



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea in Ingegneria Informatica e dell'Automazione

Problematiche di classificazione di tracciati Radar.

Classification issues of radar signatures.

Relatore:
Prof. Gambi Ennio

Tesi di laurea di:
Alessio Martinelli

Correlatore:
Ing. De Santis Adelmo

A.A. 2018/2019

INDICE

1 Introduzione	2
1.1 Stato dell'arte.....	2
1.2 Breve descrizione della trattazione.....	4
2 Generalità su Radar Automotive	5
2.1 Hardware utilizzato.....	5
2.2 Principi del radar.....	9
2.3 Modulazione ad onda continua.....	12
2.4 Bersagli in movimento: Effetto Doppler.....	15
3 Analisi di tracciati radar	17
3.1 Spettrogrammi.....	17
3.2 Analisi in frequenza sfruttando effetto Doppler.....	24
4 Software per acquisizione e processamento dei dati	27
4.1 Texas Instruments mmWave Studio.....	27
5 Prove sperimentali: acquisizioni radar su bersagli in movimento	31
5.1 Camminata con passo lento.....	31
5.2 Camminata con passo lento e mani in tasca.....	33
5.3 Camminata con passo veloce.....	34
5.4 Camminata veloce con movimento delle braccia.....	35
5.5 Camminata con passo zoppicante.....	36
6 Classificazione del movimento mediante Analisi Delle Componenti Principali	38
6.1 Analisi delle componenti principali.....	39
6.2 Risultati sperimentali.....	44
Bibliografia.....	51

1 Introduzione

I Radar, oltre ad essere dispositivi elettronici estremamente interessanti per via della loro utilità, sono oggi uno strumento innovativo da non sottovalutare. Infatti sebbene siano impiegati in svariati ambiti ed applicazioni per via della loro capacità di rilevare presenza di bersagli di ogni tipo, talvolta anche a distanze considerevoli, possono essere sfruttarli per risolvere problemi meno sofisticati ma di altrettanta importanza. Parliamo in questo caso della rilevazione e riconoscimento del movimento di una persona, in particolare di tutti i dettagli rilevanti che una semplice camminata può offrire quali tipo di passo, la sua velocità e movimento di diverse parti del corpo, come le braccia. A tal proposito questo elaborato si propone di esplorare questa tematica, andando ad analizzare i tracciati radar derivanti dal movimento di diversi individui, ed infine cercare di classificarli in funzione dei diversi movimenti riconoscibili in ciascuno di essi. Per la realizzazione dei vari test ci si è attrezzati di un radar automotive TI AWR1642 della Texas Instruments. Dopodiché sono state effettuate diverse acquisizioni per più soggetti, che consistono in una camminata in avanti e successivamente indietro rispetto all'asse del radar. Le varianti che utilizzeremo per la classificazione sono il tipo di passo e il movimento delle braccia. Prima di entrare nello specifico e di scoprire i risultati di questo lavoro, è opportuno riservare particolare attenzione allo sviluppo della ricerca scientifica in questo ambito per capire fino a che punto si siano ampliate le applicazioni dei radar nel mondo odierno.

È notevole infatti il contributo della comunità scientifica offre in tal senso, mettendoci a disposizione di molti risultati derivanti da test sperimentali di radar diversi in contesti diversi.

1.1 Stato dell'arte

Il radar automotive (che descriveremo nel capitolo successivo) è quello che trova diverse applicazioni nel settore delle auto. A tal proposito studi recenti hanno rivelato come i radar possano essere sfruttati per migliorare la sicurezza sulla strada, permettendo la guida autonoma riconoscendo la presenza di pedoni a partire da tracciati micro-doppler soffermandosi in particolare sul riconoscimento di diverse parti del corpo umano [1], talvolta applicando algoritmi di classificazione in grado di distinguere se il target rilevato sia un pedone o meno con una accuratezza molto elevata [2]. Questi risultati sono di notevole importanza perché mostrano come sia possibile in futuro minimizzare i rischi per chi è alla guida e per chi si trova sulla strada.

Ma le potenzialità dei radar possono garantire la sicurezza anche in altri contesti come ad esempio il riconoscimento di potenziali soggetti pericolosi, sempre analizzando i tracciati micro-doppler relativi al movimento: è notevole constatare che grazie a quest'ultimi si è in grado di affermare se la persona in questione trasporta con sé un'arma oppure no (sempre con un errore minimo) [3]. Sarebbe l'ideale identificare i criminali prima che possano agire. Altrettanto interessante ed importante per via della possibilità di risolvere problemi concreti è la possibilità, utilizzando un radar low-power, di identificare un dato set di persone con un approccio di apprendimento che si basa sulle reti neurali. Difatti in situazioni reali potrebbe non essere possibile in altro modo il riconoscimento dei soggetti per vari fattori (come ad esempio quando si verifica un guasto negli apparati di sicurezza), e potrebbe essere utile affidarsi alla validità dei tracciati forniti dal radar [4]. Le applicazioni dei radar per garantire la sicurezza in luoghi pubblici sono innumerevoli e ci offrono quindi un futuro in cui vivere sempre più tutelati. Ma la quantità di contributi che lo Stato dell'arte ci mette a disposizione riguardo l'utilizzo di tali dispositivi non finisce qui, e le loro funzionalità si estendono e possono garantire anche una vita quotidiana più facile. Si può in tal senso far affidamento sempre alle reti neurali a partire dall'analisi degli spettrogrammi del micro-doppler generati da un radar FMCW per il riconoscimento di diversi gesti manuali, al fine di controllare in remoto TV, apparati audio ed altri dispositivi [5]. Di conseguenza in futuro si potrà sempre di più fare affidamento su dispositivi muniti di tali funzionalità con la possibilità di controllarli con un semplice movimento delle mani.

Si è vista quindi l'efficacia del radar e l'accuratezza dei tracciati che questo ci fornisce quando si tratta di riconoscere dei movimenti standard come per l'appunto quello delle mani ed il passo di una persona. Non è da sottovalutare affatto anche il contributo fornitoci nelle applicazioni in cui è richiesta una sensibilità elevata nelle misurazioni. Difatti se il settore automobilistico e quello domotico hanno grandi aspettative da questi dispositivi, si può dire altrettanto degli ambiti biometrici, in particolare nel mondo della medicina.

In [6] e [7] vengono mostrati risultati interessanti e promettenti in merito. In questi articoli è possibile constatare che è possibile monitorare in remoto alcuni parametri vitali dei pazienti utilizzando un radar low-power con modulazione ad onda continua in frequenza. Viene misurato il segnale elettromagnetico riflesso dalla superficie di un corpo umano e nei confini di alcuni tessuti e vengono estratte da quest'ultimo (dopo un'accurata analisi analitica) informazioni essenziali quali la frequenza respiratoria e cardiaca del soggetto. In [7] è mostrato anche che è possibile classificare i segnali relativi a modulo e fase del battito

cardiaco. Altrettanta attenzione meritano i risultati ottenibili in ambito medico riportati in [8]. Si vede infatti come attrezzandosi con un bioradar sia possibile monitorare la condizione fisica e psicologica di un paziente anche durante le ore di sonno. Monitorando l'attività cardiaco-respiratoria durante il riposo è possibile riconoscere dei disturbi come le apnee o l'insogna, e il radar dovrebbe essere in grado di distinguere se il soggetto si trova in fase REM del sonno oppure no. È ormai chiaro che l'utilità dei radar si estende in moltissimi campi e le loro funzionalità sono pronte ad offrirci un contributo ormai non trascurabile in ciascuno di essi.

1.2 Breve descrizione della trattazione

Dopo aver esplorato una piccola parte di ciò che la letteratura scientifica ha da offrirci oggi e esserci quindi fatti un'idea del ruolo centrale che i radar ricoprono oggi nel mondo delle Telecomunicazioni, possiamo entrare nel dettaglio ed andare a descrivere questo elaborato. I primi capitoli che incontreremo avranno la funzione di introdurre in primo luogo il radar e il suo funzionamento, soffermandosi poi su quello utilizzato per i test effettuati e gli scopi di quest'ultimi (capitolo 2). Nel terzo capitolo viene presentata il tipo di analisi effettuata attraverso gli spettrogrammi e le mappe range-doppler ricavate proprio sfruttando l'effetto Doppler generato da un bersaglio in movimento che si allontana e poi si avvicina al radar. Si passerà poi a descrivere il software che è stato utilizzato per l'acquisizione dei dati provenienti dal nostro apparato che successivamente vengono trasferiti ad un PC sotto forma di matrici per essere elaborati tramite MATLAB (capitolo 4). Si vedranno quindi i risultati di diversi test dando un'occhiata ai tracciati micro-doppler derivanti da essi nel quinto capitolo. Infine vedremo come classificare i tracciati ricavati dalle acquisizioni servendosi prima dell'algoritmo PCA (Analisi delle componenti principali) e cercheremo di trarre delle conclusioni soffermandoci sui risultati sperimentali ottenuti (capitolo 6). Si potrà notare come tale algoritmo ci consente, a partire da un certo dataset composto da dati provenienti da diverse acquisizioni, di distinguere le diverse camminate andando ad esaminare le componenti principali relative a ciascuna di esse. In questo senso ci accorgeremo con l'ausilio di diversi grafici la diversità delle componenti relative a diversi test, che ci permetterà di distinguere fattori interessanti come la velocità e il tipo di andatura (tipica o zoppicante) ed eventualmente un movimento accentuato delle braccia.

2 Generalità su Radar Automotive

2.1 Hardware utilizzato

Prima di esplorare nel dettaglio le funzionalità e i principi dei radar in generale, è opportuno esaminare con attenzione i vari componenti elettronici con i quali è stato assemblato e le principali caratteristiche del nostro radar, anche per avere un'idea preliminare del funzionamento di quest'ultimo. Innanzitutto esso viene definito di tipo "Automotive" ovvero, come già accennato nel capitolo introduttivo, di grande interesse nel settore automobilistico. Infatti come descritto in [9] i sistemi Automotive sono i principali sensori utilizzati nel controllo automatico della velocità e nei sistemi di assistenza alla guida autonoma (Advanced Driver Assistance Systems o più semplicemente ADAS).

In particolare i loro compiti principali sono la prevenzione di incidenti fino ad arrivare al riconoscimento di pedoni e ciclisti. La tecnologia che di solito viene impiegata è quella della modulazione in frequenza ad onda continua (frequency-modulated continuous wave), che verrà descritta nel dettaglio nel paragrafo 2.3 e che per semplicità viene abbreviata in FMCW (da cui prende nome anche il tipo di radar). Non fa eccezione il radar utilizzato nel nostro lavoro che è proprio di tipo FMCW. Entrando di più nel dettaglio (facendo riferimento a [10]) il modello è il TI AWR1642 prodotto dalla Texas Instruments mentre la scheda sulla quale è stato montato il sistema radar è la AWR1642 BOOST, presente nelle figure 2.1 e 2.2 Oltre ai sensori automotive, il nostro sistema comprende un microcontrollore (MCU unit) il cui compito è quello di gestire l'intera scheda e un digital signal processor o DSP (ovvero processore di segnale digitale). Il suo compito invece è quello di occuparsi del processamento dei campioni che provengono dal RF front end che non è altro che una parte del sistema di ricezione dove troviamo componenti quali filtro passa-basso, amplificatore, oscillatore locale e un mixer che mixa il segnale ricevuto con quello trasmesso per ottenere la frequenza di battimento (schema a blocchi rappresentato in figura 2.3).

Successivamente tale frequenza viene campionata da un convertitore analogico digitale (ADC) alla frequenza massima di 12 MHz. Inoltre la banda di frequenza totale a cui opera il nostro radar è di 4 GHz e varia da 76 GHz a 80 GHz.



Figura 2.1. Scheda AWR1642BOOST per radar automotive TI AWR1642



Figura 2.2. Scheda AWR1642BOOST per radar automotive TI AWR1642 (orizzontale)

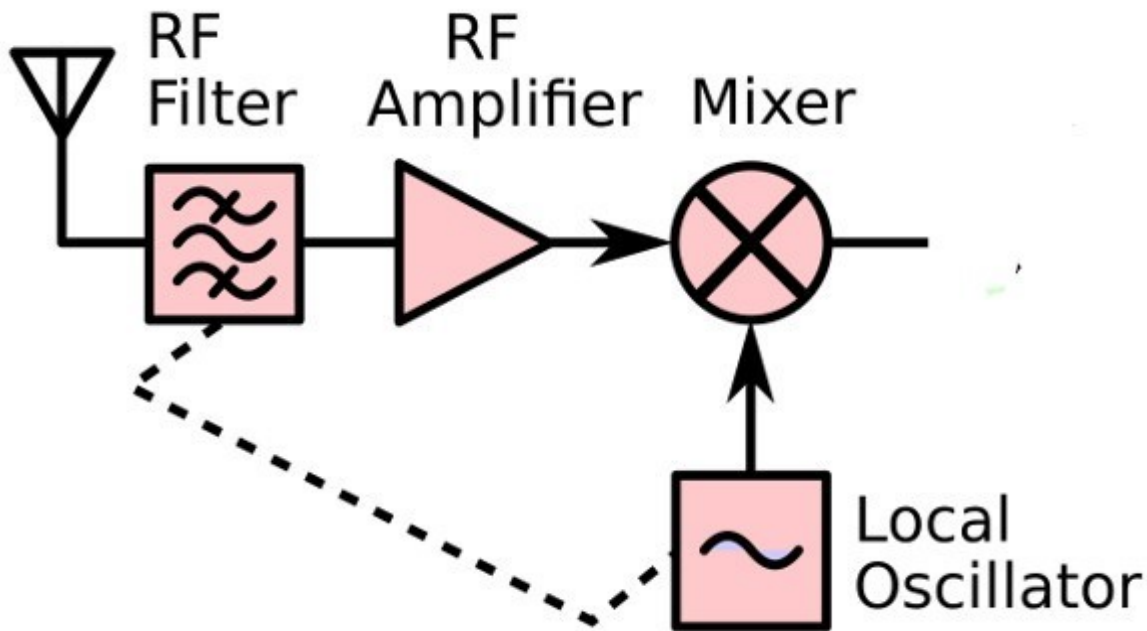


Figura 2.3. Schema a blocchi per RF front end

I dati generati dalla scheda radar sono inviati tramite un BUS LVDS (Low-voltage differential signaling) a una scheda FPGA (Field Programmable Gate Array), che è possibile osservare in figura 2.4 e il cui compito è riconoscere i campioni in modo da inviarli ad un PC e procedere successivamente all'elaborazione dei dati acquisiti mediante un software che nel nostro caso è MATLAB. Essa ci viene sempre fornita da Texas Instruments e il modello è DCA1000 che ci assicura acquisizione dei dati in tempo reale e streaming per 2 e 4 canali di traffico LVDS.

Scheda radar e FPGA sono collegate mediante cavo a nastro 60 pin e a loro volta sono entrambe collegate al PC tramite cavo USB mentre i dati viaggiano tramite protocollo di trasporto UDP usando il protocollo Ethernet standard. Sebbene l'informazione micro-doppler (a cui daremo una descrizione appropriata nel paragrafo 2.4) può essere ottenuta da un singolo ricevitore, viene implementata la tecnologia MIMO che consiste nella possibilità di utilizzare più antenne in trasmissione e in ricezione. In particolare nel nostro caso abbiamo a disposizione 2 canali di trasmissione e 4 canali di ricezione, ed ogni antenna può essere vista come un array verticale di antenne a microstriscia. Come intuibile la loro funzione è sia quella di generare il segnale (TX) che quella di prelevare il segnale che torna indietro (RX), da cui poi è possibile estrarre molte informazioni utili. In questo caso si è deciso di utilizzare un solo trasmettitore e tutti e fino a 4 ricevitori.



