



**UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE**

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

---

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA  
INFORMATICA E DELL'AUTOMAZIONE

**CLASSIFICAZIONE DI TRACCIATI RADAR**

**CLASSIFICATION OF RADAR TRACES**

Relatore:

Prof. Ennio Gambi

Tesi di Laurea di:

Francesca D'Alessandro

Correlatrice:

Linda Senigagliesi

ANNO ACCADEMICO 2018-2019

Ai miei Cari

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| <b>1</b> | <b>Introduzione.....</b>   | <b>5</b>  |
| 1.1      | Stato dell'arte.....   | 6         |
| <b>2</b> | <b>Il Radar Automotive.....</b>                                      | <b>8</b>  |
| 2.1      | Principi di funzionamento del radar.....                             | 8         |
| 2.2      | Attenuazione e perdite di potenza.....                               | 9         |
| 2.3      | Radar FMCW (modulazione ad onda continua).....                       | 10        |
| 2.4      | Effetto doppler e tipologie di radar doppler .....                   | 12        |
| 2.5      | Hardware e software utilizzati.....                                  | 15        |
| <b>3</b> | <b>Analisi dei tracciati radar .....</b>                             | <b>25</b> |
| 3.1      | Configurazione parametri di modulazione e acquisizione dei dati .... | 25        |
| 3.2      | Trasformata di Fourier e spettrogrammi .....                         | 27        |
| 3.3      | Analisi mappe Range-Time .....                                       | 32        |
| 3.4      | Analisi mappe Range-Doppler.....                                     | 34        |
| 3.5      | Analisi mappe Doppler-Time .....                                     | 38        |
| <b>4</b> | <b>Classificazione dei tracciati radar .....</b>                     | <b>42</b> |
| 4.1      | Analisi delle Componenti Principali.....                             | 44        |
| 4.2      | Classificazione tramite algoritmo k-NN.....                          | 46        |
| <b>5</b> | <b>Osservazioni finali.....</b>                                      | <b>52</b> |
|          | <b>Bibliografia.....</b>   | <b>53</b> |



# 1 Introduzione

L'uso della tecnologia radar è cresciuto enormemente negli ultimi anni. Esso trova, oggi, una grande moltitudine di applicazioni nei più svariati campi della tecnologia. Il termine RADAR, il cui acronimo dall'inglese «radio detection and ranging», significa in italiano: "radiatorilevamento e misurazione di distanza". Comprendiamo, dunque, che alla base del funzionamento di tale dispositivo c'è la ricerca della posizione di un oggetto nello spazio circostante il dispositivo stesso, tramite radorilevamento. Questo però, non limita, l'utilizzo del Radar al solo rilevamento di un bersaglio ad una determinata distanza, il che lo vede alla base dei dispositivi di automotive testing per esempio, ma esso viene coinvolto in altre applicazioni semplici, ma utili alla quotidianità: dalla salute fino alla sicurezza dell'uomo.

Ci si propone, dunque, con questo lavoro di tesi, di analizzare l'utilizzo del radar come strumento di controllo in diverse situazioni di diversa natura. Prenderemo come oggetti della valutazione un ventilatore con pale in rotazione, in secondo luogo una lavagna con aggiunta di un generatore di impulsi ed infine un soggetto che cammina in prossimità del radar. Andremo, a partire dai tracciati radar che ne derivano, a distinguere questi esperimenti ed infine a classificarli. Per fare questo utilizzeremo un radar automotive TI AWR1642 della Texas Instruments col quale saranno effettuate le diverse acquisizioni.

Andiamo a vedere, brevemente, quali saranno i principali step della nostra esposizione.

Inizialmente introdurremo il radar, il suo funzionamento e i principi teorici che lo caratterizzano. Analizzeremo poi nello specifico quello utilizzato per i nostri rilevamenti che si basa sulla modulazione di frequenza ad onda continua, viene dunque classificato come radar FMCW (capitolo 2). Alla descrizione dei principi di funzionamento seguirà la descrizione del complesso hardware e software utilizzato (capitolo 2). Andremo ad analizzare la fase di acquisizione e, al fine di ottenere gli spettrogrammi desiderati, introdurremo la teoria relativa alle trasformate di Fourier (capitolo 3). Confronteremo i risultati di diversi test tramite lo studio delle mappe range-time ad esso relativi. Andremo a spiegare nel dettaglio l'effetto doppler (capitolo 2), le sue funzionalità e le tecnologie che lo sfruttano. Questo effetto viene generato da un bersaglio che si muove rispetto al radar, permette così di ricavare dettagli preziosi al fine dello studio quali: posizione in distanza e velocità del bersaglio considerato. Andremo, così, a classificare le mappe range-doppler che se ne ricavano (capitolo 3).

Introdurremo, infine, l'algoritmo PCA (Analisi delle componenti principali) che ci permetterà di ridurre la dimensione del dataset utilizzato per procedere poi con un algoritmo di machine learning al fine di classificare, finalmente, i nostri tracciati. (capitolo 4).

## 1.1 Stato dell'arte

Dopo aver introdotto il lavoro nei suoi passi, andiamo a vedere quali sono ad oggi, i più interessanti tra i molteplici utilizzi di questo strumento. I primi radar furono progettati principalmente ai fini bellici e per decenni il loro utilizzo rimase vincolato ai settori della difesa. Nel Regno Unito inizialmente il radar fu chiamato "RDF", sigla dell'inglese "range and direction finding" (traduzione letterale: "individuazione di distanza e direzione") il che fa ben comprendere lo scopo iniziale di questi dispositivi: rilevare la presenza di un oggetto e decretarne la posizione in distanza. Ancora oggi trova largo uso in ambito militare dove viene utilizzato per rilevare veicoli ostili all'interno di una determinata area [1].

Con gli anni, il rilevamento radar ha suscitato un interesse significativo in molte altre applicazioni, tra cui quelle sanitarie. Tra queste: il monitoraggio di segnali vitali come respirazione, battito cardiaco e pressione sanguigna, analisi delle tipologie di andatura e classificazione di attività umane quali, ad esempio, livelli di fitness e reattività, come viene spiegato in [2]. Ciò che fa del radar uno strumento attrattivo, contro le tecnologie alternative che prevedono sensori indossabili sta nella sua capacità di non implicare il contatto. Dunque, nelle operazioni sanitarie, in questo caso, le persone non hanno bisogno di indossare, trasportare o interagire con alcun dispositivo aggiuntivo. Invece, confrontato con dispositivi che usano telecamere, il radar non registra immagini e video di soggetti o ambienti prevenendo potenziali problemi di privacy [2].

In particolare, un dispositivo radar capace di rilevare a distanza il battito cardiaco può essere utilizzato per rilevare la presenza di persone ancora vive sotto le macerie causate da un terremoto, ad esempio, il che rafforza non solo il suo utilizzo in campo medico, ma anche nei campi relativi alla sicurezza dell'uomo [3].

Con le applicazioni sanitarie ci si è spinti fino al rilevamento di eventuali cadute di persone anziane all'interno degli ambienti domestici [4]. Si consideri che, per supportare una popolazione che invecchia, le future prestazioni sanitarie useranno ampiamente la tecnologia per fornire assistenza negli ambienti domestici privati, evitando il ricovero ospedaliero e preservando il più possibile l'indipendenza delle persone nel proprio ambiente quotidiano.

Nel contesto automobilistico, invece, l'utilizzo della tecnologia radar è alla base di svariate funzionalità quali, per esempio, la guida autonoma [5]. I veicoli senza pilota hanno un radar frontale, fondamentale per indicare all'intelligenza artificiale, che guida il veicolo stesso, gli ostacoli presenti che il veicolo incontrerà da lì a pochi secondi. Tali radar sono in grado di distinguere se l'oggetto rilevato in mezzo alla carreggiata è un altro veicolo, un pedone, o altro oggetto estraneo [6].

A partire da valutazioni effettuate tramite radar ed altri sensori, si implementano poi altre funzionalità come l'assist di cambio corsia, l'allarme di traffico, la frenata di emergenza autonoma, il controllo adattivo della velocità di crociera, anche detto ACC, ampiamente trattato in [7]. Il radar automotive che utilizzeremo e che sarà successivamente descritto è quello che trova diverse applicazioni nel settore delle auto.

Il radar si presta inoltre a svariate applicazioni riguardanti la sicurezza negli ambienti pubblici, come all'interno di un aeroporto, per esempio. È infatti possibile, analizzando i tracciati micro-doppler relativi ai movimenti dei singoli soggetti, rilevare la presenza di un uomo con al seguito un'arma, il che potrebbe risultare di grande importanza ed efficienza al fine di garantire maggiore sicurezza alla comunità [8].

Ai fini della sicurezza negli ambienti di lavoro, invece, grazie a soluzioni industriali, che basano il loro funzionamento sui radar e si completano con altri sensori, è possibile monitorare in assoluta sicurezza applicazioni complesse e ambienti gravosi, all'interno di industrie. La robusta tecnologia radar, infatti, garantisce un'elevata disponibilità anche in presenza di influssi esterni come polvere, sporco, pioggia, luce, scintille o vibrazioni. Tra le funzioni orientate alla sicurezza rientrano funzioni di rilevamento abbinate a funzioni di blocco di riavvio. Mentre la funzione di rilevamento commuta la macchina in questione in uno stato sicuro, non appena viene violata un'area pericolosa, il blocco di riavvio impedisce il riavvio autonomo della macchina in presenza di personale all'interno dell'area pericolosa [9].

## 2 Il Radar Automotive

### 2.1 Principi di funzionamento del radar

Come già introdotto, il termine radar sta per “radio detection and ranging” indicandoci un sistema elettronico in grado di rivelare, per mezzo di onde elettromagnetiche, la presenza di bersagli nel suo raggio d’azione e di misurarne distanza, posizioni angolari e velocità.

Le onde elettromagnetiche utilizzate dal radar di nostro interesse appartengono allo spettro delle onde millimetriche (millimetre-wave, ovvero: mmWave), queste coprono uno spettro che va dai 57 fino ai 95 GHz.

Esse appartengono al range Extremely high frequency (abbreviato con la sigla EHF) che indica quella parte delle onde radio compresa tra 30 e 300 GHz, frequenza oltre la quale la radiazione elettromagnetica è considerata luce infrarossa inferiore. La banda EHF è caratterizzata da una lunghezza d’onda che varia tra il millimetro e i dieci millimetri.

