



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

---

**Applicazioni di PCA su mappe**

**Range-Doppler relative all'acquisizione  
radar di soggetti in movimento**

**PCA applications on Range-Doppler maps  
related to radar acquisition of moving**

*Relatore:*

**Prof. Ennio Gambi**

*Tesi di Laurea di:*

**Giacomo Verde**

## INDICE

1	Introduzione.....	3
1.1	Stato dell'arte.....	4
1.2	Breve descrizione della trattazione.....	6
2	Generalità su radar automotive.....	7
2.1	La modulazione del segnale.....	7
2.2	Le bande di frequenza.....	8
2.3	Hardware utilizzato.....	11
2.4	Principi del radar.....	14
3	Software utilizzati.....	20
3.1	mmWave Studio.....	21
3.2	Matlab.....	25
3.2.1	Mappa Range-Tempo.....	26
3.2.2	Mappa Range-Velocità.....	28
3.2.3	Spettrogramma.....	29
4	Tracciati ottenuti.....	31
4.1	Tracciati di soggetto in movimento.....	31
4.2	Tracciati di soggetti trasportatori di oggetti metallici.....	33
5	Classificazione dei Target.....	39
5.1	Analisi delle Componenti Principali.....	39
5.2	Classificatore KNN.....	41
6	Conclusioni.....	44
	Appendice.....	45
	Bibliografia.....	46

## 1.Introduzione

Il presente lavoro di tesi si pone l'obiettivo di classificare diverse tipologie di attività svolte da target situati all'interno del raggio d'azione di un radar. In particolare, lo scopo è stato quello di attribuire alle varie attività la corretta classe di appartenenza mediante l'utilizzo di tecniche di machine learning . In particolare, ciò che si andrà a classificare saranno dei soggetti in movimento. Le tipologie di attività considerate si differenziano sulla base di alcune caratteristiche, quali il tipo di passo e la presenza o meno di oggetti metallici trasportati dai soggetti.

A tal fine è stato utilizzato di un radar automotive TI AWR1642, prodotto dalla azienda americana Texas Instruments. Dopo aver configurato il radar grazie al software mmWave studio, sempre fornito dalla Texas Instruments, che permette di settare alcuni parametri fondamentali, si è proceduto con l'acquisizione di soggetti in movimento. Di seguito i dati relativi sono stati esportati ed elaborati grazie a Matlab, un ambiente per il calcolo numerico. Attraverso l'uso Di algoritmi di processing sono stati ottenuti dei particolari tracciati (mappe spazio-tempo, mappe range-doppler, spettrogrammi), dai quali si possono estrarre informazioni relative alle componenti doppler e micro-doppler, necessarie per la classificazione dei vari target.

Lo scopo ultimo di questo lavoro sarà quello di riuscire ad identificare soggetti pericolosi che trasportano armi da fuoco, simulati da soggetti che trasportano oggetti di metallo.

Prima di procedere con una illustrazione più approfondita dei dati riguardanti la ricerca effettuata, è opportuno approfondire l'utilità e l'importanza che i radar rivestono nella società scientifica odierna.

## 1.1 Stato dell'arte

I radar, il cui acronimo sta per Radio Detection e Ranging System, sono sistemi elettromagnetici usati per localizzare, determinare la distanza degli oggetti dal luogo dove è posto il radar e in alcuni casi anche misurare la velocità di target in movimento. Questa tecnologia funziona irradiando energia nello spazio e monitorando gli eco, ovvero i segnali riflessi.

Il principio base di un radar è quello di trasmettere onde elettromagnetiche, le quali di seguito, interagendo con uno o più target e con l'ambiente circostante, vengono riflesse in diverse direzioni e rilevate da un ricevitore montato sullo stesso radar.

Per queste caratteristiche, i radar sono ampiamente utilizzati e il loro campo di applicazione risulta molto vario e vasto. Alcuni di questi sono il controllo del traffico aereo e navale in campo civile (radar di sorveglianza o avvistamento) e militare (radar da inseguimento, Radar warning receiver), analisi meteorologica per la rilevazione delle idrometeore e delle turbolenze in tempo reale su un territorio, (nowcasting tramite SODAR), radar satellitari o aviotrasportati per applicazioni di telerilevamento.

Entrando nello specifico, il radar utilizzato in questo caso, è un radar automotive [1], un radar che trova diverse applicazioni nel settore automobilistico.

Infatti negli ultimi tempi le macchine sono sempre più equipaggiate con sistemi di sicurezza caratterizzati da stereo camere, radar e sensori di prossimità.

Implementati per fornire assistenza al guidatore attraverso diversi terminali del driver assistance systems, i radar, grazie alla loro alta precisione ed ottima adattabilità, anche in situazioni non ideali (cattiva illuminazione, brutto tempo, temperature non standard), aumentano l'efficienza della guida e la sicurezza dei passeggeri,

monitorando costantemente la distanza dagli altri veicoli e da eventuali oggetti/persona circostanti alla vettura [2]. A seconda del raggio d'azione si distinguono in Long Range Radar (LRR), Medium Range Radar (MRR), Short Range Radar (SRR) ed ognuno di questi ha diverse funzionalità, che rappresentano un passo fondamentale verso i veicoli a guida autonoma.

Alcuni esempi evidenti di come questa tecnologia stia rendendo la guida sempre più autonomizzata sono l'adaptive cruise control (ACC), un sistema di controllo adattivo della velocità di crociera che modera la velocità della vettura in funzione della distanza dal veicolo davanti, il sistema di anticollisione, che prima di un eventuale impatto predispone varie componenti dell'auto (tensione massima delle cinture di sicurezza, chiusura finestrini e tettuccio, attivazione del pompaggio degli air-bag e dei freni per ridurre la velocità) in maniera da attutire l'impatto, il monitoraggio dei punti ciechi (blind spot detection), che rileva la posizione di veicoli al di fuori della visuale del guidatore, e di eventuali pedoni. Questa ultima applicazione risulta essere un argomento molto importante nella ricerca per la guida assistita.[3] Infatti in questo caso il radar non verrà solamente usato per monitorare le distanze da dei target intorno al veicolo, ma anche per classificarli cercando di individuare la presenza di pedoni.

A tal fine, i sistemi di riconoscimento dei pedoni necessitano di un radar sensore ed un'unità di elaborazione del segnale, in modo tale da ottenere i dati necessari da fornire agli algoritmi di classificazione. Anche se si riscontrano ancora delle difficoltà nell'estrazione delle componenti doppler e micro-doppler necessarie per la classificazione dei target, questa tecnologia ha un enorme potenziale in diverse aree di applicazione. Ad esempio potrebbe essere utilizzata per garantire la sicurezza in luoghi pubblici attraverso il riconoscimento di soggetti pericolosi. Infatti l'analisi dei tracciati doppler relativi a diversi soggetti in movimento permette di sapere in maniera preventiva se qualcuno tra di loro stia trasportando delle armi.[4] È di

notevole interesse anche l'impatto che potrebbe avere l'uso dei radar nel settore domotico. Oltre a potere garantire una maggiore sicurezza della casa, potrebbero essere utilizzati per automatizzare le interazioni con i dispositivi elettronici. Implementando un radar nella loro costruzione, sempre sfruttando i tracciati micro-doppler, si riuscirebbe a regolare l'accensione, il loro funzionamento e lo spegnimento in remoto attraverso magari un semplice gesto della mano. [5] Ed in fine, per dimostrare la consistenza che questa tecnologia ci offre, è importante evidenziare come sia riuscita a trovare spazio anche nel settore biomedicale.[6] Infatti, grazie alla notevole accuratezza e precisione, questa tecnologia viene sfruttata per monitorare i parametri vitali di un soggetto.

## **1.2 Breve descrizione della trattazione**

Dopo aver esplorato una piccola parte di ciò che la letteratura scientifica espone oggi e aver fatto mostrato come i radar rivestano un ruolo nel mondo delle Telecomunicazioni, si può entrare nel dettaglio ed andare a descrivere questo elaborato, mostrando una prima linea generale. Nel capitolo 2 si parlerà delle caratteristiche principali del radar automotive e i suoi principi di funzionamento. Successivamente nel capitolo 3 verranno illustrati i software utilizzati, il mmWave studio fondamentale per configurare il radar, e matlab attraverso il quale si elaboreranno i dati per ottenere i grafici d'interesse per lo studio della trattazione. Nel capitolo 4 invece verranno illustrate le diverse dinamiche seguite per eseguire le acquisizioni mostrando le relative elaborazioni grafiche dei dati. Infine nel capitolo 5 si vedrà come classificare i tracciati ricavati dalle acquisizioni servendosi prima dell'algoritmo PCA (Analisi delle componenti principali) e in seguito del classificatore.

## 2 Generalità su Radar Automotive

### 2.1 La modulazione del segnale

Prima di soffermarci sulle caratteristiche del radar usato per questa trattazione è utile presentare le principali differenze tra i diversi radar automotive che si trovano in commercio

La prima caratteristica importante riguarda il tipo di modulazione che il radar automotive sfrutta. Prima però si illustreranno brevemente i differenti tipi di modulazione

Le principali tecniche di modulazione si basano sul modificare i parametri tipici della portante, ovvero i parametri caratteristici di un'onda: ampiezza e frequenza. La modulazione in ampiezza (AM) consiste nel modulare l'ampiezza del segnale radio che si intende usare come portante in maniera proporzionale all'ampiezza del segnale che si intende trasmettere (modulante). Il segnale modulato ha la stessa frequenza della portante. Il segnale in uscita è un'onda la cui ampiezza è massima nei punti in cui la modulante presenta i picchi positivi, minima in corrispondenza dei picchi negativi.

I principali inconvenienti sono l'estrema sensibilità ai disturbi ed alle condizioni di propagazione, in quanto qualsiasi disturbo si va di fatto a sommare direttamente al segnale che si sta trasmettendo. Per questi motivi la modulazione AM non viene molto utilizzata. Per quanto riguarda la modulazione in frequenza (FM), si va a modulare la frequenza del segnale della portante in maniera proporzionale alla frequenza del segnale che si intende trasmettere. Rispetto alla modulazione di ampiezza ha il vantaggio di essere molto meno sensibile ai disturbi e di permettere una trasmissione di miglior qualità, anche se si necessita di

circuiti molto più complessi sia per la generazione del segnale da trasmettere che per la sua ricezione.

Un'ulteriore sottolineatura importante da fare riguarda il tipo della portante usata dal radar. Si distinguono infatti due tipologie: radar ad impulsi e radar ad onda continua. I primi trasmettono una sequenza di impulsi a bassa potenza in maniera ciclica con un determinato intervallo di tempo, mentre i secondi trasmettono un segnale continuo. La differenza sostanziale tra i due oltre a livello circuitale, riguardano le caratteristiche quali sensibilità, risoluzione spaziale, portata, qualità rapporto segnale rumore.

Nel nostro caso il radar è ad onda continua (CW) e sfrutta la modulazione in frequenza. Per questo motivo il radar prende il nome di radar FMCW. La peculiarità di questi radar è quella di trasmettere dei segnali chiamati Chirp, ovvero delle sinusoidi la cui frequenza varia linearmente in un dato intervallo di tempo, passando dal valore minimo al valore massimo della banda utilizzata.

La scelta tra i diversi radar è ricaduta su quelli di tipo FMCW per diversi motivi. Oltre ad essere semplici da usare ed avere dimensioni ridotte, e quindi facili da trasportare, presentano una elevata sensibilità, un'ottima risoluzione spaziale e di conseguenza una buona affidabilità per quanto riguarda le acquisizioni fatte. Tuttavia la loro prerogativa è quella di permettere di risalire alla posizione dei target e alla loro velocità attraverso determinati algoritmi applicati durante la fase di signal processing.

## **2.2 Le bande di frequenza**

Un ulteriore concetto importante legato ai segnali radar è la banda di frequenze. Quando si parla di banda, si intende la sezione dello spettro elettromagnetico che viene usata per trasmettere delle onde radio, e questa può variare a seconda del



campo di applicazione. Infatti, ai giorni nostri, lo spettro delle frequenze radio è estremamente sfruttato e viene per comodità diviso in varie bande di frequenza dai 3 kHz delle frequenze molto basse (VLF) fino ai 300 GHz delle frequenze estremamente alte (EHF). Quindi le bande di frequenza sono divise in base alle caratteristiche che ne determinano l'impiego in certi settori piuttosto che in altri.

Di seguito si mostra brevemente come lo spettro delle frequenze sia stato suddiviso e i relativi campi di impiego:

-Extremely low frequency (ELF):

frequenze sotto i 3 kHz, corrispondenti a lunghezze d'onda superiori ai 100 km.