Figura 2.4. Scheda FPGA utilizzata per acquisizione dei dati in real-time

I dati che vengono trasferiti sul PC dalla scheda FPGA tramite protocollo UDP VIA Ethernet sono composti da valori complessi nelle componenti in ampiezza e fase (ovvero I e Q) del segnale di battimento per ogni ricevitore e vengono ottenuti tramite il mixing tra segnale trasmesso e ricevuto. In seguito l'operazione eseguita è quella di riorganizzare i dati trasportati dal flusso UDP in funzione del numero di antenne in ricezione e riordinarli in modo tale da ottenere la corretta successione temporale. I dati finali così ottenuti li inseriamo in delle matrici (una per ogni ricevitore). Nel paragrafo 2.3 si entrerà nel dettaglio sulla tecnica di modulazione utilizzata per ottenere i risultati sopra descritti.

Per concludere si dia un'occhiata alla tabella riassuntiva riportata nella pagina seguente che riassume i maggiori dettagli hardware del nostro radar.

Frequenza	76-81	GHz
Frequenza campionamento	12	Msp
Lunghezza banda massima	4	GHz
Massimo slope di frequenza	327	Mhz/ μ s
Potenza trasmissiva	12.5	dBm
Tipo di modulazione	FMCW	/
TX-RX	2-4	/

Tabella 1. Riassunto caratteristiche Radar

2.2 Principi del Radar

Ora passiamo a descrivere su cosa si basa il funzionamento vero e proprio del radar andando ad esplorare i suoi principi fondamentali. Il radar, acronimo inglese che sta per “radio detection and ranging” può essere definito come un sistema che è in grado di rilevare la posizione e talvolta la velocità di oggetti (denominati bersagli o target) sia fissi che mobili utilizzando onde elettromagnetiche appartenenti allo spettro delle microonde-onde radio.

Quindi dato un certo sistema di riferimento siamo in grado di ricavare informazioni dettagliate quali coordinate in distanza e altezza e posizione angolare del target.

Il funzionamento del radar si basa su fenomeni fisico che viene chiamato backscattering (si veda figura 2.5) che indica una diffusione all’indietro della radiazione elettromagnetica che quindi torna nella stessa direzione da cui proviene. Vengono generati impulsi a radiofrequenza a ripetizione che colpiscono gli oggetti che incontrano nel loro cammino da un’antenna fortemente direttiva e le onde vengono in genere riflesse in tutte le direzioni. Di conseguenza il segnale irradiato all’indietro genera la radiazione di ritorno che viene rilevata dall’antenna ricevente dopo un certo tempo t che può essere considerato pari al doppio del tempo di propagazione dell’onda tra antenna e bersaglio. Non risulta a questo punto difficile risalire alla distanza e alla posizione angolare del bersaglio applicando una scansione spaziale periodica e conoscendo la velocità di propagazione dell’onda nell’aria che non è altro la

velocità della luce $c = 3 \times 10^8$ m/s (si veda la (1)). I radar progettati per il rilevamento costante della velocità di un target oltre che della sua posizione sfruttano il fenomeno fisico denominato Effetto Doppler, come vedremo nel paragrafo 2.4.

Il segnale che torna indietro verso la direzione di provenienza viene denominato eco e consiste in una replica fedele del segnale trasmesso a meno di un'attenuazione (ovvero una perdita di potenza), uno sfasamento temporale ed eventualmente un cambio di frequenza se il bersaglio è in movimento. L'attenuazione che subisce il segnale di ritorno non risulta compromettente perché, come visto nel paragrafo precedente, il nostro apparato di ricezione conta di un amplificatore. Quindi la distanza D del bersaglio rilevato si ricava semplicemente a partire dal tempo di ritorno t_R (in secondi) del segnale al ricevitore tramite la (1).

$$D = \frac{c \cdot t_R}{2} \quad (1)$$

Inoltre ricordando la relazione (2) che indica la densità ρ di potenza trasmessa P_T per un'antenna direttiva a distanza R_T , dove si introduce il termine di guadagno in trasmissione G_T (funzione delle coordinate angolari θ e φ) che indica per l'appunto la capacità dell'antenna di concentrare l'energia di radiazione in tale direzione:

$$\rho = \frac{P_T G_T}{4\pi R_T^2} \quad (2)$$

si può ricavare la relazione generale che fornisce la quantità di potenza che torna in ricezione che risulta essere pari a

$$P_R = \frac{P_T G_T G_R \sigma \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \quad (3)$$

dove G_R è il guadagno in ricezione, λ è la lunghezza d'onda e con σ si è indicato la superficie nota come sezione radar o RCS (radar cross section) che varia a seconda dei target colpiti ed indica la rilevabilità di tale target da parte del radar. La distanza massima a cui un determinato

sistema radar può rilevare oggetti, ovvero la sua portata, è determinata dall'intervallo di emissione tra due impulsi successivi da parte del trasmettitore mentre la durata dell'impulso trasmesso determina la distanza minima di rilevabilità. Tuttavia come già visto nella (3) altri fattori entrano in gioco in merito alla rilevabilità dei target come le potenze in gioco e non solo. Infatti bisogna tener conto della rumorosità intrinseca dell'apparato di ricezione e della sua sensibilità oltre a fattori indesiderati che dipendono dall'ambiente circostante: la ricezione del segnale può talvolta essere compromessa dal fenomeno denominato clutter. Con questo termine si indicano tutti gli echi indesiderati ricevuti dal radar, di solito causati dalla riflessione delle onde su elementi che circondano il bersaglio (naturali o artificiali). Il clutter si va ad aggiungere al rumore, insieme al quale si va a sovrapporre al segnale utile da ricevere.

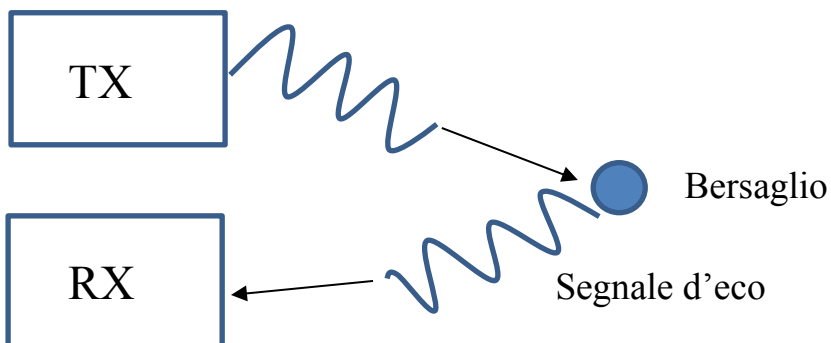


Figura 2.5. Schema di principio di funzionamento di un radar

Sempre in figura è possibile osservare l'evoluzione della frequenza trasmessa (in rosso) e la presenza di due tempi diversi: tempo di inizio trasmissione (TX start time) e tempo valido di inizio campionamento (ADC valid start time). Il primo indica quando viene acceso il trasmettitore e il secondo definisce il tempo valido per iniziare a campionare. Esso viene introdotto per compensare una iniziale non linearità al crescere della frequenza trasmessa quando inizia la trasmissione. Inoltre il tempo di fine rampa (Ramp End Time in figura) indica la fine della trasmissione del chirp. Come descritto in [10], la larghezza totale di banda (B) si ottiene moltiplicando il Ramp End Time con il frequency slope (ovvero la pendenza della rampa). Quest'ultima riveste una certa importanza poiché definisce la risoluzione spaziale (Res) del radar (secondo la (4)), ovvero la capacità dei sensori nel distinguere due oggetti vicini.

$$Res = \frac{c}{2B} \quad (4)$$

dove c indica di nuovo la velocità della luce. Il tempo di campionamento (t_{ADC}) varia a seconda del numero di campioni che decidiamo di assegnare ad ogni chirp e in base alla frequenza di campionamento del segnale in accordo con la relazione (5):

$$t_{ADC} = n_c T_c \quad (5)$$

dove n_c indica il numero di campioni acquisiti per ogni chirp, mentre T_c è il periodo di campionamento, che ovviamente risulta essere l'inverso della frequenza di campionamento f_c ($T_c = 1/f_c$). Si noti anche che il tempo di campionamento è minore del Ramp End Time e la banda di frequenza realmente utilizzata risulta più piccola di quella effettivamente disponibile con una conseguente riduzione della risoluzione spaziale.

La scelta ottimale dei parametri di configurazione è legata a diversi fattori. Ad esempio nel nostro caso per limitare la visibilità del radar nei limiti dell'ambiente in cui sono stati effettuati i test la frequenza di campionamento è stata limitata a 10 MHz. Adottando tale scelta il range del radar è (in accordo alla (6)) circa 12,5 m.

$$R = \frac{n_c \cdot c}{4f_{slope}} \quad (6)$$

Inoltre, è stata definita la banda di trasmissione del radar è pari a 1.5 GHz derivante da:

$$B_{RADAR} = n_c T_C f_{slope} \quad (7)$$

in modo da ottenere una risoluzione spaziale di 0.1 m. Infine nella tabella 2 sono riportati i parametri di modulazione utilizzati nelle nostre prove (presenti in figura 6), i cui risultati saranno presentati nel capitolo 5.

Frequenza iniziale	77 GHz
Pendenza rampa (frequency slope)	60,012 MHz/ μ s
Tempo morto (Idle time)	100 μ s
Tx start time	0 μ s
ADC valid start time	6 μ s
n° campioni	256-512
Frequenza campionamento	10 Msps
Ramp End Time	60 μ s
Periodo di frame	40 ms

Tabella 2. Parametri di modulazione utilizzati

2.4 Bersagli in movimento: Effetto Doppler

Come già anticipato nei paragrafi precedenti, ci si può talvolta trovare in situazioni in cui il bersaglio da rilevare non sia un oggetto fisso ma ad esempio una persona in movimento. In tale caso, supponendo che inizialmente il nostro target si allontani radialmente rispetto al radar, le onde trasmesse non torneranno indietro in tempi uguali ma progressivamente più grandi fintanto che il bersaglio che queste colpiscono continua ad allontanarsi. Stesso discorso se quest'ultimo si avvicina: le onde torneranno indietro con tempi progressivamente più brevi man mano che la distanza dal ricevitore si riduce. Quanto appena detto si traduce in un conseguente cambio di frequenza del segnale, che come vedremo permette di risalire alla velocità del target (come si evince dalla (10)). Prima di proseguire però occorre introdurre il principio fisico che racchiude quanto appena introdotto denominato Effetto Doppler. Per definizione tale fenomeno consiste nel cambiamento (apparente) della frequenza o della lunghezza d'onda di un'onda (ad esempio un suono o una radiazione luminosa) quando sorgente e osservatore si trovano in moto relativo l'uno rispetto all'altro.

Sebbene sia stato introdotto inizialmente per le onde sonore, questo fenomeno può essere esteso anche nel caso di onde elettromagnetiche. Dato che nel caso della radiazione elettromagnetica esso tiene conto dei principi della relatività di Einstein talvolta prende il nome di effetto Doppler relativistico. La differenza principale è che la propagazione delle onde elettromagnetiche non è dovuta ad un mezzo materiale di supporto e la velocità con la quale si propagano è la stessa in tutti i sistemi di riferimento (ovvero la velocità della luce), indipendentemente se la sorgente è in quiete o movimento.

Indicando con Δf lo slittamento di frequenza tra segnale trasmesso e segnale ricevuto si ha:

$$\Delta f = f_{RX} - f_{TX} \quad (8)$$

dove f_{RX} e f_{TX} indicano rispettivamente la frequenza ricevuta e trasmessa. La frequenza Doppler è legata alla distanza $r(t)$ del bersaglio che varia nel tempo da:

$$\Delta f = - \frac{2dr(t)/dt}{\lambda} \quad (9)$$

dove $\lambda = c/f_{TX}$ rappresenta la lunghezza d'onda ed il segno meno viene introdotto per convenzione. A questo punto risulta facile ricavare la velocità $v = dr(t)/dt$ in funzione della frequenza Doppler che dà luogo alla relazione (10):

$$v = -\frac{\lambda \cdot \Delta f}{2} \quad (10)$$

Oltre a permetterci di calcolare la velocità dei bersagli in movimento l'effetto Doppler offre un ulteriore vantaggio ovvero quello di riuscire a distinguere target mobili anche in presenza di oggetti fissi: i segnali d'eco dei primi sono notevolmente maggiori e di conseguenza più distinguibili rispetto agli altri, che in tale circostanze rappresentano dei clutter.

Finora si è dato per scontato che l'effetto Doppler sia osservabile solamente grazie al cambio di frequenza causato da un target in movimento ben rilevabile dal radar che si muove a velocità pressoché costante. Tuttavia come descritto in [4], in aggiunta al movimento traslazionale principale ci sono diversi micromovimenti aggiuntivi che danno il loro contributo alla dinamica totale. Queste dinamiche aggiuntive inducono anch'esse modulazioni Doppler nel segnale d'eco, fatto che viene spesso identificato come micro-doppler effect. Con micro-doppler si vogliono intendere per l'appunto tutti quei micro-movimenti apparentemente insignificanti ma che generano degli echi non trascurabili e visibili nelle mappe range-Doppler come vedremo nel capitolo 5. Nel caso di bersagli umani, come riportato in [3], i tracciati micro-doppler sono principalmente legati al movimento degli arti e diverse parti del corpo mentre una persona sta camminando, correndo e effettuando altri movimenti e possono anche essere d'aiuto per distinguere umani ed animali o addirittura per distinguere uomini e donne. Nell'elaborato presentato invece ci proponiamo di utilizzare i tracciati per distinguere, come già anticipato nel capitolo introduttivo, diverse camminate cercando di analizzare anche i movimenti meno accentuati degli arti.

3 Analisi di tracciati Radar

Dopo aver esaminato con cura come funziona il nostro sistema radar e su quali principi si basa possiamo ora entrare nel dettaglio e capire come può essere analizzato o interpretato un tracciato radar (radar signature), ovvero un risultato grafico che racchiude al suo interno ciò che il dispositivo è stato in grado di rilevare dopo un'acquisizione. A tal proposito vediamo su cosa ci si può basare per visualizzare tali risultati. Nel presente lavoro andremo quindi ad esplorare delle possibili metodologie di analisi.

3.1 Spettrogrammi

Un metodo semplice ed efficace per visualizzare un tracciato è costruire lo spettrogramma del nostro segnale. Entriamo nel dettaglio e vediamo di cosa si tratta.

Uno spettrogramma (visibile nelle figure 3.1-3.4) è una visualizzazione grafica dello spettro delle frequenze di un segnale che varia nel tempo. Questi vengono impiegati per molti scopi oltre all'analisi di tracciati radar come identificazione di segnali audio e talvolta in sismologia. La rappresentazione tipica di uno spettrogramma è la seguente: l'asse delle ascisse rappresenta il tempo in scala lineare mentre quello delle ordinate le varie frequenze (in scala lineare o logaritmica). In realtà esso può essere visto come la rappresentazione grafica di una funzione $S(t, f)$ che quindi ci fornisce l'intensità (lineare o espressa in dB) corrispondente ad una certa frequenza in un determinato istante di tempo, indicata dalla tonalità del colore nel punto dato. Difatti sebbene di solito venga impiegata la visualizzazione sopra descritta, è sempre possibile costruire una mappa 3D di assi S , f e t . Come descritto in [11], uno spettrogramma rivela il contenuto spettrale istantaneo di un segnale nel dominio del tempo, oltre che alle variazioni del contenuto spettrale nel tempo. Ci sono diversi modi per ricavare gli spettrogrammi e tra questi (sempre descritto in [11]) quello utilizzato è la trasformata di Fourier, o meglio una sua variante denominata Short-time Fourier transform (abbreviata in STFT).