Il rapporto che lega la lunghezza d’onda alla frequenza delle onde è dato dall’equazione fondamentale delle onde (1), scritta di seguito. In tale equazione,  $c$  indica semplicemente la velocità della luce. Essa vale  $c = 3 \times 10^8$  m/s ed identifica la velocità con cui si propaga l’onda nell’aria.

$$c = \lambda f \quad (1)$$

Queste onde di cui parliamo vengono inviate sotto forma di impulsi a radiofrequenze da un’antenna fortemente direttiva. Il funzionamento del radar si basa sul fenomeno fisico della diffusione della radiazione elettromagnetica: questo si verifica quando la radiazione colpisce un oggetto e si ha diffusione all’indietro dell’onda nella stessa direzione di provenienza, ma in senso opposto, ossia con un angolo di diffusione di 180°. Tale fenomeno prende il nome di backscattering ed è schematicamente mostrato in figura (Figura. 2.1) dove si segnala l’antenna trasmittente con Tx e l’antenna ricevente con Rx.

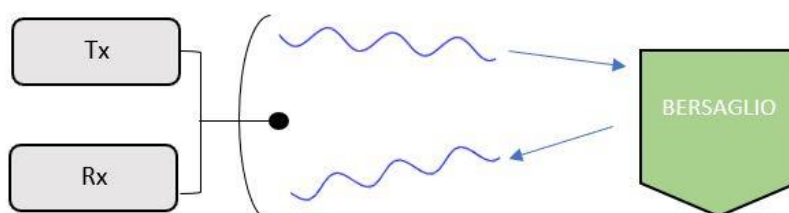


Figura 2.1. Fenomeno di backscattering.



Il fenomeno di backscattering sarà dunque usato ai fini di calcolo dei parametri di nostro interesse. La radiazione che torna indietro, infatti, può essere rilevata dall'antenna ricevente dopo un certo tempo  $t$  che sarà pari al doppio del tempo di propagazione antenna-bersaglio.

Conoscendo la velocità di propagazione dell'onda elettromagnetica nel mezzo (aria) è possibile risalire facilmente alla distanza del bersaglio rispetto al sistema di riferimento in maniera pressoché continua nel tempo. Dunque, detto  $t$  il tempo misurato tra l'istante di emissione del segnale e la ricezione dell'eco e  $c$  la velocità di propagazione delle onde, la distanza  $d$  tra l'oggetto e la stazione radar è:

$$d = c \frac{t}{2} \quad (2)$$

Si noti che abbiamo denotato con il termine 'eco' la radiazione elettromagnetica che percorre la distanza bersaglio-antenna. Questo eco può avere un'intensità che può scendere a un milionesimo di milionesimo di quella del segnale trasmesso.

Affinché gli effetti di assorbimento che hanno luogo durante la propagazione e al momento della riflessione non riducano l'intensità del segnale a livelli non rivelabili c'è bisogno che il trasmettitore radar sia in grado di emettere fasci di notevole intensità.

## 2.2 Attenuazione e perdite di potenza

Il nostro segnale di eco ricevuto può essere soggetto ad attenuazione (ovvero una perdita di potenza): sono fonti di attenuazione o perdita di potenza del segnale, oltre all'attenuazione del mezzo atmosferico dovuto alle risonanze di ossigeno e anidride carbonica, l'attenuazione dovuta alle perdite ohmiche dell'antenna e del circuito elettrico correlato.

Inoltre, bisogna introdurre il concetto di rumore, la più comune forma di degradazione di un segnale. Tipicamente sono fonti di rumore per il segnale, o eco di ritorno, ogni contributo di rumore termico degli elementi elettronici costituenti la catena ricevente. Al rumore termico degli apparati si aggiunge il rumore d'antenna per effetto del rumore termico atmosferico, cosmico e del terreno che essa può captare in funzione del suo puntamento.

Oltre al rumore sono fonte di disturbo il cosiddetto clutter o disturbo dovuto alla presenza di oggetti fissi (clutter fisso) o anche mobili (clutter mobile) indesiderati durante la radiopropagazione del segnale.

Attenuazione, rumore e disturbi sono fonte di degradazione del rapporto segnale-rumore che si ripercuote inevitabilmente sulle procedure di rilevazione.

Come in ogni altra applicazione di radiocomunicazione anche il radar è soggetto agli effetti indesiderati del multipath fading ovvero all'interferenza costruttiva o distruttiva in ricezione di più onde viaggianti dovuta ai differenti percorsi che esse eseguono nel percorso dal radar al target e ritorno.

Abbiamo quindi identificato l'eco che torna indietro verso la direzione di provenienza; esso sarà una replica non del tutto fedele al segnale trasmesso poiché prevederà un'attenuazione, uno sfasamento temporale ed eventualmente una variazione della frequenza nel caso in cui il bersaglio considerato fosse in movimento.

Una relazione in grado di correlare tutte le grandezze fondamentali di un radar è appunto l'equazione del radar. Nel caso più comune, in cui l'antenna trasmittente e quella ricevente coincidono fisicamente (il radar si dice monostatico), l'equazione si può scrivere come:

$$P_r = \frac{P_t G_t^2 \lambda \sigma}{4 \pi^3 R^4 L} \quad (3)$$

Questa formula mostra come la potenza dell'onda riflessa ( $P_r$ ) diminuisce con la quarta potenza della distanza ( $R$ ), quindi l'entità del segnale ricevuto è veramente esigua, rispetto alla potenza trasmessa ( $P_t$ ). Notiamo però che la potenza riflessa è ovviamente direttamente proporzionale alla Potenza trasmessa e al quadrato di  $G_t$  che indica il guadagno dell'antenna del trasmettitore.

Dobbiamo però fare una considerazione di rilevante importanza: l'attenuazione subita dal segnale ricevuto non risulta compromettente poiché, come vedremo successivamente, il nostro apparato di ricezione conta di un amplificatore.

## 2.3 Radar FMCW (modulazione ad onda continua)

Il radar utilizzato in questa esposizione è un radar a onda continua (CW) ed è un particolare tipo di radar che trasmette, e quindi riceve, onde continue, tipicamente dall'andamento sinusoidale anziché trasmettere e ricevere segnali sinusoidali per un intervallo di tempo di durata limitata come nel radar classico ad impulsi. Il radar in esame trasmette un segnale continuo di frequenza uniformemente variabile nel tempo.

La misura della distanza di un oggetto è legata all'ampiezza di banda, la quale deve essere sufficientemente ampia. Per ottenerla bisogna applicare alla portante un riferimento temporale, ed acquisire informazioni sul delta di tempo tra trasmissione e ricezione. Questa modulazione può essere realizzata in frequenza o in ampiezza. Realizzando una modulazione in frequenza (FM) parliamo di Radar FMCW. Questa modulazione deve avvenire in funzione di un tempo e modo noto.

Nel segnale utilizzato nei radar FMCW, dunque, la frequenza aumenta linearmente con il tempo. Questo tipo di segnale è detto anche chirp.

Possiamo vedere in Figura 2.2 un segnale chirp, con la frequenza in funzione del tempo. Il chirp è caratterizzato da una frequenza di avvio ( $f_c$ ), dalla larghezza di banda (B) e dalla durata ( $T_C$ ). La pendenza del chirp (S) esprime il tasso di variazione della frequenza.

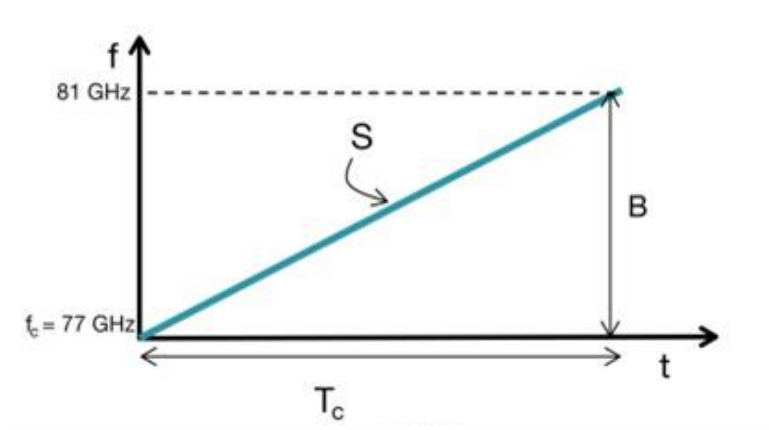


Figura 2.2. Segnale di chirp, con frequenza in funzione del tempo.

La banda influenza le prestazioni di rilevazione in distanza. Fissato un valore di pendenza, maggiore è il tempo di chirp, maggiore è la banda e viceversa.

Non sempre è possibile farlo, per questo è necessario trovare un trade-off fra i due parametri. Aumentando la frequenza linearmente e ponendo un oggetto a una distanza  $R$  il segnale d'eco tornerà con un ritardo  $T$  che si calcola a partire dalla (2).

Alla base del funzionamento vi è il prodotto tra segnale trasmesso e ricevuto. Quello che ne risulta è un segnale le cui caratteristiche in frequenza dipendono dalla posizione dei target nello spazio di osservazione del radar.

Per quanto riguarda la struttura del radar FMCW abbiamo un generatore di segnale, il segnale generato viene mandato all'antenna trasmittente, il segnale trasmesso incontra un bersaglio e l'eco che torna indietro viene rilevato da un'antenna ricevente. Viene eseguito un mixing (prodotto) tra parte del segnale trasmesso e segnale ricevuto: un'operazione fatta direttamente dal radar. In uscita ho un segnale (la cui frequenza dipende dal tempo di ritardo tra questi due segnali) e avrà frequenza costante. Viene detto segnale di battimento.

In Figura 2.3 è rappresentato un diagramma a blocchi semplificato dei principali componenti RF di un radar FMCW.

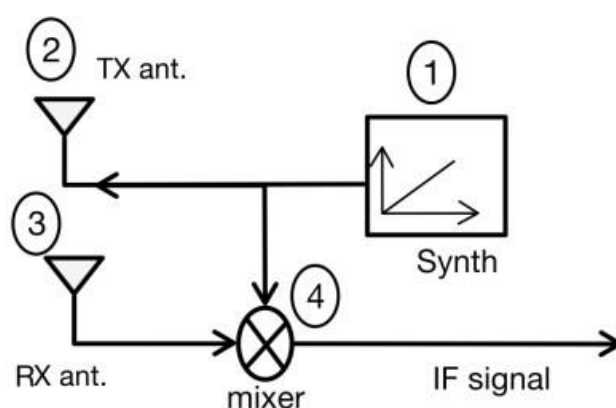


Figura 2.3. Schema a blocchi tipico di un radar FMCW.

## 2.4 Effetto doppler e tipologie di radar doppler

L'effetto Doppler, teorizzato da Christian Doppler nel 1845 è un principio per il quale, se un trasmettitore e un ricevitore sono in moto di avvicinamento o di allontanamento uno rispetto all'altro, la frequenza del segnale trasmesso sarà diversa da quella ricevuta.

Nel caso del radar, abbiamo il sistema trasmettente/ricevente di tipo stazionario e la possibilità che il bersaglio rilevato sia in movimento.