-Very low frequency (VLF), Low frequency (LF), Medium frequency (MF):

Frequenze dai 3 kHz ai 3 MHz, ovvero lunghezze d'onda da 100 km a 100 m.

Queste bande di frequenze sono usate per servizi di tipo analogico a stretta larghezza di banda, impiegati nella navigazione radio a lunga distanza, nel telegrafo marittimo e i canali di soccorso (per l'SOS)

-HF: High Frequency:

Frequenze dai 3 MHz ai 30 MHz, ovvero lunghezze d'onda da 100 ai 10 m.

La maggior parte delle radio onde nella banda HF sono allocate ai servizi di telecomunicazione vocale tra punti fissi o mobili che necessitano di larghezze di banda di meno di 12 kHz per la trasmissione.

-Very High Frequency (VHF), Ultra High frequency (UHF):

Frequenze dai 30 MHz ai 3 GHz, ovvero lunghezze d'onda da 10 m ai 10 cm.

Le frequenze di questa banda sono ulteriormente suddivise in bande il cui uso è stato regolamentato e allocato a vari servizi: alle trasmissioni radio FM, ai canali della televisione VHF e UHF. Tuttavia la maggior parte della banda UHF è usata per i collegamenti a microonde e per la telefonia cellulare.

-Super High Frequency (SHF), Extremely High Frequency (EHF):

Frequenze dai 3 GHz ai 300 GHz, ovvero lunghezze d'onda da 10 cm a 1 mm.

Le onde di queste bande si propagano con forte degradazione del segnale per attenuazione e per cause atmosferiche (vengono riflesse dalle gocce di pioggia). Inoltre subiscono forti perdite di penetrazione, in particolare attorno a pareti ed edifici. Per questi motivi, queste bande di frequenze sono le bande meno usate per comunicazioni terrestri.

Seppur questa banda di frequenze non sia ottimale per le comunicazioni, come appena detto, è interessante come invece sia molto sfruttata nel settore automotive. Infatti gli spettri di emissione dei radar automotive montati sulle autovetture sono caratterizzati da frequenze dell'ordine del GHz.

Inizialmente le industrie usavano solamente la banda a 24 GHz, caratterizzata dalla narrowband (NB), con uno spettro di 250 MHz e dalla ultrawide band (UWB), con una larghezza di banda di 5 GHz, per la costruzione degli short range radar (SRR).

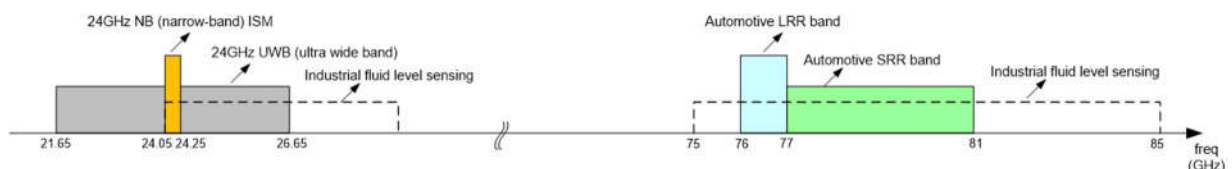


Figura 2.1 bande utilizzate dai radar automotive

[7] Tuttavia negli ultimi tempi le industrie si stanno spostando verso la banda a 77-81 GHz, caratterizzata da uno spettro di 4GHz che permette di incrementare la risoluzione spaziale e l'accuratezza, ove con la prima si intende la possibilità di poter visualizzare in modo distaccato due oggetti molto vicini tra loro, mentre con la seconda si intende la precisione nel misurare la distanza di un oggetto.

Visto che la lunghezza della banda dei radar a 24 GHz è limitata a causa delle leggi di allocazione dello spettro, l'utilizzo dei radar con banda a 77 GHz consente di ottenere prestazioni 20 volte migliori rispetto ad un radar con banda a 24 GHz: infatti questi ultimi hanno una risoluzione di 75 cm, mentre i radar a 77 GHz hanno all'incirca una risoluzione spaziali di 4 cm. Questo migliora anche la misura della minima distanza rilevabile. Grazie a questa tecnologia, si è riusciti ad avere dei miglioramenti negli algoritmi di riconoscimento dei pedoni, usando appunto l'ottima risoluzione spaziale e i tracciati micro-doppler ottenuti dai dati del radar.

Le caratteristiche dei radar a 77 Ghz sono state fondamentali nell'ottenere i risultati di questa tesi.

## 2.3 Hardware utilizzato

Il radar usato in questo caso è il modello AWR1642 prodotto dalle industrie americane TEXAS INSTRUMENTS [8]. Implementando la tecnologia MIMO (Multiple in Multiple out), che sfrutta a proprio vantaggio i percorsi multipath dei segnali emmessi, il radar utilizza due canali di trasmissione e quattro canali di ricezione



*Figura 2.2 sensore radar TI AWR1642*

Il radar è montato su una evaluation board, ovvero su una scheda elettronica, in particolare su AWR1642 BOOST.

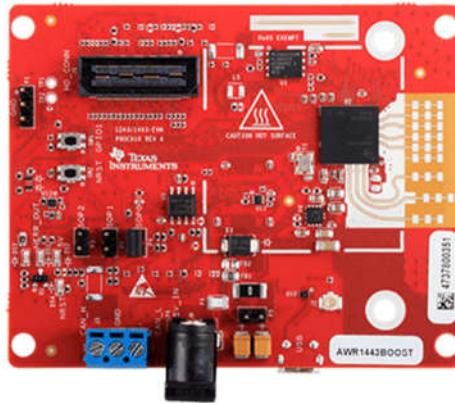


Figura 2.3 Scheda AWR1642BOOST per radar automotive TI AWR1642

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. Successivamente tale frequenza viene campionata da un convertitore analogico digitale (ADC) alla frequenza massima di 12 MHz.

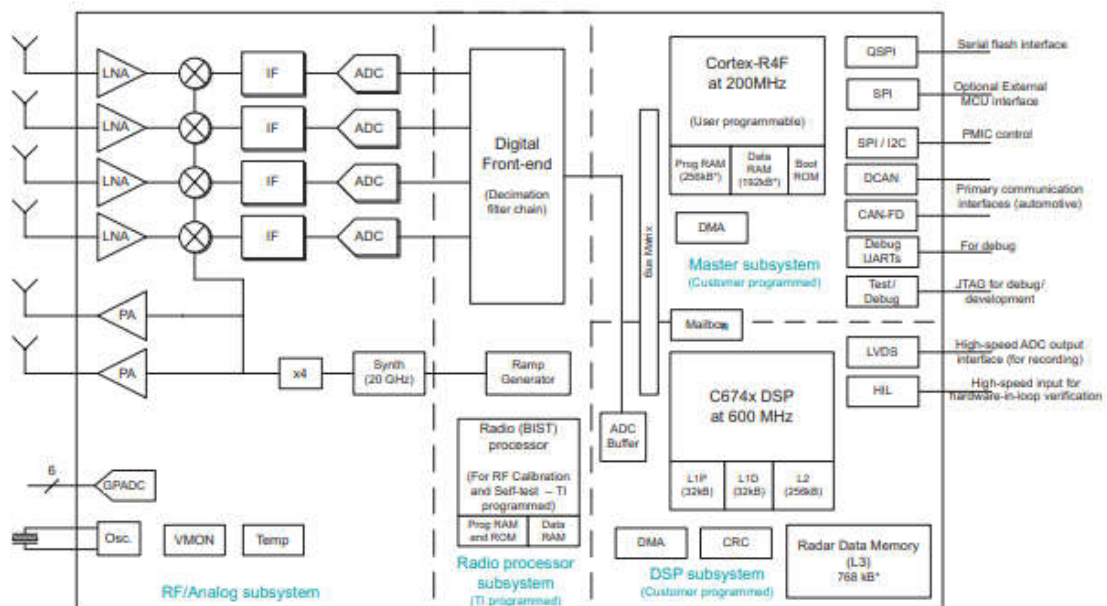


Figura 2.4 Schema a blocchi per RF front end

I dati generati dalla scheda radar sono inviati tramite un BUS LVDS (Low-voltage differential signaling) a una scheda FPGA (Field Programmable Gate Array) [9], in questo caso una DCA1000EVM che ci assicura acquisizione dei dati in tempo reale e streaming per 2 e 4 canali di traffico LVDS. Il ruolo della DCA1000 è quello di riconoscere i campioni elaborati dall' AWR1642 BOOST, in modo da inviarli tramite cavo ethernet ad un PC e procedere con l'elaborazione dei dati acquisiti mediante un software di calcolo, nel nostro caso si tratta di MATLAB.

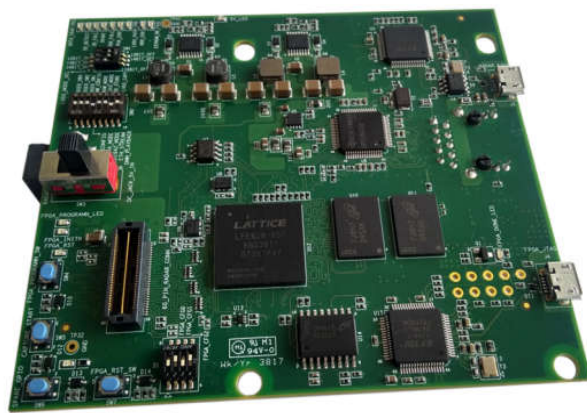
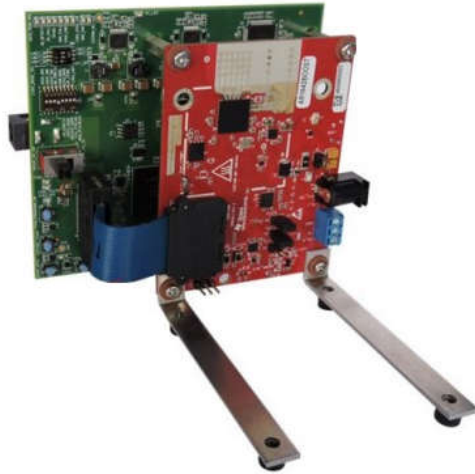


Figura 2.5 Scheda FPGA utilizzata per acquisizione dei dati in real-time

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. Importante sottolineare che, essendo il campo visivo del radar ortogonale alla PCB, ovvero al circuito stampato, il AWR1642BOOST e la DCA1000EVM devono essere posizionati verticalmente durante la fase di acquisizione dei dati.



*Figura 2.6 AWR1642 BOOST e scheda DCA1000 correttamente posizionate*

## **2.4 Principi del radar**

In questo capitolo si discuteranno i principi di funzionamento secondo i quali è possibile calcolare la distanza e la velocità dei target che si trovano all' interno del raggio d' azione dei radar FMCW [10].

Il funzionamento di questi si basa sul fenomeno fisico denominato backscattering. Le onde elettromagnetiche irradiate nello spazio, vengono riflesse nel momento in cui incidono la superficie di un qualsiasi oggetto che si trova lungo il loro percorso. L' eco, ovvero il segnale di ritorno, viene succesivamente rilevato dall' antenna ricevente dopo un certo tempo  $t$ .

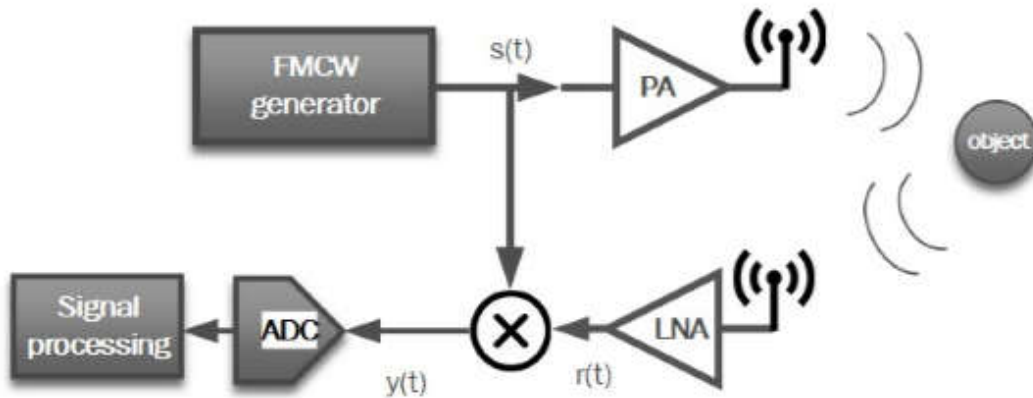


Figura 2.7 Circuito semplificato del radar FMCW

Ciascun Chirp in uscita dal generatore è una sinusoide la cui frequenza varia linearmente, con una pendenza positiva di  $K$  ed una durata pari a  $T_r$  tale che  $f_{min}f_{max} = KT_r$ . Il segnale in input, in seguito viene amplificato e correlato al segnale trasmesso ottenendo il segnale caratterizzato dalla frequenza di battimento  $f_b$ , che risulta costante ed è uguale alla differenza della frequenza del Chirp in output e di quelle del Chirp in input.

