmi "Punto Centrale" e "Punti Torace" i valori forniti dall'algoritmo "Punti Addome". Questo perché si è notato, anche dai casi statici, che quest'ultimo algoritmo funzionasse meno degli altri per la rilevazione del respiro, probabilmente a causa della presenza dell'indumento che nella zona addominale rimane poco aderente e quindi risulta un movimento minore dovuto alla respirazione, oppure un altro motivo può essere che i soggetti presenti nel dataset abbiano un tipo di respirazione meno di tipo addominale e più toracica.

Nella Figura 3.2 mostro un diagramma di flusso esplicativo per rappresentare il ragionamento appena descritto, si è preso l'esempio in cui si fa la sottrazione tra il segnale dato dall'algoritmo "Punto Centrale" e quello dato dall'algoritmo "Punti Addome".

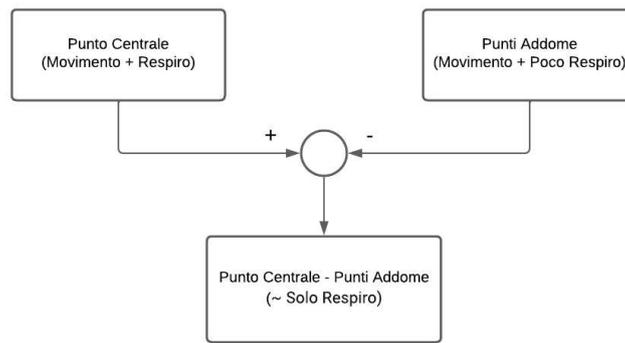


Figura 3.2: Diagramma di flusso per l'algoritmo "Punto Centrale - Punti Addome"

Un'altra procedura di sottrazione effettuata per le casistiche dinamiche coinvolge i segnali prodotti dagli algoritmi "Punto Collo" e "Punto Spalle", questo perché, in linea teorica, in questi due punti la respirazione non dovrebbe generare piccole variazioni di profondità e quindi, muovendosi, i segnali di questi due algoritmi dovrebbero contenere solamente il movimento macroscopico. Si sono, quindi, considerati tutti i primi quattro algoritmi ("Punto Centrale", "Punti Addome", "Punti Torace" e "Punti Busto") per fare la sottrazione con i segnali di questi altri due ("Punto Spalle" e "Punto Collo").

Nella figura Figura 3.3 mostro un diagramma di flusso esplicativo per rappresentare il ragionamento appena descritto, si è preso l'esempio in cui si fa la sottrazione tra il segnale dato dall'algoritmo "Punto Centrale" e quello dato dall'algoritmo "Punto Spalle".

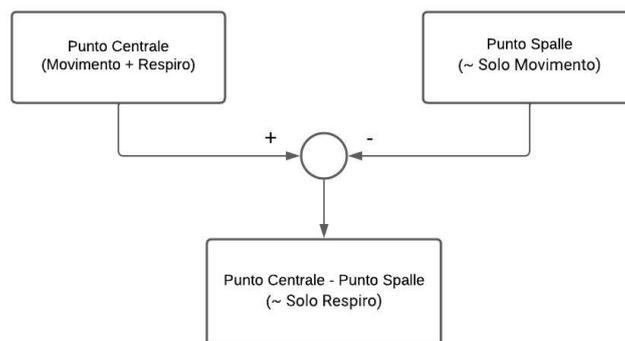


Figura 3.3: Diagramma di flusso per l'algoritmo "Punto Centrale - Punto Spalle"

Riassumendo, gli algoritmi adoperati nei casi dinamici saranno:

- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punto Centrale" e "Punti Addome":
Punto Centrale-Punti Addome;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Torace" e "Punti Addome":
Punti Torace-Punti Addome;

- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punto Centrale" e "Punto Spalle":
Punto Centrale-Punto Spalle;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Addome" e "Punto Spalle":
Punti Addome-Punto Spalle;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Torace" e "Punto Spalle":
Punti Torace-Punto Spalle;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Busto" e "Punto Spalle":
Punti Busto-Punto Spalle;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punto Centrale" e "Punto Collo":
Punto Centrale-Punto Collo;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Addome" e "Punto Collo":
Punti Addome-Punto Collo;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Torace" e "Punto Collo":
Punti Torace-Punto Collo;
- Algoritmo che fa la sottrazione tra "Punti Busto" e "Punto Collo":
Punti Busto-Punto Collo.

Nella Figura 3.4 si può capire il ragionamento appena descritto. Vengono riportati i grafici relativi a un'acquisizione con movimenti casuali: nella Sottofigura 3.4a si hanno i valori di profondità nel tempo calcolati dall'algoritmo "Punto Centrale", nella Sottofigura 3.4b si hanno i valori di profondità nel tempo calcolati dall'algoritmo "Punto Collo", infine nella Sottofigura 3.4c si hanno i valori di profondità nel tempo calcolati dalla differenza dei due segnali, ovvero l'algoritmo "Punto Centrale-Punto Collo". È interessante notare che nelle prime figure il segnale respiratorio è impercettibile, in quanto è visibile solo il movimento macroscopico svolto dal soggetto, mentre utilizzando la differenza tra i segnali, il risultato contiene un segnale sinusoidale sul quale, però, è sovrapposto molto rumore.

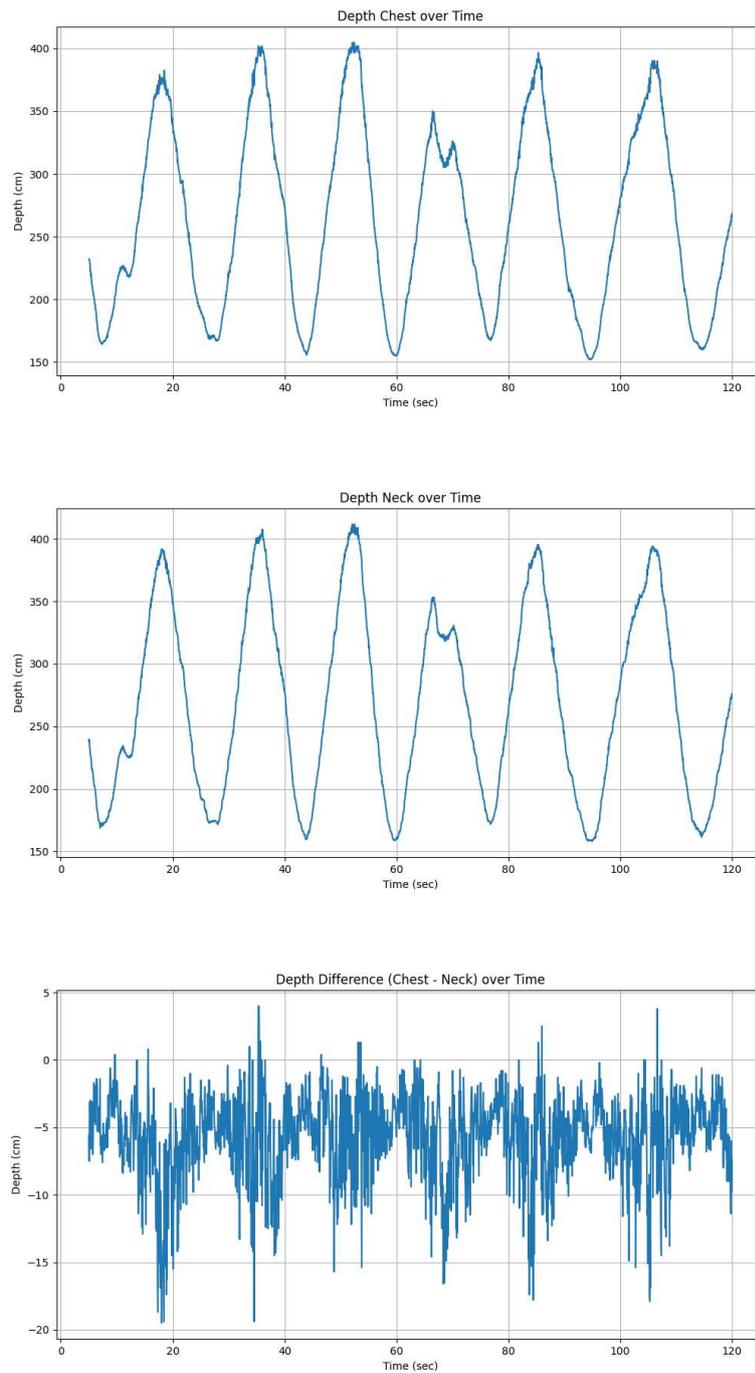


Figura 3.4: Grafici rappresentativi per l'algoritmo "Punto Centrale-Punto Collo"

3.2 Polar H10

In questa sezione descrivo gli algoritmi sviluppati per l'acquisizione dei segnali riguardanti ECG e accelerometro provenienti dalla fascia cardifrequenzimetro Polar H10 attraverso una tecnologia Bluetooth. In aggiunta, descrivo tutte quelle procedure

di elaborazione dei segnali per ottenere informazioni sul respiro sia dall'ECG che dall'accelerometro.

3.2.1 Acquisizione dei dati dal Polar H10

L'acquisizione dei segnali provenienti dal Polar H10 si basano su una comunicazione Bluetooth tra il sensore e Python attraverso la libreria "Bleak". La libreria "Asyncio" è utilizzata per una programmazione asincrona che fa sì di eseguire operazioni quando sono pronte per l'esecuzione e nel momento opportuno, ad esempio aspettando altre operazioni asincrone attraverso il metodo "await", consentendo una buona efficienza, reattività e scalabilità [33].

Per stabilire la connessione col Polar H10, utilizzando la libreria "Bleak", bisogna fornire dei parametri: il MAC Address, individuabile con la procedura descritta nella sottosezione 2.2.1, le frequenze di campionamento che sono impostate ai valori di default per il Polar H10 di 130 Hz per l'ECG e 200 Hz per l'accelerometro, i codici UUID (Universally Unique Identifier), ovvero identificatori standardizzati per identificare i vari servizi e caratteristiche all'interno del profilo GATT. Per l'individuazione dei codici UUID ci si è basati sulla documentazione fornita da "Polar Electro" su Github e su due esempi che hanno sviluppato una connessione Bluetooth con il medesimo dispositivo, sempre presenti su Github [34, 35, 36].

Dopo aver individuato tutti i parametri utili alla connessione Bluetooth si fa l'acquisizione dei dati dal dispositivo attraverso una funzione asincrona utilizzando notifiche GATT. Difatti, ogni volta che arrivano dati ECG e dell'accelerometro questo viene notificato e viene chiamata una funzione di callback per ognuno dei due casi, la quale opera una conversione per ogni campione e tiene traccia del tempo con un array di timestamp. Nel caso dei dati di accelerazione vengono salvati nell'unità di misura mG (milliG), dove 1 mG equivale a 0.001 G e "G" è l'accelerazione di gravità terrestre ($1 G = 9.981 \text{ m/s}^2$), mentre per l'ECG i dati sono convertiti in mV (milliVolt). Infine, i dati di ECG, accelerazione e i relativi timestamps vengono salvati in file .npy.

3.2.2 Elaborazione dei dati del Polar H10

Per elaborazione dei dati del Polar H10 si intende come è stato estratto il segnale respiratorio dai segnali ECG e di accelerazione ricavati dall'acquisizione attraverso la fascia cardiofrequenzimetro.

Per quanto riguarda i dati dell'accelerometro, ciò che si è notato è stato che l'accelerazione nell'asse Z, facendo riferimento agli assi della Figura 2.2, ha un andamento concorde con il respiro, infatti respirando si muove il torace in quella direzione generando una variazione di accelerazione. Anche nelle altre componenti dell'accelerazione si nota una concordanza col segnale respiratorio in condizioni statiche, ma in misura nettamente minore. Si è presa, dunque, la componente sull'asse Z dell'accelerazione come riferimento per il segnale e la frequenza respiratoria. Inoltre, i valori dell'accelerazione sono stati convertiti in (m/s^2).

Per quanto riguarda il segnale ECG, esso non rappresenta direttamente il segnale respiratorio, ma quest'ultimo può essere derivato dall'ECG con risultati soddisfacenti sia in caso statico che dinamico [37, 38].

Un ECG registrato dalla superficie del torace, infatti, è influenzato dal movimento degli elettrodi rispetto al cuore. Inoltre l'espansione e contrazione del torace che accompagna la respirazione provoca movimento degli elettrodi cambiando l'impedenza. Queste influenze fisiche della respirazione si traducono in variazioni di ampiezza dell'ECG osservato, mostrando dei picchi più alti in corrispondenza dell'inspirazione [39]. Una parte del segnale ECG, infatti, può essere descritta attraverso i complessi QRS, i quali indicano la depolarizzazione ventricolare, cioè l'attivazione elettrica dei ventricoli del cuore prima della contrazione [40]. Il complesso QRS è composto da tre onde principali:

- **Onda Q**: la prima deflessione negativa che rappresenta la depolarizzazione del setto;
- **Onda R**: la deflessione positiva seguente all'onda Q che rappresenta la depolarizzazione della parete libera ventricolare;
- **Onda S**: la deflessione negativa seguente al picco R che rappresenta la depolarizzazione basale.

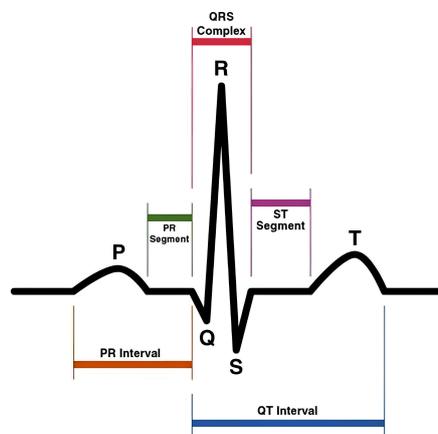


Figura 3.5: Immagine rappresentativa del complesso QRS nell'ECG

Dunque, individuando i picchi R, per quanto detto prima, si può riuscire a vedere un andamento sinusoidale nel tempo che corrisponde proprio al segnale respiratorio. A tal proposito, si è utilizzata una libreria in Python utile per l'analisi e elaborazione dei segnali biologici quali l'ECG: "Neurokit2". Il procedimento parte dall'individuazione dei picchi R dall'ECG ricavato dall'acquisizione, i cui dati sono stati salvati in un file .npy, attraverso la funzione "ecg_peaks()". La frequenza cardiaca viene calcolata utilizzando la distanza tra i picchi con la funzione "ecg_rate()" anche passando la frequenza di campionamento. Fatto ciò, "Neurokit2" mette a disposizione una

funzione, "ecg_rsp", per calcolare l'EDR (ECG-Derived Respiration) secondo diversi metodi di derivazione che vanno a filtrare la serie della frequenza cardiaca con filtri variabili.

Il metodo Soni et al. sviluppato nel 2019 da Rahul Soni e colleghi è uno dei più recenti metodi per la derivazione del segnale respiratorio da ECG messi a disposizione da "Neurokit2". Esso applica un filtro Butterworth passa-basso del sesto ordine con frequenza di taglio di 0,5 Hz per rimuovere il contrasto ad alta frequenza che sono tutte componenti indesiderate, in quanto non indicative del respiro che avviene a una frequenza relativamente bassa (0,1 - 0,5 Hz) [41, 42].

Si può, quindi, concludere che a partire dal segnale ECG acquisito dal Polar H10 si può ricavare il segnale respiratorio del soggetto sottoposto all'acquisizione come si può vedere dalla Figura 3.6, dove ho rappresentato il grafico di un ECG ottenuto con un'acquisizione di 120 secondi e il grafico del segnale respiratorio derivato da esso con metodo Soni et al.; è interessante notare che osservando i picchi R evidenziati si può individuare un segnale sinusoidale che corrisponde con quello rappresentato nel grafico del respiro, il cui segnale, quindi, non è altro che un filtraggio adatto del segnale dell'ECG.