Supponendo che il nostro bersaglio si allontani rispetto al radar, le onde trasmesse non saranno ricevute in tempi uguali ma progressivamente più grandi; se, invece, quest'ultimo si avvicina: le onde torneranno indietro con tempi progressivamente più brevi man mano che la distanza bersaglio-ricevitore diminuisce: il risultato è uno slittamento di frequenza del segnale. Prendiamo in esame un bersaglio che si muove con velocità costante  $v$ . Il segnale che viene trasmesso ha una frequenza  $f_t$ . A sua volta avremo una frequenza ricevuta  $f_r$ .

La differenza viene detta frequenza doppler (4) e viene così calcolata:

$$f_d = f_r - f_t \quad (4)$$

La frequenza doppler si può scrivere come nella (5), pertanto tramite questa formula, una volta calcolata  $f_d$  si ricava la velocità.

$$f_d = 2f_t \frac{v}{c} \quad (5)$$

Nell'equazione precedente e si è sfruttato il fatto che  $c = f_t \lambda$ , con  $\lambda$  lunghezza d'onda del segnale sinusoidale trasmesso, il quale ha la velocità della luce  $c$ , da cui  $\lambda = \frac{c}{f_t}$ .

La velocità che se ne ricava è solamente quella radiale (anche chiamata range-rate) e vale:

$$v = f_d \frac{\lambda}{2} \quad (6)$$

Il dispositivo utilizzato in questa esposizione appartiene alla famiglia dei radar doppler che è molto vasta.

Facendo un'analisi prettamente strutturale i radar possono essere suddivisi in base alla locazione e alla distanza delle antenne trasmittente e ricevente. Possiamo avere dunque radar ad antenne separate, con circuiterie differenti: una per trasmettere e una per ricevere. Parliamo di radar monostatici, quando le due antenne sono co-locate cioè vicine tra di loro, ed infine di radar bistatici quando le antenne sono lontane tra di loro (la distanza è paragonabile a quella alla quale è posto il bersaglio).

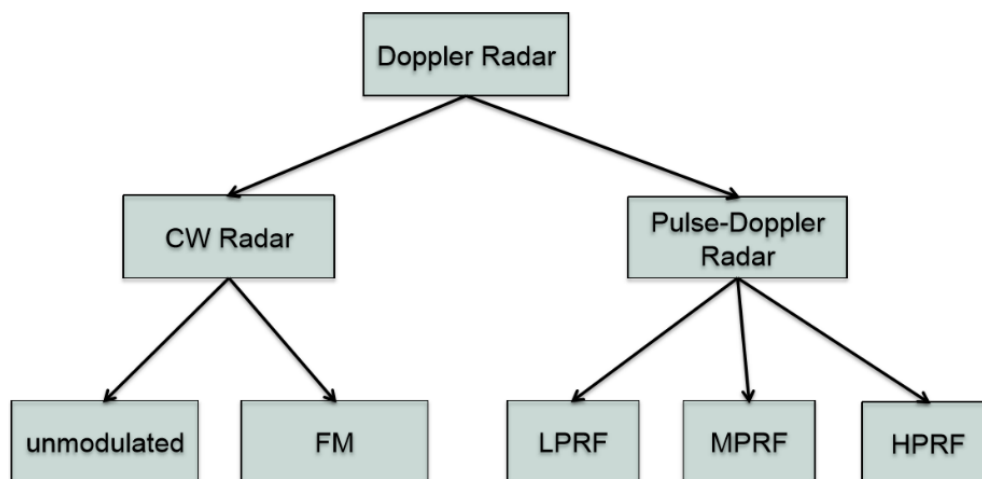
Analizzando, invece, il principio di funzionamento e le caratteristiche del bersaglio che è possibile rilevare, possiamo parlare dei radar doppler che, come precedentemente spiegato sono in grado di misurare la velocità sfruttando l'effetto Doppler.

Essi si dividono in radar a onda continua e radar Pulse-doppler come possiamo apprezzare nella figura in seguito (Figura 2.4).

I radar CW (continuous waveform) trasmettono onde continue (tipicamente sinusoidali); essi si dividono in Unmodulated CW i quali utilizzano forme d'onda non modulate e radar FMCW i quali utilizzano forme d'onda modulate in frequenza (FM sta per frequency modulated).

I primi, dunque, trasmettono un segnale sinusoidale a frequenza fissa, misurano la velocità con elevata accuratezza, ma non possono misurare il range: bersagli fermi non causano effetto Doppler; sono molto economici.

I secondi sono in grado di misurare sia la velocità che la distanza: la velocità è misurata osservando la differenza di frequenza tra il segnale trasmesso e quello ricevuto (effetto Doppler). La distanza è misurata a partire dal ritardo, che si ricava dalla frequenza istantanea.



*Figura 2.4. Famiglia dei radar doppler*

I radar Pulse-Doppler, invece, trasmettono treni di impulsi di breve durata; si dividono a loro volta in LPRF (a bassa frequenza di ripetizione degli impulsi), MPRF (a media frequenza di ripetizione degli impulsi), HPRF (ad alta frequenza di ripetizione degli impulsi).

Il vantaggio principale di un radar a onda continua rispetto a questi ultimi è la semplicità di realizzazione che deriva dal fatto di non dover inviare l'energia ad impulsi.

Inoltre, confrontando i radar a onda continua con i radar ad impulsi possiamo dire che sono più precisi, ma di portata minore (indicando come portata la distanza massima a cui il radar è in grado di rilevare un corpo).

## 2.5 Hardware e software utilizzati

Dopo aver introdotto i principi di funzionamento del radar e aver presentato le varie tipologie di radar Doppler esistenti, introduciamo ora, in dettaglio, il sistema hardware utilizzato ai fini della nostra trattazione, nei suoi componenti.

Il radar scelto, Radar Automotive AWR1642 TI, appartiene ad una serie di sensori mmWave forniti dalla Texas Instruments i quali offrono opzioni sia industriali che automobilistiche. In particolare, quello utilizzato, è classificato come radar Automotive 76–81 GHz per applicazioni radar a corto raggio [5].

Tradizionalmente, i radar di questo tipo erano basati sulla tecnologia a 24 GHz. Tuttavia, nel settore vi è uno spostamento verso la banda di frequenza a 77 GHz a causa di diversi requisiti normativi imposti dall'avvento del 5G. Sulla base delle innovazioni introdotte da questa generazione radiomobile, è stata resa disponibile maggior larghezza di banda, sono state ridotte le dimensioni dei sensori e migliorate le caratteristiche in termini di prestazioni.

Il termine Millimeter wave (mmWave) indica, come introdotto precedentemente, lo spettro di onde radio comprese tra 30 e 300 GHz, ovvero tra 1 e 10 millimetri di lunghezza d'onda; grazie alle caratteristiche di propagazione, le Millimeter wave sono particolarmente indicate per trasmissioni radio digitali a larga banda, dispositivi digitali e sistemi radar. Questi ultimi utilizzano le onde elettromagnetiche riflesse dagli oggetti che si trovano sul loro percorso per determinare la distanza, la velocità e l'angolo degli oggetti stessi. La lunghezza d'onda dell'ordine dei millimetri offre diversi vantaggi. Innanzitutto, i componenti dei sistemi mmWave presentano dimensioni ridotte; un ulteriore vantaggio di questa lunghezza d'onda è l'elevata precisione. Un sistema radar mmWave che funziona a 76-81 GHz (una lunghezza d'onda corrispondente a circa 4 mm) ha la capacità di rilevare piccoli movimenti, pari a una frazione di millimetro.

Un sistema radar completo mmWave comprende componenti di trasmissione (TX) e ricezione (RX) a radiofrequenza (RF), componenti analogici, come l'oscillatore di clock e componenti digitali, come i convertitori analogico/digitali (ADC), i microcontrollori (MCU) e i processori di segnali digitali (DSP). Tradizionalmente questi sistemi sono realizzati con componenti discreti, con un elevato consumo di energia e un notevole costo. In generale la progettazione e la realizzazione risulta molto complessa, anche a causa delle alte frequenze in gioco.

Il sistema utilizzato integra componenti analogici nel TX e RX a radiofrequenza e nel clock, nonché componenti digitali come ADC, MCU risolvendo i problemi sopra decritti.