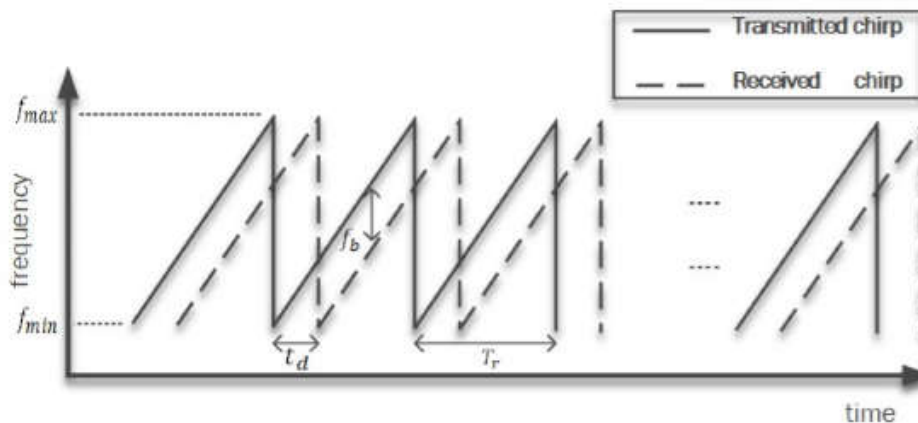


Figura 2.8 Contenuto in frequenza dei chirp in output e input

Il segnale di battimento contiene le informazioni riguardo la posizione degli oggetti. In particolare il tempo di delay, ovvero il tempo di volo del segnale, è rappresentato proprio dalla frequenza di battimento.

Assumiamo che il segnale complesso del chirp sia:

$$s(t) = A_t \exp(j(2\pi f_{min}t + \pi Kt^2)) \quad 0 < t < T_r \quad (1)$$

Con  $f_{min}$  la frequenza di partenza del chirp e  $A_t$  l'ampiezza del segnale trasmesso. Supponendo che un oggetto sia posizionato a distanza  $R_0$  dal radar e il segnale riflesso da questo sia una copia perfetta di  $s(t)$  traslata nel tempo di una quantità pari a  $t_d = 2R_0/c$  ( $c$  rappresenta la velocità della luce), ovvero il tempo di volo, possiamo scrivere il segnale di battimento, relativo alla durata di un singolo chirp, nel seguente modo:

$$y(t) = s(t)s^*(t - t_d) \quad t_d < t$$

$$y(t) = A_t A_r \exp(j(\theta(t) - \theta(t - t_d)))$$

$$y(t) = A_t A_r \exp(j(2\pi f_{min}t_d + 2\pi Kt_d t - \pi Kt_d^2)) \quad (2)$$

dove il terzo termine può essere trascurato perché infinitesimale, infatti  $K$  è dell'ordine di  $10^{12}$  Hz/s, mentre  $t_d$  è circa 1 ns. Pertanto la rappresentazione del segnale di battimento si riduce a:

$$y(t) = A_t A_r \exp(j(2\pi f_{min}t_d + 2\pi Kt_d t)) \quad (3)$$

A questo punto se si sostituisce nell'equazione  $t_d = 2R_0/c$ , si può ricavare la relativa pulsazione e fase del segnale:



$$y(t) = A_t A_r \exp(j(\theta(t) + w_b t)) \quad (4)$$

$$\theta(t) = \frac{4\pi R_0}{\lambda} \quad (5) \qquad w_b = \frac{4\pi K R_0}{c} \quad (6)$$

Dove  $\lambda$  è la lunghezza corrispondente a  $f_{min}$  e vale  $\lambda = c/f_{min}$ .

Conoscendo le equazioni della pulsazione e della fase del segnale di battimento è possibile risalire alla posizione dell'oggetto calcolando  $R_0$ . A tal fine si costruisce una matrice che ha un numero di righe pari al numero dei campioni del chirp e un numero di colonne pari al numero totale di chirp. Successivamente si applica la FFT, di cui si parlerà successivamente, alle colonne della matrice, che contengono i campioni di tutti i chirp, ottenendo lo spettro del segnale di battimento, che presenta un picco in frequenza corrispondente alla distanza dell'oggetto. Siccome questa FFT rivela informazione sulla distanza dei target all'interno del raggio d'azione del radar viene chiamata Range FFT.

Nel caso in cui il target non sia un oggetto fisso, ma si trovi in movimento, ad esempio una persona che cammina, l'approccio cambia.

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 d'eco, fenomeno fisico che prende il nome di effetto-doppler, che permette di risalire alla velocità del target. Prima di proseguire con la spiegazione di come si determina la velocità del target, è utile illustrare brevemente come funziona l'effetto doppler.

Come appena detto, se un'onda (che può essere di origine elettromagnetica, luminosa o sonora) colpisce un oggetto in movimento relativo alla sorgente, l'eco avrà un cambiamento della frequenza. Lo slittamento di frequenza espresso come  $\Delta f = f_{RX} - f_{TX}$ , dove  $f_{RX}$  e  $f_{TX}$  indicano rispettivamente la frequenza ricevuta e trasmessa, è strettamente correlata con la distanza percorsa dall' oggetto nel seguente modo:

$$\Delta f = -\frac{2dr(t)/dt}{\lambda} \quad (7)$$

dove  $\lambda = c/f_{TX}$  rappresenta la lunghezza d'onda ed il segno meno viene introdotto quando l'oggetto si allontana dalla sorgente. A questo punto risulta facile ricavare la velocità  $v = dr(t)/dt$  in funzione della frequenza Doppler nel seguente modo:

$$v = -\frac{\lambda \cdot \Delta f}{2} \quad (8)$$

Per quanto detto, supponendo che il target sia una persona in movimento, il contenuto spettrale del segnale di ritorno conterrà anche informazioni relative al movimento delle braccia e delle gambe. Queste rappresentano le componenti micro-doppler del segnale, e risultano fondamentali nei processi di classificazione. Infatti ad andature differenti corrispondono movimenti di braccia e gambe differenti, che si traducono in diverse componenti micro-doppler.

Tornando al nostro caso, si suppone che il target in movimento percorra una distanza  $R = R_0 + x(t)$  (9), variabile nel tempo. Assumendo che lo spostamento sia radiale, definiamo  $x(t) = vt$  (10), dove  $v$  indica la velocità radiale. Riprendendo la (3) e sostituendo opportunamente la (9) e la (10) si ottiene:

$$y(t) = A_t A_r \exp(j \left( 4\pi \frac{R_0}{\lambda} + 4\pi K \frac{R_0}{c} t + 4\pi K \frac{v}{c} t^2 + 4\pi \frac{v}{\lambda} t \right)) \quad (11)$$

di cui i primi due termini si annullano se poniamo  $R_0 = 0$ , mentre il terzo ha contributo infinitesimale in quanto  $t \rightarrow 0$ . Per tanto riscrivendo la (8) con gli ultimi accorgimenti si ottiene:

$$y(t) = A_t A_r \exp(j \left( 4\pi \frac{v}{\lambda} t \right)) \quad (12)$$

In questa forma il segnale di battimento contiene l'informazione relativa alla velocità del target.

A livello pratico, per calcolare la velocità di un soggetto che si muove radialmente rispetto al radar, bisogna trasmettere almeno due chirp, uno successivo all'altro, con un determinato intervallo di tempo. L'eco relativi a questi chirp subirà delle diverse variazioni in frequenza, a causa dell'effetto doppler, in quanto i segnali trasmessi incontreranno il target a distanze diverse. Quindi se si applica una FFT lungo le righe della matrice, a cui in precedenza è stata applicata la FFT Range, si riesce ad estrarre l'informazione riguardante la velocità del target istante per istante.

### 3 Software utilizzati

#### 3.1 mmWave Studio

Il mmWave Studio è un software realizzato dalla Texas Instruments [11], che permette di controllare il corretto funzionamento del radar inviando determinati comandi al dispositivo attraverso la Serial Peripheral Interface (SPI), un bus di comunicazione utilizzato dal microcontrollore (MCU) per gestire il resto dei circuiti integrati.

In particolare questo programma ci permette di configurare i parametri del radar, e soprattutto dà la possibilità di operare dei cambiamenti sulle features caratteristiche del segnale di chirp e dei frame (ovvero un insieme di chirp). È importante sottolineare che modificando tali parametri si avranno diverse prestazioni del radar.

Nella seguente figura si mostrano le variabili relative ai Chirp.

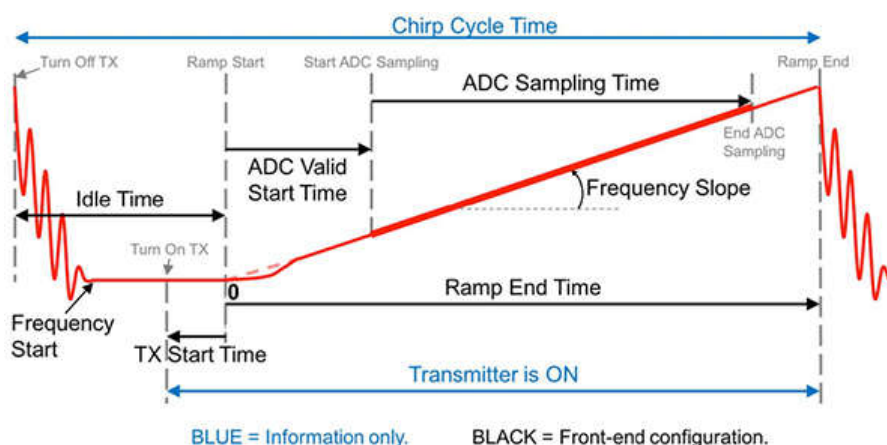


Figura 3.1 Segnale di chirp nella modulazione FMCW

Il tracciato in rosso rappresenta l'evoluzione in frequenza del segnale di chirp, a cui sono associati due tempi diversi: il tempo di inizio trasmissione (TX start time) e il tempo di inizio campionamento (ADC valid start time). Il primo indica l'istante di accensione del trasmettitore, mentre il secondo definisce il tempo valido per il

campionamento del segnale. Questo viene introdotto per evitare che il campionamento inizi nella fase iniziale della trasmissione del segnale, quando la frequenza non cresce linearmente. La durata totale della trasmissione del chirp invece è indicata dal Ramp End time, seguito da un tempo morto (idle time), durante il quale la frequenza torna al valore minimo, che precede la trasmissione del chirp successivo. Particolare attenzione va al frequency slope ( $S$ ), infatti la lunghezza di banda utilizzata, non coincide con la lunghezza di banda disponibile, ma al prodotto tra il Ramp End Time e la pendenza della rampa. Siccome la risoluzione spaziale ( $Res$ ) è legata alla larghezza di banda ( $B$ ) nel seguente modo:

$$Res = \frac{c}{2B} \quad (13)$$

Aumentare la pendenza della rampa implica un miglioramento della risoluzione. Tuttavia una maggiore pendenza, causa una diminuzione del raggio d'azione del radar, infatti questi sono inversamente proporzionali:

$$Range_{max} = \frac{B_{max}c}{2S} \quad (14)$$

Per tanto al valore del frequency slope è legato un problema di trade off. Per quanto riguarda il tempo di campionamento ( $T_{ADC}$ ), questo varia a seconda del numero di campioni che si decide di assegnare ad ogni chirp e in base alla frequenza di campionamento del segnale in accordo con la relazione:

$$T_{ADC} = n_c / f_c \quad (15)$$

dove  $n_c$  indica il numero di campioni acquisiti per ogni chirp, mentre il periodo di campionamento  $t_c$  risulta essere l'inverso della frequenza di campionamento  $f_c$ . Si noti anche che il tempo di campionamento è minore del Ramp End Time, di conseguenza la banda di frequenza realmente utilizzata risulta più piccola di quella effettivamente disponibile e vale:

$$B = n_c T_C S \quad (16)$$

Ne segue una riduzione della risoluzione spaziale.