La STFT di un segnale tempo-continuo è definita come:

$$STFT\{x(t)\} \equiv X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-j\omega t} dt \quad (11)$$

Dove j è l'unità immaginaria e $w(\tau)$ è la funzione finestra centrata attorno allo zero, cioè una funzione che è quasi sempre nulla eccetto per un piccolo periodo di tempo simmetrico e $x(t)$ è il segnale da trasformare. $X(\tau, \omega)$ può essere vista come la trasformata di Fourier di $x(t)w(t - \tau)$. Essa è una funzione complessa che descrive la fase e modulo del segnale nel tempo e in frequenza. Sostanzialmente questa trasformata è utilizzata per determinare il contenuto in frequenza e fase per sezioni locali del segnale, mentre questo varia nel tempo. La procedura dell'algoritmo quindi consiste nel dividere il segnale in segmenti di segnale più corti di stessa lunghezza e poi applicare la classica trasformata di Fourier (che si ricorda essere la (12)) separatamente per ogni segmento:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (12)$$

Dopodiché è possibile visualizzare l'evoluzione dello spettro in funzione del tempo.

Tuttavia lo spettrogramma viene ottenuto utilizzando la STFT discreta (dato che viene eseguita sui campioni) e prelevandone il modulo quadro. Come spiegato in [12] questo algoritmo si applica scorrendo la finestra di lunghezza M nel segnale e applicando la trasformata di Fourier discreta (DFT) nella finestra di dati. Le finestre sono delimitate da intervalli di R campioni. La funzione finestra si assottiglia ai bordi per evitare lo "spectral ringing". La DFT di ogni segmento è aggiunta ad una matrice che contiene modulo e fase di ogni punto nel tempo e in frequenza. Il numero di righe è dato dal numero di punti della DFT mentre il numero di colonne k si ottiene tramite:

$$k = \left\lfloor \frac{N_x - L}{M - L} \right\rfloor \quad (13)$$

dove L indica la sovrapposizione dei campioni, N_x è la lunghezza del segnale originale ed il simbolo $\lfloor \cdot \rfloor$ denota la funzione parte intera. Per passare al caso tempo-discreto la (11) diventa, per l'elemento m -esimo della matrice, la (14).

$$X_m(f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n)g(n - mR)e^{-j2\pi fn} \quad (14)$$

$g(n)$ è la funzione finestra di lunghezza M , $X_m(f)$ è la DFT centrata in mR ed R è la lunghezza del salto tra due DFT successive. Infine il modulo quadro della STFT discreta così ottenuta è lo spettrogramma del nostro segnale:

$$S\{x(n)\} = |X(f)|^2 \quad (15)$$

essendo $X(f) = [X_1(f), \dots, X_k(f)]$. Per quanto riguarda i test sperimentali di solito, per ridurre l'effetto degli oggetti fissi che riflettono quindi il segnale radar e disturbano gli echi utili, conviene effettuare una prima acquisizione dell'ambiente. Il relativo spettrogramma è mostrato in figura 3.1 e rappresenta il "background".

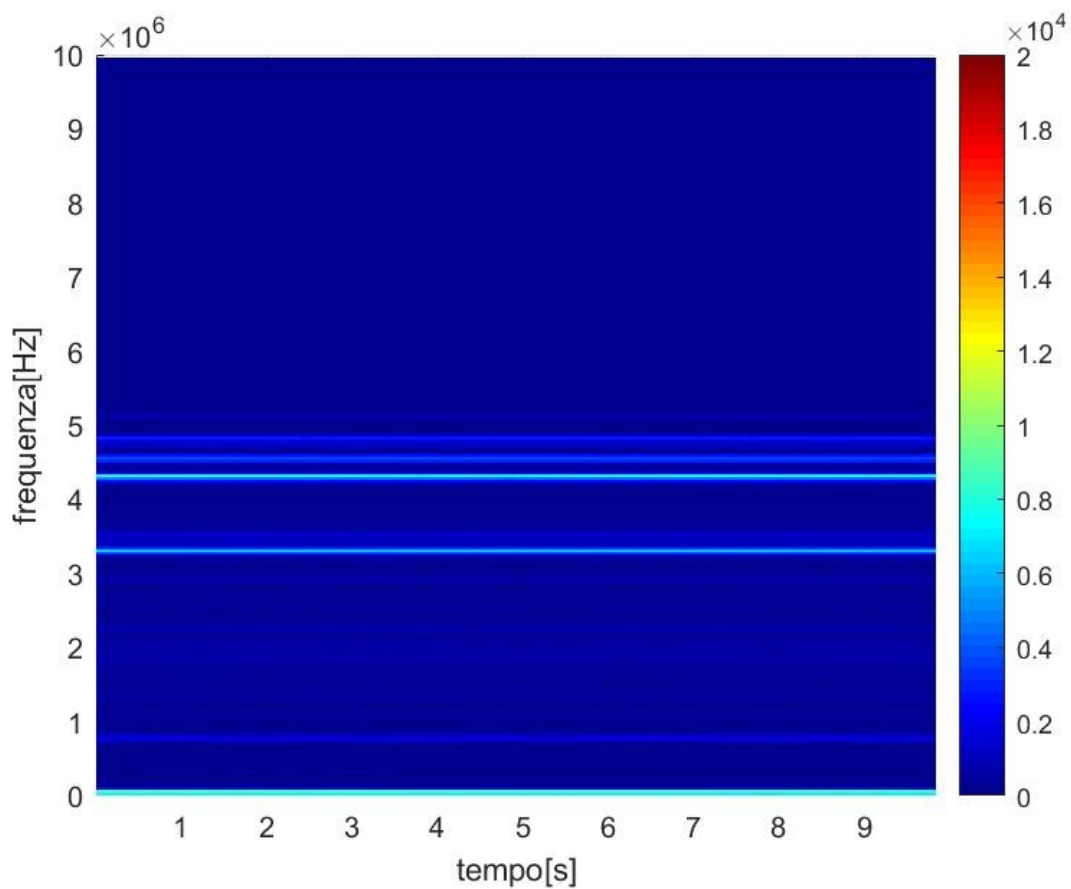


Figura 3.1. Spettrogramma degli oggetti fissi rilevati dal Radar nell'ambiente

Lo spettrogramma mostra solamente linee orizzontali, relativi agli echi degli oggetti che si troveranno nella stessa posizione durante i test. Questo poi può essere utilizzato per individuare e poi ridurre l'effetto degli echi indesiderati. Nelle figure 3.2, 3.3 e 3.4 è invece possibile osservare lo spettrogramma ottenuto con un bersaglio in movimento che si allontana e successivamente si avvicina al radar, anche con il movimento delle braccia (3.4).

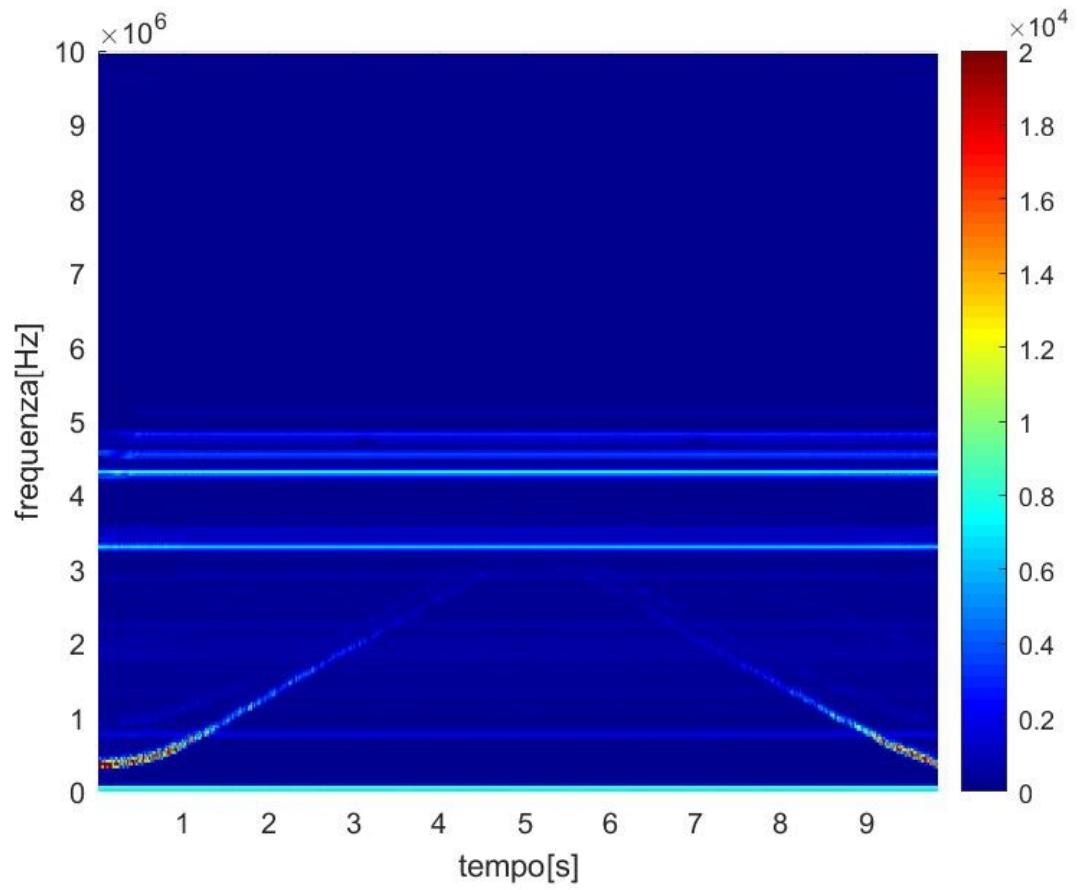


Figura 3.2. Spettrogramma di un bersaglio che si allontana e successivamente si avvicina al radar

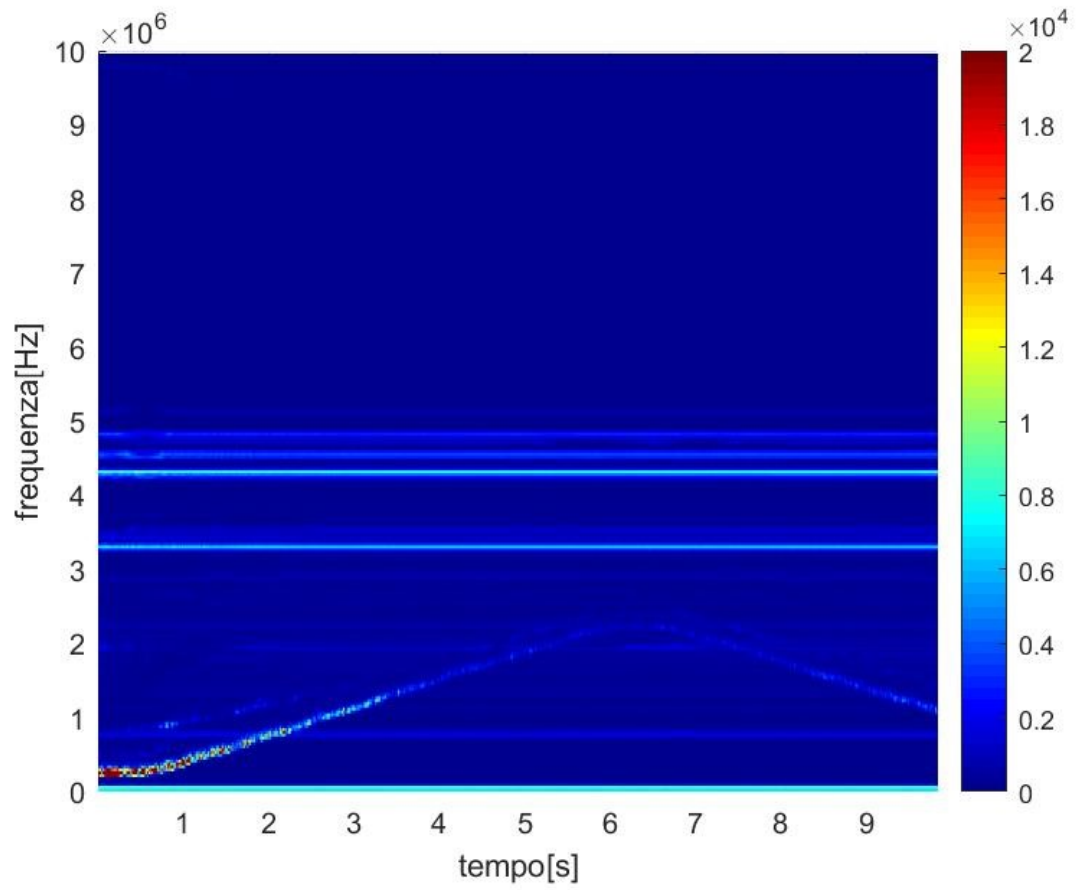


Figura 3.3. Altro esempio di spettrogramma di un bersaglio in movimento

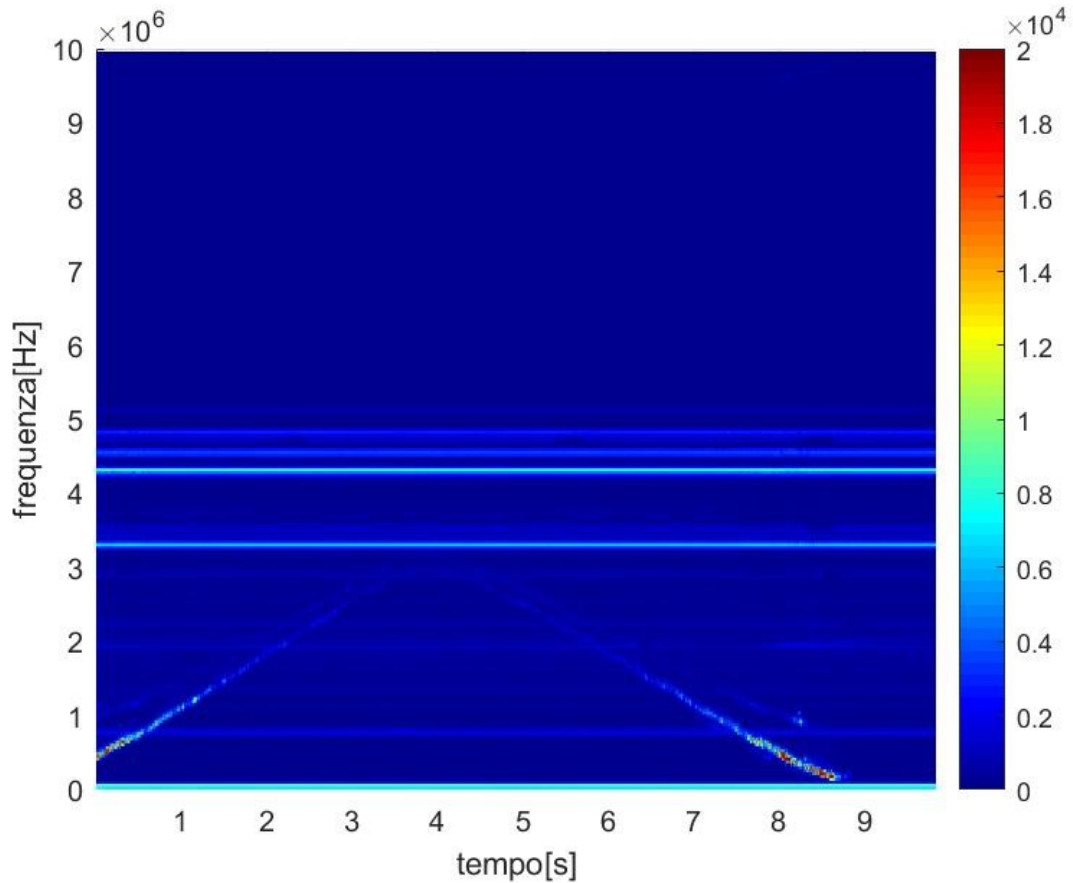


Figura 3.4. Spettrogramma con componenti aggiuntive dovute al movimento delle braccia

Sebbene si riveli uno strumento di analisi molto utile, dallo spettrogramma non siamo in grado di ottenere informazioni complete sui dettagli del movimento del target che sono descritti da componenti Doppler ben visibili applicando un'ulteriore trasformazione per ottenere la totalità delle componenti Doppler dell'acquisizione. Andremo quindi ad utilizzare le mappe range-doppler.