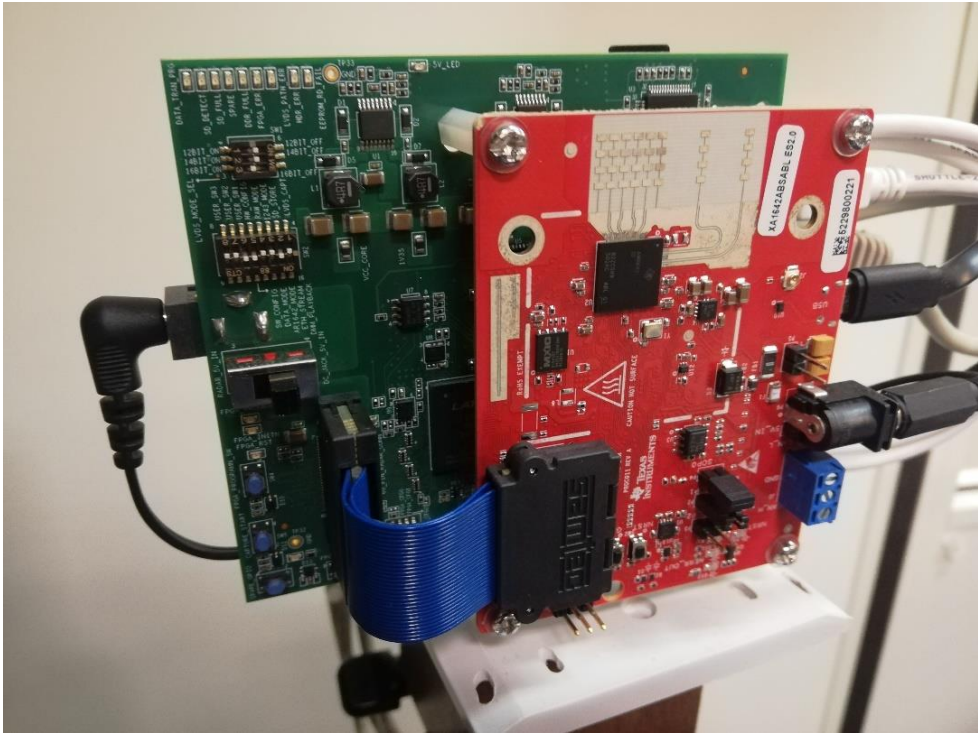


Figura 2.5. Complesso Hardware radar automotive TI AWR1642

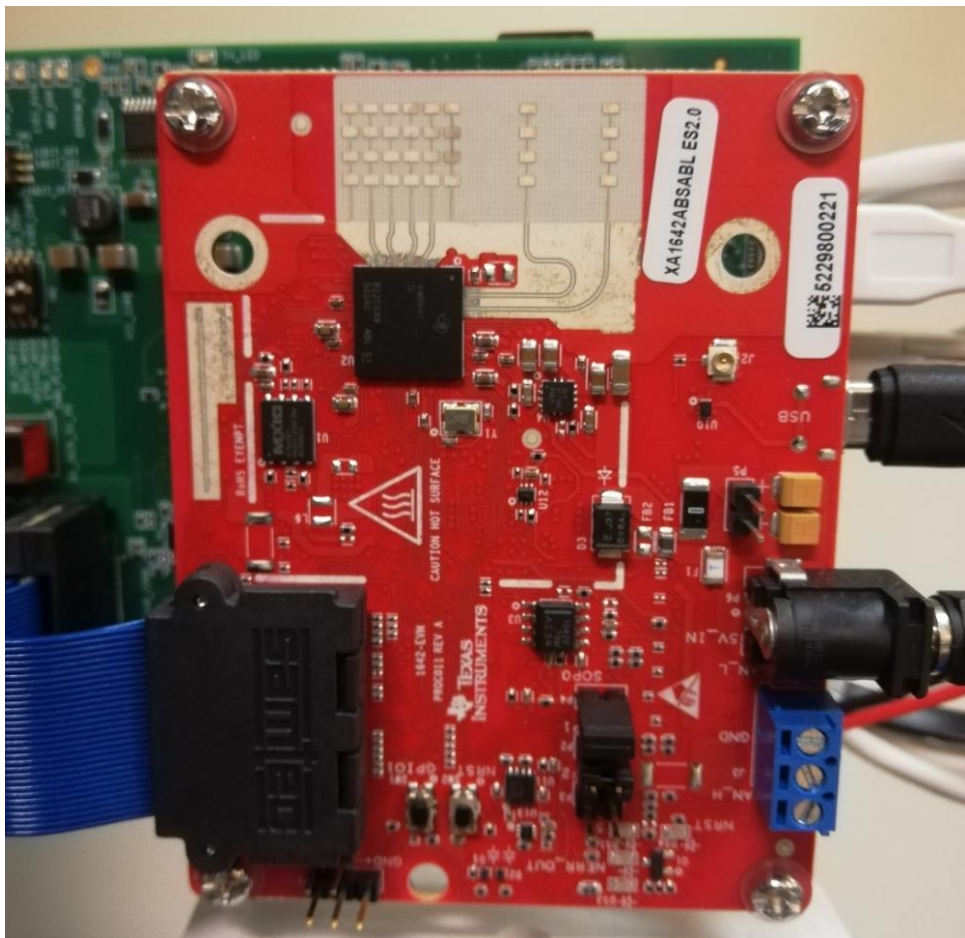


Figura 2.6. Scheda AWR1642BOOST per radar automotive TI AWR1642.



Entrando nel dettaglio, come possiamo vedere nella Figura 2.5 sopra, il modello TI AWR1642 è stato montato su una scheda AWR1642 BOOST di colore rosso, presente nelle figure sopra (Figura 2.5 e Figura 2.6).

Come anticipato, il nostro sistema comprende un microcontrollore (MCU unit) il quale ha il compito di gestire l'intera scheda e un DSP (digital signal processor ovvero processore di segnale digitale) che provvede a processare i campioni che provengono dal RF front-end.

L'RF front-end è la parte di ricezione del sistema dove troviamo componenti quali filtro passa-banda, amplificatore, oscillatore locale e un mixer: lo schema a blocchi viene riportato in Figura 2.7).

Successivamente, tale frequenza viene campionata.

In un circuito ricevitore radio, il front-end RF è un termine generico per indicare tutti i componenti compresi tra l'ingresso dell'antenna di un ricevitore fino allo stadio mixer, incluso. Tali componenti elaborano il segnale alla radiofrequenza (RF) originale in ingresso.

Nel nostro caso, come anticipato, il front-end RF è costituito da: un amplificatore a basso rumore (LNA: Low Noise Amplifier) per ciascuna delle 4 antenne riceventi che ha il compito di rilevare il segnale estremamente debole e incerto dall'antenna e di amplificarlo a un livello più utile, senza contaminarlo con il rumore, in modo che possa rimanere al di sopra del livello di rumore nelle fasi successive; un mixer e un filtro a frequenza intermedia usato per ridurre la risposta tagliando le componenti che interferirebbero con il segnale desiderato, identificato in Figura 2.7 con la sigla FI.

Il mixer si occupa di effettuare il mixing (prodotto) tra il segnale ricevuto e quello trasmesso per ottenere la frequenza di battimento. Tale frequenza viene poi campionata, come anticipato, da un convertitore analogico digitale (ADC Analog to Digital Converter) 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 77 GHz a 81 GHz.

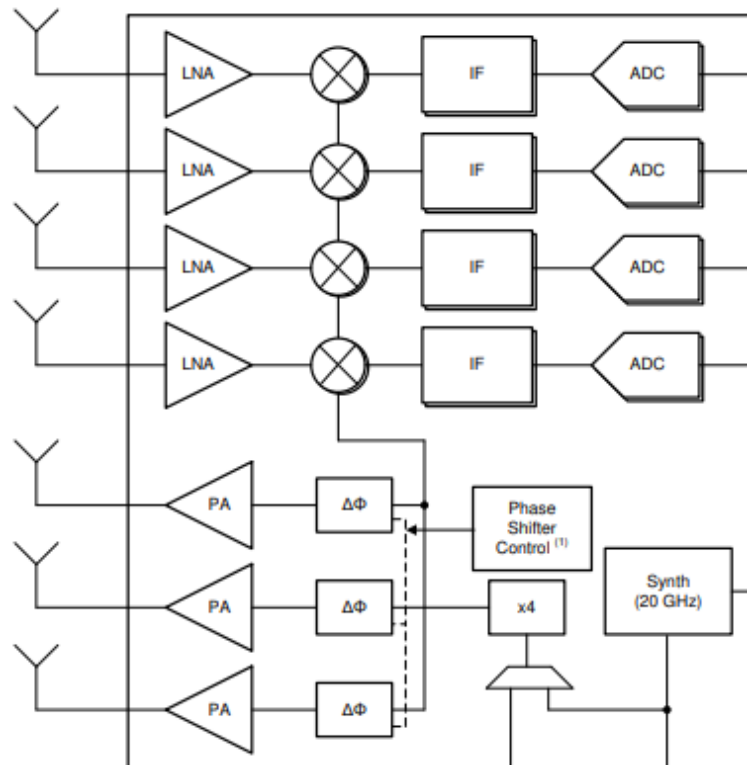
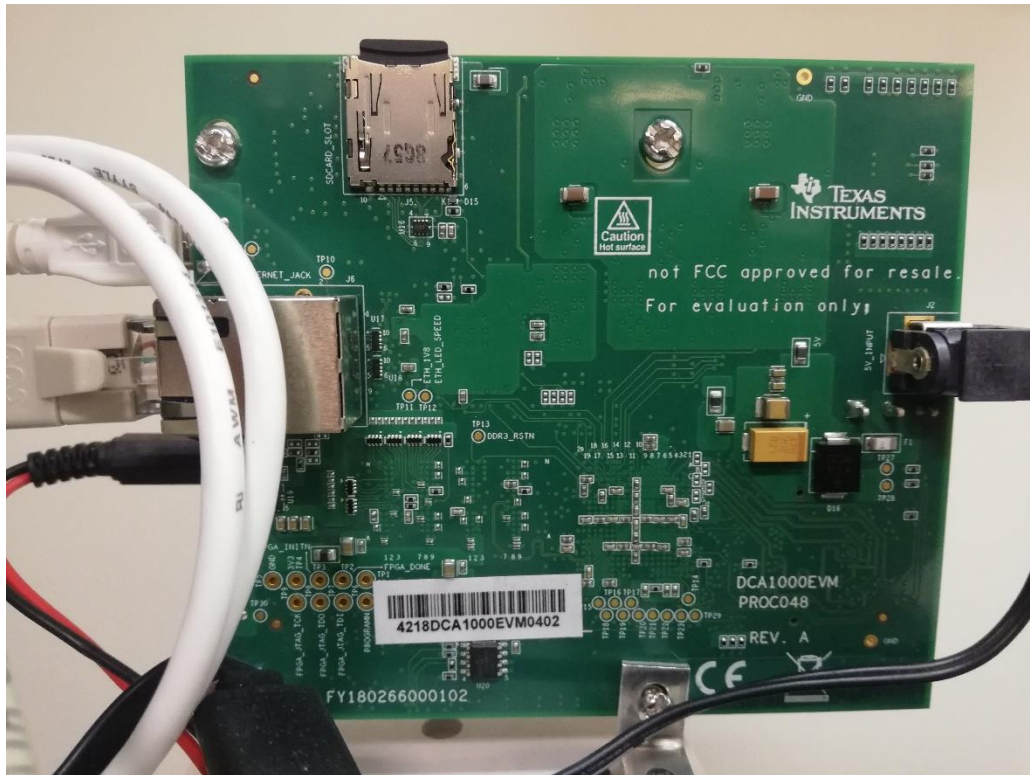


Figura 2.7. Schema a blocchi del front end radio del radar.



*Figura 2.8. Scheda FPGA utilizzata per acquisizione dei dati in real time.*

I dati generati dalla scheda radar vengono trasferiti ad una scheda FPGA (Field Programmable Gate Array), tramite un BUS LVDS (Low-voltage differential signaling). Possiamo osservare tale scheda di colore verde nella figura sopra (Figura 2.8).

Questa scheda, modello DCA1000 fornita da Texas Instrument ha il compito di riconoscere i campioni in modo da inviarli ad un PC per poter procedere all'elaborazione dei dati acquisiti tramite software (MATLAB nel nostro caso).

Tale scheda assicura l'acquisizione dei dati in tempo reale e streaming per 2 e 4 canali di traffico LVDS.

Le schede radar e FPGA sono collegate tra loro mediante cavo a nastro 60 pin e sono entrambe collegate al PC mediante cavo USB. Dunque, i dati vengono trasferiti su PC tramite protocollo di trasporto UDP (User Datagram Protocol) il quale rappresenta uno dei principali protocolli di rete. È un protocollo di livello di trasporto a pacchetto. La connessione avviene usando il protocollo Ethernet standard, tramite cavo Ethernet.

I valori che vengono direttamente acquisiti su PC sono valori complessi descritti dalle componenti in fase (I) e in quadratura (Q).