Un altro aspetto interessante riguarda quali parametri influiscono sulla possibilità di calcolo della velocità di un oggetto in movimento. In questo caso la massima velocità ( $v_{max}$ ) misurabile dipende dalla durata di un singolo chirp, ovvero la differenza di tempo tra la trasmissione di due chirp successivi. Quindi con il tempo di chirp ( $T_C$ ) si intende la somma dell'Idle Time e del Ramp End Time, e tanto risulterà minore tanto maggiore sarà la velocità massima misurabile:

$$v_{max} = \frac{\lambda}{T_c} \quad (17)$$

dove con lambda si intende la lunghezza d'onda del segnale usato. Non vale lo stesso per la risoluzione di velocità ( $Rev$ ), ovvero la precisione nello stabilire la velocità di un oggetto. Tanto più lentamente il trasmettitore passerà dalla frequenza minima a quella massima, tanto migliore sarà la risoluzione. Più precisamente la risoluzione della velocità dipende dalla durata del frame, ovvero il prodotto tra il numero di chirp che formano il frame ( $N_c$ ) e il tempo di chirp ( $T_C$ ), come mostra la seguente relazione

$$(Rev) = \frac{\lambda}{2N_c T_c} \quad (18)$$

Anche in questo caso, come per il frequency slope, assegnare un valore al tempo di chirp risulta ( $T_c$ ) un problema di trade-off.

Nel Nostro caso i parametri usati sono i seguenti:

<i>Numero di campioni</i>	<i>512</i>
<i>Numero di chirp a frame</i>	<i>128</i>
<i>Numero frame</i>	<i>400</i>
<i>Frequenza di campionamento</i>	<i>10 Msps</i>
<i>Pendenza rampa (frequency slope)</i>	<i>60 MHz/<math>\mu</math>s</i>
<i>Frequenza iniziale</i>	<i>77 GHz</i>
<i>(Idle time)</i>	<i>100 <math>\mu</math>s</i>
<i>ADC valid start time</i>	<i>6 <math>\mu</math>s</i>
<i>Ramp End Time</i>	<i>60 <math>\mu</math>s</i>
<i>Periodo di frame</i>	<i>40 ms</i>
<i>Tx start time</i>	<i>0 s</i>

Sostituendo opportunamente i dati nelle equazioni (14) e (16) si ottengono le informazioni relative ai parametri del nostro radar, che risulta avere una banda di trasmissione pari a 1.5 GHz e una risoluzione spaziale di 10 cm.

Una volta settati tutti i parametri desiderati, si procede con le acquisizioni. I dati ottenuti possono essere visualizzati direttamente sul mmWave Studio, che si interfaccia con la scheda DCA1000, in seguito alla fase di Postprocessing.

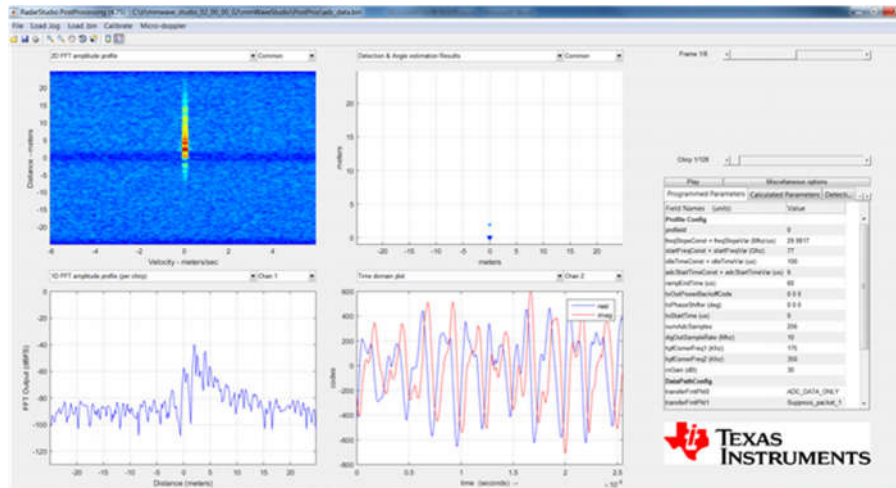


Figura 3.2 Esempio di interfaccia grafica dell’acquisizione radar

Quello che il programma mostra sono quattro diversi tracciati ottenuti da una prima elaborazione dei dati relativi alle acquisizioni fatte: una mappa del profilo di ampiezza del bersaglio rilevato, una mappa della posizione spaziale del target, il plot della FFT del segnale di chirp (dominio della frequenza) e quello del segnale nel dominio del tempo.

[12] Nel nostro caso, tutti i dati ottenuti vengono spostati su pc, dove verranno rielaborati utilizzando matlab, collegando la scheda FPGA con un cavo ethernet allo stesso pc. A tal fine bisogna salvare tutti i dati binari delle acquisizioni. Tuttavia 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. Quindi, una volta trasferiti tutti i dati sul pc, all’interno delle relative cartelle si presenta questo:



Nome	Ultima modifica	Tipo	Dimensione
adc_data.bin	03/02/2020 15:22	File BIN	0 KB
adc_data	25/09/2018 11:14	MATLAB Figure	230 KB
adc_data	25/09/2018 11:14	File PNG	111 KB
adc_data_CP_0.bin	31/10/2019 15:25	File BIN	0 KB
adc_data_CQ_0.bin	31/10/2019 15:25	File BIN	0 KB
adc_data_DSP_0.bin	31/10/2019 15:25	File BIN	0 KB
adc_data_log	25/09/2018 11:14	Documento di testo	4 KB
adc_data_log.log_rerun	10/04/2019 12:02	File LOG_RERUN	4 KB
adc_data_LogFile	31/10/2019 15:25	Documento di testo	2 KB
adc_data_LogFile.txt_rerun	13/04/2019 14:32	File TXT_RERUN	3 KB
adc_data_R4F_0.bin	31/10/2019 15:25	File BIN	0 KB
adc_data_Raw_0.bin	31/10/2019 15:26	File BIN	413.362 KB
CalibData	25/09/2018 11:14	Documento di testo	2 KB
DigPeriodicMonReport	25/09/2018 11:14	Documento di testo	0 KB
InvalidConfigErr	25/09/2018 11:14	File con valori sep...	2 KB
IsNvidiaOldCardMode	25/09/2018 11:14	Documento di testo	1 KB
libgcc_s_dw2-1.dll	25/09/2018 11:14	Estensione dell'ap...	118 KB
libstdc++-6.dll	25/09/2018 11:14	Estensione dell'ap...	1.003 KB
libwinpthread-1.dll	25/09/2018 11:14	Estensione dell'ap...	69 KB
Packet_Reorder_Zerofill	25/09/2018 11:14	Applicazione	11 KB
PackFile - Copia	17/07/2019 14:59	MATLAB Data	9 KB
PackFile	31/10/2019 15:25	MATLAB Data	211 KB
pktlogfile.txt_rerun	13/04/2019 14:37	File TXT_RERUN	1 KB

Figura 3.3 Cartella contenente tutti i file relativi all'acquisizione

Dove `adc_data_Raw_o.bin` è il file contenente i dati in disordine. A questo punto accedendo al prompt dei comandi, una volta che si è posizionati nella cartella desiderata, si lancia la funzione `Packet_Reorder_Zerofill` che riordina e sostituisce i dati danneggiati del file `adc_data_Raw_o.bin` inserendoli in un file di destinazione che in questo caso è un file `adc_data.bin`, inizialmente vuoto. Questo procedimento deve essere svolto per ogni acquisizione fatta. Al termine di questa operazione tutti i file `adc_data.bin` contengono i dati relativi alle acquisizioni fatte e possono essere utilizzati su matlab.

## 3.2 Matlab

Grazie a Matlab, si è in grado di estrarre tutte le informazioni dai dati acquisiti relativi a distanze, velocità del target e componenti doppler per costruire i rispettivi tracciati

Range-tempo, Range-velocità e spettrogrammi. Di seguito si illustrano i procedimenti e gli algoritmi usati per ottenere tutti i tracciati sopra nominati.

Tuttavia prima di procedere con quanto detto, è necessario, illustrare la teoria riguardante la trasformata di Fourier discreta (DFT), strumento fondamentale in questo trattato. Questo algoritmo permette di visualizzare il contenuto spettrale di un segnale discreto, quindi il suo modulo e la sua fase. Per ottimizzare l'elaborazione dei calcoli, con una notevole riduzione dei tempi di calcolo, la DFT si appoggia alla Fast Fourier Transform (FFT). Un'altra versione della trasformata di Fourier che è stata utilizzata è la Short Time Fourier Transform. A livello procedurale questa divide il segnale in un numero finito di segmenti a cui viene applicata la trasformata di Fourier separatamente.

### **3.2.1 Mappa Range-Tempo**

Per prima cosa bisogna esportare un file `adc_data.bin` (questo passaggio è richiesto in tutti e tre i casi) in Matlab.

I file esportati vengono salvati nella variabile `adcData`, una matrice che risulta avere dimensione  $4 \times 26214400$ . Le 4 righe, che corrispondono ai quattro ricevitori del radar, contengono i campioni del segnale ricevuto da ciascuno di essi. Per ottenere tutti i campioni in un unico vettore, si sommano tutte le righe. A questo punto si esegue un riordinamento dei campioni utilizzando la funzione `reshape`, in modo tale da ottenere una matrice  $512 \times 51200$ , le cui righe sono il numero di campioni usati per campionare il segnale di chirp e il numero di righe corrispondono al numero totale di chirp trasmessi.

Per ottenere la mappa range-tempo, come visto in precedenza, bisogna applicare la FFT Range alle colonne della matrice ottenuta

In seguito la fft shift viene usata per riorganizzare la trasformata di Fourier spostando la componente a frequenza zero al centro dell'array. Una volta settati coerentemente gli assi, si visualizza il tracciato utilizzando la funzione surf, che permette di visualizzare l'intensità delle componenti doppler rilevate dal radar.

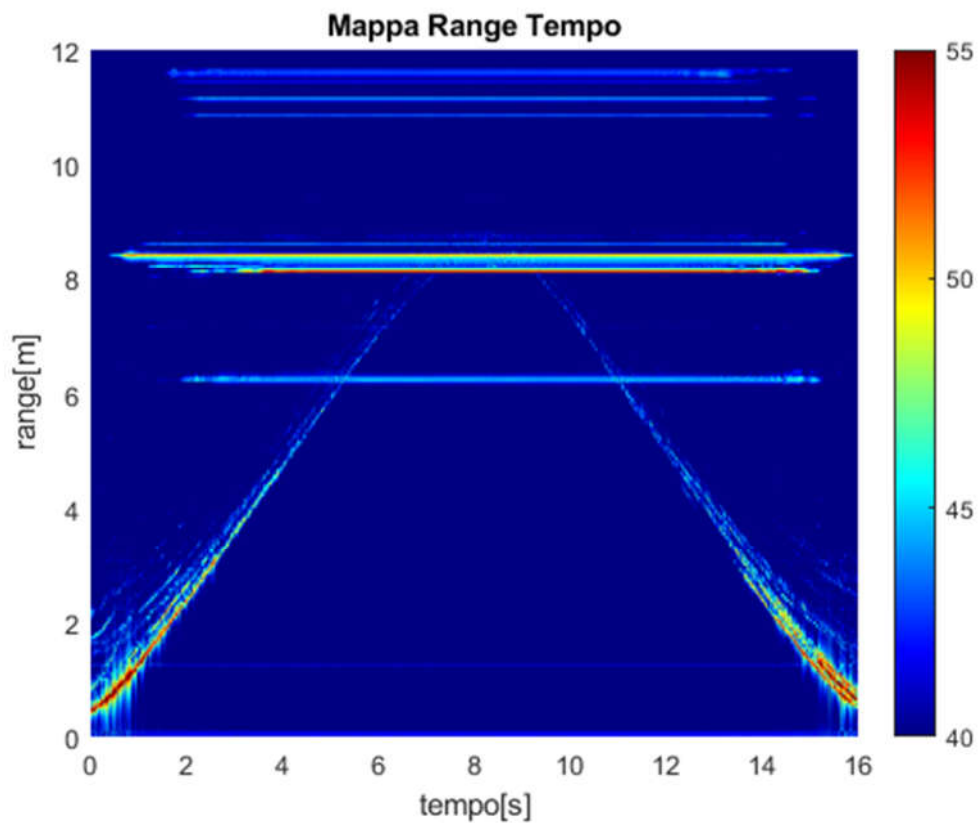


Figura 3.4 Mappa Range-Tempo

Questo tracciato mostra la posizione del target nel tempo. Se si hanno solamente oggetti fissi questi verranno visualizzati ad una distanza costante nel tempo. Nel caso in cui sia presente anche un target in movimento, il tracciato mostrerà una curva che rappresenta la variazione della distanza del target rispetto al radar.

### 3.2.2 Mappa Range-Velocità

Partendo sempre dalla matrice, ottenuto eseguendo il reshape sopra illustrato, in questo caso si applica una FFT bidimensionale. Lungo le colonne si applica la FFT RANGE che rivela il contenuto spaziale, mentre lungo le righe, ovvero agli stessi campioni di chirp successivi, si applica una FFT che permette di estrarre l'informazione relativa alla velocità del target durante il tempo d'acquisizione.