3.2 Analisi in frequenza sfruttando effetto Doppler

Come anticipato, l'analisi del movimento risulta più completa se riuscissimo a visualizzare direttamente le componenti doppler derivanti da esso. A tal fine si passa ad un nuovo tipo di visualizzazione in cui abbiamo in ascissa la velocità del target ed in ordinata la distanza rispetto al radar, ovvero il suo range. Nel grafico (si vedano figure 3.5-3.6) sono osservabili direttamente le componenti doppler del movimento, che ci danno un'informazione dettagliata e praticamente completa sul tipo di movimento (nel capitolo 5 prenderemo in esame le mappe relative ai test sperimentali). Per ricavare questi nuovi grafici occorre modificare ulteriormente il nostro segnale radar. Dopo aver ricavato lo spettrogramma relativo tramite la STFT e aver organizzato i dati nella matrice, procediamo nuovamente con una trasformazione per ottenere un nuovo dataset relativo al segnale che ci porterà alla visualizzazione cercata.

Questa volta l'algoritmo utilizzato si chiama Fast Fourier Transform (abbreviato con FFT), cioè trasformata di Fourier veloce, un'ulteriore variante della trasformata classica. Questo algoritmo si basa su un'ottimizzazione del calcolo della trasformata di Fourier discreta (DFT) e se necessario anche della sua inversa. La DFT (16) è ottenuta decomponendo una sequenza di valori complessi x_0, \dots, x_{N-1} in componenti a frequenze differenti:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi kn/N} \quad (16)$$

con $k = 0, \dots, N - 1$. Questa operazione risulta molto utile ma spesso è molto lenta in pratica. Esistono moltissimi algoritmi FFT, ognuno con le sue varianti ma hanno tutti lo stesso scopo: quello di ridurre il numero di operazioni aritmetiche e migliorare di conseguenza la complessità computazionale. Come riportato in [13] è possibile ridurre N operazioni in circa $N \log_2 N$ operazioni. Quanto detto si traduce computazionalmente passando da una complessità massima di $O(n^2)$ a potenzialmente una complessità logaritmica $O(n \log n)$, dove n denota la dimensione dei dati. Usare questo metodo risulta molto conveniente perché le matrici in questione contengono migliaia di numeri e la velocità di elaborazione è notevolmente migliorata. Ottenuto il nuovo dataset non resta che visualizzare il contenuto del segnale nel nuovo dominio e mettere in relazione lo shift di frequenza con la velocità del bersaglio, ottenendo così la mappa Range-velocità.

Prendendo in esame le figure 3.2 e 3.4 sono riportate a seguire le nuove mappe ottenute dopo la FFT, rispettivamente 3.5 e 3.6.

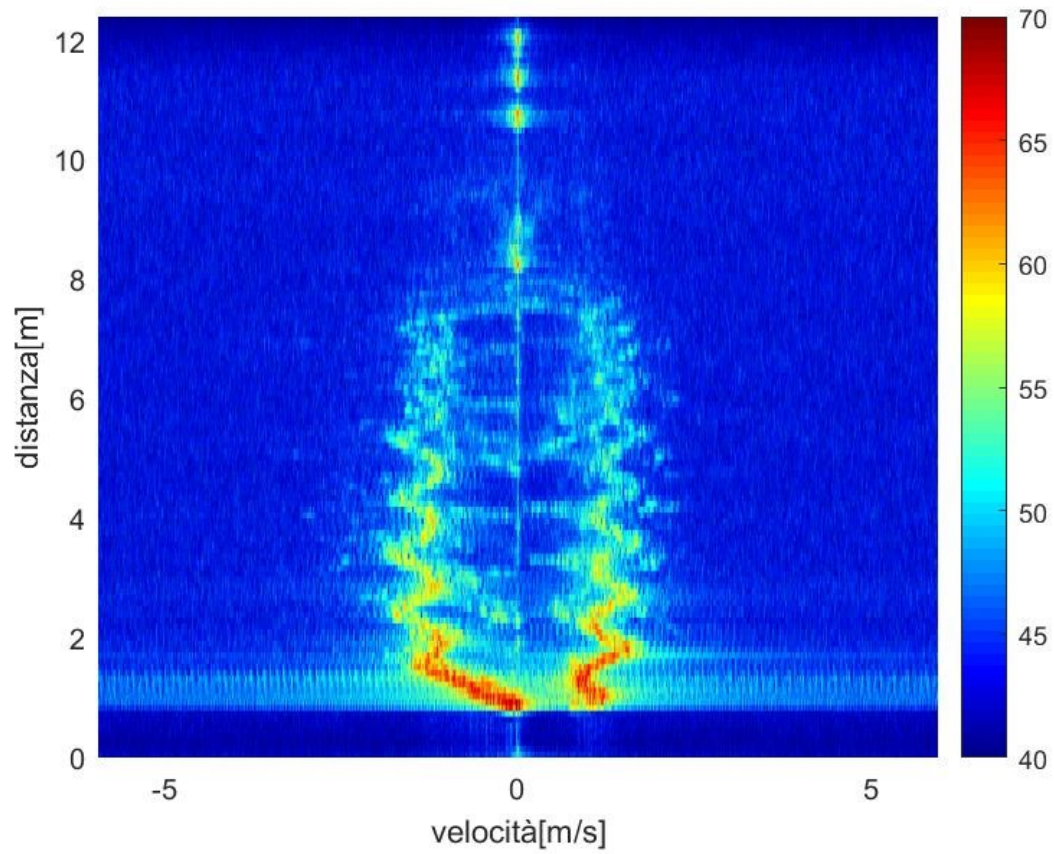


Figura 3.5. Mappa range-velocità ottenuta applicando la FFT alla 3.2

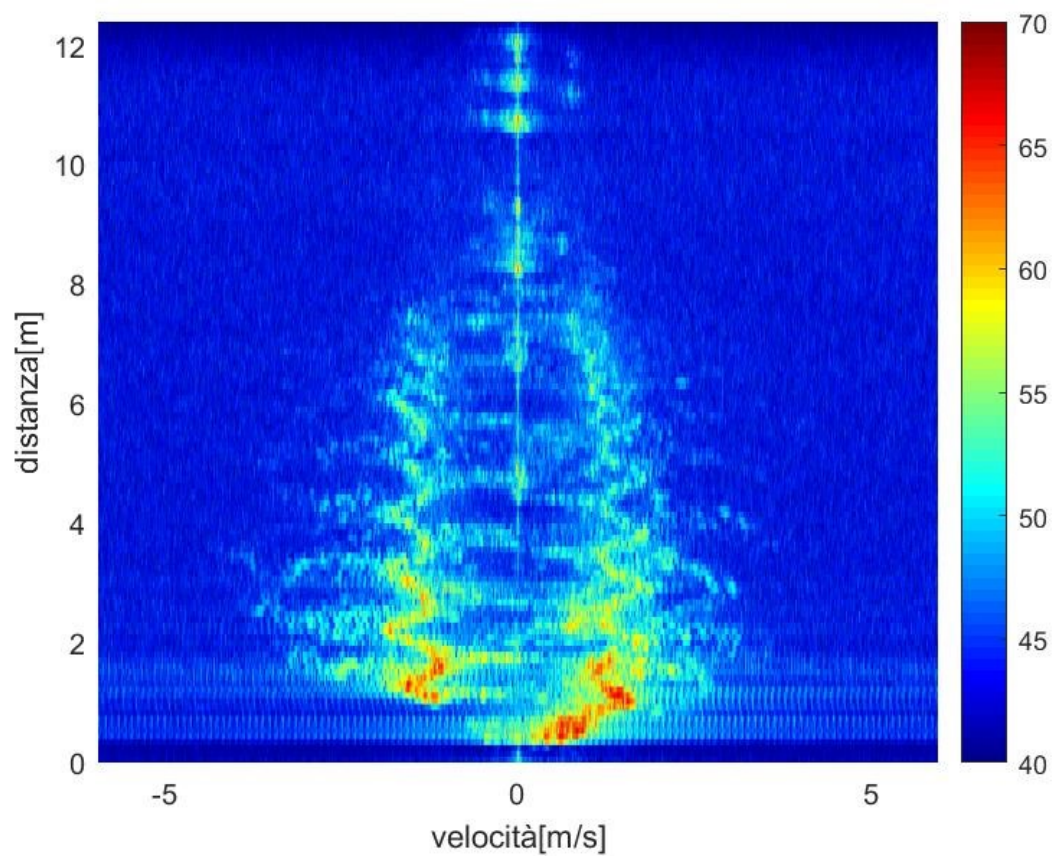


Figura 3.6. Mappa range-velocità ottenuta applicando la FFT alla 3.4

Si noti in quest'ultima figura la presenza delle componenti aggiuntive dovute al movimento delle braccia, ben distinguibili dalla precedente. L'analisi dei tracciati radar verrà sfruttata nel quinto capitolo in cui andremo ad analizzare nel dettaglio le mappe relative ai test effettuati e destinati alla classificazione finale.

4 Software per acquisizione e processamento dei dati

Prima di procedere con l'analisi delle mappe range-Doppler derivanti dai test sperimentali eseguiti e quindi procedere con la loro classificazione con l'ausilio dell'algoritmo di analisi delle componenti principali del movimento, facciamo un passo indietro per capire in che modo vengono effettuate le acquisizioni radar ed in seguito come vengono elaborati i dati raccolti dal nostro setup hardware. Come già introdotto nel secondo capitolo ci si è attrezzati, oltre al nostro sistema radar, di un PC al quale vengono inviati i dati tramite protocollo UDP dalla scheda FPGA tramite cavo Ethernet. Il software utilizzato per i fini descritti è mmWave Studio della Texas Instruments che si interfaccia con la nostra scheda DCA1000. Di seguito verranno descritte le maggiori funzionalità che questo programma ci offre e come sfruttarle per effettuare le acquisizioni.

4.1 Texas Instruments mmWave Studio

Come descritto in [14], mmWave Studio è progettato per caratterizzare e valutare i sensori TI mmWave. Questi sono configurati e controllati dal software mandando comandi ai dispositivi tramite SPI (Serial Peripheral Interface), che è il bus di comunicazione utilizzato dal microcontrollore per gestire e comunicare con il resto dell'apparato. Dopo aver ottenuto i dati campionati grazie alla scheda DCA1000, i dati sono processati direttamente in MATLAB e mostrati tramite un'interfaccia grafica (figura 4.2). Difatti oltre a fungere da interfaccia per la scheda DCA1000 e fornirci successivamente i dati, ci permette di visualizzare direttamente a schermo i risultati delle acquisizioni dopo il "Postprocessing". In figura 4.1 è possibile osservare uno schema del nostro setup hardware completo, che è stato già descritto nel secondo capitolo.

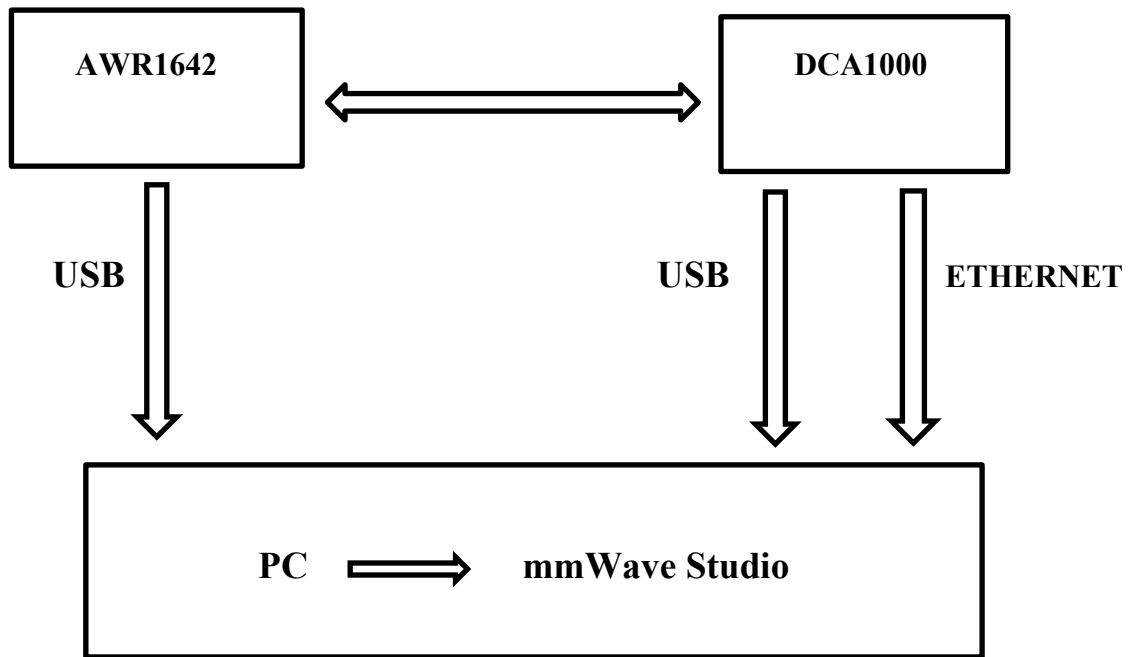


Figura 4.1. Setup Radar (Hardware e Software)

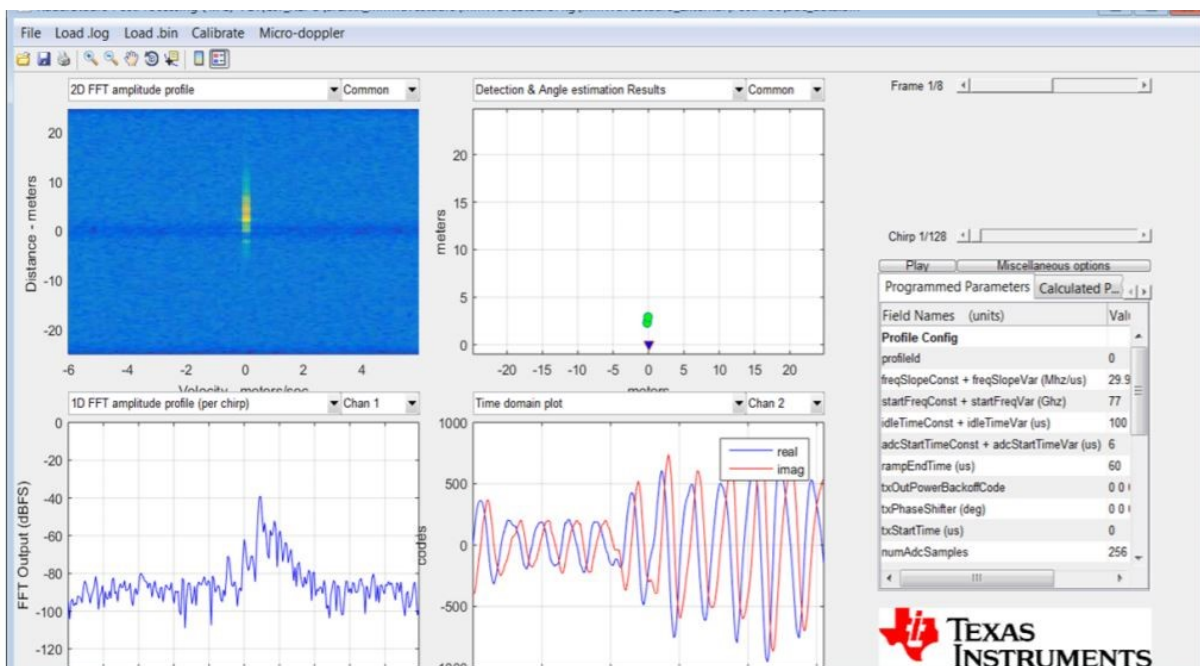


Figura 4.2. Esempio di interfaccia grafica dell'acquisizione radar

Come è possibile osservare nell'ultima figura, sono molte le features che ci vengono mostrate, come una mappa del profilo di ampiezza del bersaglio rilevato, un'altra che mostra la posizione spaziale del target ed infine sotto ad esse troviamo il plot della FFT del segnale di chirp (dominio della frequenza) e quello del segnale nel dominio del tempo.