Il nostro radar è di tipo MIMO (multiple input, multiple output) ovvero prevede un numero superiore a uno di antenne trasmettenti e antenne riceventi. Nel nostro caso abbiamo a disposizione 2 canali di trasmissione e 4 canali di ricezione. Si è deciso di utilizzare un solo trasmettitore e tutti i 4 ricevitori. Quando vengono eseguite le acquisizioni, vengono sommati i risultati relativi ai 4 ricevitori come se avessi una sola linea in ricezione, in modo da aumentare il rapporto segnale rumore

Nella tabella sottostante sono riportati i parametri salienti del dispositivo. Per informazioni ulteriori si può consultare il datasheet del sensore [10].

|   |       |              |
|---|-------|--------------|
| <b>Frequenze utilizzate</b>                         | 76-81 | GHz          |
| <b>Frequenza di campionamento reale massima</b>     | 12.5  | Msp/s        |
| <b>Frequenza di campionamento massima complessa</b> | 6.25  | Msp/s        |
| <b>Larghezza di banda massima disponibile</b>       | 4     | GHz          |
| <b>Massimo slope di frequenza</b>                   | 327   | Mhz/ $\mu$ s |
| <b>Potenza trasmissiva</b>                          | 12.5  | dBm          |
| <b>Numero di trasmettitori</b>                      | 2     | /            |
| <b>Numero di ricevitori</b>                         | 4     | /            |
| <b>Tipo di modulazione</b>                          | FMCW  | /            |

*Tabella 1. Riassunto caratteristiche Radar.*

Vediamo, ora, i dettagli relativi al software impiegato.

Il rilevamento dei dati è semplificato utilizzando l'SDK di mmWave che permette di caratterizzare e valutare i progetti di rilevamento fatti tramite sensori TI mmWave.

Un software development kit (SDK, tradotto in italiano come “pacchetto di sviluppo per applicazioni”) indica genericamente un insieme di strumenti per lo sviluppo e la documentazione di software.

Dal punto di vista pratico le acquisizioni radar vengono eseguite dal nostro PC utilizzando il software mmWave Studio, fornito direttamente dalla Texas Instruments.

Esso rappresenta la nostra interfaccia con la scheda DCA1000. I dati campionati derivanti dalla scheda DCA1000, saranno poi processati direttamente in MATLAB. Possiamo schematizzare in maniera grafica, il setup Hardware-software che ci permette di effettuare i rilevamenti e, in seguito, di elaborarli.

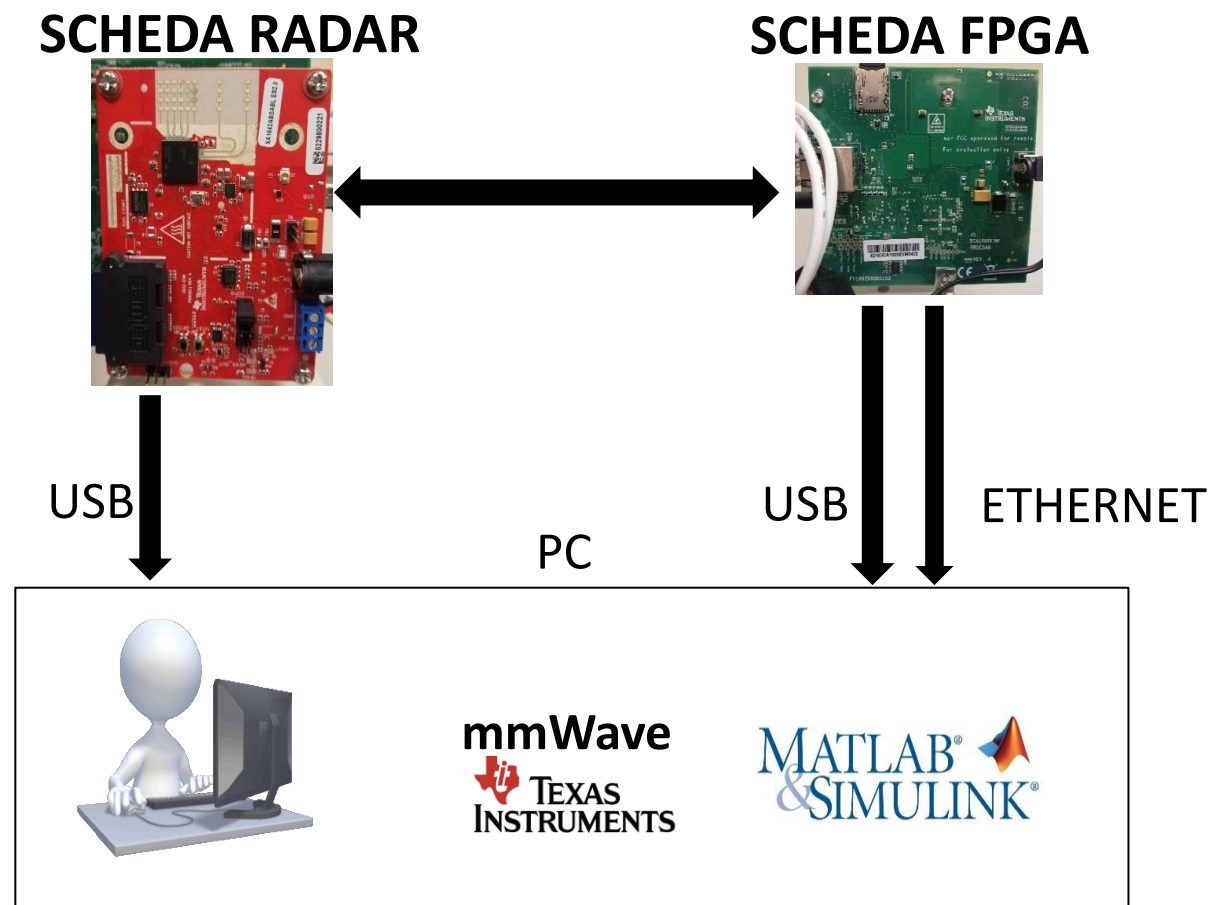


Figura 2.9. Setup Radar (Hardware e Software).

I sensori mmWave, come il nostro radar, sono configurati e controllati da mmWave Studio inviando comandi ai dispositivi tramite SPI.

SPI sta per Serial Peripheral Interface ed è un sistema di comunicazione tra un microcontrollore e altri circuiti integrati. Si tratta di un bus standard di comunicazione generalmente tra un dispositivo detto master e uno o più slave. Il master (microcontrollore) dunque controlla il bus.

Il software mmWave Studio prevede diverse features che consentono la gestione dei dispositivi e l'elaborazione dei segnali, tra questi: il post processing dei dati ADC e la visualizzazione dei dati elaborati, il controllo scheda (modifica SOP, controllo reset), la configurazione dei sensori mmWave utilizzando i comandi API radar, un'interfaccia con DCA1000 per l'acquisizione di dati ADC non elaborati.

Inizialmente viene richiesto all'utente di settare quelli che saranno i parametri utilizzati ai fini della modulazione, che verranno enunciati in seguito.

Nella Figura 2.10 di seguito possiamo vedere quella che è la finestra di configurazione dei parametri che il software ci mette a disposizione.

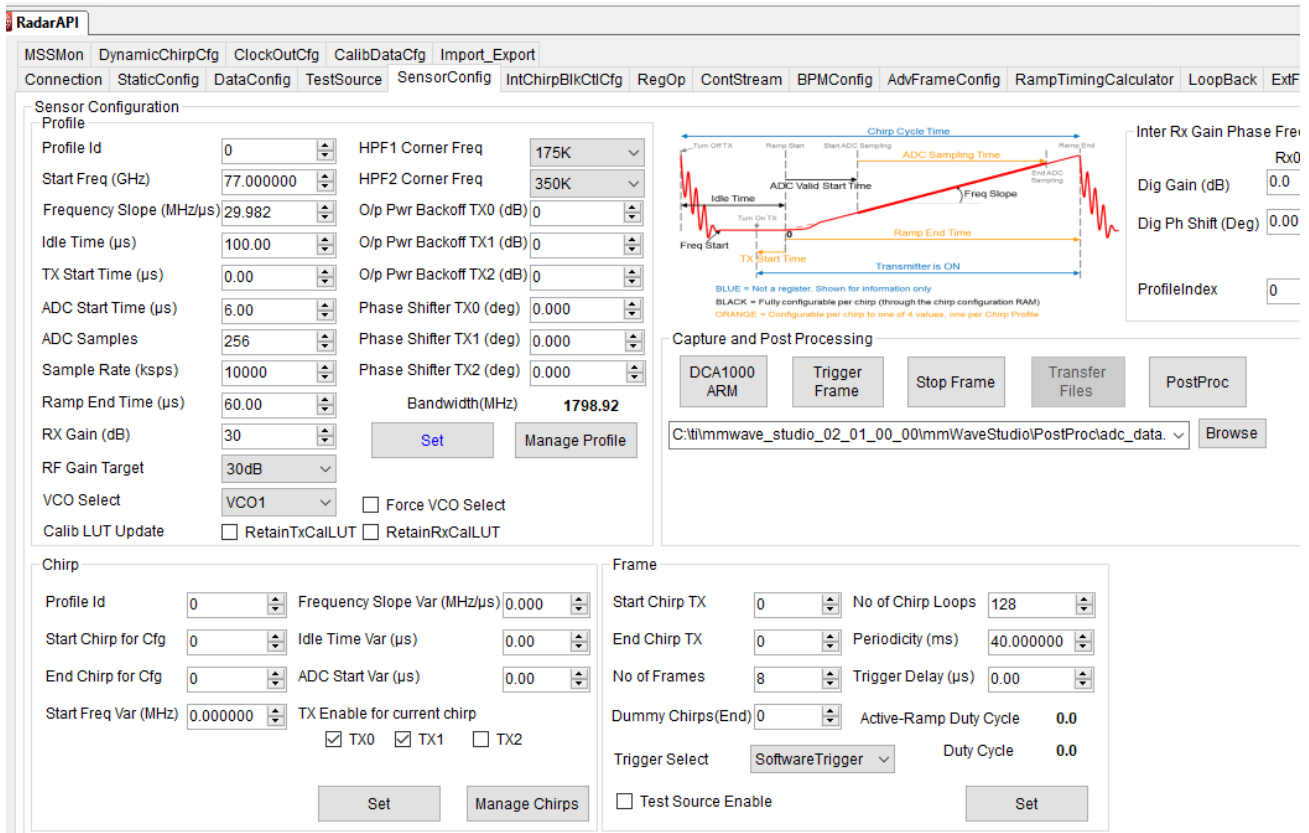


Figura 2.10. Schermata Software per la configurazione dei parametri.

Vediamo ora quali sono i principi secondo i quali devono essere scelti i parametri di configurazione.

Innanzitutto, definiamo frame di chirp una sequenza di chirp. Il nostro radar trasmette n chirp (un frame) e successivamente fa una wait, trasmette altri n chirp (secondo frame) e fa una wait, e così via. Abbiamo detto che la frequenza trasmessa varia linearmente da un valore minimo ad un valore massimo in un dato intervallo temporale che viene definito tempo di chirp.

È importante ricordare che le caratteristiche del chirp (che si è introdotto nel cap. 2) e del frame di chirp determinano le prestazioni di rilevamento degli oggetti ma, a causa di alcune limitazioni pratiche, la selezione di alcune impostazioni creano limitazioni in altre.