Dopo aver applicato la fftshift e, anche in questo caso, costruito opportunamente gli assi di riferimento, si può plottare il modulo della trasformata.

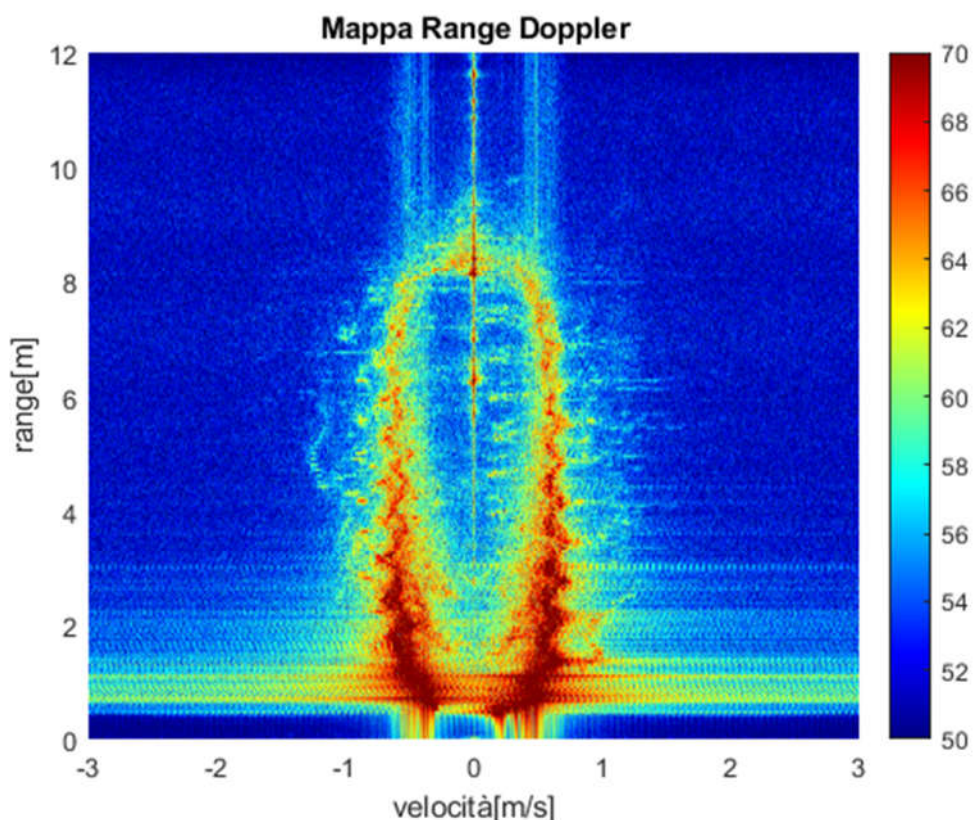


Figura 3.5 Mappa Range-velocità

La mappa mostra la distanza percorsa dal target in movimento associata alla sua velocità istante per istante, per tutta la durata dell'acquisizione. I valori negativi

dell'ascissa indicano la velocità del soggetto mentre si allontana radialmente dal radar. I valori positivi, analogamente, indicano la velocità del soggetto che si sta avvicinando al radar. Le componenti doppler presenti sull'asse passante per il valore nullo delle velocità sono tutte relative ad oggetti fissi all'interno del raggio d'azione del radar.

### 3.2.3 Spettrogramma

Per il calcolo dello spettrogramma si parte dalla matrice ottenuta usando la FFT RANGE. In questo caso si va ad applicare la STFT a ciascuna riga della matrice. Gli spettrogrammi ottenuti da ciascuna riga vengono successivamente sommati tra loro. Costruiti gli assi di tempo e frequenza relativi, plottando lo spettrogramma ottenuto, si ha il seguente risultato

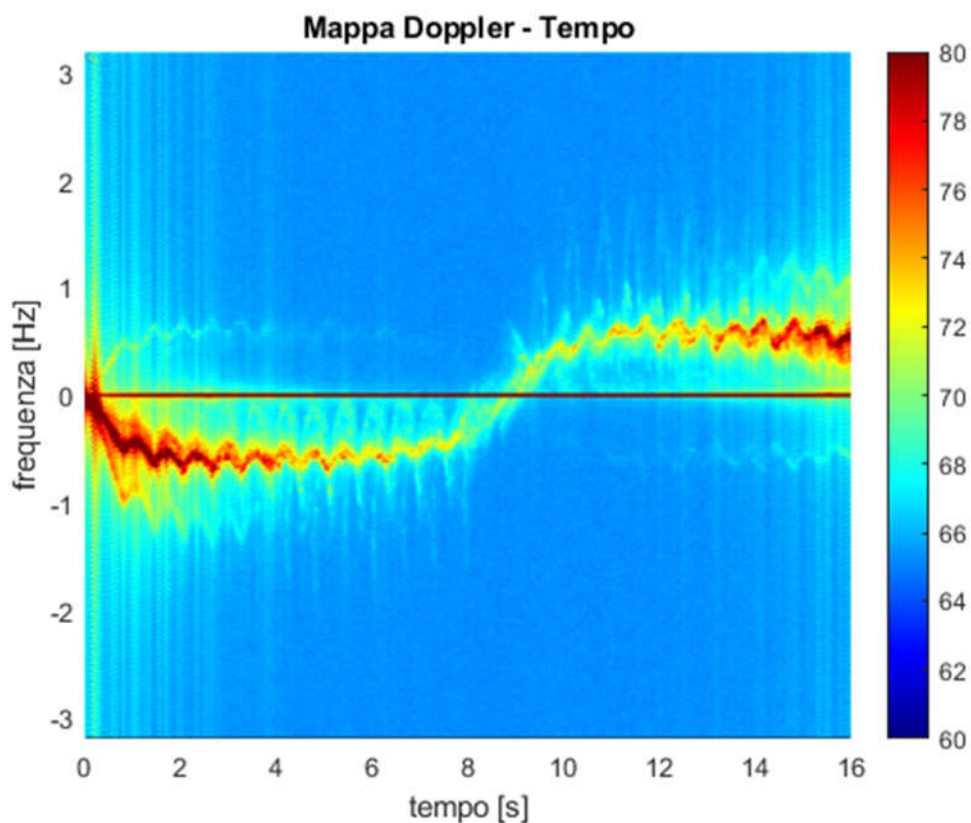


Figura 3.6 Spettrogramma

Il tracciato mostra l'evoluzione nel tempo del contenuto spettrale del segnale in ricezione, ovvero il segnale relativo ad un target che inizialmente si allontana dal radar e in seguito si riavvicina. In questo caso si può notare come siano particolarmente evidenti le componenti doppler e micro-doppler del segnale. Infatti si anticipa che utilizzando le informazioni relative all'evoluzione del contenuto spettrale, sarà possibile procedere con la classificazione di diversi soggetti.

## **4 Tracciati ottenuti**

In questa trattazione, come già detto nell' introduzione, lo scopo è quello di identificare in modo preventivo i soggetti che stanno trasportando armi. Per tanto si sono svolte tre tipi diversi di acquisizioni, illustrate di seguito, in cui la differenza sostanziale è la presenza o meno di oggetti metallici, simulanti delle armi, trasportati dal soggetto. Il principio grazie al quale è possibile distinguere le diverse acquisizioni sta alla base del fenomeno di riflessione delle onde: un'onda elettromagnetica che colpisce un oggetto metallico, ha un minore dispersione di energia, risulta quindi che l'energia del segnale di ritorno è maggiore. Il contenuto spettrale dell'eco sarà caratterizzato da delle componenti in frequenza a maggiore intensità, che nei tracciati sono visualizzate in rosso.

### **4.1 Tracciati di soggetto in movimento**

In questo primo caso, si sono fatte le acquisizioni mentre una persona camminava con un'andatura normale, non sono state poste restrizioni sul tipo di camminata. Partendo da una posizione ravvicinata al radar, il target percorre una distanza radiale al sensore di circa 8 metri, prima allontanandosi e successivamente tornando indietro alla posizione iniziale.

I tracciati ottenuti sono i seguenti:

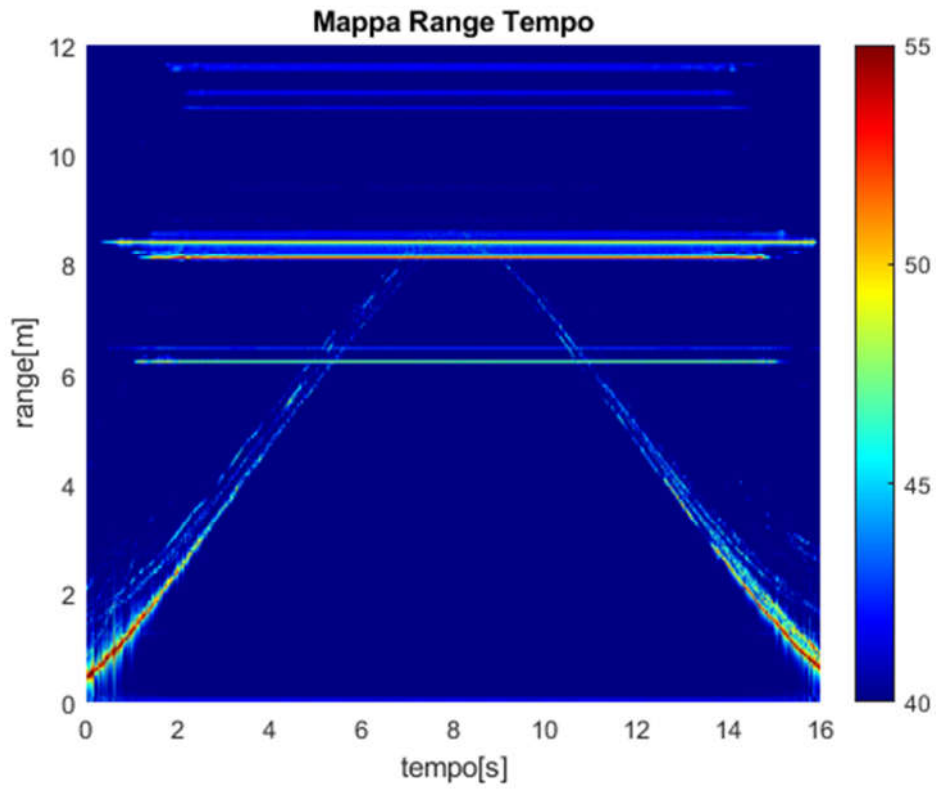


Figura 4.1 Mappa Range-Tempo soggetto in movimento

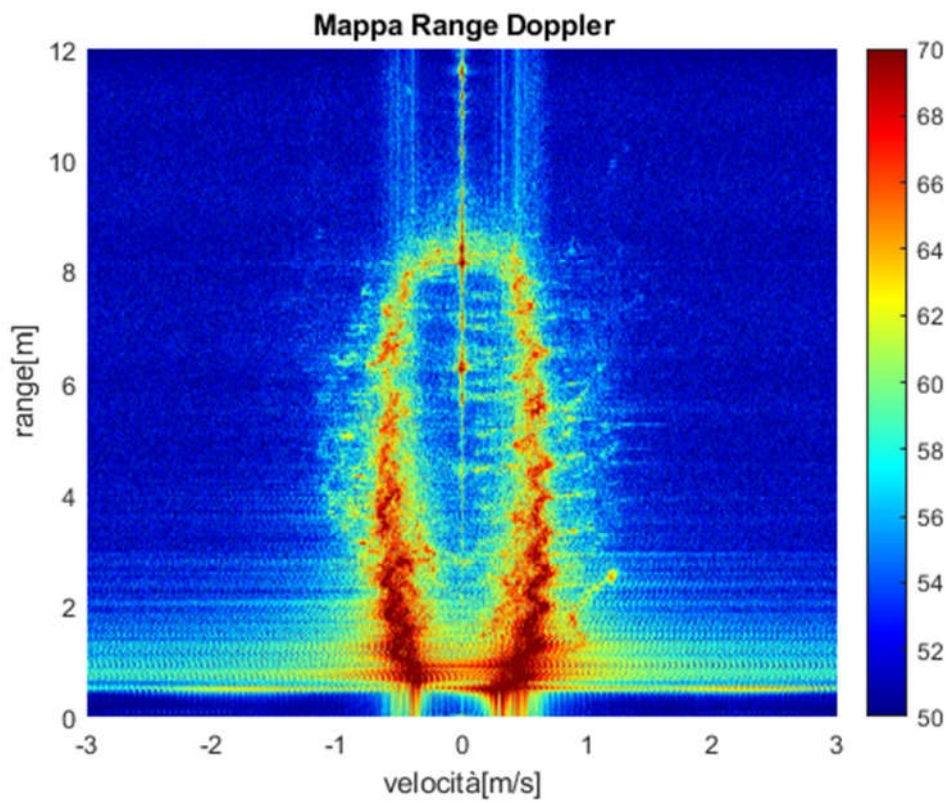


Figura 4.2 Mappa Range-velocità soggetto in movimento



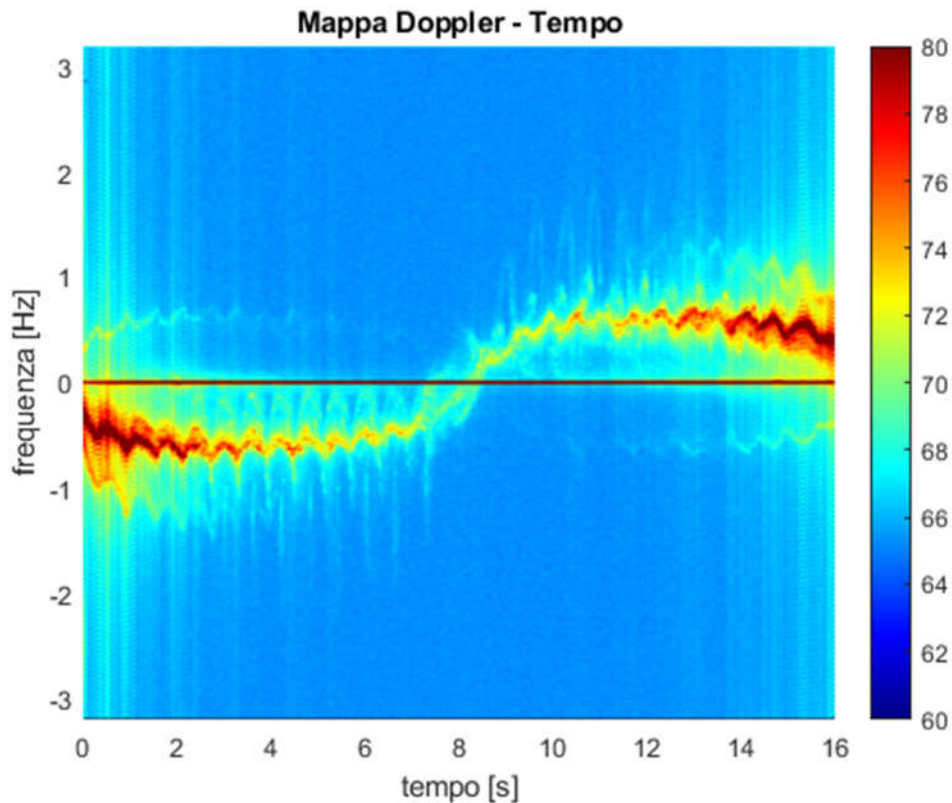


Figura 4.3 Spettrogramma soggetto in movimento

Le componenti micro-doppler in questo caso sono relative al movimento delle braccia e delle gambe del soggetto. Mentre le componenti doppler visualizzate in rosso sono dovute alla riflessione del segnale da parte di superfici relativamente ampie e piatte, ovvero il busto della persona e gli oggetti che si trovano all' interno del raggio del radar.

## 4.2 Tracciati di soggetti trasportatori di oggetti metallici

Queste acquisizioni sono state fatte seguendo due dinamiche diverse.

Nel primo caso ci si è attrezzati di un tubo rivestito di alluminio. Le acquisizioni si sono svolte nella stessa identica maniera delle precedenti, con un'unica differenza. La

persona cammina imbracciando il tubo, simulando un individuo che impugna un fucile. I seguenti sono i tracciati ottenuti:

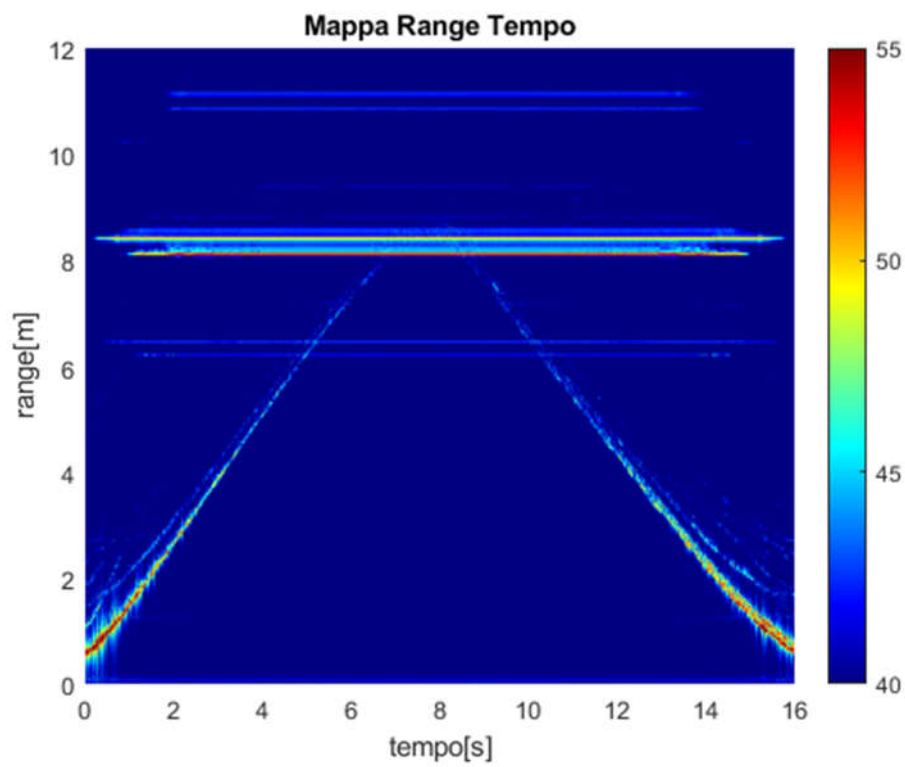


Figura 4.4 Mappa Range-Tempo soggetto trasportatore di oggetti metallici in mano

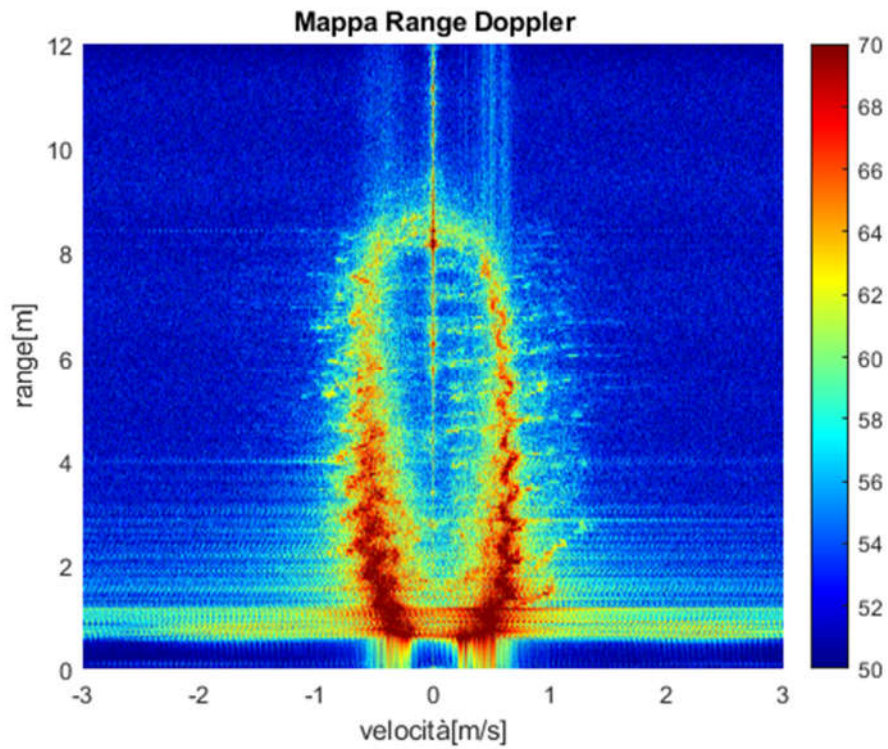


Figura 4.5 Mappa Range-Velocità soggetto trasportatore di oggetti metallici in mano

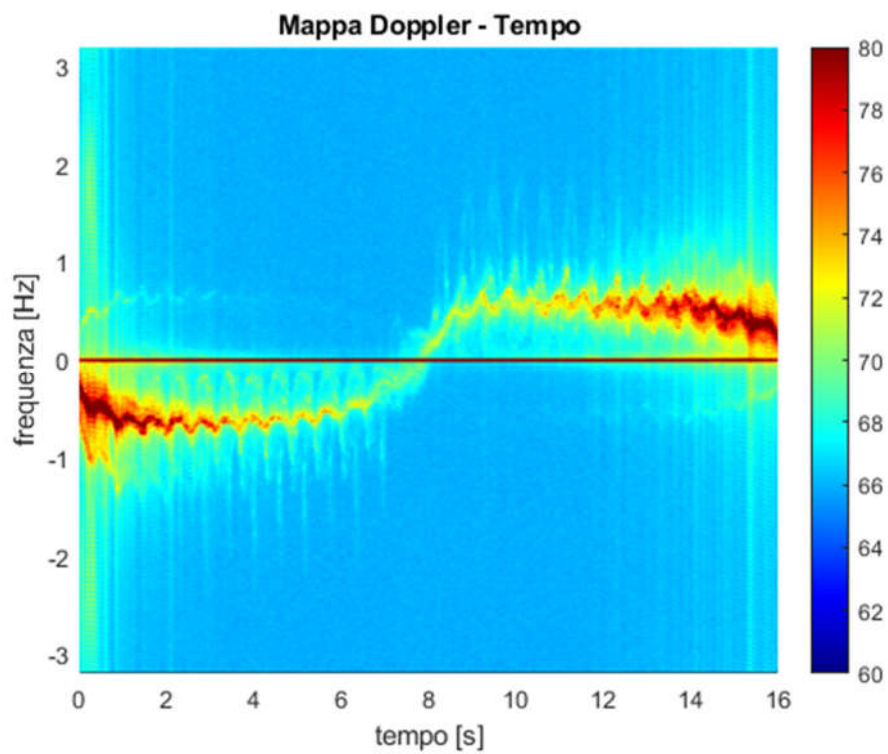


Figura 4.6 Spettrogramma soggetto trasportatore di oggetti metallici in mano

Nel secondo caso invece si è utilizzato un cilindro metallico, di dimensioni minori. Le acquisizioni sono state fatte mentre il soggetto camminava indossando una giacca, sotto la quale nascondeva il cilindro. Di seguito si illustrano le relative elaborazioni grafiche delle acquisizioni fatte:

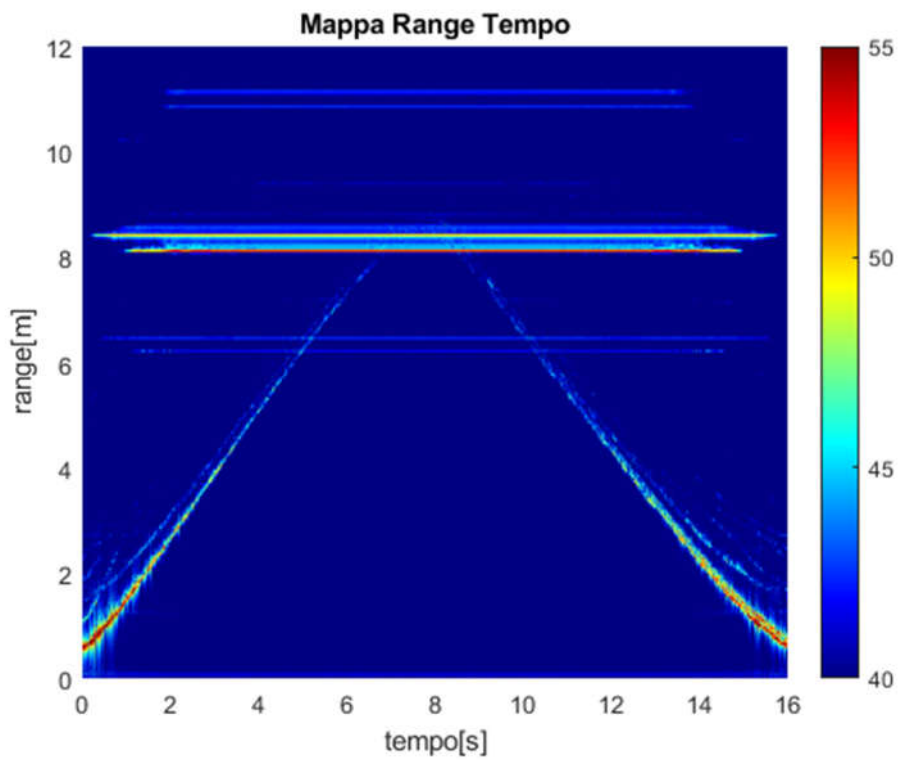


Figura 4.7 Mappa Range-Tempo soggetto trasportatore di oggetti metallici sotto i vestiti