Prima di effettuare l'acquisizione, e dopo aver configurato le due schede che caratterizzano il nostro sistema radar, ci è permesso scegliere i parametri di modulazione che si vuole utilizzare. In particolare ci è concesso di scegliere la configurazione dei chirp e dei frame, oltre che la banda di frequenza che si desidera utilizzare, numero di canali in trasmissione e ricezione e moltissimi altri parametri. Nella figura seguente viene riportato il layout presentato all'utente nella scelta di configurazione dei sensori dell'apparato radar.

The screenshot displays the RadarAPI configuration interface, divided into several sections:

- Profile Configuration:** Includes fields for Profile Id (0), Start Freq (60,250000 GHz), Frequency Slope (78,177 MHz/μs), Idle Time (7,00 μs), TX Start Time (0,00 μs), ADC Start Time (5,19 μs), ADC Samples (512), Sample Rate (12100 kpsps), Ramp End Time (47,95 μs), RX Gain (30 dB), RF Gain Target (30dB), VCO Select (VCO2), and Calib LUT Update options.
- HPF Configuration:** HPF1 Corner Freq (175K), HPF2 Corner Freq (350K).
- Power and Phase Configuration:** O/p Pwr Backoff TX0, TX1, and TX2 (all 0 dB), and Phase Shifter TX0, TX1, and TX2 (all 0,000 deg).
- Bandwidth:** Bandwidth (MHz) set to 3748,59.
- Timing Diagram:** A graph showing the sequence of events: Turn Off TX, Idle Time, Turn On TX, TX Start Time, Ramp Start, Start ADC Sampling, ADC Valid Start Time, ADC Sampling Time, Freq Slope, Ramp End, End ADC Sampling, and Ramp End.
- Capture and Post Processing:** Includes buttons for DCA1000 ARM, Trigger Frame, and PostProc, and a Dump File field set to C:\TI_60GHz_kit\TestTxPower\TX2\dz.
- Chirp Configuration:** Profile Id (0), Frequency Slope Var (0,000 MHz/μs), Start Chirp for Cfg (0), Idle Time Var (0,00 μs), End Chirp for Cfg (0), ADC Start Var (0,00 μs), Start Freq Var (0,000000 MHz), and TX Enable for current chirp (TX0, TX1, TX2).
- Frame Configuration:** Start Chirp TX (0), End Chirp TX (0), No of Frames (3), No of Chirp Loops (3), Periodicity (40,000000 ms), Trigger Delay (0,00 μs), Duty Cycle (0,4%), and Trigger Select (SoftwareTrigger).

Figura 4.3 Configurazione Sensori

Come mostrato i dati acquisiti possono essere direttamente elaborati servendosi degli strumenti messi a disposizione dal software stesso, tuttavia ai nostri fini occorrerà esportarli e procedere con ulteriori manipolazioni degli stessi con lo scopo di assemblarli ed ordinarli correttamente per estrapolare da essi le informazioni essenziali utili ai nostri scopi. Per fare questo occorre salvare i dati binari di ogni acquisizione per poterli utilizzare in seguito. In [15] viene riportato che i file derivanti vengono denominati “Raw Data” e vengono sempre salvati sotto la denominazione “adc_data.bin”. In seguito all’operazione di processamento ci viene offerto di scegliere la locazione in cui si intende salvare il file, che di default risulta la cartella “PostProc”. A causa del protocollo Ethernet, i file ricevuti dalla DCA1000 potrebbero non contenere i pacchetti UDP nell’ordine corretto. Inoltre potrebbero presentarsi situazioni in cui i dati siano mancanti o non catturati nel file. Occorre quindi in prima istanza verificare ciò applicando una scansione per riordinare i dati nell’ordine corretto e sostituire i valori mancanti con degli zeri. Tali operazioni sono effettuate automaticamente nel momento in cui si sceglie di procedere con il processamento. Come già discusso, i dati verranno infine organizzati in delle matrici contenenti un numero di righe equivalente al numero di ricevitori che si è deciso di utilizzare. Le colonne invece sono organizzate in base ai chirp. Il numero totale corrisponderà quindi al numero di campioni utilizzato per ogni chirp moltiplicato per il numero di chirp che si è deciso di utilizzare. Giunti a questo punto, i dati possono essere elaborati come l’utente desidera. Ai fini di questo lavoro, essi sono stati sfruttati per l’analisi dei tracciati come visto nel precedente capitolo ed inoltre, come si vedrà in seguito, come dataset input in cui applicare l’analisi delle componenti principali ed infine da fornire al nostro classificatore.

5 Prove sperimentali: acquisizioni radar su bersagli in movimento

Nel presente capitolo andremo finalmente ad analizzare e commentare i tracciati derivanti dalle prove sperimentali effettuate inerenti alla trattazione. Ci si è muniti dell'apparato descritto nel capitolo 2 per l'acquisizione dei dati derivanti dal movimento traslazionale di diversi soggetti umani il cui compito è quello di camminare seguendo una traiettoria quanto più rettilinea rispetto al punto in cui è posizionato il radar. Il movimento consiste in una semplice camminata di circa 12 metri in avanti e una successiva all'indietro verso il radar. Ciò che varia è il passo ed il movimento degli arti superiori. Per il primo si distinguono tre tipologie che sono andatura lenta, veloce o con passo zoppicante. Quanto alla seconda variabile essa può essere caratterizzata da un'assenza di movimento (mani in tasca), da un movimento spontaneo non accentuato ed infine da un movimento costante non trascurabile delle braccia. Quelli appena descritti sono possibili parametri da tenere in considerazione per la classificazione dei diversi movimenti riconoscibili del corpo umano. Procediamo quindi adesso a dare un'occhiata ai tracciati Doppler ottenuti, dove è possibile già scorgere differenze e tratti distintivi che caratterizzano ognuno di essi. A tal fine si è fatto uso della rappresentazione grafica descritta nel paragrafo 3.2.

5.1 Camminata con passo lento

Il primo caso che prendiamo in analisi è la semplice camminata con passo lento. Come anticipato, le mani del soggetto sono libere di muoversi e le braccia sono tenute per lo più adiacenti ai fianchi. Il risultato (si vedano le figure 5.1 e 5.2) è quella che possiamo definire una camminata "standard" di una persona senza particolari peculiarità che però naturalmente è caratterizzata dall'andatura personale di ogni individuo, caratteristica per l'appunto individuale e non universale. La velocità del target rimane approssimativamente costante durante le due fasi della camminata, sebbene possa variare da un soggetto ad un altro. Il segnale che deriva da questo primo test non evidenzia attività particolarmente rilevanti e presenta picchi di intensità (zone in rosso) contenuti.

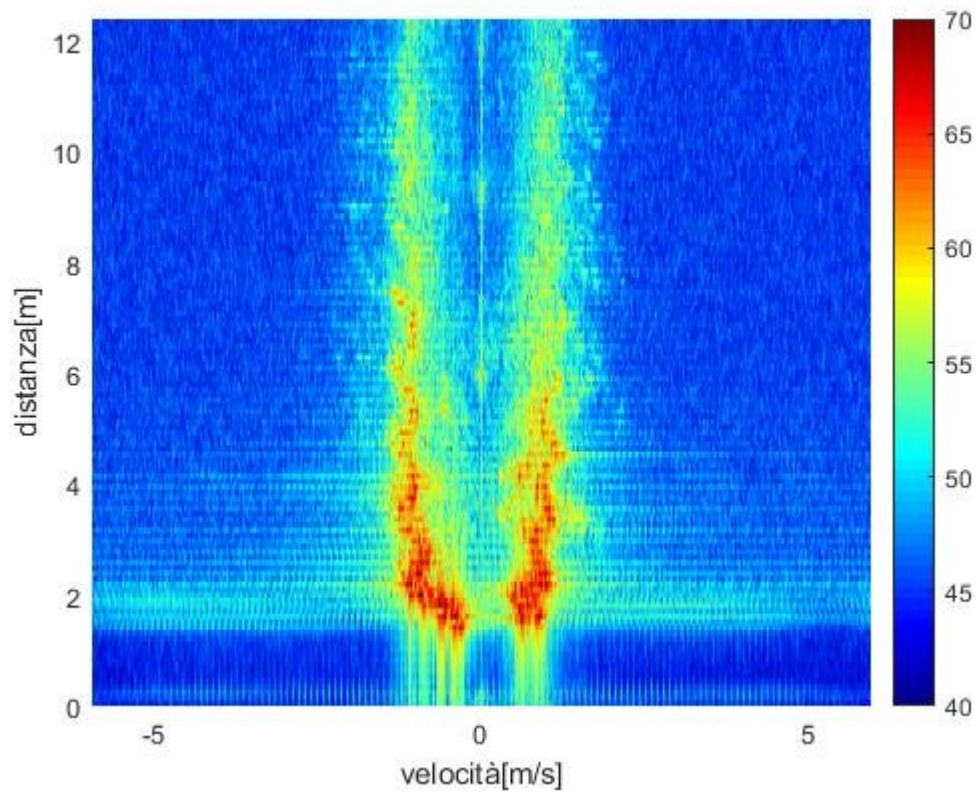


Figura 5.1. Camminata con passo lento

In figura è possibile notare la presenza, oltre delle componenti principali del movimento, di leggere oscillazioni delle braccia presenti ai lati. Variabile, quest'ultima, da non sottovalutare in quanto una delle difficoltà principali che accorrono durante la classificazione è proprio cercare di distinguere questo tipo di movimento da quello più definito e accentuato che vedremo in seguito.

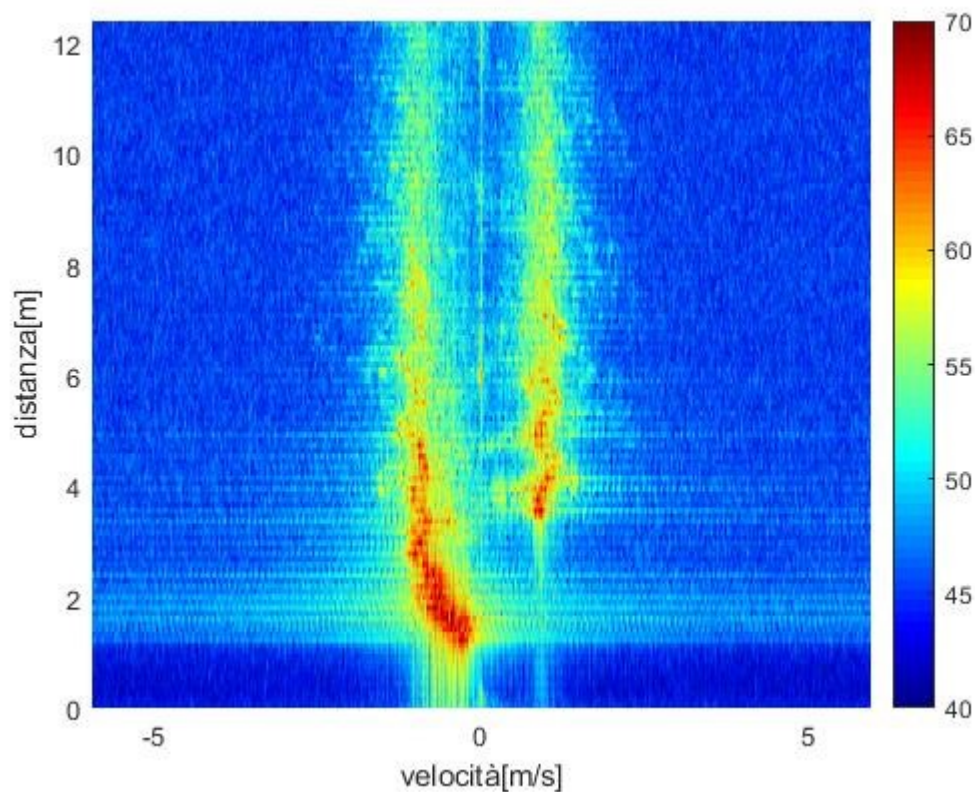


Figura 5.2. Altro esempio di camminata lenta

5.2 Camminata con passo lento e mani in tasca

Il caso in questione presenta similitudini con quello appena visionato, dato che la velocità del target è paraticamente uguale alla precedente. L'unica differenza da tenere in considerazione è che distingue i due tracciati è il fatto che ora le mani del soggetto vengono tenute in tasca, il che significa che viene limitato il movimento derivante dalle mani e dalle braccia dell'individuo. Il risultato grafico di questo nuovo test è presente in figura 5.3, ove si osserva per l'appunto che il radar rileva meno movimenti derivanti dagli arti sebbene continui a rilevare delle oscillazioni ridotte. Per quanto appena detto è chiaro che la variante di classificazione in questo caso è proprio la presenza o meno di tale movimento, piuttosto che l'andatura che non varia rispetto alla prima prova.

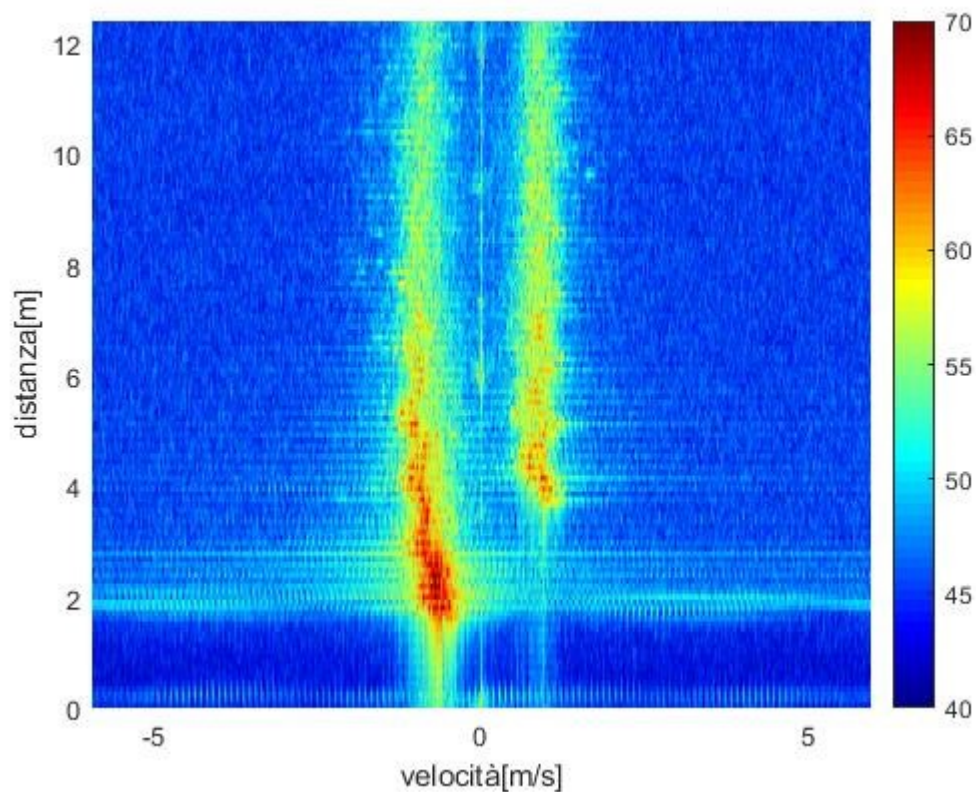


Figura 5.3. Camminata lenta con mani in tasca

5.3 Camminata veloce

Prendiamo ora in esame il test in cui la persona cammina con un'andatura più spinta rispetto ai casi precedenti, che cataloghiamo come “veloce”. Analogamente al caso iniziale si è deciso di non porre restrizioni sul movimento degli arti superiori, che vengono tenuti vicini ai fianchi come è lecito che accada in una camminata spontanea. Prendendo in considerazione in merito la figura 5.4, si nota che viene percepita una maggiore attività del target da parte del radar e ciò si evince dalla scala di intensità. Infatti le zona di rosso corrispondente ai picchi è più estesa ed inoltre le componenti micro-doppler del movimento sono più numerose.