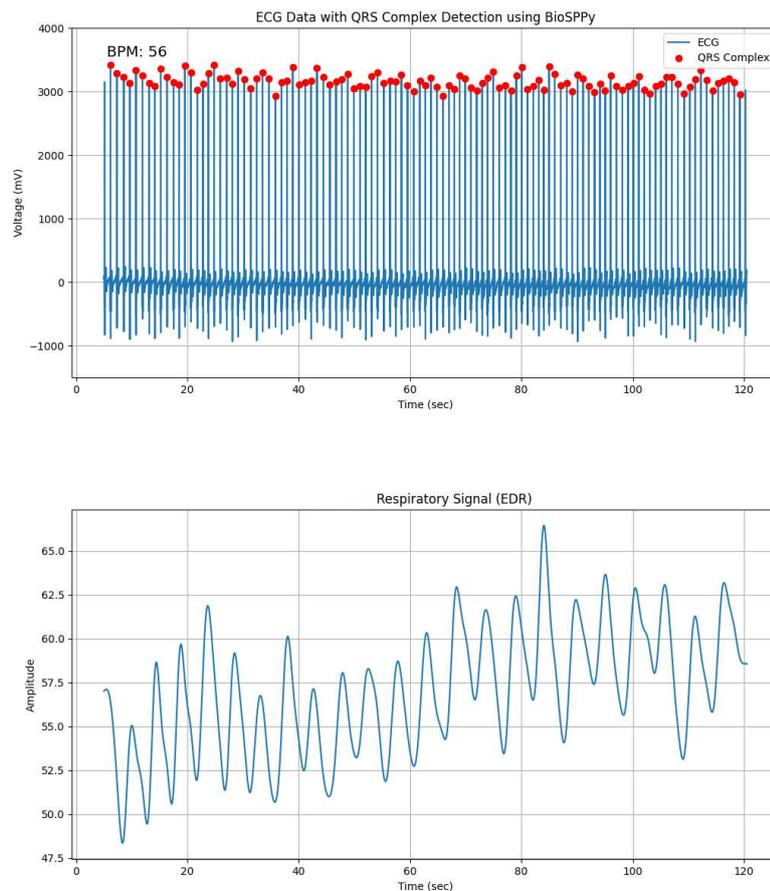


Figura 3.6: ECG e grafico segnale respiratorio derivato con metodo Soni et al.

3.3 Sincronizzazione

In questa sezione vado a descrivere le metodologie utilizzate per sincronizzare i segnali provenienti dall'Intel Realsense D455 e dal Polar H10, passaggio fondamentale, in quanto per poter considerare come riferimento il segnale respiratorio ricavato da accelerometro ed ECG come descritto nella sottosezione 3.2.2, questi segnali e i valori di profondità acquisiti dalla telecamera devono corrispondere temporalmente.

Il primo obiettivo che si è raggiunto è stato quello di un'acquisizione contemporanea attraverso la funzione "asyncio.gather" della libreria "Asyncio" di cui ho parlato anche nella sottosezione 3.2.1, questa funzione è uno strumento per coordinare l'esecuzione parallela di funzioni asincrone, consentendo di gestire operazioni concorrenti e riportare i risultati desiderati in modo efficiente. Dunque, ciò che è stato fatto è stato usare questo metodo per le due funzioni asincrone di acquisizione dal Polar H10 e dalla telecamera, in modo che i flussi di dati iniziassero contemporaneamente evitando ritardi e non uniformità temporale dei dati; inoltre, stabilendo un tempo di esecuzione uguale per entrambi e utilizzando un contatore per il tempo, si sono potuti sviluppare metodi per l'interruzione della trasmissione dei dati anch'essa in contemporanea, ottenendo a tutti gli effetti vettori di dati consistenti sia per il Polar H10 che per l'Intel Realsense D455.

È importante notare che i segnali provenienti dalla telecamera necessitano di più tempo di processamento rispetto agli altri, ma questo non è un problema in quanto i dati per ogni frame acquisito sono associati a un valore di timestamp e poi verrà utilizzato questo come vettore dei tempi per l'elaborazione, ugualmente ogni singolo campione dei dati di ECG e accelerazione provenienti dal Polar H10 è associato a un valore di timestamp diverso, a causa della diversa frequenza di campionamento (200 Hz per l'accelerometro e 130 Hz per l'ECG). Ciò che si avrà, quindi, a fine acquisizione sono tre vettori di timestamp: uno relativo all'Intel Realsense D455, uno relativo all'accelerometro e uno relativo all'ECG. I valori dei timestamp saranno diversi per ognuno di questi vettori, sia perchè campionati con frequenze diverse, sia perchè i valori si basano su sistemi di generazione del valore diversi, ma questo non è assolutamente un problema in quanto è sufficiente conoscere il primo e l'ultimo valore di timestamp nel vettore per sapere la durata del segnale che sarà per tutti e tre uguale, e la sincronizzazione dei tre segnali è garantita dall'uso della funzione "asyncio.gather".

3.4 Grafici per analisi dati

In questa sezione vado a descrivere come sono stati trattati ed elaborati i dati provenienti da entrambi i dispositivi per ottenere grafici e informazioni rilevanti riguardanti il respiro.

Come prima cosa si è scelto di scartare i primi 5 secondi di acquisizione per tutti i segnali, in quanto si è notato che i dati ECG all'inizio delle acquisizioni abbiano valori anomali, quindi per evitare ciò si è preferito partire dal quinto secondo. La frequenza

di campionamento viene calcolata come il rapporto tra il numero di campioni e la differenza tra l'ultimo e il primo valore di timestamp.

Per quanto riguarda l'Intel Realsense D455 il vettore dei timestamp per come è stato definito parte da un valore nullo ed è nella scala dei secondi, quindi ciò che si è fatto è stato considerare l'inizio del vettore dei timestamps e dei dati di profondità all'indice corrispondente al campione immediatamente dopo 5 secondi.

Una prima operazione di elaborazione è quella descritta nella sottosezione 3.1.2, ovvero il processo di individuazione di zone del corpo e calcolo dei valori di profondità per ogni frame. Ciò che si ottiene da questa fase è un segnale nel tempo con del rumore sovrapposto che influenza negativamente la qualità delle informazioni acquisite. Per ottenere un segnale sinusoidale rappresentativo del respiro è stato applicato un filtro passa-banda Butterworth del quarto ordine con frequenza di lowcut pari a 0,1 Hz e frequenza di highcut pari a 0,8 Hz. Infine, per ottenere la frequenza respiratoria si applica una trasformata di Fourier veloce (FFT), la quale calcola la trasformata discreta di Fourier in maniera più efficiente, dato che quest'ultima richiede un tempo computazionale di $O(N^2)$, mentre l'FFT richiede un tempo computazionale di $O(N\log N)$ [43]. Ricavare e graficare l'FFT è importante per poter individuare il picco di frequenza che corrisponde con la frequenza respiratoria del soggetto durante l'acquisizione.

I grafici ottenuti sono, quindi, quello nel tempo del segnale grezzo, quello nel tempo del segnale filtrato e quello in frequenza.

Nella figura Figura 3.7 rappresento i tre grafici costruiti con i valori di profondità, utilizzando l'algoritmo "Punto Centrale", per un'acquisizione statica, in piedi, a circa un metro di distanza.

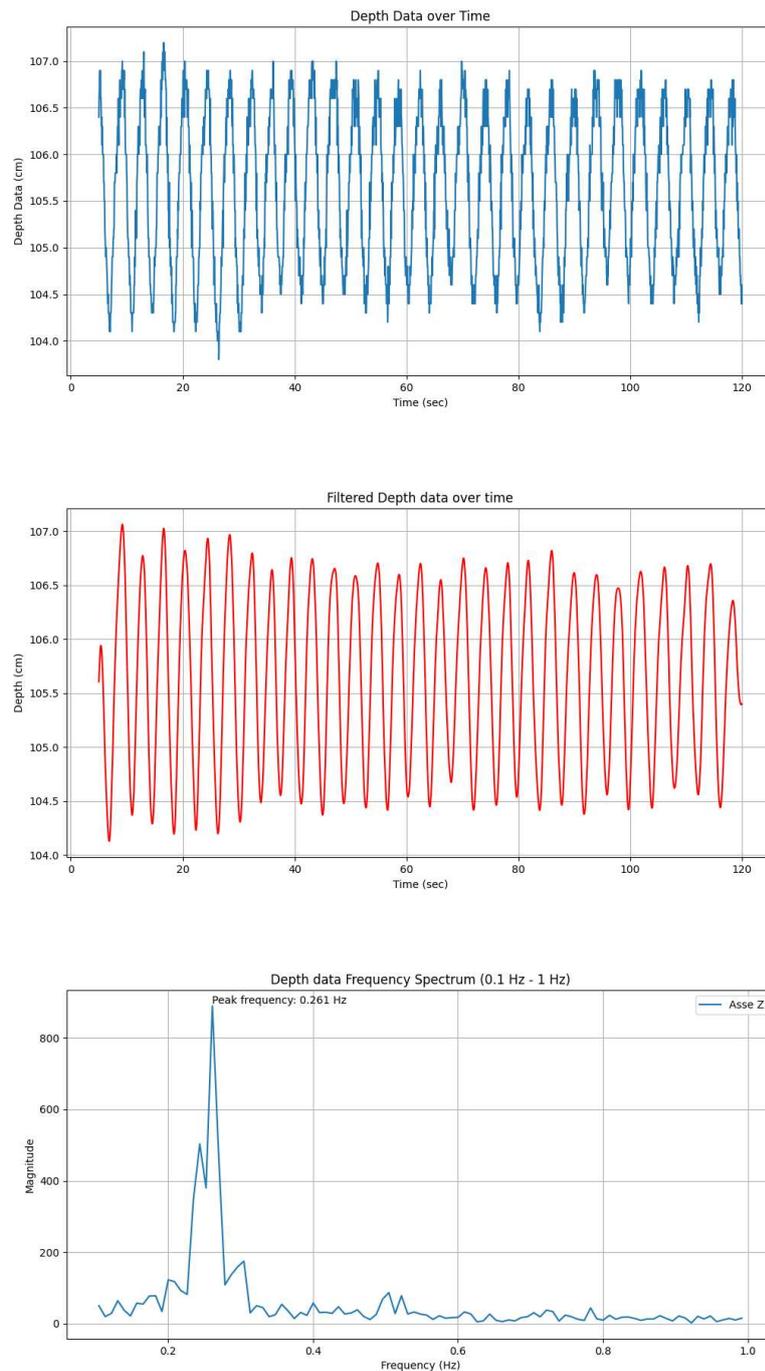


Figura 3.7: Grafici rappresentativi del segnale di profondità

Parlando dei dati riguardanti il Polar H10, si sono dovuti implementare algoritmi diversi per dati di accelerazione e ECG, in quanto avendo frequenza di campionamento diversa anche i vettori di timestamp sono differenti.

Come già detto nella sottosezione 3.2.2 la componente interessante dell'accelerazione è quella sull'asse Z, quindi viene elaborata e graficata solo essa. La procedura è simile a quella effettuata per i dati della telecamera, infatti si è calcolato il tempo

totale facendo la sottrazione tra l'ultimo e il primo valore di timestamp, facendo una conversione poichè sono valori rappresentati in nanosecondi; poi si è partiti dall'indice immediatamente dopo il quinto secondo e in questo caso si è dovuto creare un asse del tempo uniforme perchè i valori di timestamp non iniziano da 0 ma da un valore indefinito. Successivamente si filtra il segnale grezzo nel tempo con un filtro passa-banda Butterworth del secondo ordine con frequenza di lowcut pari a 0,1 Hz e frequenza di highcut pari a 0,8 Hz. Infine, anche qui, si applica la FFT per ricavare la frequenza respiratoria dall'informazione sull'accelerometro. Quindi anche in questo caso i grafici ottenuti sono tre: uno per il segnale nel tempo grezzo, uno per il segnale nel tempo filtrato, uno per il segnale in frequenza.

Nella Figura 3.8 rappresento i tre grafici costruiti con i valori di accelerazione per la stessa acquisizione statica, in piedi, a circa un metro di distanza. I valori di accelerazione sembrano essere abbastanza alti per rappresentare il segnale respiratorio, infatti quest'ultimo dovrebbe indurre valori di accelerazione dell'ordine dei cm/s^2 . La causa di questa differenza può essere dovuta a una non perfetta calibrazione del Polar H10 o al fatto che, stando in piedi, il movimento oscillatorio del corpo, che è comunque presente, fa aumentare il valore di accelerazione. Nonostante ciò, il segnale sinusoidale descrittivo della respirazione è comunque evidente e il valore di frequenza respiratoria è correttamente calcolato.

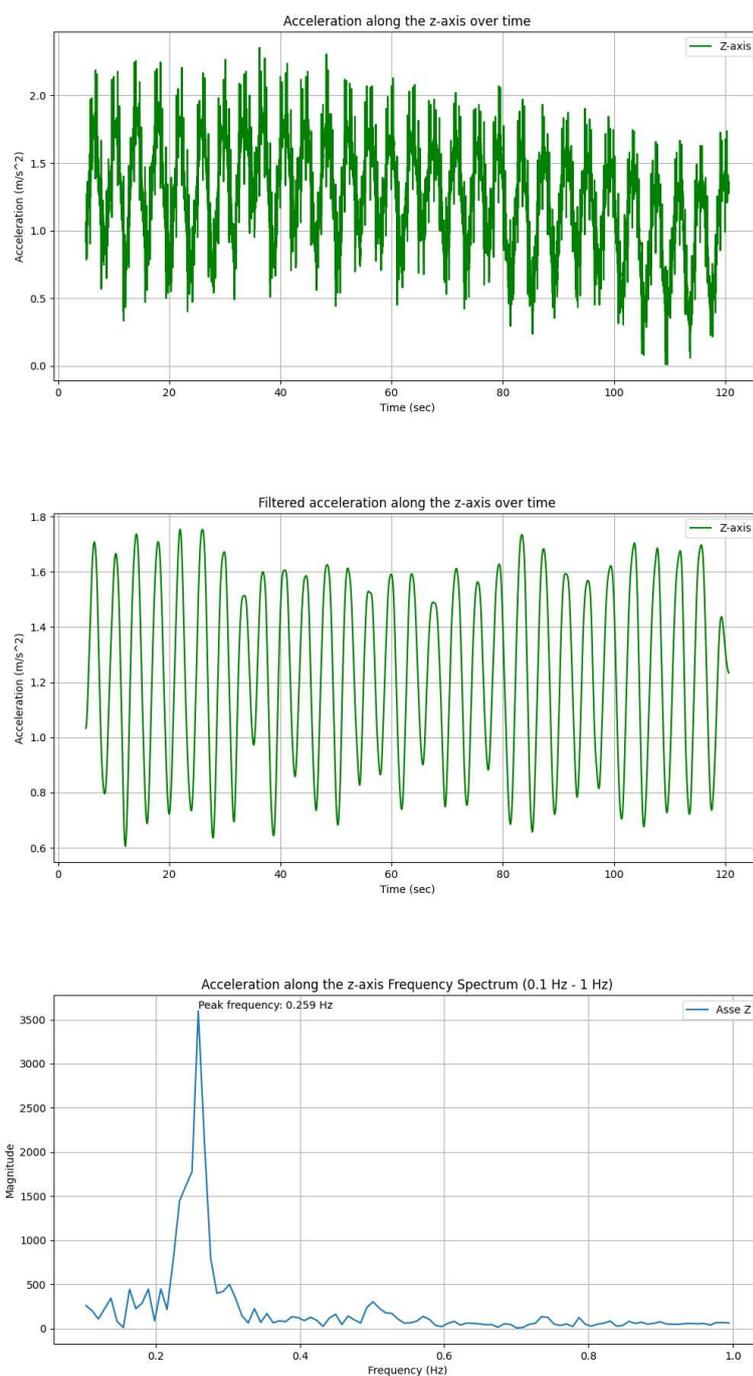


Figura 3.8: Grafici rappresentativi del segnale di accelerazione

Nella sottosezione 3.2.2 ho parlato di come derivare il segnale respiratorio dall'ECG. Anche per i dati provenienti dall'ECG viene fatta un'operazione analoga per scartare i primi 5 secondi e di creazione di un asse dei tempi uniforme per gli stessi motivi citati prima. Inoltre, pure in questo caso, viene applicata l'FFT al segnale EDR del respiro per trovare la frequenza respiratoria, ottenendo due grafici: uno per il segnale nel tempo dell'EDR e uno per il corrispondente segnale in frequenza.

Nella Figura 3.9 rappresento i due grafici costruiti con i valori di EDR ricavati a partire dall'ECG con algoritmo Soni et al. per la stessa acquisizione statica a circa un metro di distanza.