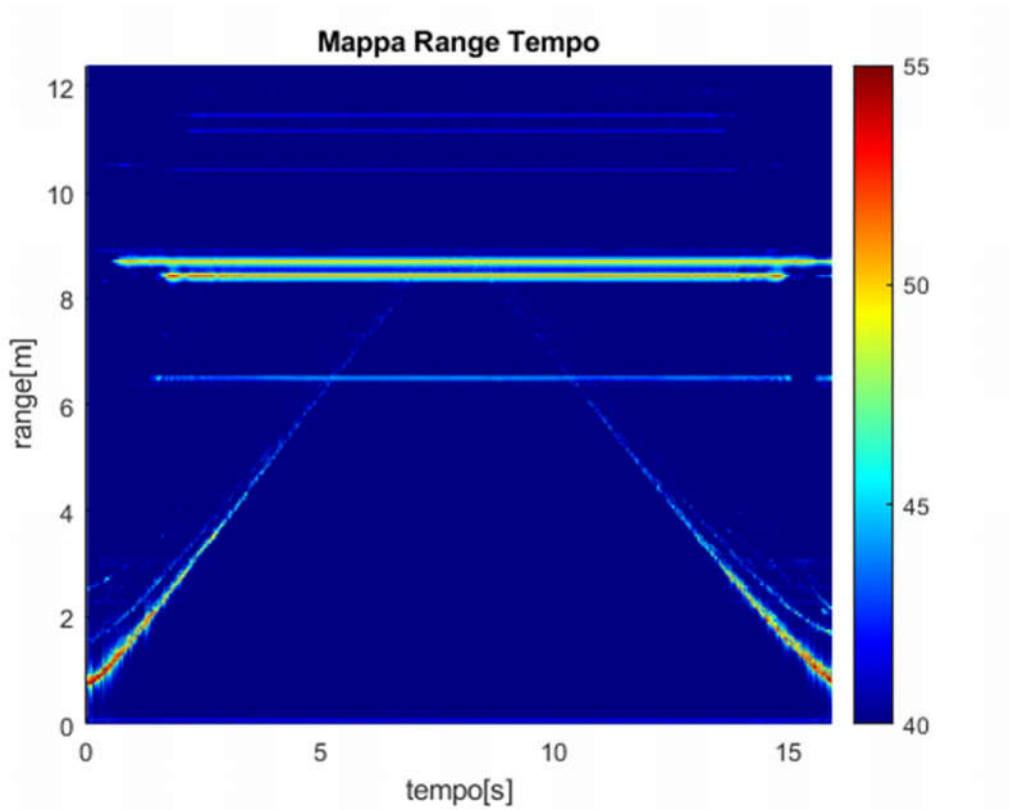


Figura 4.8 Mappa Range-Velocità soggetto trasportatore di oggetti metallici sotto i vestiti

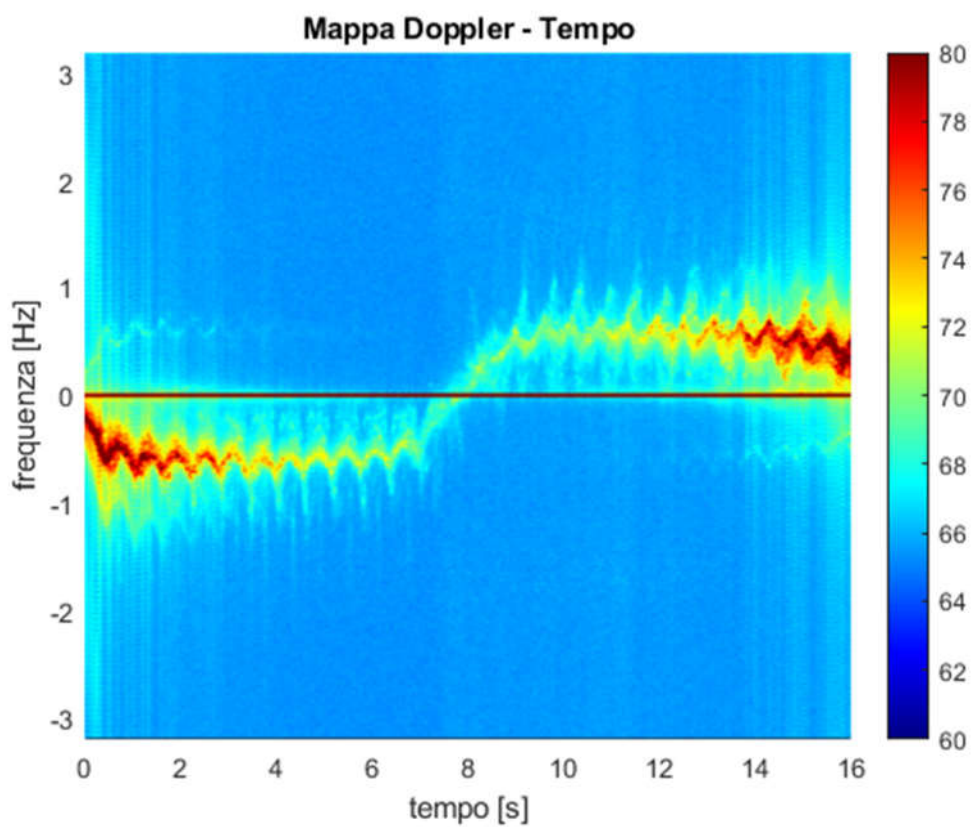


Figura 4.9 Spettrogramma soggetto trasportatore di oggetti metallici sotto i vestiti

Anche se non visibile ad occhio nudo, questi tracciati sono caratterizzati da delle componenti doppler ad intensità maggiore, dovute al trasporto di oggetti metallici da parte del soggetto in movimento.

## 5 Classificazione dei Target

In questo capitolo si discuteranno i risultati derivanti dai test sperimentali effettuati. Questi sono stati ricavati attraverso l'uso di un classificatore dopo aver eseguito una semplificazione del dataset iniziale applicando l'Analisi delle componenti principali (PCA), come vedremo di seguito.

### 5.1 Analisi delle Componenti Principali

L'Analisi delle componenti principali (in inglese Principal component analysis) è una tecnica, che permette di ridurre la dimensione dei dati, ottenuta applicando un'analisi statistica. L'obiettivo dell'algoritmo è di diminuire il numero molto elevato di variabili che caratterizzano il dataset e allo 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. 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 e l'assenza di informazioni ridondanti è garantita proprio dall'ortogonalità. Utilizzando le componenti principali quindi è possibile costruire un sistema di riferimento.

In questo caso il database iniziale a cui è stato applicato la PCA era formato dagli spettrogrammi di tutte le acquisizioni fatte. Di seguito si mostra come sia possibile osservare i dati sperimentali nello spazio delle relative componenti principali ( la

visualizzazione si interrompe a quella tridimensionale, sebbene il numero di variabili a disposizione sia maggiore):

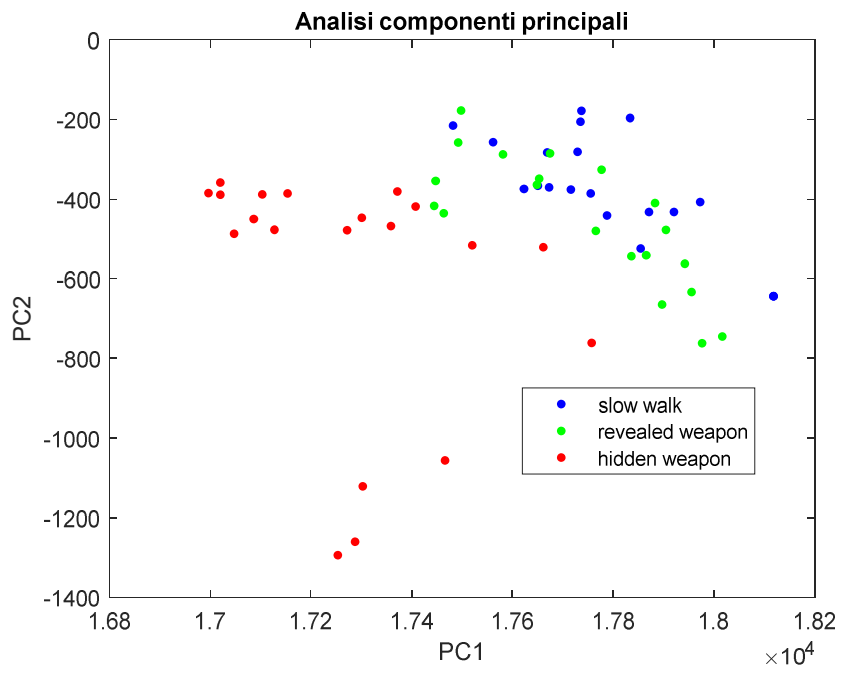


Figura 5.1 Spettrogrammi delle acquisizioni rappresentati nel piano delle componenti principali

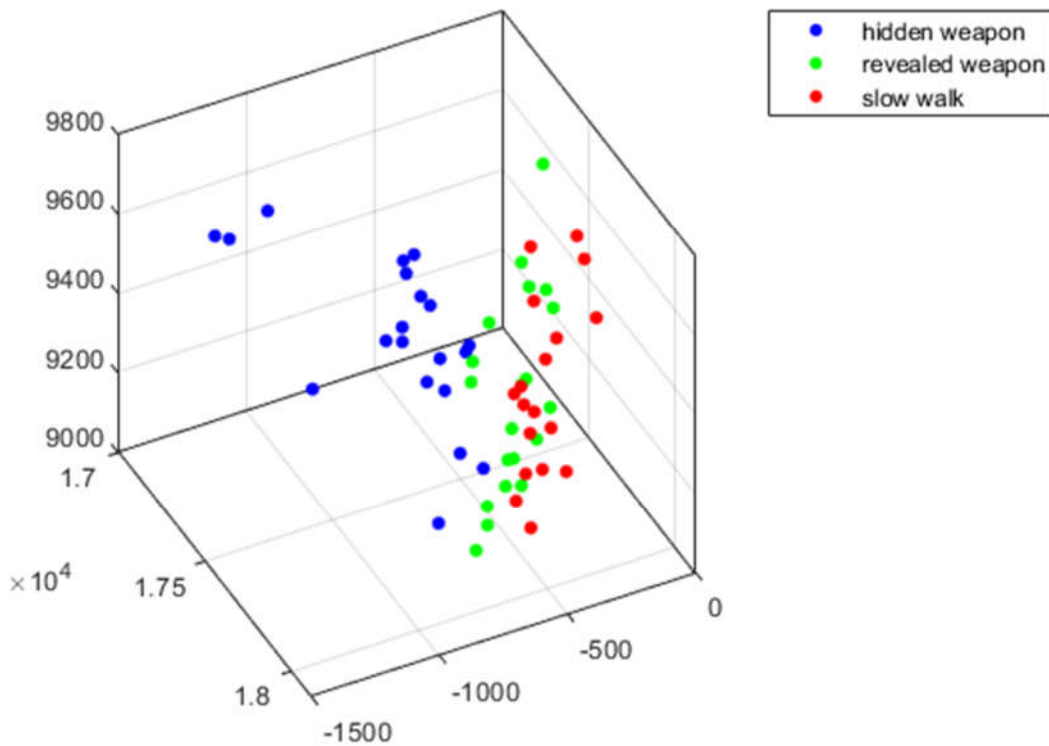


Figura 5.2 Spettrogrammi delle acquisizioni rappresentati nello spazio delle componenti principali



Dai grafici ottenuti applicando il metodo della PCA si ha che le variabili correlate, ovvero quelle caratterizzate da componenti principali simili, vengono raggruppate formando dei cluster distinti. Per tanto nel nostro caso i cluster che si formano identificano gli spettrogrammi relativi ai diversi tipi di acquisizione fatte, mostrati nella legenda del grafico nella figura 5.1 e nella figura 5.2.