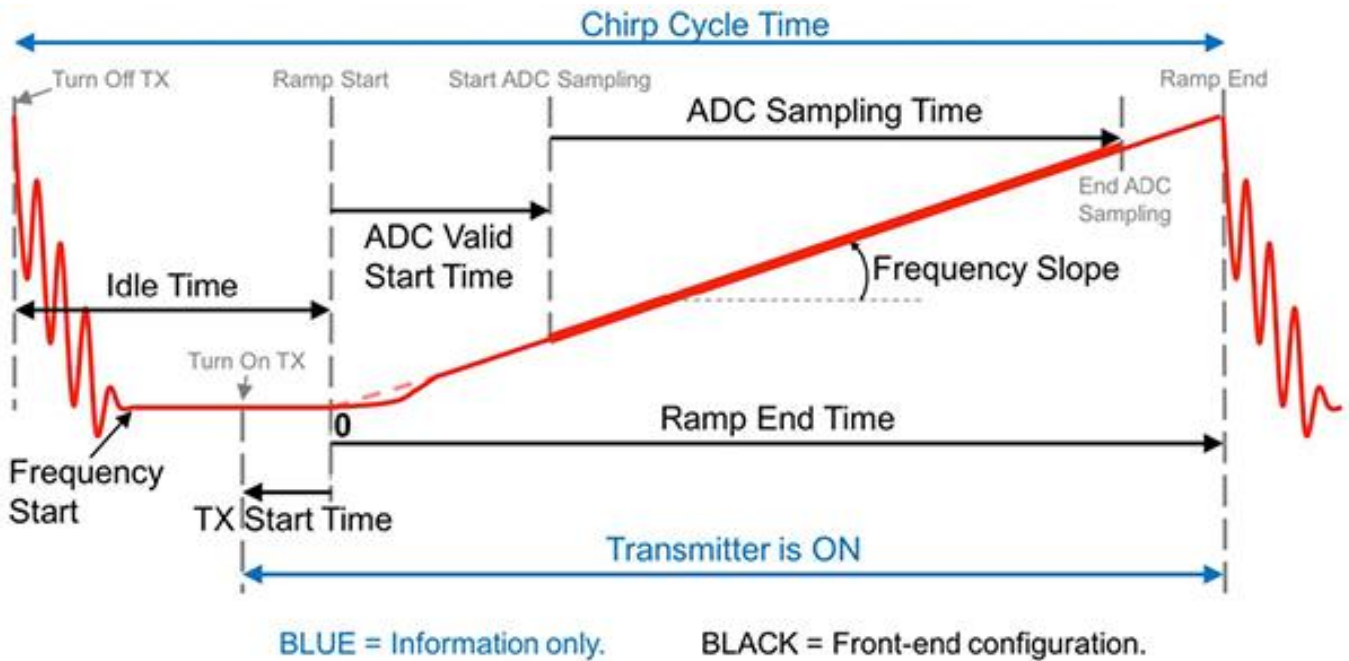


Figura 2.11. Segnale di chirp nella modulazione FMCW.

In Figura 2.11 è possibile osservare l'evoluzione della frequenza trasmessa (in rosso) e la presenza di due tempi distinti: il TX Start Time, tempo di inizio trasmissione e ADC Valid Start Time, tempo valido di inizio campionamento. Il primo indica quando viene acceso il trasmettitore e il secondo definisce il tempo valido per iniziare a campionare (viene introdotto per compensare una non linearità al crescere della frequenza trasmessa quando la trasmissione ha inizio).

Inoltre, il tempo di fine rampa (Ramp End Time) indica la fine della trasmissione del chirp. A partire dalla figura possiamo dedurre che la larghezza totale di banda ( $B$ ) si ottiene moltiplicando il Ramp End Time con il frequency slope che indica la pendenza della rampa.

A partire da tale larghezza di banda, e utilizzando la velocità della luce  $c$  si può definire la  $Res$  o risoluzione spaziale del radar che indica la capacità dei sensori nel distinguere due oggetti vicini.

$$Res = \frac{c}{2B} \quad (7)$$

Il tempo di campionamento ( $t_{ADC}$ ) varia a seconda del numero di campioni che decidiamo di assegnare ad ogni chirp che viene indicato con  $n_c$ , in maniera proporzionale.

Esso è inoltre inversamente proporzionale alla frequenza di campionamento del segnale in accordo con la relazione:

$$t_{ADC} = n_c T_c \quad (8)$$

$T_c$  è chiaramente il periodo di campionamento, l'inverso della frequenza di campionamento  $f_c$ :

$$T_c = 1/f_c \quad (9)$$

Inoltre, un esempio di compromesso da attuare nel settaggio dei parametri nasce dal fatto che la portata di rilevamento massima è inversamente proporzionale alla pendenza della frequenza, se è richiesto il rilevamento a lungo raggio bisogna ridurre al minimo tale pendenza. Questa riduzione incide sulla larghezza di banda comportando una risoluzione ridotta. Le specifiche ottimizzate per il funzionamento del chirp e del frame di chirp sono un fattore cruciale nella progettazione del radar e richiedono che venga trovato il giusto equilibrio tra numerose caratteristiche.



### 3 Analisi dei tracciati radar

Dopo aver esaminato il nostro sistema radar nei suoi componenti e i principi sui quali si basa, possiamo ora entrare nel dettaglio e capire come può essere prodotto e successivamente analizzato un tracciato radar, ovvero un risultato grafico che mostra i risultati prodotti dal nostro dispositivo relativamente alle nostre acquisizioni.

#### 3.1 Configurazione parametri di modulazione e acquisizione dei dati

Nella seguente tabella vengono riassunti i parametri di modulazione settati al momento della configurazione del software di cui abbiamo parlato nel capitolo precedente.

|   |                     |
|---|---------------------|
| <b>Frequenza iniziale</b>               | 77 GHz              |
| <b>n. chirp nel frame</b>               | 128                 |
| <b>Pendenza rampa (frequency slope)</b> | 60,012 MHz/ $\mu$ s |
| <b>Tempo morto (Idle time)</b>          | 100 $\mu$ s         |
| <b>Tx Start Time</b>                    | 0 $\mu$ s           |
| <b>ADC Valid Start Time</b>             | 6 $\mu$ s           |
| <b>n° campioni</b>                      | 512                 |
| <b>Frequenza campionamento</b>          | 10 Msps             |
| <b>Ramp End Time</b>                    | 60 $\mu$ s          |
| <b>Periodo di frame</b>                 | 40 ms               |
| <b>n° frame</b>                         | 400                 |

*Tabella 2. Parametri di modulazione utilizzati.*

Una volta configurati tutti i parametri richiesti possiamo procedere con l'acquisizione dei dati.

Dunque, a partire dalla finestra “capture and PostProcessing” visibile nella figura sopra (Figura 2.10) è possibile avviare l’operazione di acquisizione tramite il tasto “DCA1000 ARM”. Durante l’acquisizione i dati vengono salvati sull’hard disk del nostro pc, pertanto, per ogni acquisizione bisogna copiare i dati in una apposita cartella per evitare che i dati relativi ad un’acquisizione vengano sovrascritti dai dati dell’acquisizione successiva. Un’acquisizione completa dura 16 secondi.

È previsto un tool: “PostProc” che può essere attivato da noi una volta terminata l’acquisizione.

Questo tool ci permette di visualizzare una mappa che riporta l’evoluzione lungo lo slow time e il fast time con gli assi convertiti in velocità e distanza. Tale mappa, a differenza di quelle che otterremo in seguito tramite l’analisi, si riferisce ad un unico frame: piuttosto che riferirsi a tutti i chirp trasmessi, ne considera solo 128.

Andiamo a ripetere più volte tale operazione, precisamente 20 volte per ognuno dei tre esperimenti presi in esame che saranno successivamente descritti.

Di seguito, nella Figura 3.1, possiamo vedere un esempio di interfaccia grafica dell’acquisizione radar che ci viene fornita dalla mmWave studio dove, in alto a sinistra abbiamo la mappa velocità-distanza di cui sopra.

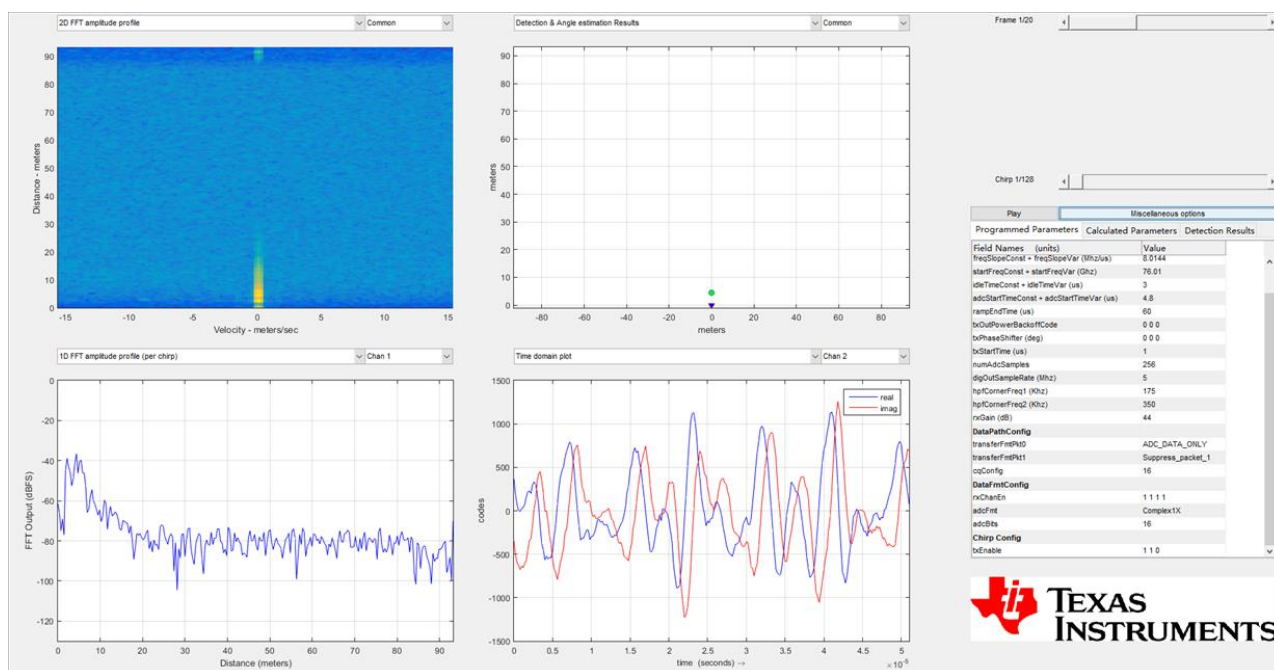


Figura 3.1. Esempio di interfaccia grafica dell’acquisizione Radar.