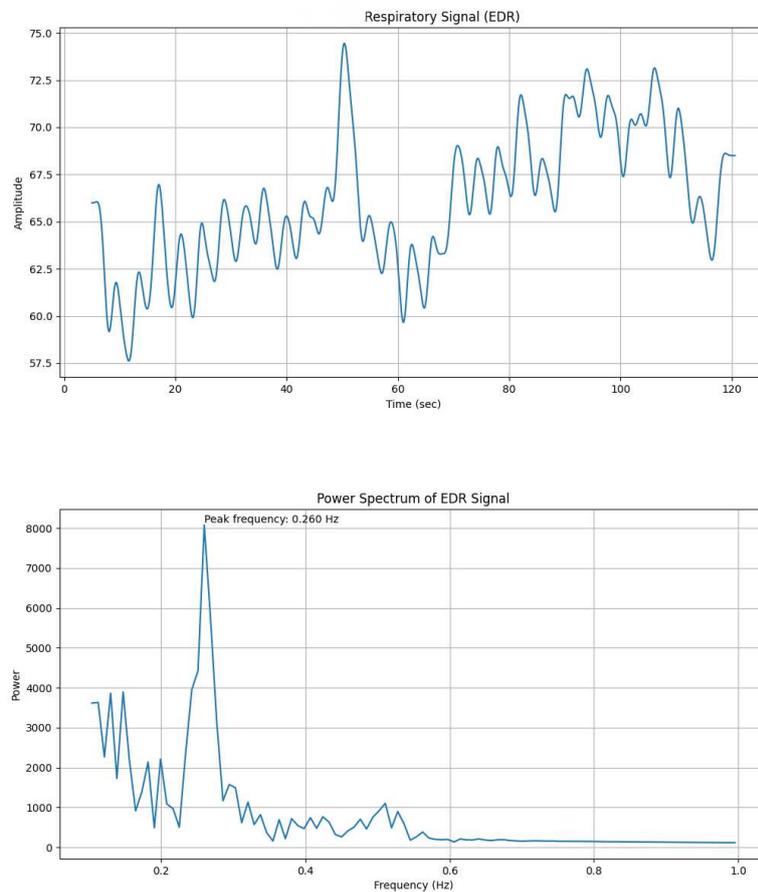


Figura 3.9: Grafici rappresentativi del segnale di EDR

Infine, parlando del grafico dell'ECG, esso non serve ai fini dell'applicazione, in quanto non interessano i valori cardiaci come la frequenza cardiaca, ma esso serve solo per ricavare il segnale respiratorio come spiegato nella sottosezione 3.2.2, però è giusto far notare che andando a graficare il segnale acquisito, esso rappresenta a tutti gli effetti un ECG e utilizzando la libreria di Python "BioSSPy" si possono anche individuare i picchi R e riconoscere il complesso QRS, come si può vedere dalla Figura 3.10.

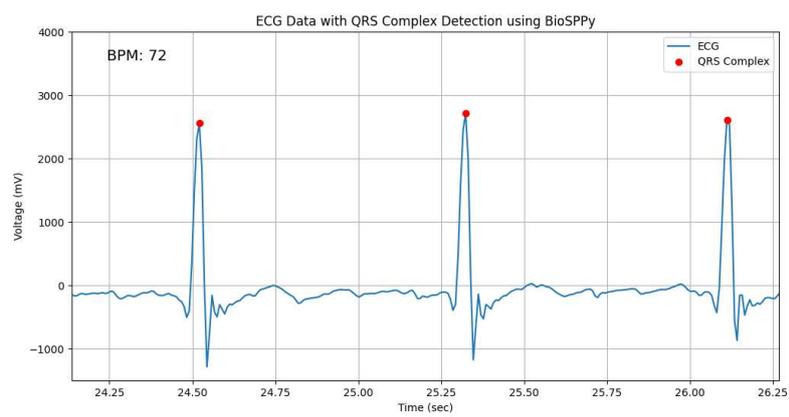


Figura 3.10: Grafico del segnale ECG con complesso QRS

Capitolo 4

Risultati e discussione

In questo capitolo vado a riportare i risultati degli esperimenti effettuati sul dataset e nelle condizioni descritte nella sottosezione 2.2.2, dividendo la presentazione dei risultati ottenuti nei casi statici e nei casi dinamici.

Tutta la trattazione dei risultati sarà fatta basandosi sui valori del picco di frequenza ottenuto dalla FFT calcolata sul segnale grezzo di profondità come spiegato nella sezione 3.4, questo valore viene confrontato col valore del picco di frequenza ottenuti sempre con la FFT, calcolati sui segnali di accelerazione lungo l'asse Z e di respiro derivato da ECG.

Tutte le acquisizioni hanno avuto un tempo di 120 secondi e sono stati scartati i primi 5 secondi per il motivo spiegato nella sezione 3.4. Le acquisizioni sono state svolte sugli stessi soggetti ma è importante considerare che sono avvenute in giorni diversi e quindi è plausibile una variazione di frequenza respiratoria sullo stesso soggetto tra le varie acquisizioni.

Chiamo RRc la frequenza respiratoria calcolata a partire dai segnali di profondità forniti dai vari algoritmi, RRa la frequenza respiratoria di riferimento proveniente dal segnale di accelerazione e RRe la frequenza respiratoria di riferimento proveniente dal segnale EDR. Per ogni algoritmo vado a calcolare il MAE (Mean Absolute Error) che corrisponde al numero di respiri sbagliati, in media, rispetto ai due riferimenti, con la rilevazione della profondità attraverso l'Intel Realsense D455. Si considerano, quindi, due MAE: uno usando come riferimento RRa che chiamo MAE_a e l'altro usando come riferimento RRe che chiamo MAE_e . Quindi le due formule per il MAE hanno una forma del tipo:

$$MAE_a = \frac{\sum_{i=1}^n |RRc_i - RRa_i|}{n}$$

$$MAE_e = \frac{\sum_{i=1}^n |RRc_i - RRe_i|}{n}$$

Dove n è il numero di soggetti e il valore viene calcolato per ogni algoritmo in ogni condizione differente.

4.1 Casi statici

In primo luogo vado a presentare i risultati ottenuti per le acquisizioni sui tre soggetti da seduti a circa 1 metro, 2 metri e 3 metri. Vado a riportare una tabella per ogni distanza in cui sono presenti i valori di frequenza di riferimento ricavati dall'accelerazione sull'asse Z e dal segnale respiratorio derivato dall'ECG, i valori di frequenza ottenuti dall'uso dei quattro algoritmi: "Punto Centrale", "Punti Addome", "Punti Torace" e "Punti Busto". Le frequenze sono espresse in Hz e in Respiri al minuto (RPM).

Nella Tabella 4.1 riporto i risultati per le acquisizioni sui tre soggetti seduti a distanza di circa 1 metro.

	Soggetto 1	Soggetto 2	Soggetto 3
Freq. Accelerazione [Hz-RPM]	0,207-12,42	0,146-8,76	0,259-15,54
Freq. EDR [Hz-RPM]	0,208-12,48	0,146-8,76	0,260-15,6
Freq. "Punto Centrale" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,148-8,88	0,261-15,66
Freq. "Punti Addome" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,148-8,88	0,244-14,64
Freq. "Punti Torace" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,148-8,88	0,261-15,66
Freq. "Punti Busto" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,148-8,88	0,261-15,66

Tabella 4.1: Tabella risultati acquisizione sui soggetti seduti a circa 1 metro

Per valutare le performance degli algoritmi per la condizione con soggetti seduti a circa 1 metro di distanza dalla telecamera si calcola il MAE_a e il MAE_e per ciascun algoritmo e si ottiene:

- **Punto Centrale:** $MAE_a = 0,002 \text{ Hz} - 0,12 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,001 \text{ Hz} - 0,08 \text{ RPM}$
- **Punti Addome:** $MAE_a = 0,006 \text{ Hz} - 0,38 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,006 \text{ Hz} - 0,38 \text{ RPM}$
- **Punti Torace:** $MAE_a = 0,002 \text{ Hz} - 0,12 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,002 \text{ Hz} - 0,12 \text{ RPM}$
- **Punti Busto:** $MAE_a = 0,002 \text{ Hz} - 0,12 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,002 \text{ Hz} - 0,12 \text{ RPM}$

Nella Tabella 4.2 riporto i risultati per le acquisizioni sui tre soggetti seduti a distanza di circa 2 metri.

	Soggetto 1	Soggetto 2	Soggetto 3
Freq. Accelerazione [Hz-RPM]	0,207-12,42	0,138-8,28	0,190-11,4
Freq. EDR [Hz-RPM]	0,207-12,42	0,138-8,28	0,190-11,4
Freq. "Punto Centrale" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,130-7,8	0,191-11,46
Freq. "Punti Addome" [Hz-RPM]	0,418-25,08	0,130-7,8	0,191-11,46
Freq. "Punti Torace" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,130-7,8	0,191-11,46
Freq. "Punti Busto" [Hz-RPM]	0,200-12	0,130-7,8	0,191-11,46

Tabella 4.2: Tabella risultati acquisizione sui soggetti seduti a circa 2 metri

Per valutare le performance degli algoritmi per la condizione con soggetti seduti a circa 2 metri di distanza dalla telecamera si calcola il MAE_a e il MAE_e per ciascun algoritmo e si ottiene:

- **Punto Centrale:** $MAE_a = 0,004 \text{ Hz} - 0,22 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,004 \text{ Hz} - 0,22 \text{ RPM}$
- **Punti Addome:** $MAE_a = 0,073 \text{ Hz} - 4,4 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,073 \text{ Hz} - 4,4 \text{ RPM}$
- **Punti Torace:** $MAE_a = 0,004 \text{ Hz} - 0,22 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,004 \text{ Hz} - 0,22 \text{ RPM}$
- **Punti Busto:** $MAE_a = 0,005 \text{ Hz} - 0,32 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,005 \text{ Hz} - 0,32 \text{ RPM}$

Nella Tabella 4.3 riporto i risultati per le acquisizioni sui tre soggetti seduti a distanza di circa 3 metri.

	Soggetto 1	Soggetto 2	Soggetto 3
Freq. Accelerazione [Hz-RPM]	0,215-12,9	0,216-12,96	0,182-10,92
Freq. EDR [Hz-RPM]	0,215-12,9	0,216-12,96	0,182-10,92
Freq. "Punto Centrale" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,217-13,02	0,183-10,98
Freq. "Punti Addome" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,217-13,02	0,183-10,98
Freq. "Punti Torace" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,217-13,02	0,183-10,98
Freq. "Punti Busto" [Hz-RPM]	0,209-12,54	0,217-13,02	0,183-10,98

Tabella 4.3: Tabella risultati acquisizione sui soggetti seduti a circa 3 metri

Per valutare le performance degli algoritmi per la condizione con soggetti seduti a circa 3 metri di distanza dalla telecamera si calcola il MAE_a e il MAE_e per ciascun algoritmo e si ottiene:

- **Punto Centrale:** $MAE_a = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$

- **Punti Addome:** $MAE_a = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$

- **Punti Torace:** $MAE_a = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$

- **Punti Busto:** $MAE_a = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,003 \text{ Hz} - 0,16 \text{ RPM}$

Analizzando i valori di MAE, indipendentemente dal valore preso come riferimento, si nota che, per acquisizioni con soggetti seduti a distanze di circa 1, 2 e 3 metri, tutti e quattro gli algoritmi sono validi, ad eccezione dell'algoritmo "Punti Addome" che sembra aver fallito nell'acquisizione a circa 2 metri per il soggetto 1. In questo caso, infatti, c'è una differenza di più di 12 RPM con i valori di riferimento, quindi circa 25 respiri su un'acquisizione di 120 secondi ed esso è certamente un errore non tollerabile. La causa di questo errore può essere attribuibile all'uso di un indumento largo che nella zona addominale non consente la rilevazione del movimento respiratorio, come ho già accennato nella sottosezione 3.1.2. Anche nell'acquisizione a circa 1 metro per il soggetto 3 l'algoritmo "Punti Addome" presenta un errore maggiore rispetto a tutti gli altri casi (circa il 6%), andando a sbagliare quasi due respiri su 120 secondi di acquisizione. Nonostante ciò, l'algoritmo "Punti Addome" sembra essere valido comunque perché in tutti gli altri casi ha generato un errore paragonabile a quello degli altri, però è interessante visualizzare il grafico della FFT del segnale e confrontarlo con quello di un altro algoritmo. Ad esempio, nella Figura 4.1 è rappresentato il confronto delle FFT tra due algoritmi nel caso dell'acquisizione a circa 1 metro del soggetto 1.

La prima figura rappresenta il grafico della FFT ricavata utilizzando l'algoritmo "Punti Addome", mentre la seconda l'algoritmo "Punti Torace". Si nota che il grafico della prima trasformata di Fourier è molto "frastagliato", ha un andamento irregolare e con presenza significativa anche di frequenze più alte rispetto a quella respiratoria. Questi sono tutti effetti del rumore indesiderato che non consente di riconoscere a pieno il segnale respiratorio.

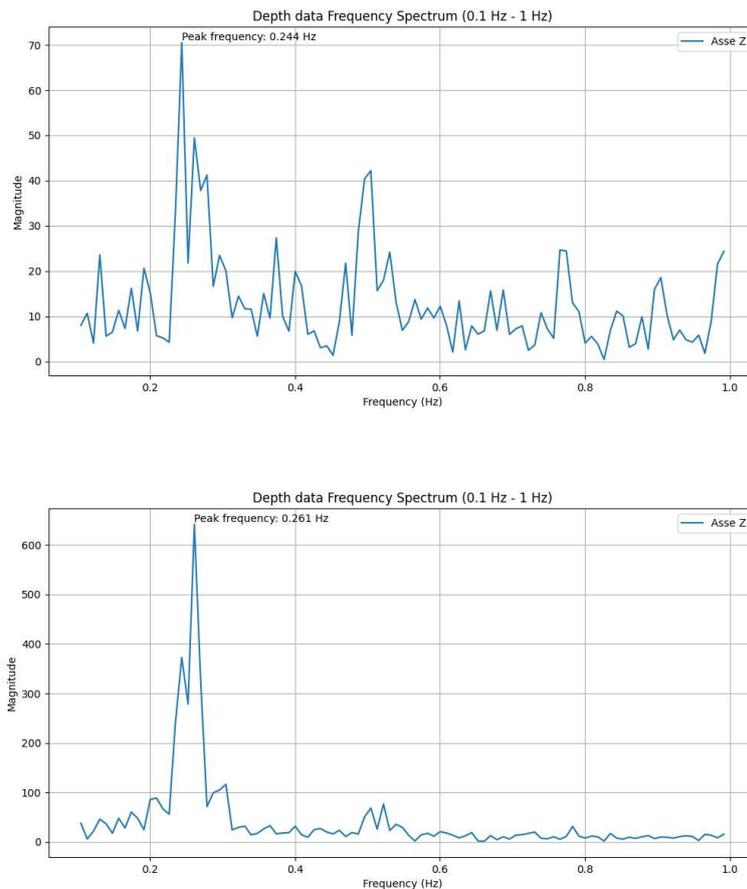


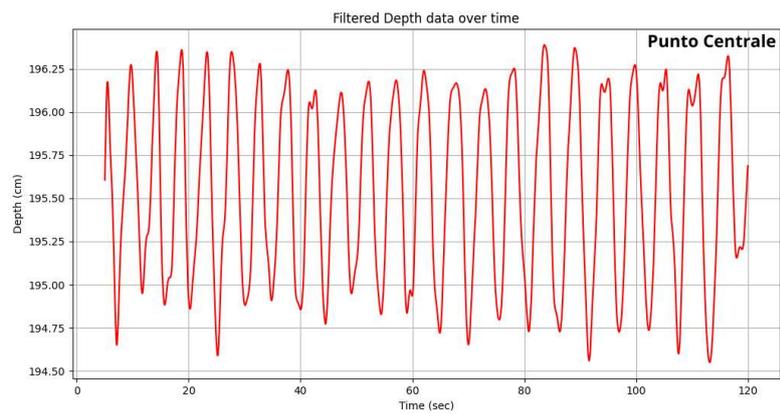
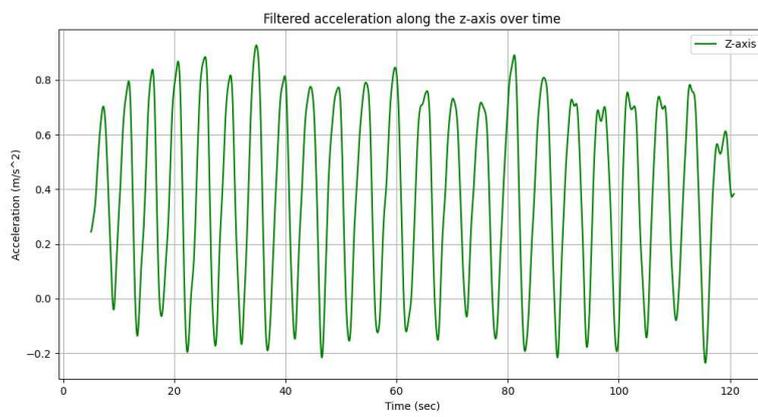
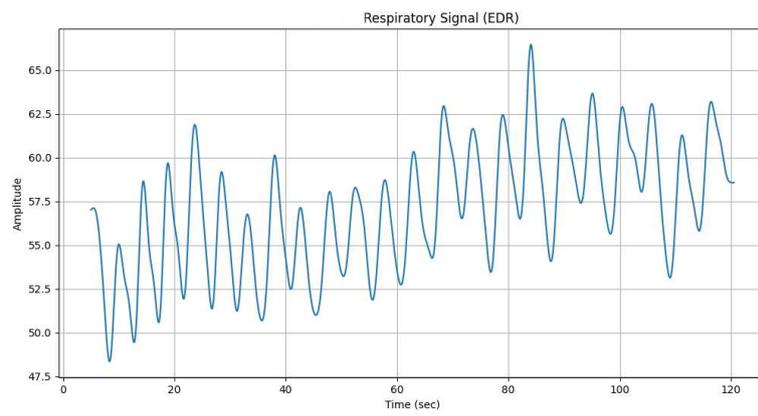
Figura 4.1: Confronto delle FFT tra algoritmo "Punti Addome" e "Punti Torace"

Per quanto riguarda gli altri tre algoritmi, si può dire che questo esperimento valida il loro utilizzo, poiché per "Punto Centrale" si ha un MAE massimo di 0,22 RPM che corrisponde a un errore di meno di 0,5 respiri in 120 secondi di acquisizione, l'algoritmo "Punti Torace" ha un MAE massimo anch'esso di 0,22 RPM, mentre l'algoritmo "Punti Busto" ottiene un MAE massimo di 0,32 RPM.