Se da una parte si nota una netta distinzione tra questa mappa e le precedenti (per via della diversa velocità del bersaglio), dall'altra si trovano alcune similitudini (oscillazione delle braccia). Sarà allora interessante capire quale dei due fattori prevale di più nel momento della classificazione di tali tracciati.

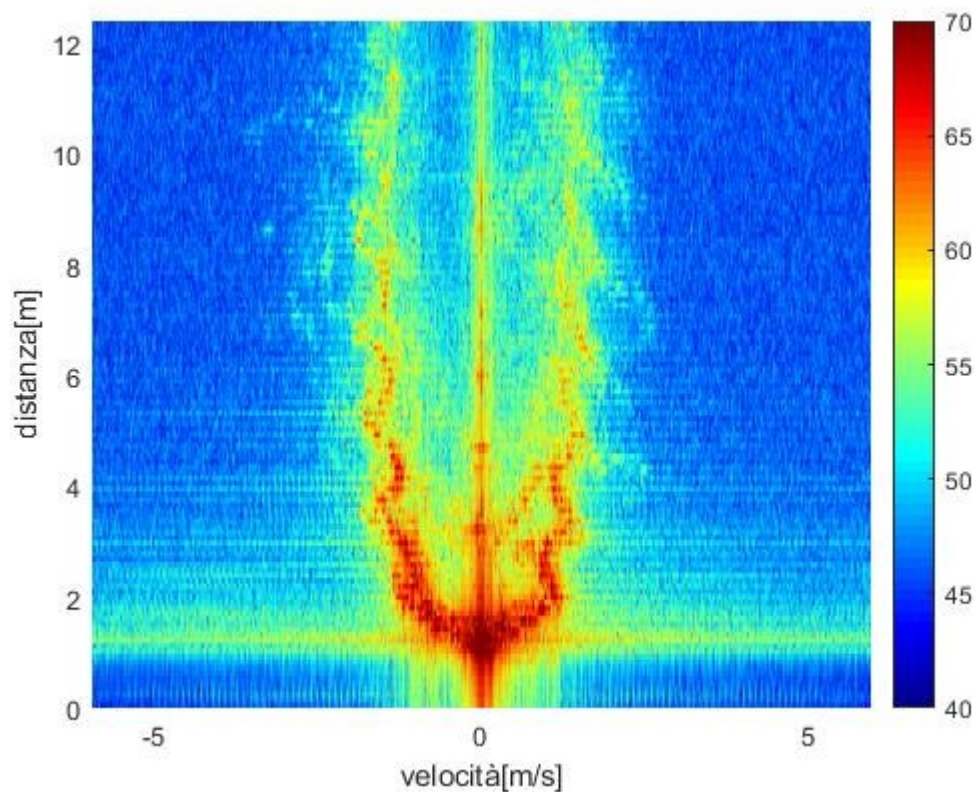


Figura 5.4. Camminata veloce

5.4 Camminata veloce con movimento delle braccia

Di nuovo, ci troviamo nel caso di passo veloce e la velocità del bersaglio non è variata rispetto al test precedente. Tuttavia la peculiarità che contraddistingue il presente è una netta differenza del movimento proveniente dalla parte superiore del busto della persona, causato da nette oscillazioni delle braccia. Sebbene queste sono distinguibili anche nella figura precedente, sono ben catturate dal radar come si osserva nella 5.5. Il grafico in questione mostra che tale test è quello in cui viene registrata un'attività maggiore da parte del target, come era lecito aspettarsi per via del fatto che è quello con più componenti di velocità (che si traducono quindi in componenti Doppler).

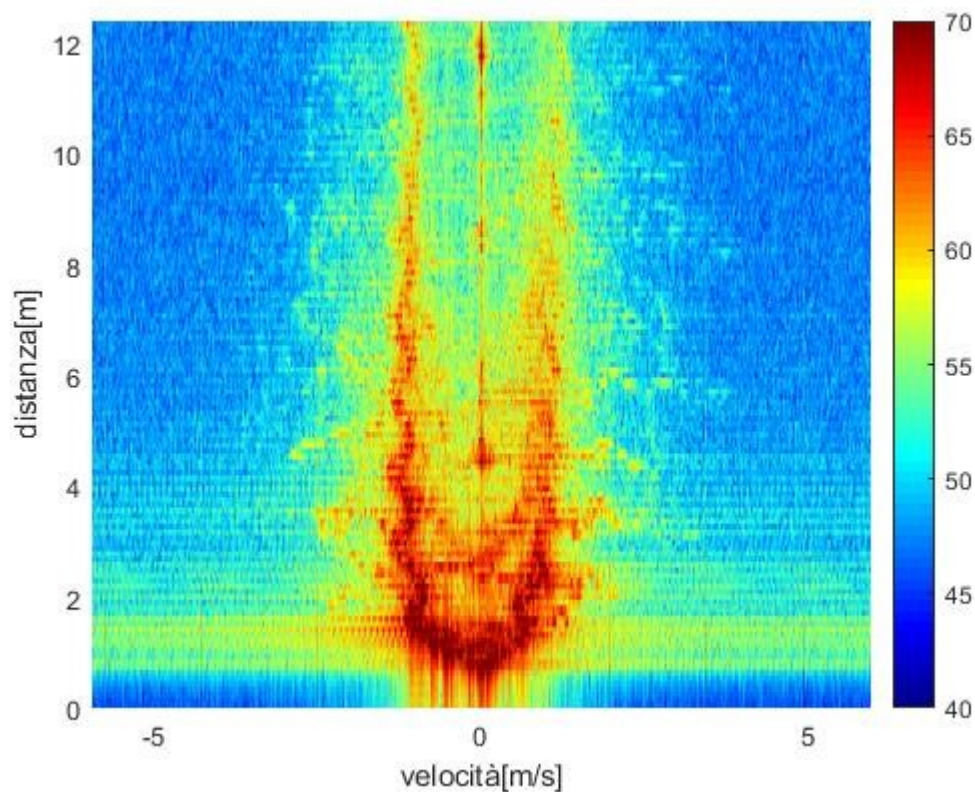


Figura 5.5. Camminata veloce con movimento delle braccia

5.5 Camminata con passo zoppicante

Giungiamo dunque all'ultimo test preso in esame per la presente trattazione ma di non meno interessante rispetto a quelli già esaminati. Si tratta di una camminata di un soggetto che tenta di emulare una persona zoppicante. Di conseguenza un parametro da tenere in considerazione nella classificazione è senz'altro la diversità del passo e della velocità del bersaglio. Il tracciato derivante dal movimento totale è sicuramente degno di nota poiché mostra moltissime componenti causate sia dal movimento delle gambe (probabilmente perché il soggetto tende a trascinare un piede), sia da altre dovute a movimenti delle braccia. Vedremo nel capitolo conclusivo come le ultime citate possono trarre in inganno il classificatore, proprio per la similitudine del movimento che abbiamo visto essere presente già altrove. Per via della "particolarità" di questa ultima prova appare chiaro che i tracciati (due esempi sono riportati nelle figure 5.6 e 5.7) siano leggermente diversi e mutino con la variante di passo adottato dal soggetto, sebbene presentino tutte le caratteristiche comuni appena elencate.

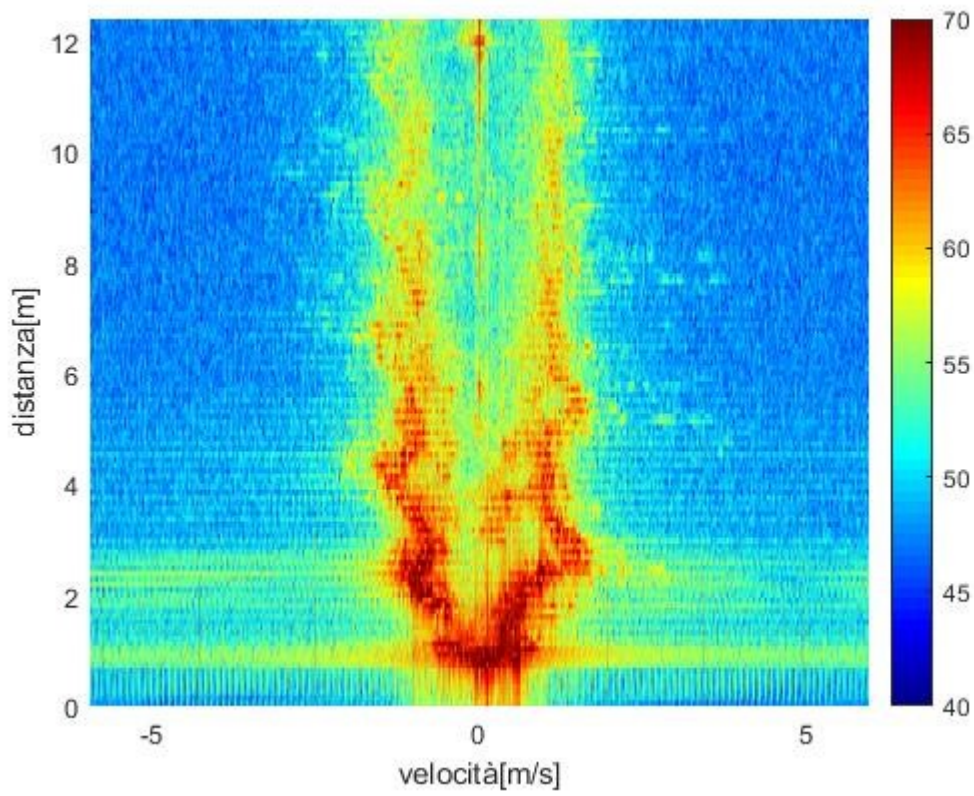


Figura 5.6. Camminata con passo zoppicante (1)

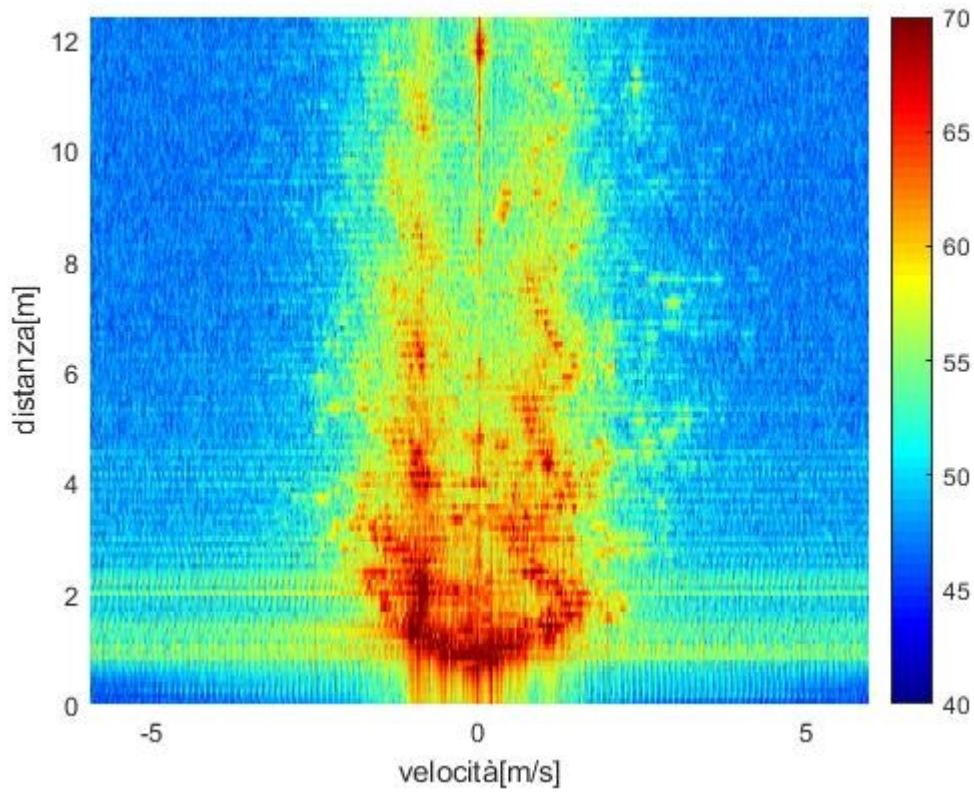


Figura 5.7. Camminata con passo zoppicante (2)

6 Classificazione del movimento mediante

Analisi Delle Componenti Principali

Siamo giunti finalmente nella parte finale della trattazione, che come da titolo prevederà la discussione dei risultati derivanti dai nostri test sperimentali. Questi sono stati ricavati attraverso l'uso di un classificatore non prima però di averli semplificati applicando l'Analisi delle componenti principali (PCA), come vedremo in seguito.

Prima di addentrarci nello specifico di quest'ultimo capitolo conviene riservare attenzione ad altri lavori presenti in letteratura che trattano di altre classificazioni di tracciati radar, sebbene con differenze rispetto alla presente.

Ad esempio, nel già citato [3] si tratta una classificazione di persone volta al riconoscimento di individui che trasportano un fucile da altri che camminano normalmente o con le mani in tasca. I risultati mostrano margini di errore variabili in relazione al classificatore utilizzato e al numero di caratteristiche dei dati in ingresso utilizzate.

In altre sperimentazioni, come [16] la classificazione viene applicata per cercare di distinguere principalmente persone (pedoni sulla strada) da veicoli e altri oggetti, al fine di prevenire incidenti. In quest'ultimo lavoro si riscontra una precisione molto accurata nella distinzione dei campioni e di conseguenza margine di errore molto basso.

In [17] viene presentata una problematica simile alla precedente, questa volta con l'ausilio di reti neurali oltre l'utilizzo del radar automotive (del quale si è parlato nel secondo capitolo) per la distinzione di diverse classi di targets tra cui anche biciclette. Si nota che la precisione della classificazione tende a variare a seconda delle classi impiegate ed è del 70% nel caso complessivo. Si notano delle analogie tra queste problematiche di classificazione e la presente, sebbene questa si propone di analizzare il movimento di soli target umani e derivante esclusivamente da parti del corpo umano piuttosto che di altri oggetti. Di conseguenza si noterà una volta giunti alle conclusioni che questo comporta una maggiore difficoltà nel riconoscimento dei diversi movimenti che tuttavia può comunque considerarsi soddisfacente.

Entriamo dunque nello specifico del capitolo, andando ad introdurre in prima istanza l'algoritmo PCA.