Dunque, una volta rilevate le attività nella loro integrità, si procede salvando il file dati, chiamato ADC\_dta.bin, relativo ad ogni singola acquisizione, come anticipato precedentemente.

Tale dataset rappresenta il segnale di battimento relativo al target; A questo punto, tale file viene caricato su MATLAB per poter iniziare il processing.

Questi dati, trasportati dal flusso UDP, devono essere riorganizzati in funzione del numero di antenne in ricezione. A partire da un vettore dunque, dobbiamo ottenere una matrice che avrà dimensione  $[4 \times n]$ , dove 4 è il numero delle antenne trasmettenti utilizzate.

Introduciamo, dunque, i tre esperimenti presi in esame.

Inizialmente abbiamo preso come oggetto del rilevamento un ventilatore con potenza 44 Watt e con diametro delle pale di 35 Cm impostato alla massima velocità di funzionamento e posizionato ad una distanza di quasi due metri dal nostro radar.

Come seconda prova abbiamo preso una lavagna di alluminio di dimensioni 60x90 cm. Sul retro della lavagna abbiamo applicato un mixer audio che genera impulsi periodici.

La terza prova consiste nel far camminare un soggetto a partire dal radar. Tale soggetto se ne allontana arrivando ad una certa distanza alla quale gira e torna poi verso il radar.

Come detto prima, per ciascuna delle tre prove sono state effettuate 20 acquisizioni differenti, eseguite alle stesse condizioni e tutte della dura di 16 secondi.

## 3.2 Trasformata di Fourier e spettrogrammi

Per proseguire con l'elaborazione dei dati acquisiti, e il successivo sviluppo dei tracciati radar i quali contengono il risultato delle nostre acquisizioni, dandone una interpretazione grafica, bisogna ricorrere ad una operazione matematica che è la Trasformata di Fourier.

La trasformata di Fourier (FT) è uno strumento molto potente implementato, oggi, in un enorme numero di tecnologie. Il suo primo esempio di applicazione fu proprio il campionamento e la digitalizzazione di segnali analogici.

Nel tempo, l'utilizzo della FT, è stato ampliato a più orizzonti in ambito digitale, basti pensare che il formato di compressione '.jpg' utilizza una FT bidimensionale, mentre uno degli ultimi esempi di applicazione si ha nell'imaging digitale in ambito medico (risonanza magnetica nucleare, tomografia assiale computerizzata: TAC eccetera). Nonostante gli utilizzi della FT siano molto diversificati, il suo basilare funzionamento non è mai cambiato: essa non fa altro che modificare il dominio di una funzione del tempo (un segnale) in un dominio delle frequenze, permettendo così lo studio della composizione in termini di frequenza, ampiezza e fase del segnale stesso.

*“Il teorema di Fourier non è soltanto uno dei risultati più belli dell'analisi moderna, ma si può affermare che esso fornisce uno strumento indispensabile per affrontare quasi tutti i problemi più ardui della fisica moderna.”* (Lord Kelvin, 1887).

Matematicamente, dato un segnale, ovvero una funzione che assume valori dipendenti dal tempo  $h(t)$ , la Trasformata di Fourier restituisce la distribuzione in frequenze del segnale stesso e si scrive come enunciato di seguito:

$$H(F) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)e^{i2\pi ft} \quad (10)$$

$$\text{con: } \omega = 2\pi f \in R$$

Dunque,  $H(F)$  viene chiamata trasformata di Fourier di  $h(t)$ . Nella (10) la  $i$  rappresenta l'unità immaginaria.

Per le nostre esigenze non useremo la Trasformata di Fourier classica, bensì una sua variante che è la trasformata di Fourier a breve termine o (STFT: Short-time Fourier transform).

L'esigenza di utilizzare questa variante nasce dal fatto che l'analisi di Fourier classica presenta un inconveniente: nella trasformazione al dominio della frequenza si perde l'informazione sul tempo: è impossibile dire quando un particolare evento ha luogo.

Man mano che l'elaborazione dei segnali con frequenza che varia nel tempo sono diventati sempre più diffusi, è aumentata la richiesta di una maggiore visibilità degli eventi in brevissimo tempo. Per cercare di esaudire tale richiesta è possibile impiegare brevi frame di trasformate nel tempo discrete che possono essere completamente sovrapposti: la STFT quindi effettua una finestrazione del segnale, analizzando così solo una piccola sezione del segnale alla volta.

Si tratta di una trasformata correlata a quella di Fourier utilizzata per determinare la frequenza sinusoidale e il contenuto di fase di sezioni locali di un segnale mentre questo varia nel tempo. In pratica, la procedura per il calcolo degli STFT consiste nel dividere un segnale di tempo più lungo in segmenti più corti di uguale lunghezza e quindi calcolare separatamente la trasformata di Fourier su ciascun segmento più corto. Questo rivela lo spettro di Fourier su ogni segmento. Graficamente, ciò che ne viene fuori è uno spettrogramma che rappresenta spettri mutevoli in funzione del tempo.

Vediamo, matematicamente, cosa comporta la STFT.

$$STFT(\tau, f) = H(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t)w(t - \tau) e^{i2\pi ft} \quad (11)$$

Quella sopra riportata è la STFT al tempo  $\tau$  e alla frequenza  $f$  di un segnale campionato  $h(t)$  e fornisce informazioni spettrali intorno al tempo per mezzo della TdF dello spezzone di segnale pesato dalla finestra  $w(t)$ . Per tale funzione finestra si sceglie la funzione di Gauss centrata intorno allo zero.

$H(\tau, f)$  è essenzialmente la trasformata di Fourier di  $h(t)w(t - \tau)$ , una funzione complessa che rappresenta la fase e l'ampiezza del segnale nel tempo e nella frequenza.

La trasformata che andiamo ad eseguire sui singoli spezzoni di segnale si definisce DFT ovvero Discrete Fourier Transform dato che stiamo prendendo in esame una serie di campioni e lavoriamo a tempo discreto. Di conseguenza esprimeremo la STFT come segue:

$$STFT\{h(k)\}(f) = H(f) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(k)w(k - mT) e^{-i2\pi ft} \quad (12)$$

Il segnale a tempo discreto è  $h(k)$ ,  $w(k - mT)$  rappresenta la funzione finestra scelta  $H(f)$  è la Trasformata di Fourier discreta (DFT) centrata in  $mT$ , con  $T$  lunghezza del salto tra due DFT successive.

Si noti che,  $m$  è discreto e  $f$  è continuo ma, nella maggior parte delle applicazioni tipiche, la STFT viene eseguita utilizzando l'algoritmo FFT (del quale parleremo successivamente) ovvero la trasformata di Fourier veloce, quindi entrambe le variabili saranno discrete e quantizzate.

Il risultato della STFT è dunque una DFT che cambia nel tempo. Ciò che viene visualizzato con una STFT non sarebbe visibile applicando la DFT all'intera serie temporale, in quanto ci fornirebbe un set di componenti che non dipende dal tempo.

A partire dal modulo quadro dello STFT, viene prodotta la rappresentazione dello spettrogramma della densità spettrale di potenza della funzione:

$$\text{Spectrogram } \{h(k)\} = |H(f)|^2 \quad (13)$$

Uno spettrogramma è la rappresentazione grafica dello spettro delle frequenze di un segnale che varia nel tempo. La rappresentazione classica dello spettrogramma vede su uno dei due assi il tempo in scala lineare, sull'altro asse è riportata la frequenza in scala lineare o logaritmica; il colore rappresenta invece il modulo della trasformata per quell'istante di tempo e a una data frequenza; la relazione fra il modulo e la scala di colori può essere lineare o logaritmica.

Uno spettrogramma si ottiene, dunque, suddividendo l'insieme di campioni (relativo all'intera acquisizione da analizzare) in sotto-intervalli uguali (i nostri slot temporali di campioni) e calcolando la DFT. Le trasformate di Fourier, relative alle diverse finestre, vengono poi assemblate a formare lo spettrogramma.

Bisogna notare che, gli slot di campioni presi per effettuare la DTF, generalmente, non vengono presi disgiunti, anzi, si scelgono sovrapposti per una certa percentuale che viene identificata con il valore di overlap.

Questa tecnica di sovrapposizione delle finestre è utile per visualizzare segnali a radiofrequenze variabili nel tempo con elevata risoluzione. Effettuando le diverse prove con quantità crescenti di sovrapposizione per la stessa acquisizione dello stesso esperimento andremo a notare come, una percentuale bassa di overlap può causare una bassa risoluzione e presenza di rumore sullo sfondo. Tale tecnica è spiegata approfonditamente in [12].

Ciò che abbiamo appena discusso, viene effettuato tramite una funzione MATLAB e ciò che ne deriva è mostrato in Figura 3.2. Analizziamo il caso del target in movimento che, in questo caso, esprime meglio il rapporto tra distanza e frequenza nel tempo.

Per ogni riga ho una componente in frequenza che indica la distanza del target: più lontano è il target maggiore è la frequenza.

Si tratta di un andamento obliquo. Il target preso in esame in questo caso è un uomo in movimento che parte da una certa distanza dal nostro radar e se ne allontana (frequenza aumenta e intensità del giallo diminuisce). Arrivato ad una certa distanza il target gira e si avvicina (frequenza diminuisce e intensità del colore aumenta).

Notiamo che la parte oltre 5 MHz è la parte immaginaria del segnale che è nulla. In pratica trasformata è asimmetrica: a causa dell'elettronica del dispositivo (il radar ha un componente mixer IQ che applica la trasformata di Hilbert restituendo un segnale complesso nel tempo) posso rappresentare la trasformata del segnale in maniera unilatera, ovvero ho solo la componente reale poiché la componente immaginaria è nulla. Se avessi un mixer classico, il segnale sarebbe reale, la trasformata simmetrica e la rappresentazione non sarebbe unilatera ma avrei anche la parte immaginaria.