È interessante notare che i risultati migliori per quasi tutti gli algoritmi sono stati ottenuti a una distanza di circa tre metri, suggerendo una migliore precisione dell'Intel Realsense D455 a distanze più lunghe a causa della baseline di 95 mm, come già detto nella sottosezione 2.1.1.

Un'ultima considerazione che si può fare osservando la casistica statica da seduti è osservare i pattern respiratori ottenuti dall'accelerometro del Polar H10, dall'ECG e da i vari algoritmi che calcolano la profondità.

Nella Figura 4.2 mostro questi pattern che sono risultati dell'acquisizione a circa 2 metri del soggetto 3, a seguito del filtraggio definito nella sezione 3.4.



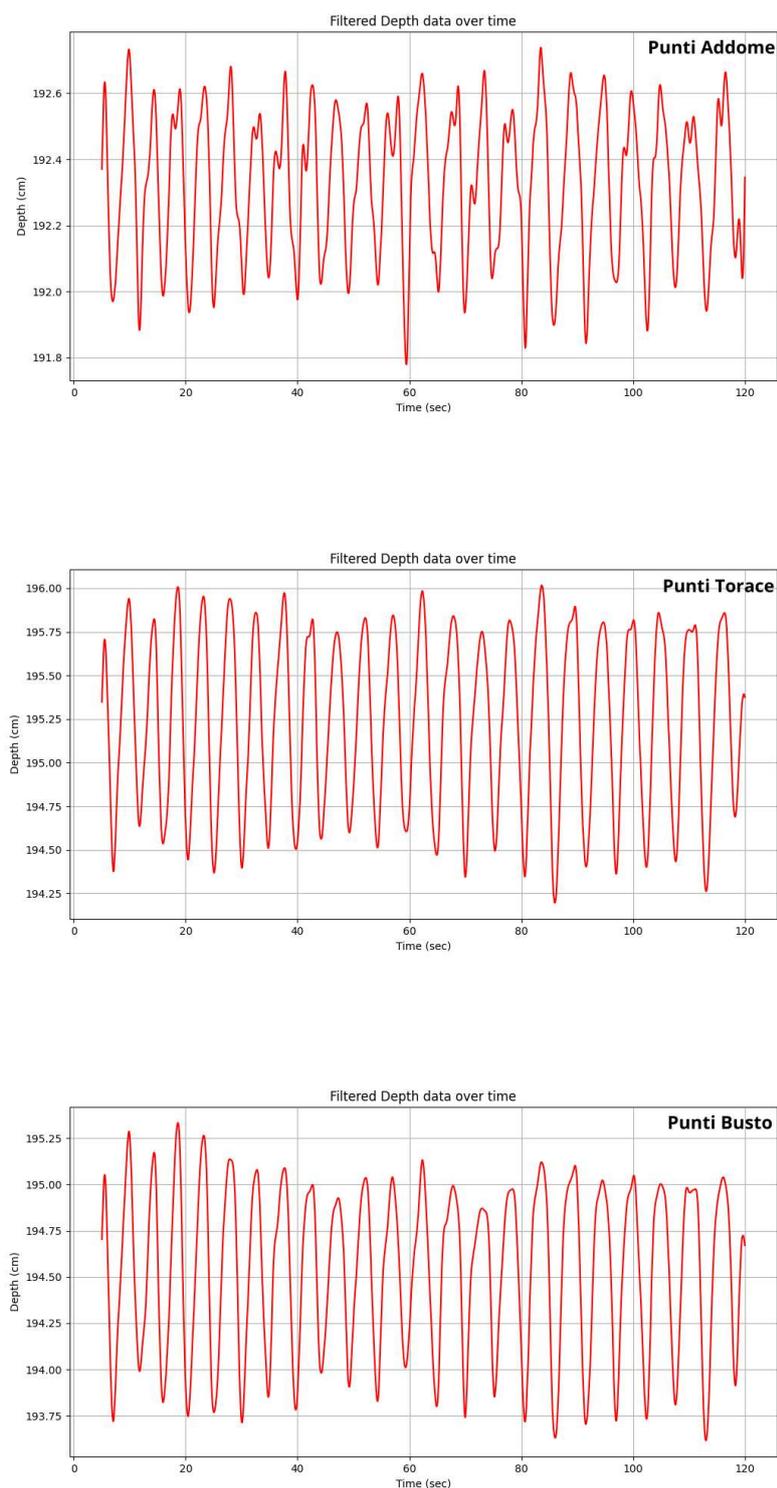


Figura 4.2: Confronto dei segnali respiratori per un'acquisizione a circa 2 metri

Facendo riferimento alla Figura 4.2 e alla Tabella 4.2 si nota che la frequenza respiratoria di riferimento è di 0,190 Hz, che equivale in 115 secondi (si noti che sono stati scartati i primi 5 secondi di acquisizione) a quasi 22 respiri. Contando

i picchi delle oscillazioni complete si ottiene proprio questo numero, quindi è stato rappresentato correttamente il pattern respiratorio; inoltre, se si va a fare un confronto qualitativo tra la figura rappresentante il segnale dell'EDR e una figura rappresentante il segnale di profondità, con qualsiasi algoritmo, si nota che i respiri corrispondono temporalmente e quindi questo è indice di una corretta sincronizzazione dei dispositivi in fase di acquisizione. Si noti, infine, che il grafico dell'accelerazione sembra spostato leggermente verso destra, questo probabilmente perché il sensore accelerometro potrebbe introdurre un ritardo nel rilevamento o nella trasmissione dei dati, questa caratteristica è stata notata in esperimenti simili, che fanno uso di accelerometro, svolti da altri [44].

In condizioni statiche, è stata fatta un'ulteriore acquisizione che è quella in piedi con angolazione irregolare rispetto alla telecamera, a distanze variabili intorno a 2 metri. Questo esperimento è stato svolto su 5 soggetti e i risultati ottenuti sono evidenziati nella Tabella 4.4.

	Soggetto 1	Soggetto 2	Soggetto 3	Soggetto 4	Soggetto 5
Freq. Accelerazione [Hz-RPM]	0,216-12,96	0,156-9,36	0,259-15,54	0,294-17,64	0,138-8,28
Freq. EDR [Hz-RPM]	0,216-12,96	0,156-9,36	0,260-15,6	0,268-16,08	0,129-7,74
Freq. "Punto Centrale" [Hz-RPM]	0,217-13,02	0,157-9,42	0,261-15,66	0,244-14,64	0,131-7,86
Freq. "Punti Addome" [Hz-RPM]	0,217-13,02	0,157-9,42	0,261-15,66	0,200-12	0,131-7,86
Freq. "Punti Torace" [Hz-RPM]	0,217-13,02	0,157-9,42	0,261-15,66	0,244-14,64	0,131-7,86
Freq. "Punti Busto" [Hz-RPM]	0,217-13,02	0,157-9,42	0,270-16,2	0,277-16,62	0,165-9,9

Tabella 4.4: Risultati acquisizione in piedi con angolazione irregolare

Per valutare le performance degli algoritmi per la condizione con soggetti in piedi con angolazione irregolare rispetto alla telecamera si calcola il MAE_a e il MAE_e per ciascun algoritmo e si ottiene:

- **Punto Centrale:** MAE_a = 0,012 Hz - 0,732 RPM
MAE_e = 0,006 Hz - 0,348 RPM
- **Punti Addome:** MAE_a = 0,021 Hz - 1,26 RPM
MAE_e = 0,015 Hz - 0,876 RPM
- **Punti Torace:** MAE_a = 0,012 Hz - 0,732 RPM
MAE_e = 0,006 Hz - 0,348 RPM
- **Punti Busto:** MAE_a = 0,011 Hz - 0,684 RPM
MAE_e = 0,011 Hz - 0,684 RPM

Da questi valori si nota che, in generale, gli algoritmi risultano essere validi anche in questa condizione, attestando un errore medio massimo di 1,26 RPM. Ad avvalorare ciò, è importante sottolineare che l'unica acquisizione con errori più marcati è quella per il soggetto 4 e questo può essere dovuto a vari fattori: posizionamento errato del Polar H10 (si noti che i riferimenti di accelerazione e EDR sono discordanti),

interferenza di altre parti del corpo come le braccia nell'acquisizione (visibile nella Figura 4.3), angolazione troppo elevata rispetto alla videocamera.

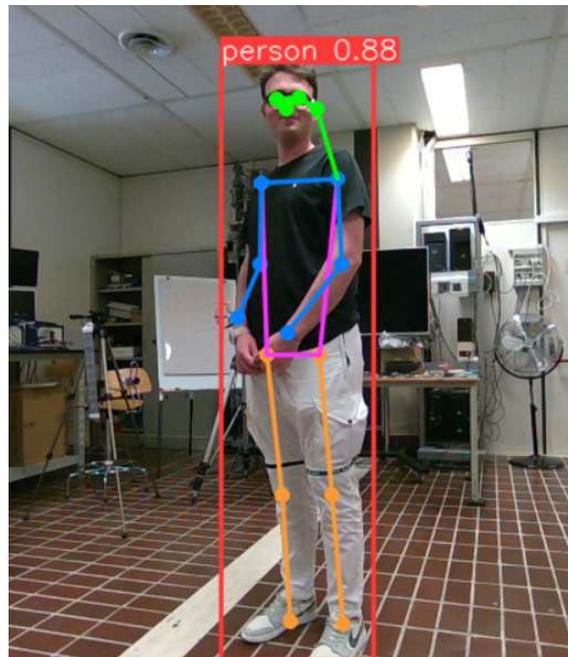


Figura 4.3: Fotografia soggetto 4 durante l'acquisizione in piedi

Inoltre, si osservi che il grafico della FFT relativo all'acquisizione del soggetto 4 risulta essere molto "frastagliato" che è sicuramente sintomo di rumore e quindi errore nella rilevazione. Nella Figura 4.4 vado a riportare i grafici delle FFT ottenuti con l'utilizzo dell'algoritmo "Punto Centrale" per i soggetti 4 e 1. È nettamente visibile la differenza di questi due grafici, infatti per il soggetto 1 la trasformata di Fourier è definita e l'unico contributo rilevante è quello del respiro, mentre nel soggetto 4 il grafico ha un aspetto seghettato che è sicuramente indice di rumore e, a causa di ciò, i risultati non sono stati ottimali per nessuno dei 4 algoritmi.

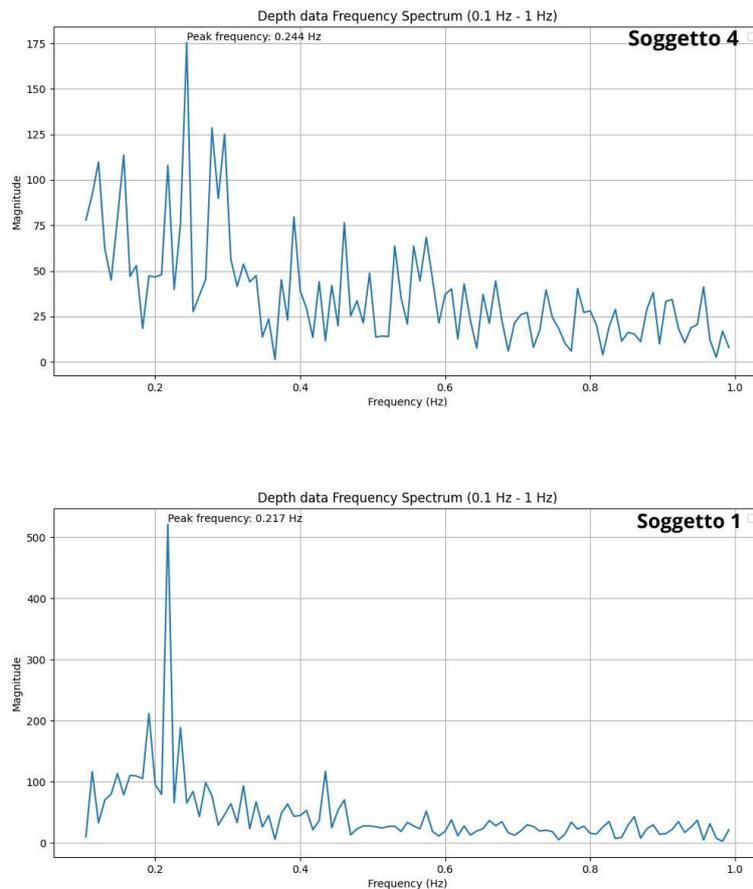


Figura 4.4: Confronto delle FFT tra soggetto 1 e soggetto 4

Un'altra considerazione da fare è che in alcuni casi è stato scartato il valore del picco principale per la valutazione della frequenza respiratoria. Questo perché il picco principale, talvolta, ha un valore inverosimile, solitamente a basse frequenze, e quindi si è scelto di scartarlo. Ad esempio, nella Figura 4.5 è rappresentato il grafico della FFT per quanto riguarda l'algoritmo "Punti Busto" per soggetto 5. Il valore del picco più alto è di 0,104 Hz che corrisponde a poco più di 6 RPM, ovviamente un valore inverosimile, quindi ciò che si è fatto è stato scartare questo valore e prendere il secondo picco che coincide con 0,165 Hz.

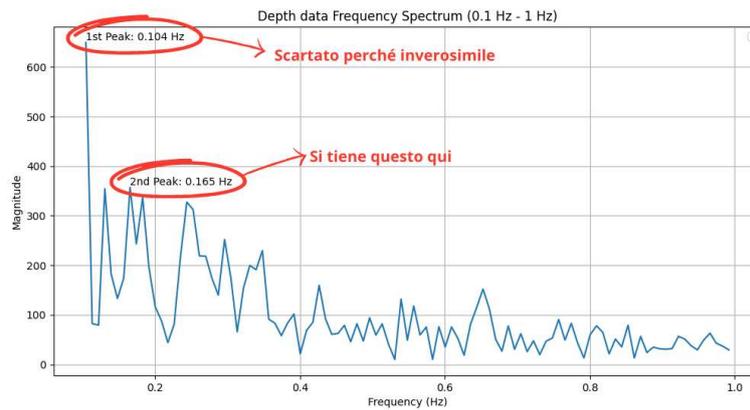


Figura 4.5: FFT in cui si è scelto di scartare il primo picco

La casistica appena valutata consiste in acquisizioni in piedi con angolazione irregolare rispetto alla telecamera di massimo 45° . Questa condizione può introdurre maggiore errore rispetto al caso seduti. Un motivo di ciò è da ricercare nel fatto che in piedi non c'è completo controllo del busto che, dunque, potrebbe compiere piccole oscillazioni andando ad alterare leggermente il calcolo del segnale respiratorio. Un altro motivo di errore è certamente l'angolazione rispetto all'Inter Realsense D455, la quale può introdurre un errore in fase di estrazione dei keypoints e valutazione dei poligoni su cui calcolare la profondità. Tutto ciò si riflette su valori di MAE complessivamente più alti rispetto ai casi da seduti.