6.1 Analisi Delle Componenti Principali

L'Analisi delle componenti principali (in inglese "Principal component analysis", a volte abbreviato semplicemente con PCA) è una tecnica di semplificazione dei dati ottenuta applicando un'analisi statistica. L'obiettivo dell'algoritmo è quello di ridurre il numero molto elevato di variabili che caratterizzano il nostro dataset e nello stesso tempo limitare il più possibile la perdita di informazioni. Si ottiene così un nuovo dataset notevolmente ridotto e idoneo da fornire in input al classificatore che si propone di essere fedele a quello originale. Questa tecnica utilizza una trasformazione ortogonale per la conversione di variabili probabilmente correlate in un insieme di variabili non correlate, chiamate componenti principali. Applicata al nostro caso, di conseguenza, provvederà all'estrazione delle componenti principali del movimento dei vari bersagli. Applicando questa trasformazione le nuove variabili che ci vengono fornite sono organizzate in modo tale che la prima è quella con la varianza più elevata possibile (e quindi racchiude la massima variabilità dei dati) ed ogni componente successiva ha la più alta varianza possibile sotto il vincolo che deve essere ortogonale alle precedenti. I vettori risultanti formano un insieme di basi ortogonali non correlate. L'ortogonalità delle componenti assicura l'assenza di informazioni ridondanti. La prima componente può essere vista come un singolo asse nello spazio, la seconda è un altro asse spaziale perpendicolare al primo e così via. Per quanto detto quindi, il criterio preso in considerazione per l'individuazione delle componenti principali è il valore della varianza corrispondente. Di seguito vediamo come sia possibile osservare i dati sperimentali (ovviamente la visualizzazione si interrompe a quella tridimensionale, sebbene il numero di variabili a disposizione sia maggiore) nello spazio delle relative componenti principali. Da questi grafici si vedrà anche come sia possibile distinguere tratti caratteristici di diverse camminate, che per l'appunto sono caratterizzate da componenti principali differenti. Prendiamo ad esempio in analisi (figure 6.1-6.2) la proiezione dei dati di tre dei casi incontrati: camminata lenta, camminata veloce e camminata con movimento accentuato delle braccia.

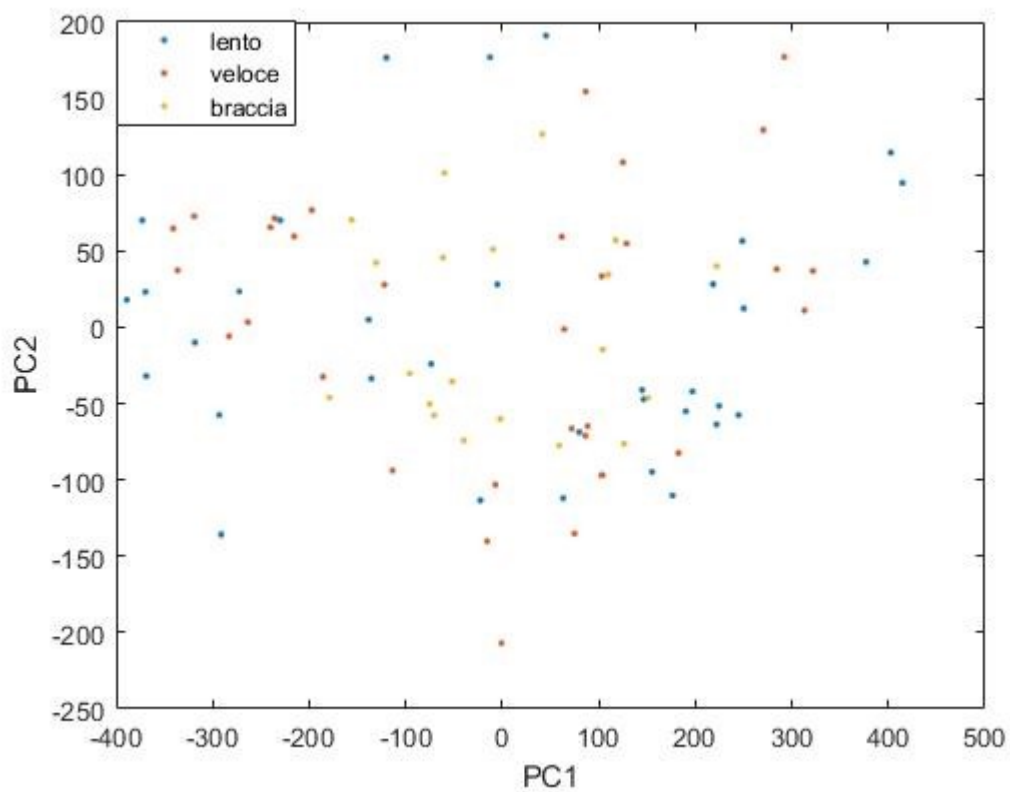


Figura 6.1. Visualizzazione del dataset passo lento-passo veloce-movimento delle braccia nello spazio delle prime 2 componenti principali del movimento

Nel grafico in questione osserviamo la rappresentazione dei dati usando le prime due componenti come assi. Si noti come siano ben distinguibili i dati derivanti dalle diverse classi di camminate.

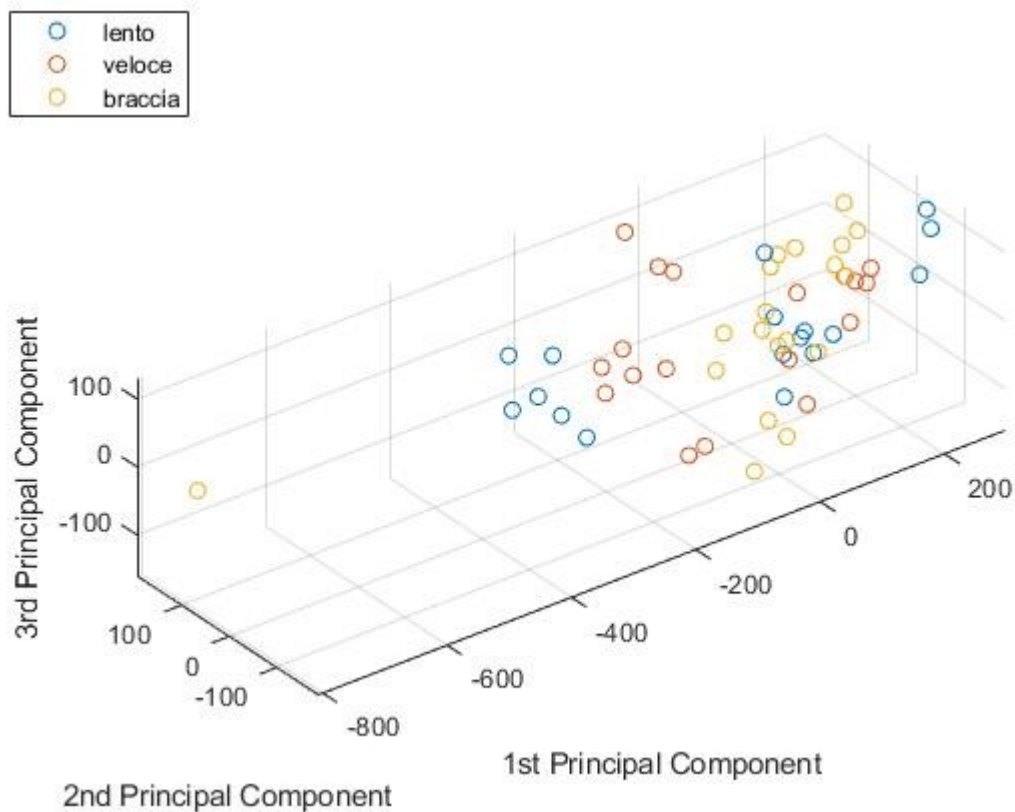


Figura 6.2. Visualizzazione del dataset passo lento-passo veloce-movimento delle braccia nello spazio delle prime 3 componenti

Questa volta in figura è riportata la proiezione dei dati delle stesse acquisizioni nello spazio delle prime 3 componenti principali, da cui deriva una mappa tridimensionale. Anche in questa è riscontrabile una differenza dei diversi dataset, che denota di nuovo la caratteristica che ogni insieme di dati è composto da componenti principali ben definite e riconoscibili. Andiamo ora a vedere cosa viene visualizzato se proiettiamo l'intero dataset, vale a dire i dati relativi ad ogni test effettuato, nello spazio delle prime 2 e 3 componenti principali. I risultati grafici vengono presentati nelle successive figure 6.3 e 6.4.

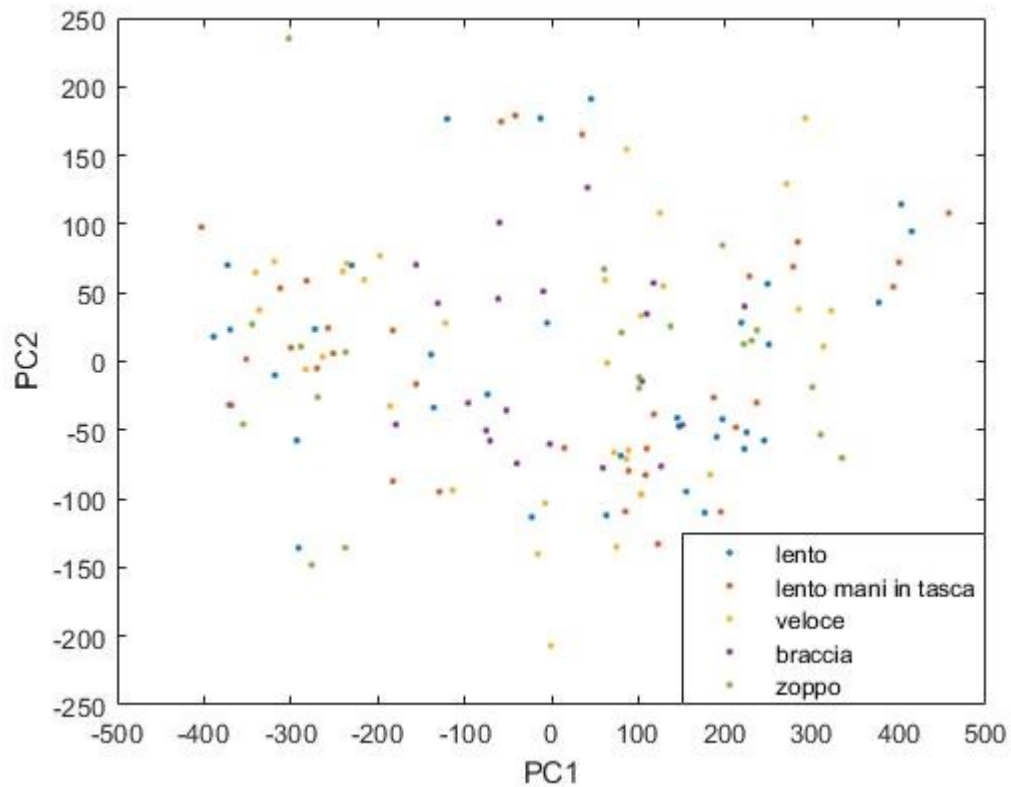


Figura 6.3. Visualizzazione del dataset completo nello spazio delle prime 2 componenti principali

Si nota immediatamente dalla figura come sia possibile distinguere i dati di ogni classe analizzando le prime due componenti, dunque l'algoritmo riesce a catturare le informazioni essenziali di ogni set di dati.

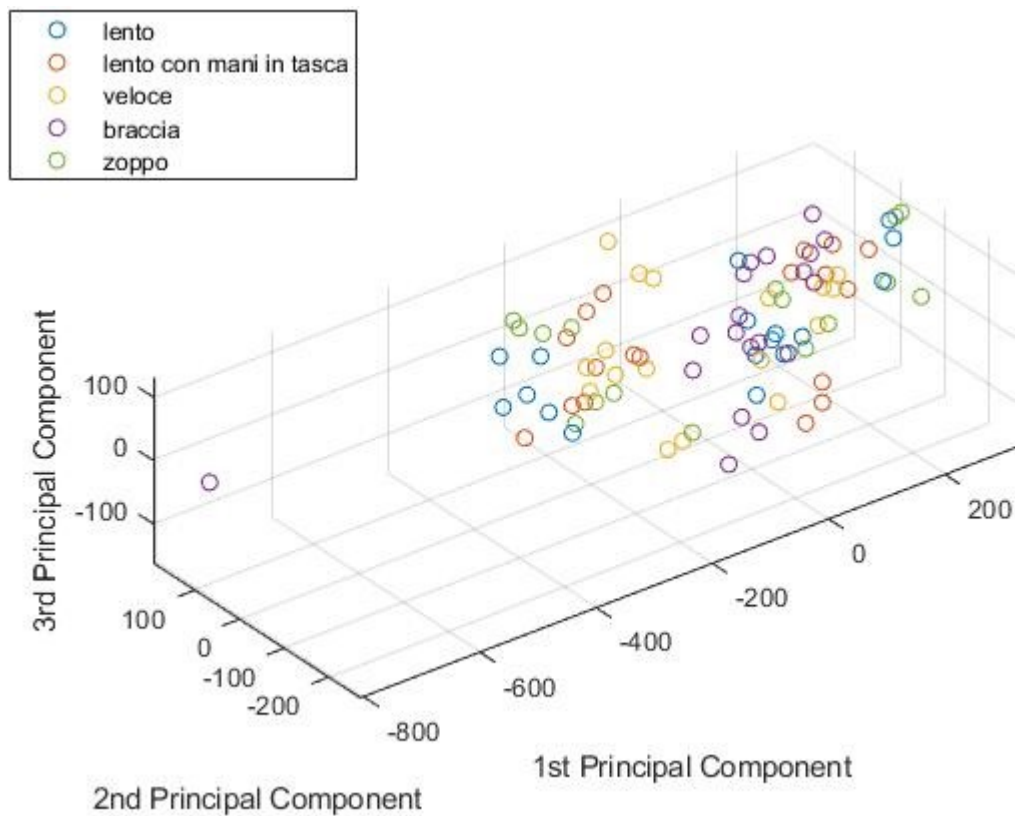


Figura 6.4. Visualizzazione del dataset completo nello spazio delle prime 3 componenti principali

Dopo aver semplificato tutti i dati provenienti dalle classi prese in considerazione applicando l'algoritmo PCA, questi sono pronti per essere classificati. Vediamo dunque i risultati veri e propri che sono stati ottenuti in merito.

6.2 Risultati sperimentali

In questa sezione conclusiva vengono presentati i risultati che sono stati ottenuti mediante un classificatore KNN dopo aver applicato la PCA all'insieme originale dei dati in possesso. Al fine di valutare l'accuratezza della classificazione è utile utilizzare un tool molto interessante nell'ambito della classificazione statistica: la matrice di confusione (o confusion matrix).

Questa matrice si può definire come una tabella di errata classificazione, infatti permette la visualizzazione delle prestazioni dell'algoritmo di classificazione adottato, compresi quelli basati sull'apprendimento. Ogni colonna della matrice rappresenta i valori predetti (cioè i valori assegnati dall'algoritmo stesso dopo averli classificati), mentre le righe rappresentano i valori reali. Un elemento generico ij di questa matrice, dunque, rappresenta il numero di casi in cui il classificatore ha classificato la classe vera i come j . Come suggerisce il nome stesso il compito di questa matrice è misurare il livello di "confusione" tra le varie classi. La particolarità di questa funzione è che è immediato capire il livello di accuratezza della classificazione analizzando la diagonale. Questo perché, in accordo con le regole di costruzione utilizzate per ottenere questa matrice, in essa sono contenuti esclusivamente i casi classificati correttamente. Ovviamente per "correttamente" si intende che l'algoritmo ha deciso di assegnare un certo dato alla classe cui apparteneva realmente. Si riscontra che i risultati ottenuti dipendono dal numero e dal tipo di classi analizzate e dal numero di componenti principali che si decide di impiegare per rappresentare i dati in ingresso. Vediamo di seguito diversi casi di classificazione, a partire da quello più generale che racchiude tutte le classi in cui abbiamo diviso i nostri test sperimentali (figure 6.5-6.6).

True class	braccia	11	4	0	3	2
	lento	5	17	6	3	4
	lento tasca	1	10	14	9	1
	veloce	2	3	6	21	3
	zoppo	1	5	6	3	5
		braccia	lento	lento tasca	veloce	zoppo
		Predicted class				

Figura 6.5. Confusion matrix nel primo caso

Da questa prima matrice di confusione si evince da una parte che l'algoritmo riesce a riconoscere meglio il movimento delle braccia (15 su 20) ed il passo veloce (21 su 35), ma commette più errori negli altri casi, ad esempio le camminate con passo zoppicante risultano qui di difficile distinzione da quelle con passo normale lento. La precisione complessiva in questo caso risulta del 47%. Nella tabella successiva sono presenti i risultati ottenuti con lo stesso dataset, ma impiegando maggiori variabili di input (ovvero più componenti principali). Si riscontra un leggero miglioramento nell'accuratezza della classificazione, che sale fino al 54%.