## 5.2 Classificatore KNN

L'algoritmo K-Nearest Neighbors (KNN) è uno degli algoritmi di machine learning più conosciuti ed efficienti, nonostante la sua semplicità. Dopo aver creato un modello (che nel nostro è basato sul dataset ottenuto applicando la PCA) con cui si istruisce il classificatore, quello che ci permette di fare è di conoscere la "classe di appartenenza" di una variabile di origine sconosciuta che gli viene data in input, utilizzando come riferimento le variabili del modello usato. Il procedimento che sta dietro questo algoritmo è molto intuitivo: dopo aver visualizzato in un sistema di riferimento la variabile data in input e tutte le variabili del modello, il classificatore calcola tutte le distanze euclidee rispetto alla variabile incognita. Successivamente, definito un K reale positivo, prende in considerazione le K-esime variabili meno distanti e procede con un'analisi di queste. La classe di appartenenza della variabile incognita sarà associata a quella del maggior numero di variabili appartenenti alla stessa classe tra le K variabili prese in considerazione.

Al fine di valutare l'accuratezza della classificazione è utile utilizzare un tool molto interessante nell'ambito della classificazione statistica: la matrice di confusione. Questa matrice si può definire come una tabella di errata classificazione, infatti permette la visualizzazione delle prestazioni dell'algoritmo di classificazione adottato. 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  $j$ .

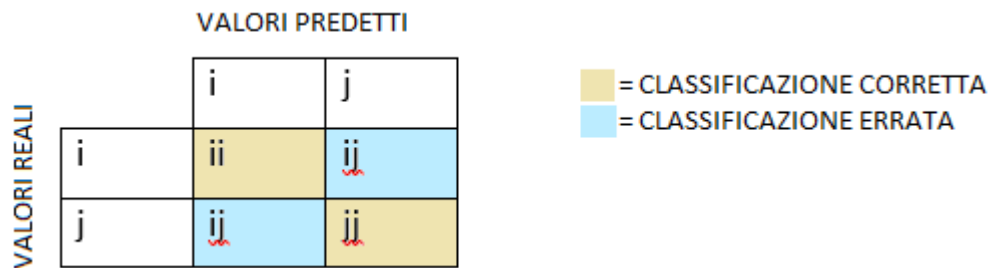


Figura 5.3 Esempio strutturale di matrice di confusione

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, ovvero i casi a cui l’algoritmo ha associato le reali classi di appartenenza. Pertanto valore di accuratezza si calcola facendo rapporto tra il numero di elementi classificati correttamente, ovvero quelli che si trovano sulla diagonale, e la somma di tutti gli elementi classificati. Si sottolinea che i risultati ottenuti dipendono dal numero e dal tipo di classi analizzate, dal numero di componenti principali che si decide di impiegare per rappresentare i dati in ingresso e dal numero delle variabili che costituiscono il modello del classificatore.

Nel nostro caso sono state eseguite 60 acquisizioni, i cui spettrogrammi relativi formeranno il modello del classificatore. Per verificare la precisione dell’algoritmo nella classificazione, quaranta di queste, prese in numero casuale ed uguale per ogni classe, sono state usate per allenare il classificatore, le restanti venti sono state usate per il test d’accuratezza. Si mostrano di seguito alcune matrici di confusioni ottenute utilizzando diversi valori di K nella classificazione:

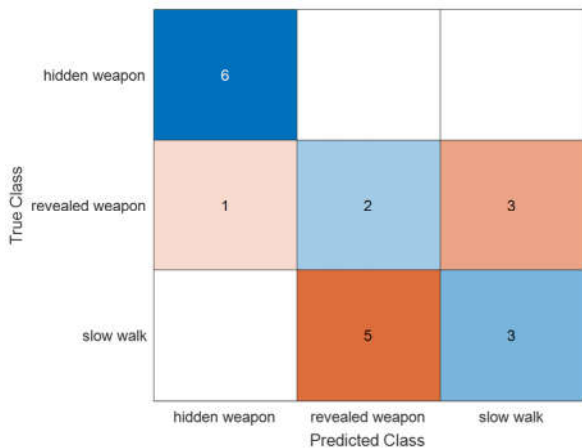


Figura 5.4 matrice di confusione di tre classi con K=15

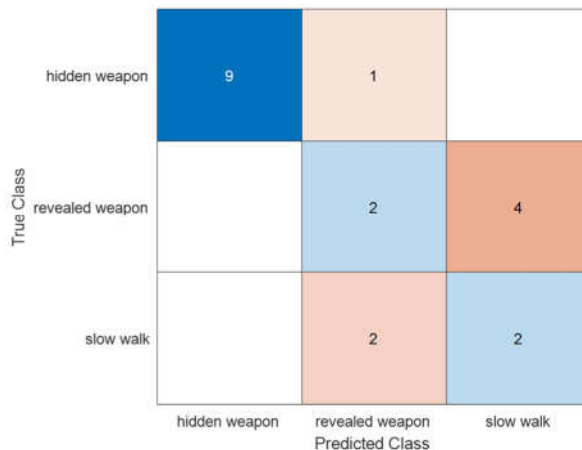


Figura 5.5 matrice di confusione di tre classi con K=5

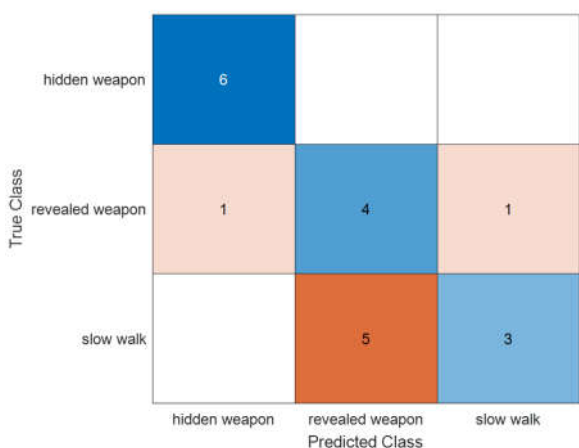


Figura 5.6 matrice di confusione di tre classi K=11

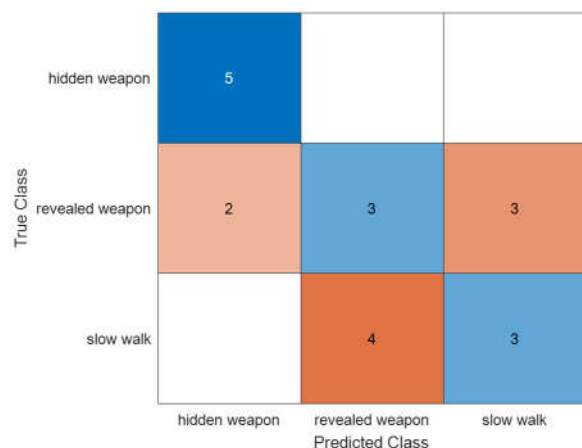


Figura 5.7 matrice di confusione di tre classi K=8

Dai risultati ottenuti, per il calcolo dell'accuratezza basta ad andare a effettuare un'analisi dei valori che compaiono sulla diagonale delle matrici. Infatti il valore di accuratezza risulta essere uguale al rapporto tra il numero di elementi classificati correttamente, ovvero quelli che si trovano sulla diagonale, e la somma di tutti gli elementi classificati. Nella maggior parte dei casi la classificazione avviene correttamente il 53% delle volte, una percentuale troppo bassa affinché si possa dire che il classificatore sia funzionale

## 6 Conclusioni

Come visto sopra, il classificatore in questo caso non lavora in modo ottimale. Tuttavia in questo caso l'imprecisione dell'algoritmo si rivela solo nel distinguere i soggetti che camminano e i soggetti che impugnano un'arma. Infatti i dati riportati nelle matrici di confusione nel capitolo precedente, e non solo, mostrano che l'algoritmo riesce a classificare in modo molto accurato i casi di soggetti che nascondono armi sotto i vestiti. Il motivo di questa imprecisione è dovuto, oltre ad un ridotto dataset con cui si allena il classificatore, all'utilizzo del tubo ricoperto di alluminio durante le acquisizioni in cui si simulava un soggetto armato in movimento. Molto probabilmente le onde elettromagnetiche trasmesse, incidenti sul cilindro, sono state deflesse a causa delle superfici curve, e l'energia dei segnali di ritorno è risultata tale che nel contenuto spettrale le componenti doppler relative non sono apparse rilevanti. Per questo motivo i due tipi di acquisizioni sono risultati per la maggior parte dei casi molto simili tra loro. Ovviando a questo problema, e aumentando il numero di acquisizioni da usare come dataset, il classificatore potrebbe operare con un'accuratezza maggiore. Tuttavia bisogna sottolineare che le acquisizioni sono state fatte in condizioni ideali: il target in movimento era uno solo e l'ambiente circostante non andava ad influenzare negativamente sulla qualità del segnale trasmesso e segnale di ritorno. Se si dovessero fare delle acquisizioni in ambienti decisamente affollati, come dei luoghi pubblici (piazze, aeroporti, centri commerciali) riuscire ad individuare con precisione determinati soggetti sarebbe estremamente più complicato. Nonostante ciò, le ricerche in questo ambito hanno ampio margine di crescita, e molto probabilmente in un futuro prossimo si riuscirà a ridurre il grado di complessità dei problemi relativi agli ambienti in cui si svolgono le acquisizioni, rendendo sempre più affidabili questi sistemi.

## APPENDICE

```
%%Legge dati dal percorso '' e li salva su matrice adcData
adcData = readDCAl000_bin_to_matlab('C:\Users\Lenovo\Desktop\0203_TesiGVerde\Data\34\adc_data.bin', 512);
%%Somma lungo le colonne
sum_row= sum(adcData);
%%Reshape 512 righe (512xn)
new_matrix= reshape (sum_row,512, 51200); %%le colonne sono i campioni dei chirp

fft_matrix= fft(new_matrix);
fft_shift1=fftshift(fft_matrix, 1);
temp=0:1/f_chirp:16-(1/f_chirp);
surf(temp, R(257:end), 10.*log10(abs(fft_shift1(257:end, :))), 'EdgeColor', 'none');
xlim([0 16])
ylim([0 12])
title('Mappa Range Tempo')
xlabel('tempo[s]');
ylabel('range[m]');
colorbar
colormap(jet)
caxis([40 55])
view(0,90)

fft2_matrix= fft2(new_matrix);
fft_shift = fftshift(fft2_matrix);
surf(v_target, R(257:end), 10.*log10(abs(fft_shift(257:end, :))), 'EdgeColor', 'none');
xlim([-3 3])
ylim([0 12])
title('Mappa Range Doppler')
xlabel('velocità[m/s]');
ylabel('range[m]');
colorbar
colormap(jet)
caxis([50 70])
view(0,90)

DopplerTimeSpectrogram=0;
for i=1:512
    x=fft_matrix(i,:);
    [y, f_DopplerTimeSpectrogram, t_DopplerTimeSpectrogram]=spectrogram(x,512,500,512);
    fft_shift2=fftshift(y, 1);
    z=abs(fft_shift2);

    DopplerTimeSpectrogram = DopplerTimeSpectrogram+z;
end

templ=0:16/4225:16-(1/4225);
surf(templ,f_DopplerTimeSpectrogram', 10.*log10(abs(DopplerTimeSpectrogram)), 'EdgeColor', 'none');
ylim([0 6])
title('Spettrogramma')
xlabel('tempo[s]');
ylabel('frequenza[Hz]');
colorbar
colormap(jet);
caxis([60 80]);
view(0,90)
```

## BIBLIOGRAFIA

- [1] Maria S. Greco “Automotive Radar”, 2012 IEEE Radar Conference, May 7-11, Atlanta
- [2] Patrick Held Dagmar Steinhauser, Alexander Kamann, Thomas Holdgrün, Igor Doric<sup>1</sup>, 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] K. Mostov, E. Liptsen e R. Boutchko, “Medical applications of shortwave FM radar: Remote monitoring of cardiac and respiratory motion”, MEDICAL PHYSICS, Marzo 2010.
- [6] 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).
- [7] T.Instruments , “Moving from legacy 24 GHz to state-of-the-art 77 GHz radar”, <http://www.ti.com/lit/wp/spry312/spry312.pdf>
- [8] T.Instruments, “AWR1642 Evaluation Module (AWR1642BOOST) Single-Chip mmWave Sensing Solution” <http://www.ti.com/lit/ug/swru508b/swru508b.pdf>
- [9] T.Instruments” DCA1000EVM Data Capture Card”, <http://www.ti.com/lit/ug/spruij4a/spruij4a.pdf>
- [10] T.Instruments , “Introduction to mmwave Sensing: FMCW Radars”, [https://training.ti.com/sites/default/files/docs/mmwaveSensing-FMCW-offlineviewing\\_0.pdf](https://training.ti.com/sites/default/files/docs/mmwaveSensing-FMCW-offlineviewing_0.pdf)
- [11] T.Instruments, “mmWave studio”, <http://www.ti.com/tool/MMWAVE-STUDIO#technicaldocuments>.

[12] T.Instruments , “Mmwave Radar Device ADC Raw Data Capture”, Application Report, Ottobre 2018.