In linea generale, però, le acquisizioni in piedi con angolazione irregolare rispetto alla telecamera di massimo 45° , attestano comunque la validità dei 4 algoritmi, suggerendo che i migliori due sono "Punto Centrale" e "Punti Torace", in quanto totalizzano valori di MAE minori.

Un'ultima considerazione può essere fatta sui valori di riferimento, infatti vale la pena notare che in ogni caso il valore di MAE_e è minore del valore di MAE_a e questo può indicare che la frequenza respiratoria calcolata attraverso EDR risulta essere più affidabile di quella calcolata con l'accelerometro.

4.2 Casi dinamici

In questa sezione riporto e analizzo i risultati ottenuti dalle acquisizioni in condizioni dinamiche.

Inizialmente valuto la singola acquisizione svolta con cammino regolare oscillatorio e respiro controllato. Questa prova è stata eseguita per testare la validità degli algoritmi che sfruttano la differenza di segnali, spiegati nella sottosezione 3.1.2. Ovviamente l'utilizzo degli algoritmi "Punto Centrale", "Punti Addome", "Punti Torace" e "Punti Busto" non è opportuno, in quanto essi mostrerebbero il percorso marcoscopico del soggetto nel tempo e non il segnale respiratorio. Nella Figura 4.6

mostro i due estremi di questo percorso oscillatorio che quindi consiste in un cammino avanti e indietro di fronte all'Intel Realsense D455.



Figura 4.6: Immagini esplicative del percorso oscillatorio

L'esperimento è stato condotto forzando la respirazione. Se si considera un cammino completo l'oscillazione avanti e indietro, il soggetto ha compiuto due respiri ogni mezzo cammino, quindi ogni cammino completo quattro respiri. L'ipotesi formulata a priori è che la frequenza respiratoria debba essere, dunque, 4 volte la frequenza di oscillazione del cammino.

Utilizzando uno dei quattro algoritmi usati nei casi statici (ad esempio "Punto Centrale") si ottiene un segnale nel tempo del percorso oscillatorio con la sua frequenza. Nella Figura 4.7 è visibile questo fatto, infatti si è graficata la profondità ottenuta con l'algoritmo "Punto Centrale" e quello che risulta è il cammino oscillatorio del soggetto con una frequenza di 0,070 Hz che in 115 secondi corrisponde a circa 8 oscillazioni, le quali sono evidenti nella Sottofigura 4.7a.

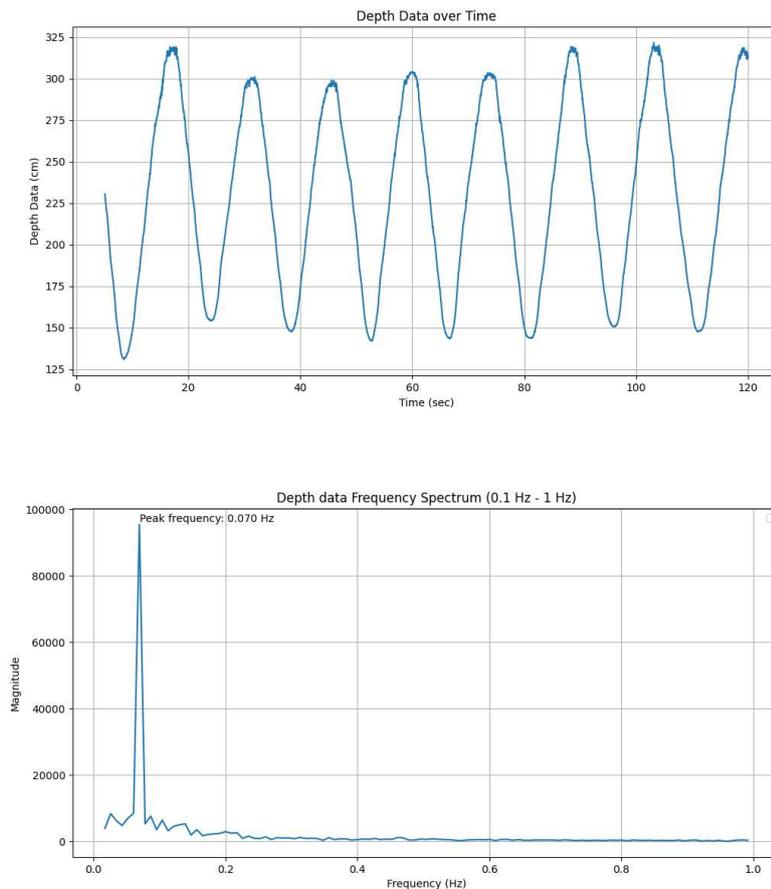


Figura 4.7: Grafici della profondità nel tempo e nella frequenza per il caso oscillatorio

Nella Figura 4.8 riporto i grafici delle FFT dell'accelerazione e dell'EDR. Il grafico della FFT dell'accelerazione nella Sottofigura 4.8a è molto interessante in questo caso. Si notano due picchi di frequenza: il primo corrisponde alla frequenza del cammino oscillatorio che infatti comporta una variazione di accelerazione sull'asse Z e il secondo corrisponde alla frequenza respiratoria come è visibile anche dal grafico della FFT dell'EDR nella Sottofigura 4.8b. Dunque, dall'accelerometro si riesce comunque a ricavare la frequenza respiratoria anche in condizioni dinamiche. È, infine, importante notare che la frequenza respiratoria individuata (0,277 Hz) è esattamente 4 volte tanto la frequenza del cammino oscillatorio (0,069 Hz), proprio come si era ipotizzato.

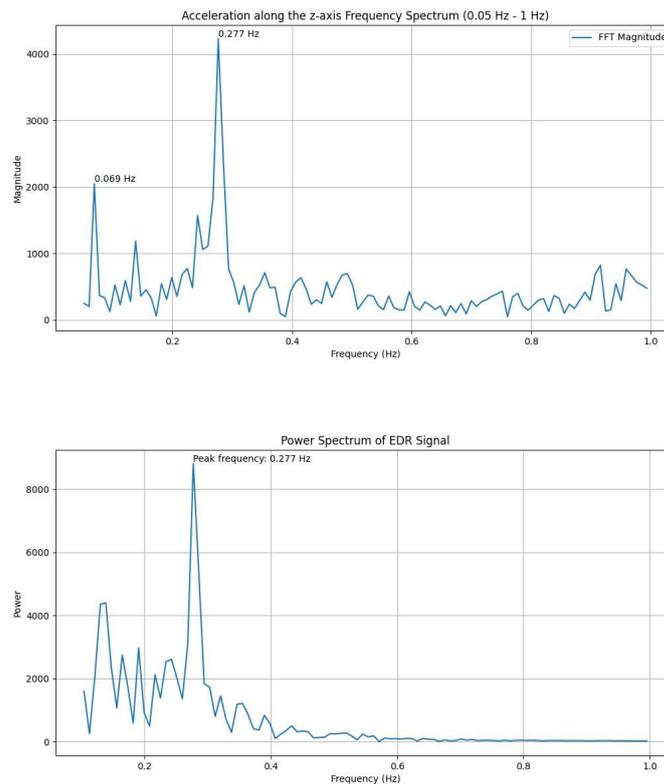


Figura 4.8: Grafici della FFT dell'accelerazione e dell'EDR per il caso oscillatorio

Per poter, quindi, ricavare le informazioni sul segnale respiratorio dal segnale di profondità si sono utilizzati gli algoritmi di differenza definiti nella sottosezione 3.1.2 ottenendo i valori di frequenze riportati nella Tabella 4.5.

	Frequenza
Punto Centrale-Punti Addome	0,278 Hz
Punti Torace-Punti Addome	0,278 Hz
Punto Centrale-Punto Spalle	0,200 Hz
Punti Addome-Punto Spalle	0,278 Hz
Punti Torace-Punto Spalle	0,200 Hz
Punti Busto-Punto Spalle	0,278 Hz
Punto Centrale-Punto Collo	0,278 Hz
Punti Addome-Punto Collo	0,139 Hz
Punti Torace-Punto Collo	0,278 Hz
Punti Busto-Punto Collo	0,139 Hz

Tabella 4.5: Frequenze degli algoritmi di differenza per il caso oscillatorio

Risultano essere completamente validi, per questa acquisizione, 6 algoritmi su 10 che sono: "Punto Centrale-Punti Addome", "Punti Torace-Punti Addome", "Punti

"Addome-Punto Spalle", "Punti Busto-Punto Spalle", "Punto Centrale-Punto Collo" e "Punti Torace-Punto Collo". Gli algoritmi "Punto Centrale-Punto Spalle" e "Punti Torace-Punto Spalle" potrebbero non funzionare correttamente perché nel punto preso al centro delle spalle si potrebbe notare in piccola parte il segnale respiratorio che è lo stesso individuato da quei due algoritmi che operano nella parte alta del busto, quindi tale segnale verrebbe sottratto insieme al movimento. Gli algoritmi "Punti Addome-Punto Collo" e "Punti Busto-Punto Collo", d'altro canto, riconoscono come picco una frequenza che è metà di quella respiratoria, ciò potrebbe essere a causa di artefatti di movimento ancora presenti nonostante la sottrazione e di una respirazione prettamente toracica del soggetto.

La seconda casistica dinamica studiata è quella di una torsione del busto con angolazione massima di 45° . Nella Figura 4.10 rappresento due frame esplicative di un'acquisizione.

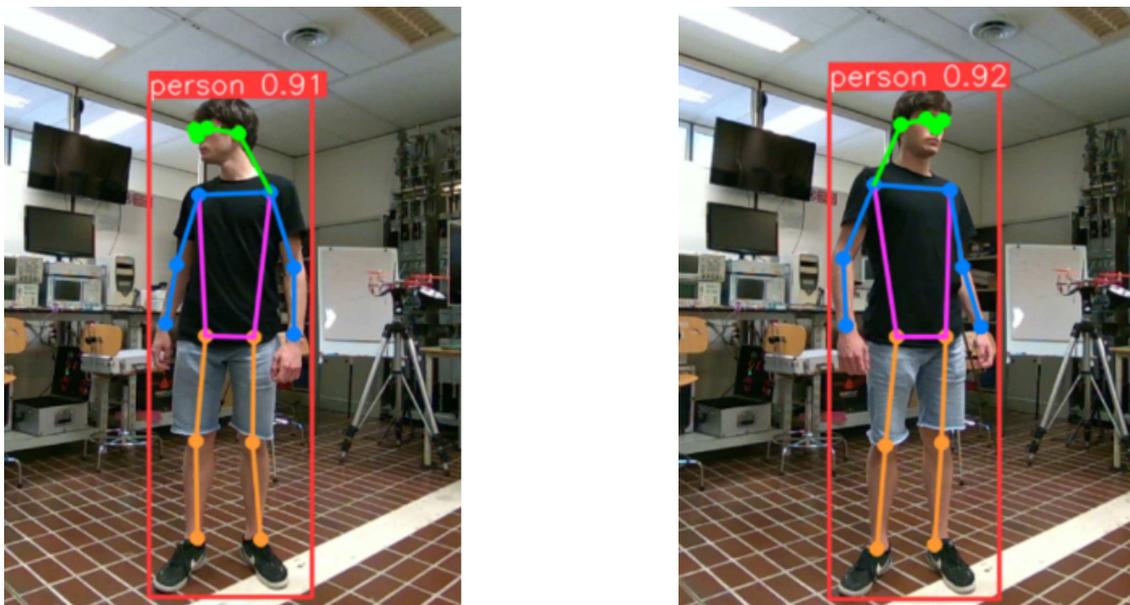


Figura 4.9: Immagini esplicative dell'acquisizione con torsione del busto

Il suddetto esperimento è stato svolto su un dataset di 4 soggetti adulti sani e i risultati ottenuti sulle frequenze respiratorie sono riportati nella Tabella 4.6.

	Soggetto 1	Soggetto 2	Soggetto 3	Soggetto 4
Accelerazione [Hz-RPM]	0,249-14,94	0,259-15,54	0,328-19,68	0,146-8,76
EDR [Hz-RPM]	0,250-15	0,260-15,6	0,338-20,28	0,146-8,76
Punto Centrale-Punti Addome [Hz-RPM]	0,244-14,64	0,252-15,12	0,165-9,9	0,148-8,88
Punti Torace-Punti Addome [Hz-RPM]	0,244-14,64	0,261-15,66	0,331-19,86	0,139-8,34
Punto Centrale-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,157-9,42	0,131-7,86	0,165-9,9	0,139-8,34
Punti Addome-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,244-14,64	0,261-15,66	0,322-19,32	0,139-8,34
Punti Torace-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,139-8,34	0,139-8,34	0,165-9,9	0,122-7,32
Punti Busto-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,252-15,12	0,131-7,86	0,165-9,9	0,139-8,34
Punto Centrale-Punto Collo [Hz-RPM]	0,244-14,64	0,252-15,12	0,157-9,42	0,139-8,34
Punti Addome-Punto Collo [Hz-RPM]	0,139-8,34	0,278-16,68	0,487-29,22	0,139-8,34
Punti Torace-Punto Collo [Hz-RPM]	0,244-14,64	0,252-15,12	0,165-9,9	0,139-8,34
Punti Busto-Punto Collo [Hz-RPM]	0,139-8,34	0,287-17,22	0,165-9,9	0,139-8,34

Tabella 4.6: Risultati acquisizione in piedi con torsione del busto

Per valutare le performance degli algoritmi per la condizione con soggetti in piedi con torsione del busto si calcola il MAE_a e il MAE_e per ciascun algoritmo e si ottiene:

- **Punto Centrale-Punti Addome:** $MAE_a = 0,044 \text{ Hz} - 2,655 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,047 \text{ Hz} - 2,835 \text{ RPM}$
- **Punti Torace-Punti Addome:** $MAE_a = 0,004 \text{ Hz} - 0,255 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,005 \text{ Hz} - 0,315 \text{ RPM}$
- **Punto Centrale-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,097 \text{ Hz} - 5,85 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,1 \text{ Hz} - 6,03 \text{ RPM}$
- **Punti Addome-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,005 \text{ Hz} - 0,3 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,007 \text{ Hz} - 0,45 \text{ RPM}$
- **Punti Torace-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,104 \text{ Hz} - 6,255 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,107 \text{ Hz} - 6,435 \text{ RPM}$
- **Punti Busto-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,075 \text{ Hz} - 4,515 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,078 \text{ Hz} - 4,665 \text{ RPM}$
- **Punto Centrale-Punto Collo:** $MAE_a = 0,047 \text{ Hz} - 2,85 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,051 \text{ Hz} - 3,03 \text{ RPM}$
- **Punti Addome-Punto Collo:** $MAE_a = 0,074 \text{ Hz} - 4,425 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,071 \text{ Hz} - 4,275 \text{ RPM}$
- **Punti Torace-Punto Collo:** $MAE_a = 0,045 \text{ Hz} - 2,73 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,048 \text{ Hz} - 2,91 \text{ RPM}$
- **Punti Busto-Punto Collo:** $MAE_a = 0,077 \text{ Hz} - 4,62 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,079 \text{ Hz} - 4,77 \text{ RPM}$

Dall'osservazione dei valori di MAE risulta che solamente due algoritmi hanno ottenuto ottimi risultati, ovvero "Punti Torace-Punti Addome" e "Punti Addome-Punto Spalle" che hanno un errore di valutazione dei respiri minore di 0,5 RPM. Si noti che questi due algoritmi risultavano eccellentemente validi anche nel primo caso dinamico (quello di cammino oscillatorio con respirazione controllata). Un'altra considerazione può essere fatta concentrandosi sull'acquisizione del soggetto 3, infatti questa sembra essere la più critica e quella che ha indotto un errore maggiore negli altri algoritmi. Sembrerebbe che con alcuni algoritmi non è stato detratto completamente il movimento e quindi nello spettro di frequenze spiccasse maggiormente quella relativa ad esso. Ad esempio, se si considera l'algoritmo "Punti Centrale-Punti Addome" che per gli altri soggetti ha ottenuto risultati molto validi, si può notare nel grafico della FFT rappresentato nella Figura 4.10 sono presenti due picchi maggiori: il primo picco è il più alto e probabilmente è dato da un artefatto di movimento ancora presente, mentre il secondo picco sembra essere quello rappresentativo della frequenza respiratoria che, quindi, è comunque osservabile.