True class	braccia	9	5	3	2	1
	lento	6	17	5	2	5
	lento tasca	3	4	22	4	2
	veloce	4	3	6	21	1
	zoppo	3	5	2	1	9
		braccia	lento	lento tasca	veloce	zoppo
		Predicted class				

Figura 6.6. Confusion matrix nel primo caso (2)

Evidentemente le nuove informazioni descrivono e differenziano meglio alcune classi come quella del passo lento con mani in tasca, ciò significa che c'è una più netta differenza tra presenza e assenza di movimento delle braccia. Si noti come gran parte della classificazione errata è dovuta al fatto che passo lento e con movimento delle braccia sono giudicati troppo simili. D'altronde anche la prima, come la seconda, è in parte caratterizzata da un parziale movimento delle braccia anche se meno accentuato. Risulta naturale a questo punto inglobare le due classi in una sola. Da qui in poi dunque la classe "braccia" conterrà anche i dati della classe "lento". I nuovi risultati sono presentati nelle figure 6.7 e 6.8.

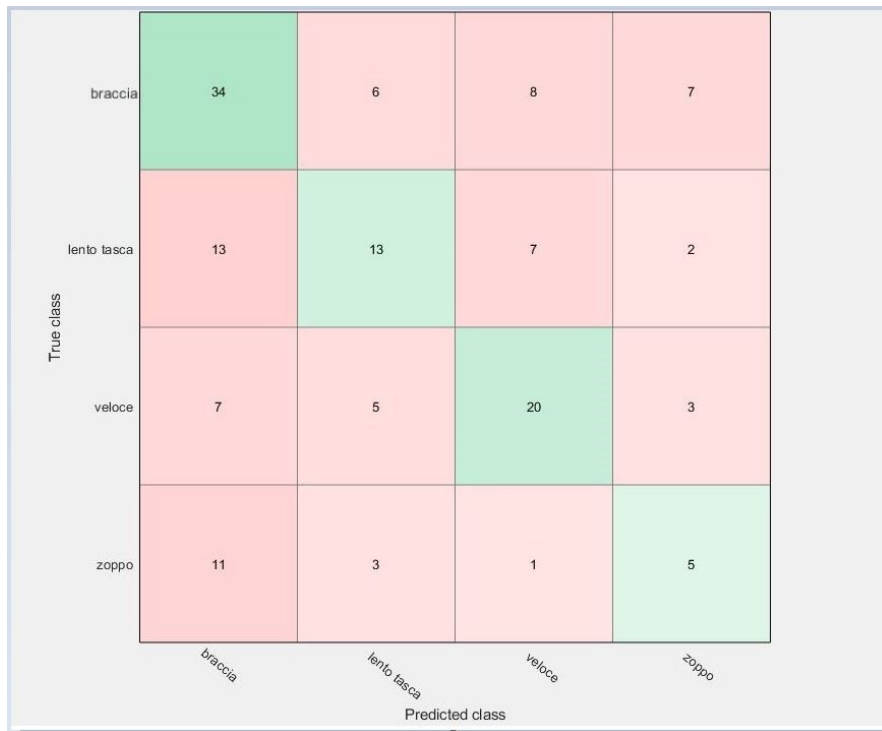


Figura 6.7. Confusion matrix nel nuovo caso (1)

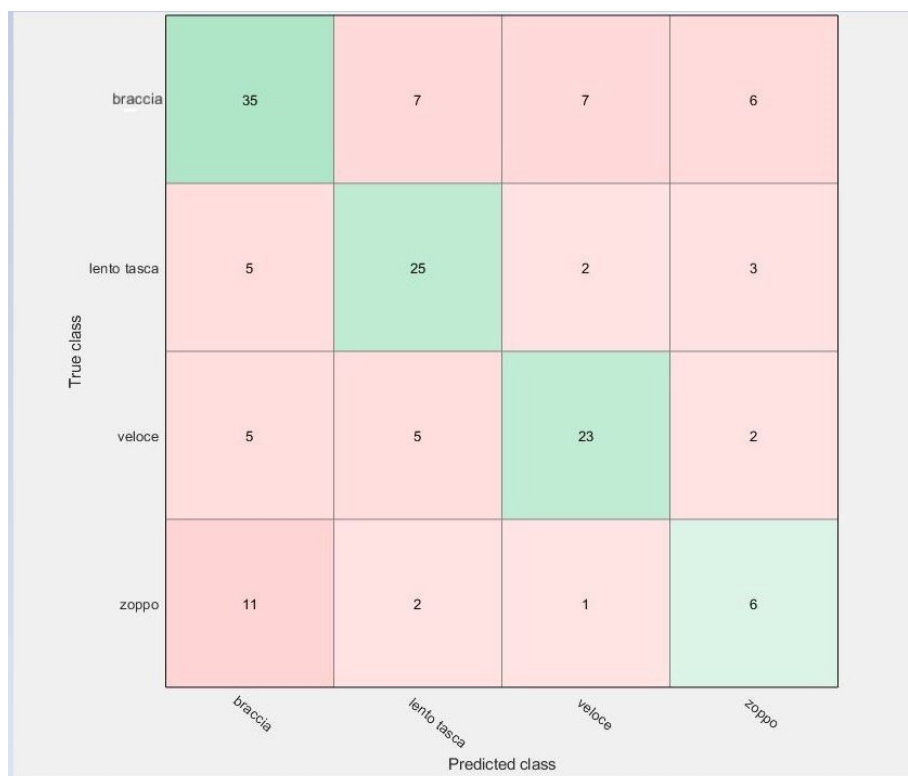


Figura 6.8. Confusion matrix nel nuovo caso (2)

Di nuovo, sono presentate due casistiche. Nella prima (6.7) si riscontra un'accuratezza di circa il 50% e si osserva che l'errore dovuto alla similarità dei movimenti descritti in precedenza è limitato dato che su 55 casi 34 sono classificati come giusti. Mentre nella seconda (6.8), avendo fornito in input più componenti la precisione migliora fino al 61.4%. L'errore principale è dovuto dunque alla classe "zoppo". Infine proviamo allora a non considerare quest'ultima classe per vedere come si comporta il classificatore quando cerca di distinguere essenzialmente la velocità del passo ed il movimento degli arti superiori.

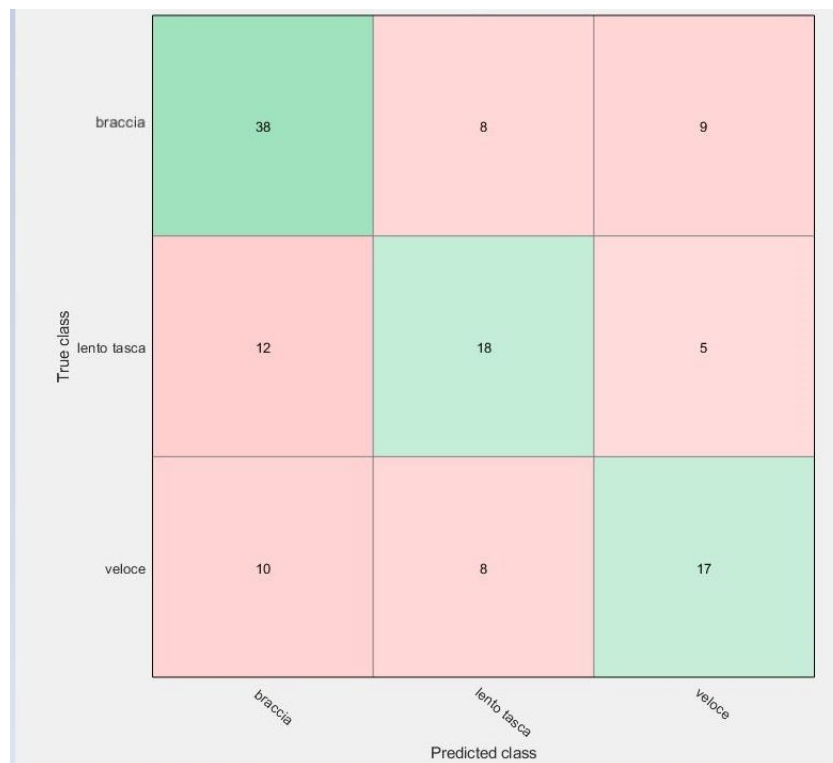


Figura 6.9 Confusion matrix di 3 classi (1)

Nella 6.9 si riscontra un'accuratezza del 58.4% e si nota come l'errore principale è dovuto alla classe del passo veloce mentre risulta più sensibile il riconoscimento della presenza del movimento delle braccia (38 casi giusti su 55). La 6.10 invece rappresenta, al solito, la stessa tipologia di classificazione dove vengono estese le componenti fornite in input.

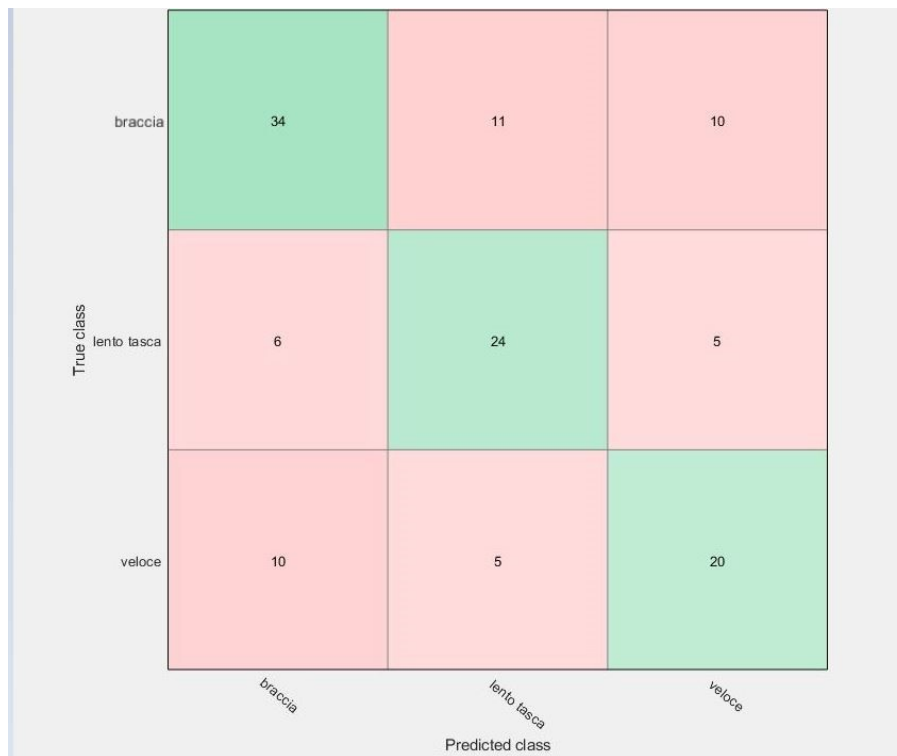


Figura 6.10. Confusion matrix di 3 classi (2)

Quest'ultima presenta un miglioramento nel riconoscimento di camminate veloci ed infatti l'accuratezza sale al 62.4%.

Giunti dunque alla fine di questo lavoro, quello che si può dire osservando i risultati ottenuti è innanzitutto che la classificazione del movimento di soli target umani risulta più complessa rispetto a casi in cui si cerca di distinguere persone da altri bersagli (come automobili). In particolare si trova più difficoltà nella distinzione di molte classi di dati, se alcune di queste condividono delle caratteristiche comuni, come si è visto. Tuttavia ci vengono forniti nello stesso tempo diversi spunti interessanti, soprattutto quando si vuole individuare la presenza o meno di movimento delle braccia (come ben evidenziato nella terza casistica). Si può concludere che ogni classe di movimento rilevata dal radar è composta da componenti principali ben definite e quindi da caratteristiche in un certo senso uniche. Operando la classificazione si riesce a distinguere meglio queste caratteristiche fornendo più informazioni ossia fornendo più componenti principali del movimento come variabili.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Patrick Held¹, Dagmar Steinhauser¹, Alexander Kamann¹, Thomas Holdgrün, Igor Doric¹, Andreas Koch e Thomas Brandmeier, “Radar-Based Analysis of Pedestrian Micro-Doppler Signatures Using Motion Capture Sensors”, 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Giugno 2018.
- [2] Robert Prophet, Marcel Hoffmann, Alicja Ossowska, Waqas Malik, Christian Sturm, e Martin Vossiek, “Pedestrian Classification for 79 GHz Automotive Radar Systems”, 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Giugno 2018.
- [3] Francesco Fioranelli, Matthew Ritchie e Hugh Griffiths, “Analysis of Polarimetric Multistatic Human MicroDoppler Classification of Armed/Unarmed Personnel”, 2015 IEEE Radar Conference (RadarCon), Maggio 2015.
- [4] Baptist Vandersmissen , Nicolas Knudde, Azarakhsh Jalalvand, Ivo Couckuyt, André Bourdoux, Wesley De Neve, e Tom Dhaene, “ Indoor Person Identification Using a Low-Power FMCW Radar”, IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 56, NO. 7, Luglio 2018.
- [5] B. Dekker, S. Jacobs, A.S. Kossen, M.C. Kruithof, A.G. Huizing, “ Gesture Recognition with a Low Power FMCW Radar and a Deep Convolutional Neural Network”, Proceedings of the 14th European Radar Conference, Ottobre 2017.
- [6] K. Mostov, E. Liptsen e R. Boutchko, “Medical applications of shortwave FM radar: Remote monitoring of cardiac and respiratory motion”, MEDICAL PHYSICS, Marzo 2010.
- [7] Daniel Rissacher, Daniel Galy, Stephanie Schuckers, Wei Zhang, Mark Southcott, Luke Rumbaugh e William Jemison, “Cardiac Radar for Biometric Identification using Nearest Neighbour of Continuous Wavelet Transform Peaks”, [IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis \(ISBA 2015\)](#).
- [8] L. Anishchenko*^a , M. Alekhina , A. Tataraidzea , S. Ivashova , A. Bugaeva , F. Soldovieri , “Application of step-frequency radars in medicine”, Proc. of SPIE, 2014.

- [9] Michael Parker, in Digital Signal Processing 101 (Seconda Edizione), 2017.
- [10] Ennio Gambi, Gianluca Ciattaglia e Adelmo De Santis, “People Movement Analysis with Automotive Radar”, Proc. of ISCT International Symposium on Consumer Technologies, 2019.
- [11] R. I. A. Harmanny, J. J. M. de Wit, G. Prémel Cabic, “ Radar Micro-Doppler Feature Extraction Using the Spectrogram and the Cepstrogram”, Proceedings of the 11th European Radar Conference, Ottobre 2014.
- [12] Mathworks documentation , “<https://it.mathworks.com/help/signal/ref/stft.html>”.
- [13] James W.Cooley, Peter A. W. Lewis, e Peter D. Welch, “Historical Notes on the Fast Fourier Transform”, Ottobre 1967.
- [14] T.Instruments, “mmWave studio”, <http://www.ti.com/tool/MMWAVE-STUDIO#technicaldocuments>.
- [15] T.Instruments , “Mmwave Radar Device ADC Raw Data Capture”, Application Report, Ottobre 2018.
- [16] Steffen Heuel, Hermann Rohling, “Pedestrian Classification in Automotive Radar Systems”, IRS 2012, 19th International Radar Symposium, Maggio 2015.
- [17] Aleksandar Angelov, Andrew Robertson, Roderick Murray-Smith, Francesco Fioranelli, “Practical classification of different moving targets using automotive radar and deep neural networks”, IET Radar, Sonar & Navigation, Aprile 2018.