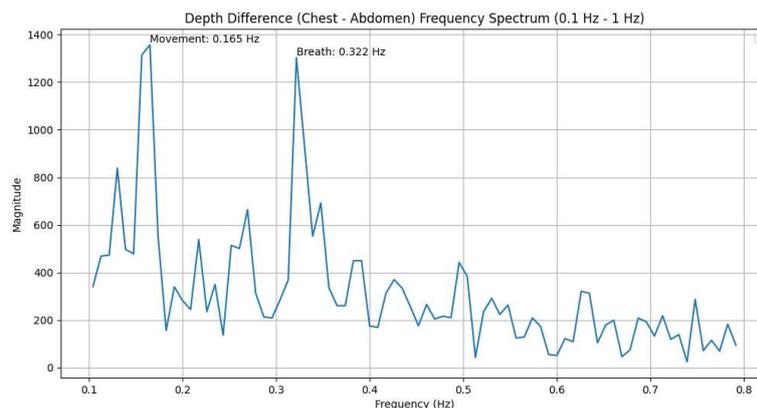


Figura 4.10: Grafico della FFT di un'acquisizione nel caso di torsione del busto

Ora voglio apprezzare un caso in cui la valutazione dei respiri ha avuto un netto successo, come ad esempio l'algoritmo "Punti Torace-Punti Addome" nell'acquisizione del soggetto 2. In questa situazione ci si accorge che l'algoritmo ha funzionato a dovere andando a riconoscere correttamente la frequenza respiratoria riportata come riferimento dal Polar H10. Nella Figura 4.11 riporto i grafici nel tempo degli algoritmi "Punti Torace", "Punti Addome" e "Punti Torace-Punti Addome". Il confronto tra questi grafici spiega visivamente il funzionamento dell'algoritmo di differenza, infatti dalla Sottofigura 4.11a e dalla Sottofigura 4.11b non si riesce affatto a vedere il segnale sinusoidale rappresentativo del respiro, questo perché vi è sovrapposto il segnale macroscopico della rotazione del busto. Se si sottrae al segnale ottenuto con l'algoritmo "Punti Torace" quello ottenuto con l'algoritmo "Punti Addome" si ottiene il grafico rappresentativo dell'algoritmo "Punti Torace-Punti Addome" mostrato nella Sottofigura 4.11c. In questo grafico nel tempo si nota un'oscillazione diversa rispetto a quella presente nei precedenti: questa oscillazione è proprio quella

del segnale respiratorio che infatti varia da un valore minimo di circa 0,5 cm a un valore massimo di circa 3 cm. Un elemento da non sottovalutare, però, è la presenza di rumore sovrapposto al segnale che potrebbe essere motivo di fallimento in altri algoritmi o in altre acquisizioni.

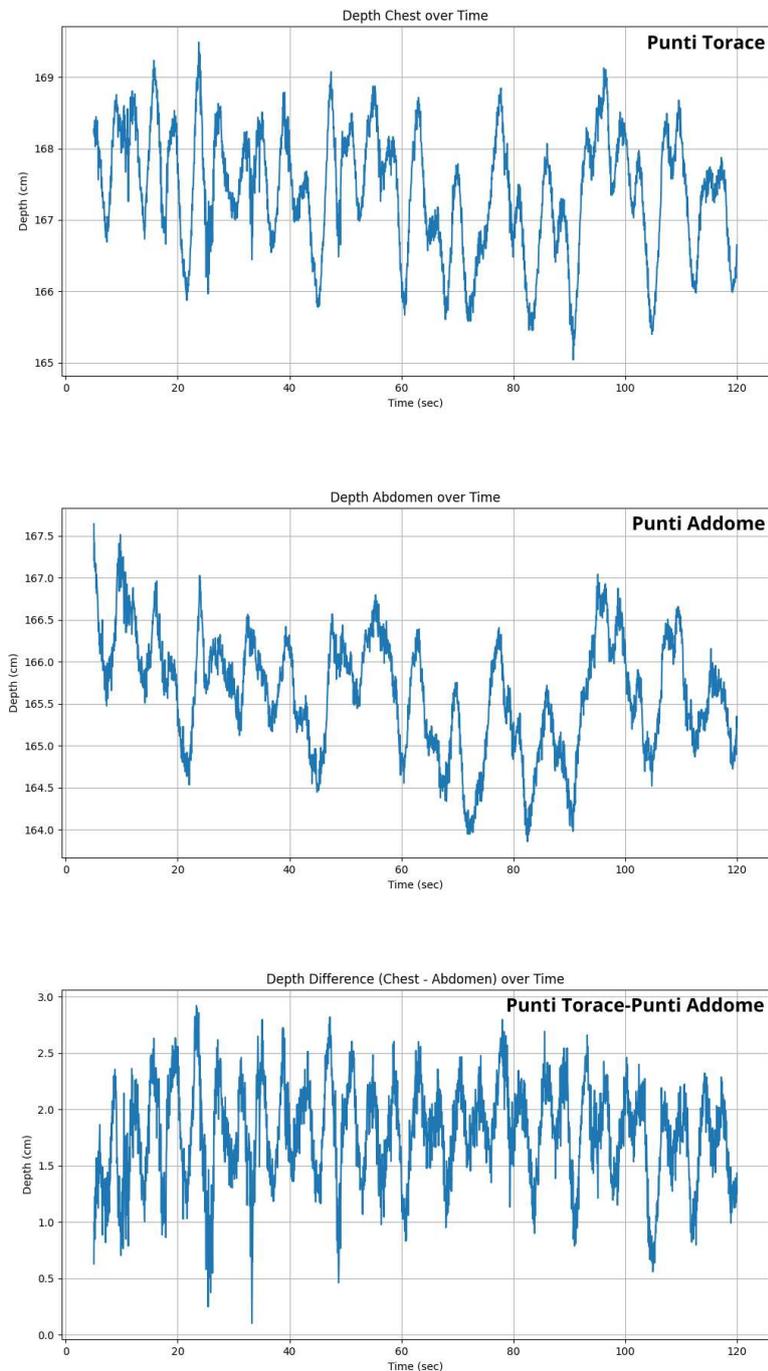


Figura 4.11: Grafici nel tempo dell'acquisizione con torsione del busto del soggetto 2

Si può, inoltre, confrontare il grafico di profondità con filtraggio ricavato attraverso l'algoritmo "Punti Torace-Punti Addome" con i grafici filtrati ricavati dall'accelerazione e dall'EDR. Nella Figura 4.12 si può apprezzare questo confronto e si nota una corrispondenza nelle oscillazioni tra i vari grafici, ciò indica che la valutazione della respirazione è avvenuta con successo. Un altro indicatore del buon esito della stima dei respiri è ricercabile contando il numero di oscillazioni complete presenti. Si contano, dai grafici, 30 respiri completi che in 115 secondi equivalgono a circa 0,261 Hz che è nell'intorno del valore di frequenza respiratoria individuato dall'algoritmo e dai riferimenti.

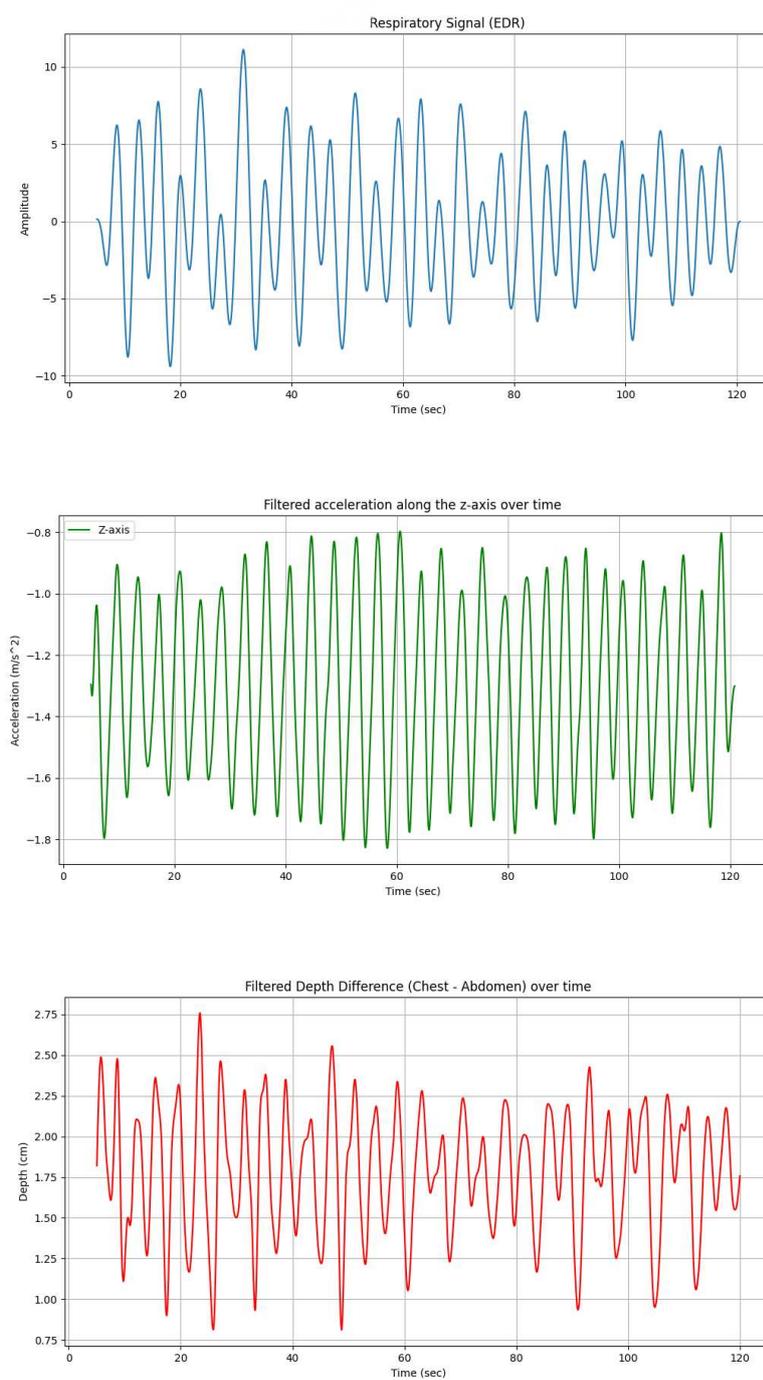


Figura 4.12: Segnale respiratorio acquisizione con torsione del busto del soggetto 2

L'ultima casistica valutata è quella di movimento casuale dei soggetti nell'area visibile dall'Intel Realsense D455, in tutte le direzioni (anche orizzontalmente). Nella Figura 4.13 rappresento due frame esplicative di un'acquisizione.

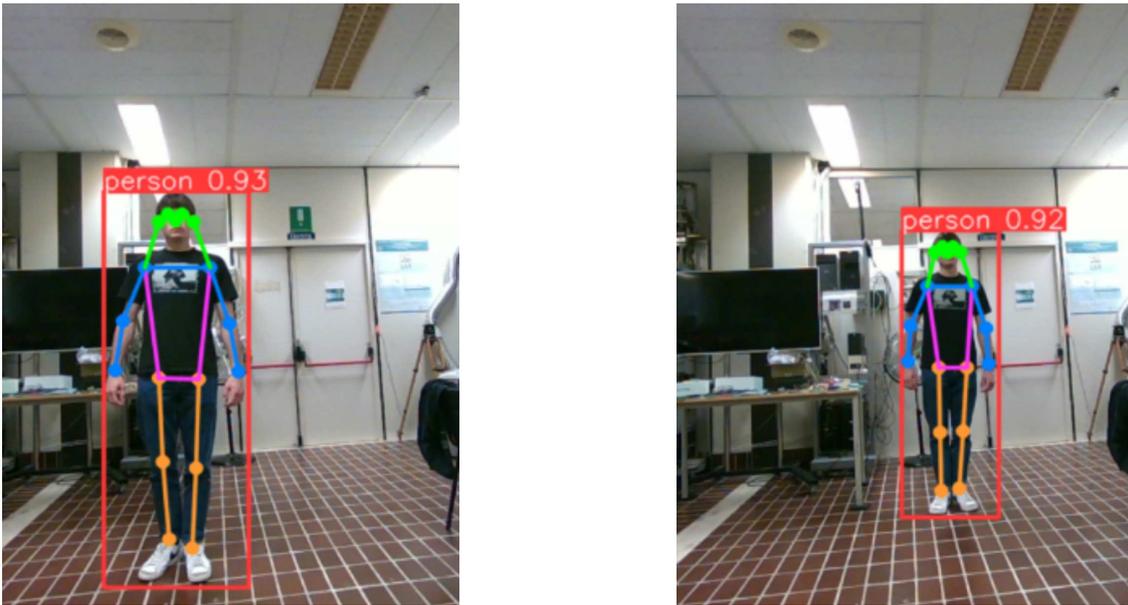


Figura 4.13: Immagini esplicative dell'acquisizione con movimento causale

Il suddetto esperimento è stato svolto su un dataset di 4 soggetti adulti sani e i risultati ottenuti sulle frequenze respiratorie sono riportati nella Tabella 4.7

	Soggetto 1	Soggetto 2	Soggetto 3	Soggetto 4
Accelerazione [Hz-RPM]	0,215-12,9	0,173-10,38	0,301-18,06	0,344-20,64
EDR [Hz-RPM]	0,215-12,9	0,242-14,52	0,301-18,06	0,146-8,76
Punto Centrale-Punti Addome [Hz-RPM]	0,148-8,88	0,252-15,12	0,174-10,44	0,165-9,9
Punti Torace-Punti Addome [Hz-RPM]	0,183-10,98	0,270-16,2	0,296-17,76	0,122-7,32
Punto Centrale-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,113-6,78	0,487-29,22	0,139-8,34	0,148-8,88
Punti Addome-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,148-8,88	0,313-18,78	0,139-8,34	0,435-26,1
Punti Torace-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,287-17,22	0,157-9,42	0,139-8,34	0,148-8,88
Punti Busto-Punto Spalle [Hz-RPM]	0,287-17,22	0,313-18,78	0,296-17,76	0,148-8,88
Punto Centrale-Punto Collo [Hz-RPM]	0,200-12	0,261-15,66	0,296-17,76	0,339-20,34
Punti Addome-Punto Collo [Hz-RPM]	0,148-8,88	0,270-16,2	0,296-17,76	0,374-22,44
Punti Torace-Punto Collo [Hz-RPM]	0,200-12	0,261-15,66	0,296-17,76	0,217-13,02
Punti Busto-Punto Collo [Hz-RPM]	0,200-12	0,270-16,2	0,296-17,76	0,374-22,44

Tabella 4.7: Risultati acquisizione con movimento casuale

Per valutare le performance degli algoritmi per la condizione con soggetti che compiono un movimento casuale si calcola il MAE_a e il MAE_e per ciascun algoritmo e si ottiene:

- **Punto Centrale-Punti Addome:** $MAE_a = 0,113 \text{ Hz} - 6,78 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,056 \text{ Hz} - 3,345 \text{ RPM}$
- **Punti Torace-Punti Addome:** $MAE_a = 0,089 \text{ Hz} - 5,34 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,022 \text{ Hz} - 1,335 \text{ RPM}$
- **Punto Centrale-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,193 \text{ Hz} - 11,61 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,128 \text{ Hz} - 7,665 \text{ RPM}$

- **Punti Addome-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,115 \text{ Hz} - 6,9 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,147 \text{ Hz} - 8,835 \text{ RPM}$
- **Punti Torace-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,111 \text{ Hz} - 6,69 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,080 \text{ Hz} - 4,815 \text{ RPM}$
- **Punti Busto-Punto Spalle:** $MAE_a = 0,103 \text{ Hz} - 6,195 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,037 \text{ Hz} - 2,25 \text{ RPM}$
- **Punto Centrale-Punto Collo:** $MAE_a = 0,028 \text{ Hz} - 1,695 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,058 \text{ Hz} - 3,48 \text{ RPM}$
- **Punti Addome-Punto Collo:** $MAE_a = 0,050 \text{ Hz} - 2,985 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,082 \text{ Hz} - 4,92 \text{ RPM}$
- **Punti Torace-Punto Collo:** $MAE_a = 0,059 \text{ Hz} - 3,525 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,027 \text{ Hz} - 1,65 \text{ RPM}$
- **Punti Busto-Punto Collo:** $MAE_a = 0,037 \text{ Hz} - 2,205 \text{ RPM}$
 $MAE_e = 0,069 \text{ Hz} - 4,14 \text{ RPM}$

La prima osservazione da fare, riguardo i risultati ottenuti, è relativa ai valori di riferimento ottenuti dall'accelerazione e dall'EDR. Difatti, in 2 acquisizioni su 4 questi valori di frequenza sono discordi e probabilmente il valore errato è quello calcolato basandosi sull'accelerazione in quanto, essendo nella condizione di movimento casuale, esso potrebbe essere corrotto dalla dinamica della situazione. A dimostrare ciò, nella Figura 4.14, riporto i grafici delle FFT del segnale di accelerazione (Sottofigura 4.14a) e del segnale EDR (Sottofigura 4.14b) per l'acquisizione del soggetto 4. La trasformata del segnale di accelerazione risulta essere molto "frastagliata" e questo è dovuto alla presenza di rumore generato in tutta probabilità dalla condizione di movimento casuale, d'altro canto dal grafico della trasformata del segnale EDR risulta evidente un singolo picco che corrisponde alla frequenza 0,146 Hz.

Nello studio di questa casistica si considera, quindi, come riferimento esatto quello dato dal segnale EDR.

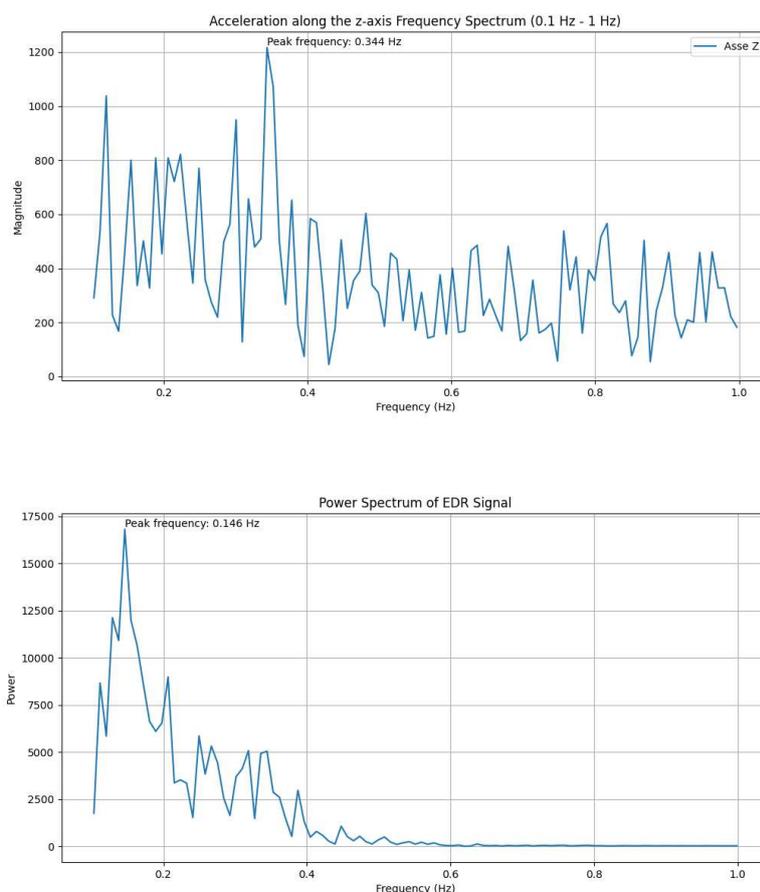


Figura 4.14: FFT dei segnali di accelerazione e EDR nel caso di movimento casuale

Valutando le prestazioni degli algoritmi, si nota che il MAE_e minimo viene riscontrato usando l'algoritmo "Punti Torace-Punti Addome" che compie un errore medio di 1,335 RPM, un secondo algoritmo che ottiene risultati simili è "Punti Torace-Punto Collo" che compie un errore medio di 1,65 RPM nella valutazione della frequenza respiratoria. Questi risultati sottolineano e confermano gli esiti riscontrati nelle altre casistiche, ovvero che l'algoritmo "Punti Torace" risulta essere il migliore per l'individuazione del segnale respiratorio dei soggetti considerati.

Nonostante ciò, i risultati ottenuti nel caso dinamico con movimento casuale non sono totalmente validanti per questi algoritmi in quanto si compie, comunque, un errore significativo, mentre per tutti gli altri algoritmi l'errore medio è decisamente maggiore e quindi si possono considerare insoddisfacenti.

Il fallimento degli algoritmi per questo caso è da attribuire alla presenza di parecchio rumore alle frequenze prossime a quella respiratoria tanto da non rendere individuabile quest'ultima. Con lo scopo di visualizzare e spiegare il fallimento di un algoritmo a causa del rumore, nella Figura 4.15 riporto i grafici relativi all'acquisizione del soggetto 3, utilizzando l'algoritmo "Punto Centrale-Punto Spalle" che compie un errore di 0,162 Hz. Dalla Sottofigura 4.15a è evidente la presenza di rumore che

genera vari picchi di frequenza, rendendo irricognoscibile quella respiratoria. Lo stesso si può vedere nella Sottofigura 4.15b che rappresenta il grafico nel tempo della profondità, in cui, però, non si notano per niente le oscillazioni del segnale respiratorio, ma anche qua è presente solo rumore. In conclusione, questo esempio mostra che non si è riusciti a separare correttamente la componente respiratoria da quella del movimento.

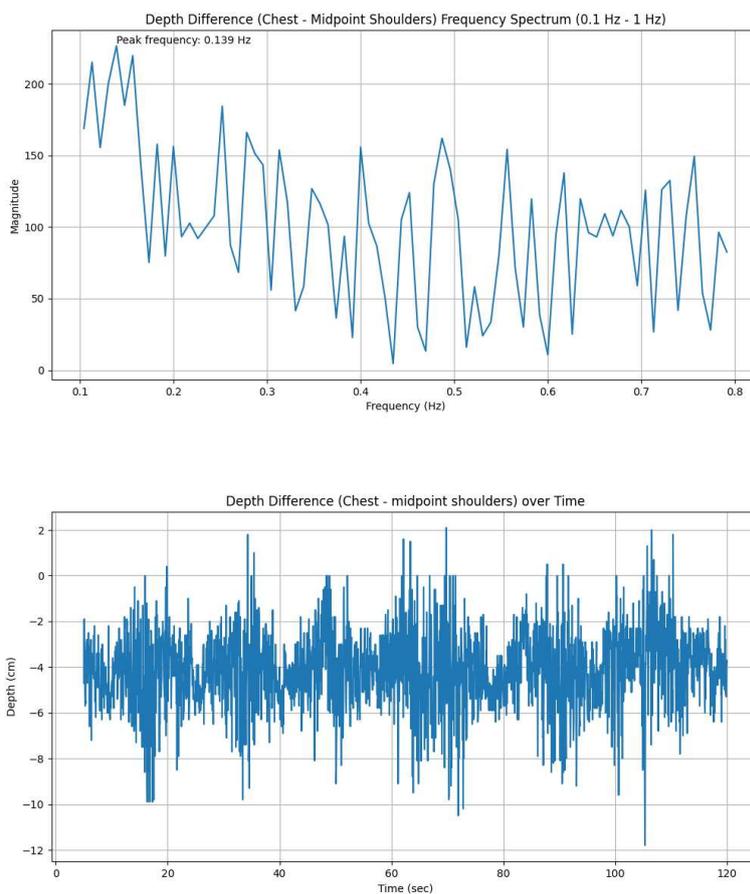


Figura 4.15: "Punto Centrale-Punto Spalle" per il soggetto 3 con movimento casuale

In chiusura, vorrei concentrarmi sulla visualizzazione dei principali grafici relativi ad un algoritmo che ha prodotto il risultato sperato. Ad esempio, l'algoritmo "Punti Torace-Punto Collo" per il soggetto 3 ha fornito il valore di frequenza respiratoria con un errore di 0,005 Hz. Nella Figura 4.16 vengono mostrati i grafici nel tempo e della FFT del segnale di profondità prodotto dall'algoritmo "Punti Torace-Punto Collo" nel soggetto 3. Confrontando le immagini con quelle presenti nella Figura 4.15 si nota chiaramente che in questo caso entrambi i grafici sono più puliti e meno affetti da errore, tanto da riuscire a riconoscere un unico picco più accentuato nella trasformata e anche il segnale respiratorio è più evidente nel grafico nel dominio del tempo, ma, d'altro canto, una componente di rumore è sempre presente.

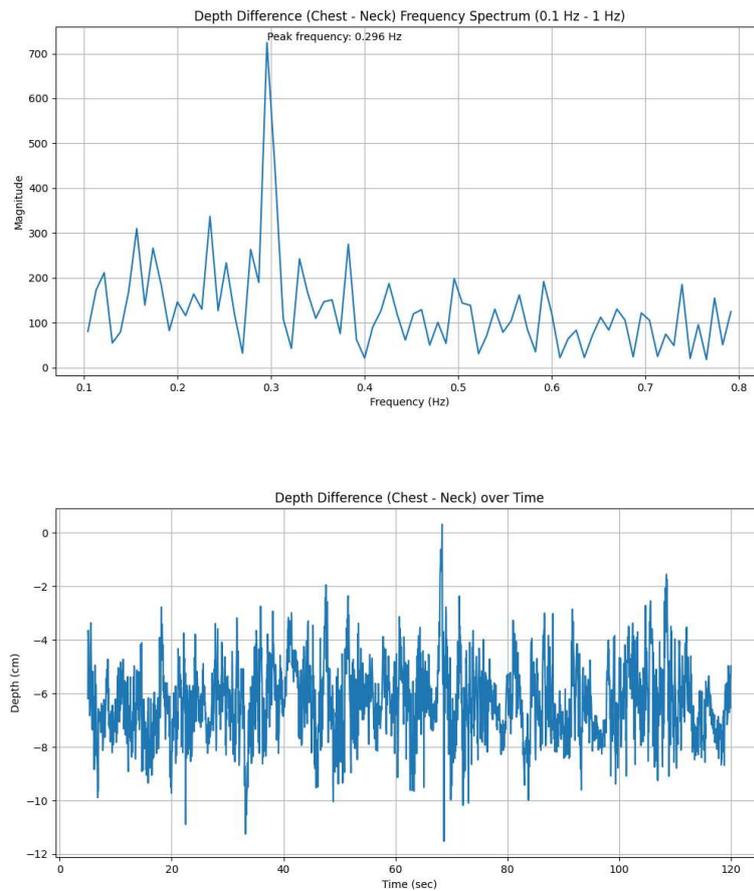


Figura 4.16: "Punti Torace-Punto Collo" per il soggetto 3 con movimento casuale

Riferendosi alla medesima acquisizione, usando sempre l'algoritmo "Punti Torace-Punto Collo" e a seguito del filtraggio del segnale di profondità, si può fare un confronto con il segnale EDR per vedere se anche qui c'è corrispondenza tra i segnali respiratori ottenuti. Nella Figura 4.17 rappresento questo confronto, in particolare nella Sottofigura 4.17a è visualizzato il grafico nel tempo del segnale filtrato prodotto attraverso l'algoritmo "Punti Torace-Punto Collo", mentre nella Sottofigura 4.17b è rappresentato il grafico nel tempo dell'EDR preso come riferimento. A causa del rumore sovrapposto, anche a seguito di filtraggio, risulta difficile contare con precisione i cicli respiratori nella Sottofigura 4.17a, sebbene comunque si riesca a notare una corrispondenza tra i due segnali respiratori rappresentati.

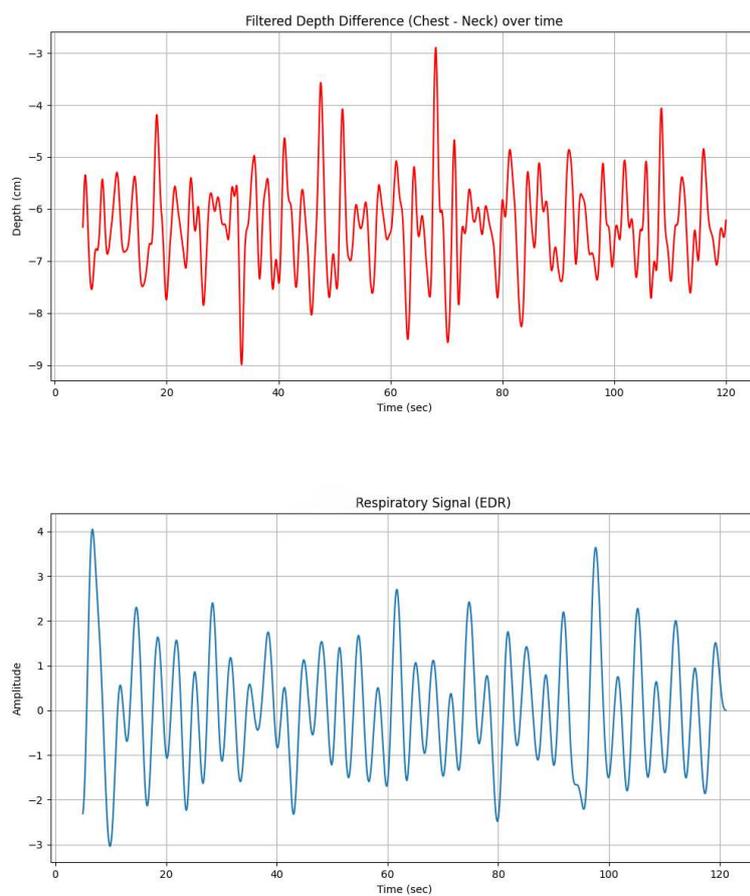


Figura 4.17: Confronto dei segnali respiratori per il soggetto 3 con movimento casuale

Capitolo 5

Sviluppi futuri

La tesi è incentrata sulla rilevazione del segnale respiratorio utilizzando la depth camera Intel Realsense D455, avvalendosi di diversi algoritmi per la valutazione in ogni frame del valore di profondità.

È importante considerare che le condizioni testate in questa tesi non sono sufficienti per poter stabilire con esattezza la validità degli algoritmi implementati, è quindi importante condurre ulteriori test anche in situazioni più realistiche e collaborando anche con ingegneri biomedici.

I risultati hanno dimostrato che gli algoritmi sviluppati sono efficaci in condizioni statiche, riscontrando, invece, problemi nei casi dinamici. Essendo questa una limitazione significativa in alcuni ambiti, futuri miglioramenti si dovrebbero concentrare nel ricercare soluzioni alternative per poter usufruire di tali algoritmi anche in condizioni dinamiche.

Poiché il problema maggiore riscontrato è stato la presenza di rumore massivo, una direzione da poter perseguire è quella riguardante l'utilizzo di sistemi di filtraggio avanzati con l'obiettivo di ridurlo. Si può sperimentare l'uso di un filtro di Kalman che combina le misurazioni rumorose del sistema con un modello di previsione per ottenere una stima ottimale dello stato del sistema [45]. Un altro filtro utilizzabile per provare a ridurre il rumore è il filtro adattivo che consiste in algoritmi che modificano i loro parametri in risposta a cambiamenti di caratteristiche del segnale, favorendo, quindi, un adattamento dinamico alle condizioni [46].

Può essere interessante sviluppare un sistema di rilevazione e compensazione del movimento implementando tecniche di tracking del movimento, quindi riconoscere il movimento macroscopico, distinguendolo da quello rappresentativo della respirazione. A tal proposito si possono sviluppare modelli che predicano e compensano i movimenti respiratori e non, migliorando la qualità del segnale nei casi dinamici [47, 48].

Un'opzione più complicata ma anche vantaggiosa riguarda l'utilizzo di tecniche di Machine Learning per la correzione dei dati di profondità affetti da rumore dovuto al movimento. Attraverso l'utilizzo di reti neurali, ad esempio, si potrebbe prevedere il segnale respiratorio andandone a modellare le dinamiche temporali [49].

Infine, per ottenere risultati più ottimali si può considerare l'utilizzo di fotocamere di

profondità più avanzate e l'utilizzo di sensori più precisi da usare come riferimento, ad esempio un sistema di misurazione della respirazione basato su spirometria.

Con queste modifiche, in futuro, si potranno avere metodi per la rilevazione del segnale respiratorio, anche in movimento, con tecniche non invasive sfruttando la tecnologia implementata dalle telecamere di profondità. Nonostante ciò, i risultati ottenuti in questa tesi sono promettenti, soprattutto nel caso statico.

Capitolo 6

Conclusioni

Lo stato e la salute degli individui possono essere determinati analizzando il segnale respiratorio. Infatti, frequenza respiratoria e ampiezza della respirazione variano in risposta alla richiesta metabolica, attività fisica e in stati patologici. L'appropriato monitoraggio della respirazione è, dunque, fondamentale in vari contesti come quello ospedaliero, ma anche lavorativo. Il principale problema che sorge nell'ambito dell'acquisizione del segnale respiratorio è l'obbligo di utilizzare sensori invasivi, costosi e inappropriati in determinate condizioni. Per tali motivi un'alternativa decisamente valida consiste nell'utilizzo di telecamere RGB-D per ricavare il segnale respiratorio, in questo consiste lo scopo della tesi in cui si è fatto uso della Intel Realsense D455. Riassumendo la procedura, ciò che è stato fatto è valutare il valore di profondità di alcune zone del busto, attraverso il modello deep-learning "YOLOv8n-pose.pt", ricavando un segnale nel tempo descrittivo del respiro. Il confronto di questo segnale è avvenuto con due segnali di riferimento ricavati grazie alla contemporanea acquisizione da parte della fascia cardiofrequenzimetro Polar H10. I segnali di riferimento sono l'accelerazione lungo l'asse Z, valutata da un accelerometro, e il segnale EDR di respiro derivato dall'ECG misurato dal sensore.

Sono stati valutati due casi statici e tre casi dinamici, di cui uno riportato solo come verifica perché non rappresentativo di un caso reale. Sono stati sviluppati quattro algoritmi per il calcolo dei valori di profondità per i casi statici, concentrandosi su diverse zone del busto per rilevare la sua espansione e contrazione durante il respiro. Per le situazioni dinamiche, tuttavia, questi algoritmi non sono adatti a rilevare il segnale respiratorio, in quanto ad esso è sommato il movimento macroscopico compiuto dalla figura umana. Perciò sono stati sviluppati dieci algoritmi basati su una differenza tra segnali per la rimozione del movimento, lasciando solamente il movimento indotto dalla respirazione.

Il confronto tra i segnali di profondità e quelli di riferimento è avvenuto con la rappresentazione nel tempo di questi segnali, anche con applicato un filtro passa-banda Butterworth del quarto ordine con frequenza di lowcut pari a 0,1 Hz e frequenza di highcut pari a 0,8 Hz, in modo da scartare tutte quelle frequenze non rappresentative del segnale respiratorio. I segnali nel tempo mostrano i cicli respiratori compiuti,

invece per ottenere il valore della frequenza respiratoria è stata applicata la FFT ai segnali grezzi, andando a valutare il valore di picco. Le prestazioni degli algoritmi sono state valutate proprio sulla base di questi valori di frequenze, in particolare si è considerato il MAE (Mean Absolut Error) tra i valori riportati dai segnali di profondità e quelli di riferimento di accelerazione e EDR. È stata fatta una distinzione tra l'errore con accelerazione come riferimento (MAE_a) e quello con EDR come riferimento (MAE_e).

Per quanto riguarda le acquisizioni da seduti si sono rilevati valori di MAE ottimi per ogni algoritmo, specialmente per gli algoritmi "Punto Centrale" e "Punti Torace" che hanno totalizzato un errore medio massimo entrambi di 0,004 Hz (0,22 RPM) nel caso di due metri di distanza. Inoltre, l'unico fallimento vero e proprio di un algoritmo si ha per "Punti Addome" che a due metri di distanza totalizza un MAE di 0,073 Hz (4,4 RPM).

Il secondo caso statico è quello in piedi con angolazione irregolare rispetto alla telecamera. Esso conferma quanto appena detto, ovvero che l'algoritmo con errore medio massimo è "Punti Addome" ($MAE_a = 0,021$ Hz e $MAE_e = 0,015$ Hz), mentre i valori minori si hanno negli algoritmi "Punto Centrale" e "Punti Torace" (entrambi $MAE_e = 0,006$ Hz), che quindi si confermano i migliori algoritmi per la rilevazione del respiro in condizioni statiche.

Il primo caso dinamico reale su cui è stato fatto l'esperimento è la torsione del busto. Sono emersi ottimi risultati per gli algoritmi "Punti Torace-Punti Addome" e "Punti Addome-Punto Spalle". Il primo ha totalizzato un $MAE_a = 0,004$ Hz e $MAE_e = 0,005$ Hz, sbagliando, quindi, in media meno di mezzo respiro al minuto. Il secondo algoritmo ha totalizzato un $MAE_a = 0,005$ Hz e $MAE_e = 0,007$ Hz. I restanti algoritmi hanno tutti un errore medio superiore ai 2 respiri al minuto, in particolare "Punti Torace-Punto Spalle" ha il MAE_a (0,104 Hz) e il MAE_e (0,107 Hz) maggiore tra tutti.

L'ultima condizione studiata è quella del movimento casuale nella zona visibile dalla telecamera. Questo caso è quello che ha prodotto più errore, soprattutto a causa del rumore sovrapposto al segnale, inoltre si è scelto di non utilizzare l'accelerazione come riferimento perché questo valore viene corrotto dal movimento del soggetto. Detto ciò, la performance migliore viene ottenuta dall'algoritmo "Punti Torace-Punti Addome" con un $MAE_e = 0,022$ Hz, confermando il risultato osservato nella casistica di torsione del busto. Nonostante ciò, questo valore di errore non si può considerare soddisfacente ai fini di un'applicazione di precisione in quanto mediamente sbaglia 1,335 respiri al minuto. Essendo l'errore dovuto alla presenza di rumore, sviluppi futuri dovrebbero concentrarsi nel cercare di risolvere questo inconveniente.

In conclusione, si può affermare che la rilevazione del segnale respiratorio attraverso telecamera di profondità è possibile e in questa tesi sono stati presentati algoritmi totalmente validi per situazioni stazionarie, in particolare si è notato che prendere i valori di profondità nel torace è conveniente, probabilmente a causa degli indumenti. Si può, dunque, applicare questa procedura in vari ambiti come ad esempio il monitoraggio di pazienti sdraiati in letti ospedalieri, il controllo della salute di lavoratori

che operano da seduti come impiegati, autisti di mezzi...

Sussistono, tuttavia, problemi per quanto riguarda l'acquisizione del respiro attraverso telecamera di profondità in condizioni dinamiche. Nonostante ciò, dall'analisi delle performance degli algoritmi, è risultato che il migliore è "Punti Torace-Punti Addome", il quale opera una sottrazione tra il segnale di profondità individuato nel torace e quello individuato nell'addome, confermando quanto detto prima, ovvero che la respirazione è più evidente nella parte alta del busto.

Bibliografia

- [1] G. Yuan, N. A. Drost, and R. A. McIvor. Respiratory rate and breathing pattern. *McMaster University Medical Journal*, 10(1):23–25, 2013.
- [2] Richard R. Watkins and Teresa L. Lemonovich. Diagnosis and management of community-acquired pneumonia in adults. *American Family Physician*, 83(11):1299–1306, 2011.
- [3] Matthew M. Churpek, Trevor C. Yuen, Seo Young Park, David O. Meltzer, Jesse B. Hall, and Dana P. Edelson. Derivation of a cardiac arrest prediction model using ward vital signs. *Critical Care Medicine*, 40(7):2102–2108, 2012.
- [4] Jennifer E. Fergeson, Shiven S. Patel, and Richard F. Lockey. Acute asthma, prognosis, and treatment. *Journal of Allergy and Clinical Immunology*, 139(2):438–447, 2017.
- [5] Yuri Masaoka and Ikuo Homma. Anxiety and respiratory patterns: their relationship during mental stress and physical load. *International Journal of Psychophysiology*, 27(2):153–159, 1997.
- [6] Rie Kato, Hiroko Shimamoto, Katsuo Terui, Kazumi Yokota, and Hideki Miyao. Delayed respiratory depression associated with 0.15 mg intrathecal morphine for cesarean section: A review of 1915 cases. *Journal of Anesthesia*, 22(2):112–116, 2008.
- [7] PengFei Cheng, Hao Wu, JunZhe Yang, XiaoYang Song, MengDa Xu, BiXi Li, JunJun Zhang, MingZhe Qin, Cheng Zhou, and Xiang Zhou. Pneumonia scoring systems for severe covid-19: Which one is better. *Virology Journal*, 18(1):33, 2021.
- [8] Xiaoyin Chen, Shuxiang Mei, Wei Zhao, Yuancheng Zhang, Xiaomeng Zhang, Zhe Cui, Peng Fu, Xinchang Pang, Minying Liu, and Yong Ye. Thermoplastic polyamide elastomer based flexible humidity sensor for breath monitoring. *Materials & Design*, 235, 2023.
- [9] Roopa G Manjunatha, N. Ranjith, Y. V. Meghashree, K. Rajanna, and D. Roy Mahapatra. Identification of different respiratory rate by a piezo polymer based nasal sensor. pages 1–4, 2013.

- [10] AbdelKebir Sabil, Martin Glos, Alexandra Günther, Christoph Schöbel, Christian Veauthier, Ingo Fietze, and Thomas Penzel. Comparison of apnea detection using oronasal thermal airflow sensor, nasal pressure transducer, respiratory inductance plethysmography and tracheal sound sensor. *Journal of Clinical Sleep Medicine*, 15(2):285–292, 2019.
- [11] Bruce Rogers, Marcelle Schaffarczyk, and Thomas Gronwald. Estimation of respiratory frequency in women and men by kubios hrv software using the polar h10 or movesense medical ecg sensor during an exercise ramp. *Sensors*, 22(19), 2022.
- [12] Farah Q. Al-Khalidi, Reza Saatchi, Derek Burke, Heather Elphick, and Siok Tan. Respiration rate monitoring methods: a review. *Pediatric Pulmonology*, 46(6):523–529, 2011.
- [13] L.M.Z. Lulai, S. Guo, S. Worswick, et al. Contact dermatitis in the inpatient hospital setting—an updated review of the literature. *Current Dermatology Reports*, 11:179–193, 2022.
- [14] Ashikur Rahman, Victor M. Lubecke, Olga Boric–Lubecke, Jan H. Prins, and Takuya Sakamoto. Doppler radar techniques for accurate respiration characterization and subject identification. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 8(2):350–359, 2018.
- [15] Shan He, Zixiong Han, Cristóv ao Iglesias, Varun Mehta, and Miodrag Bolic. A real-time respiration monitoring and classification system using a depth camera and radars. *Frontiers in Physiology*, 13, 2022.
- [16] Wakana Imano, Kenichi Kameyama, Malene Hollingdal, Jens Refsgaard, Knud Larsen, Cecilie Topp, Sissel Højsted Kronborg, Josefine Dam Gade, and Birthe Dinesen. Non-contact respiratory measurement using a depth camera for elderly people. *Sensors*, 20(23), 2020.
- [17] Paul S. Addison, Patrick Smit, David Jacquel, et al. Continuous respiratory rate monitoring during an acute hypoxic challenge using a depth sensing camera. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 34:1025–1033, 2020.
- [18] P. S. Addison, A. Antunes, D. Montgomery, et al. Robust non-contact monitoring of respiratory rate using a depth camera. *J Clin Monit Comput*, 37:1003–1010, 2023.
- [19] Valeria Ottaviani, Chiara Veneroni, Raffaele L. Dellaca’, Anna Lavizzari, Fabio Mosca, and Emanuela Zannin. Contactless monitoring of breathing pattern and thoracoabdominal asynchronies in preterm infants using depth cameras: A feasibility study. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 10:1–8, 2022.

- [20] Andrea Valenzuela, Nicolás Sibuet, Gemma Hornero, and Oscar Casas. Non-contact video-based assessment of the respiratory function using a rgb-d camera. *Sensors*, 21(16):5605, 2021.
- [21] Jochen Kempfle and Kristof Van Laerhoven. Breathing in-depth: A parametrization study on rgb-d respiration extraction methods. *Frontiers in Computer Science*, 3, 2021.
- [22] Nir Regev and Dov Wulich. Multi-modal, remote breathing monitor. *Sensors*, 20(4):1229, 2020.
- [23] Jochen Kempfle and Kristof Van Laerhoven. Respiration rate estimation with depth cameras: An evaluation of parameters. 2018.
- [24] Michaela Servi, Elisa Mussi, Andrea Profili, Rocco Furferi, Yary Volpe, Lapo Governi, and Francesco Buonamici. Metrological characterization and comparison of d415, d455, l515 realsense devices in the close range. *Sensors*, 21(22), 2021.
- [25] Intel. Intel realsense depth camera d455. <https://www.intelrealsense.com/depth-camera-d455/>.
- [26] Polar Electro Oy. Confronta sensori polar. <https://www.polar.com/it/comparison/sensors/>.
- [27] Polar Electro Oy. New study validates polar h10 ecg data in real practice. *Science news*, 11 2022.
- [28] Emily Lam, Danielle DuPlessis, Michael Hutchison, Shannon Scratch, and Elaine Biddiss. Validation of the polar h10 accelerometer in a sports-based environment. *Engineering Proceedings*, 27(1), 2022.
- [29] Polar Electro. Polar h10. <https://www.polar.com/it/sensors/h10>.
- [30] Intel. Intel realsense sdk 2.0. <https://www.intelrealsense.com/sdk-2/>.
- [31] Intel. Intel realsense d400 series dynamic calibration tool. <https://www.intel.com/content/www/us/en/download/645988/intel-realsense-d400-series-dynamic-calibration-tool.html>.
- [32] Ultralytics. Pose estimation. <https://docs.ultralytics.com/tasks/pose/>.
- [33] Python. asyncio — asynchronous i/o. <https://docs.python.org/3/library/asyncio.html#module-asyncio>.
- [34] Polar Electro. polar-ble-sdk. <https://github.com/polarofficial/polar-ble-sdk>.

- [35] kieranabrennan. dont-hold-your-breath. <https://github.com/kieranabrennan/dont-hold-your-breath>.
- [36] kylehovey. polar-h10-ecg. <https://github.com/kylehovey/polar-h10-ecg>.
- [37] Varon Carolina, Morales John, Lázaro Jesús, Orini Michele, Deviaene Margot, Kontaxis Spyridon, Testelmans Dries, Buyse Bertien, Borzée Pascal, Sörnmo Leif, Laguna Pablo, Gil Eduardo, and Bailón Raquel. A comparative study of ecg-derived respiration in ambulatory monitoring using the single-lead ecg. *Scientific Reports*, 10, 2020.
- [38] Andy Schumann, Marcus Schmidt, Marco Herbsleb, Charlotte Semm, Georg Rose, Holger Gabriel, and Karl-Jürgen Bär. Deriving respiration from high resolution 12-channel-ecg during cycling exercise. *Current Directions in Biomedical Engineering*, 2(1):171–174, 2016.
- [39] Andrea Zoccola George B. Moody, Roger G. Mark and Sara Mantero. Derivation of respiratory signals from multi-lead ecgs. *Computers in Cardiology*, 12:113–116, 1985.
- [40] ECG Essentials. The qrs complex. <https://www.ecgessentials.com/ecg-basics/the-normal-ecg/the-qrs-complex>.
- [41] Rahul Soni and Manivannan Muniyandi. Breath rate variability: A novel measure to study the meditation effects. *International Journal of Yoga*, 12(1):45–54, 2019.
- [42] Sbrollini A., Morettini M., Gambi E., and Burattini L. Identification of respiration types through respiratory signal derived from clinical and wearable electrocardiograms. *IEEE open journal of engineering in medicine and biology*, 4:268–274, 2023.
- [43] Paul Heckbert. Fourier transforms and the fast fourier transform (fft) algorithm. *Computer Graphics 2*, 1995.
- [44] Sara Lapi, Federico Lavorini, Giovanni Borgioli, Marco Calzolari, Leonardo Masotti, Massimo Pistolesi, and Giovanni A. Fontana. Respiratory rate assessments using a dual-accelerometer device. *Respiratory Physiology & Neurobiology*, 191:60–66, 2014.
- [45] Alfian Ma’arif, Iswanto, Aninditya Anggari Nuryono, and Rio Ikhsan Alfian. Kalman filter for noise reducer on sensor readings. *Signal and Image Processing Letters*, 1(2):50–61, 2019.
- [46] A.S. Abutaleb. An adaptive filter for noise cancelling. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 35(10):1201–1209, 1988.

-
- [47] Alessandro Filippeschi, Nils Schmitz, Michael Miezal, Gabriele Bleser, Emanuele Ruffaldi, and Didier Stricker. Survey of motion tracking methods based on inertial sensors: A focus on upper limb human motion. *Sensors*, 17(6):1257, 2017.
- [48] J.R. McClelland, D.J. Hawkes, T. Schaeffter, and A.P. King. Respiratory motion models: A review. *Medical Image Analysis*, 17(1):19–42, 2013.
- [49] Amit Krishan Kumar, M. Ritam, Lina Han, Shuli Guo, and Rohitash Chandra. Deep learning for predicting respiratory rate from biosignals. *Computers in Biology and Medicine*, 144:105338, 2022.