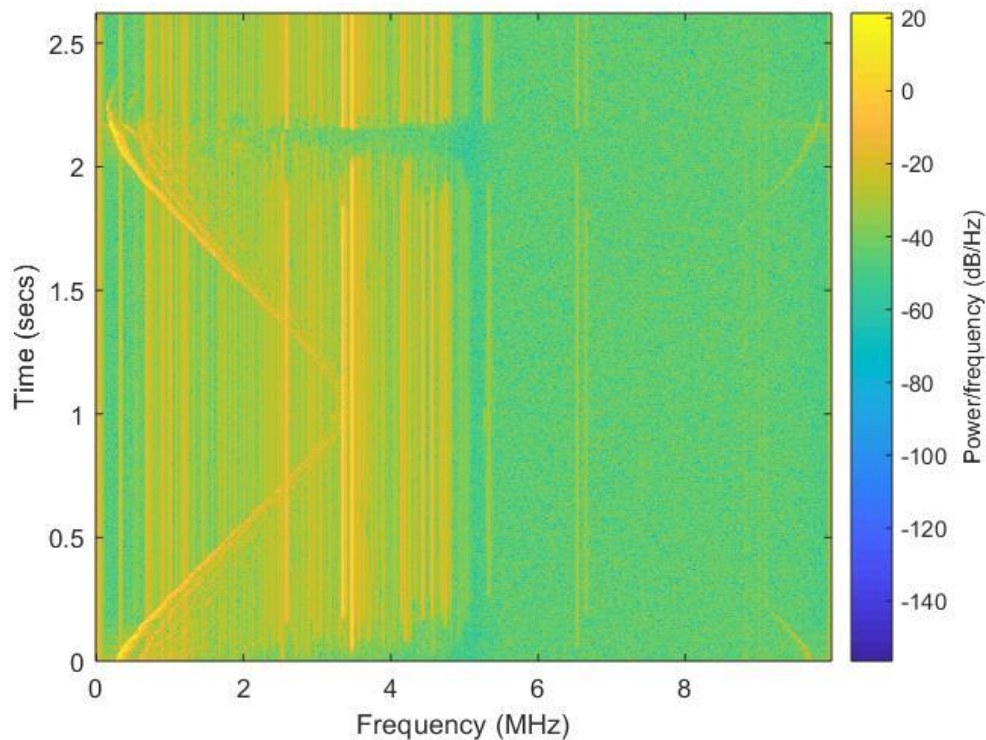


Figura 3.2. Spettrogramma frequenza-tempo target in movimento.

Abbiamo precedentemente parlato di FFT. Parallelamente all'evoluzione in termini di applicazioni della trasformata, ovviamente, si è sviluppato uno studio volto a migliorare e ottimizzare la computazione della stessa, data l'esponenziale crescita del suo utilizzo.

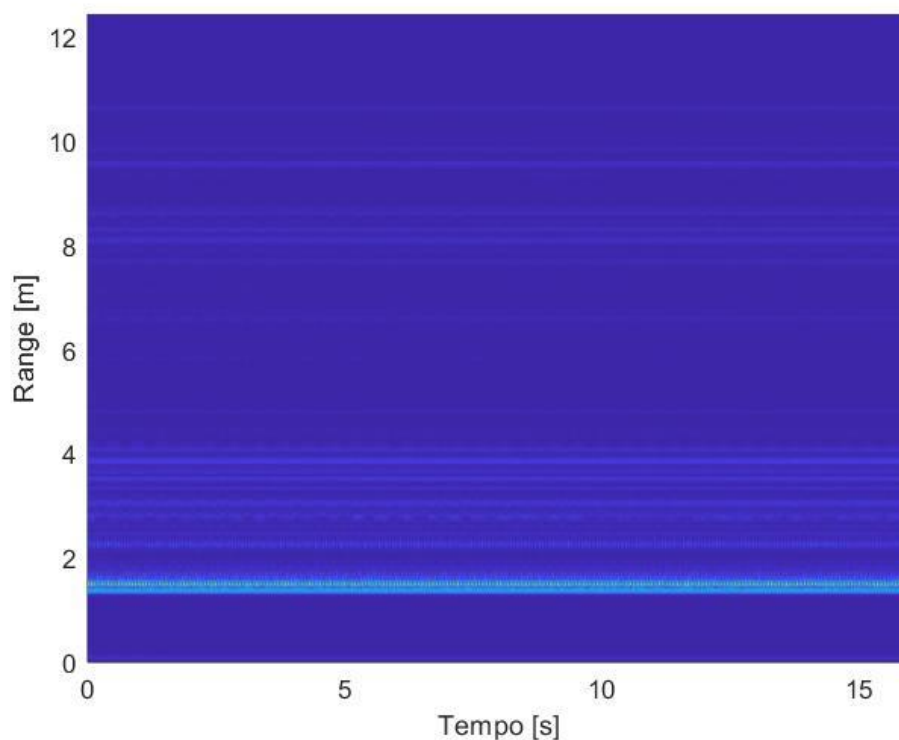
La trasformata di Fourier è un'operazione complicata dal punto di vista computazionale, per semplificare il tutto viene realizzato un algoritmo, la FFT (Fast Fourier Transform), che, con il meccanismo del "divide et impera", riesce a ridurre la complessità della trasformata di Fourier da  $O(n^2)$  al livello di  $O(n \log(n))$  complessità logaritmica, dove  $n$  rappresenta la dimensione dei dati di partenza. Usare questo metodo risulta di grande aiuto quando i dati comportano matrici contenenti migliaia di numeri.

A parità di risultati, l'algoritmo FFT semplifica i calcoli e ne permette l'uso anche sui piccoli calcolatori. Per esempio, per eseguire la trasformata di Fourier di  $10^6$  punti con la FFT si passa da un tempo di calcolo di 2 settimane a 30 secondi.

La FFT nasce come versione "veloce" della trasformata, che permette di passare al dominio della frequenza per mezzo di molte meno operazioni, suddividendo l'onda in più sezioni ed effettuando la trasformata su ognuna di esse, in modo molto più veloce perchè diminuisce notevolmente il numero di moltiplicazioni eseguite dal calcolatore.

### 3.3 Analisi mappe Range-Time

Le frequenze ottenute dalla trasformata possono essere convertite in distanza mediante una procedura di conversione degli assi tramite MATLAB. Da qui si può procedere con la visualizzazione a schermo delle mappe Range-Time per ciascuna delle tre prove.

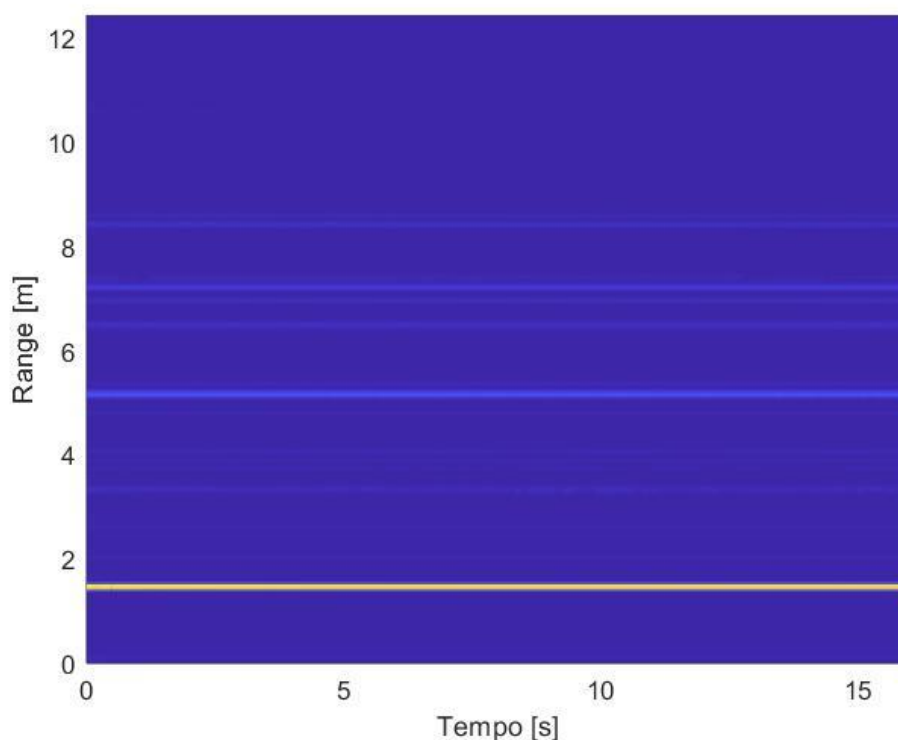


*Figura 3.3. Mappa Range-Time ventilatore con pale in rotazione.*

Nella mappa sopra riportata possiamo notare, senza difficoltà, l'evoluzione nel tempo della scena: il ventilatore settato alla massima velocità si trova a circa 190 cm dal radar: come possiamo chiaramente vedere in figura la linea marcata indica la posizione del ventilatore.



Le imperfezioni attorno alla linea marcata, che la rendono meno definita, sono dovute alla rotazione delle pale.

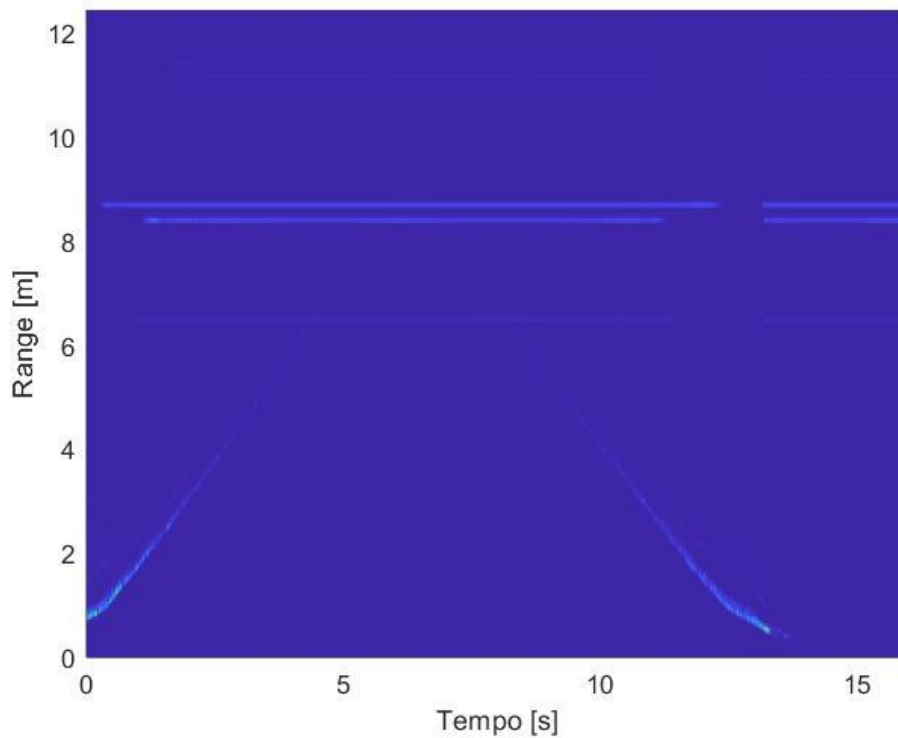


*Figura 3.4. Mappa Range-Time bersaglio fisso con generatore di impulsi periodico.*

In questa seconda mappa range-time vediamo in maniera più marcata la posizione del target ad una certa distanza che, come nel caso precedente, è posizionato a poco meno di due metri dal radar.

Il nostro target rilevato è una lavagna in metallo poggiato su un treppiedi . Essa fornisce una grande resistenza alla radiazione inviata dal radar pertanto la posizione della stessa è ben definita in tale mappa.

Sul retro della lavagna, come anticipato precedentemente, è stato fissato un bass shaker audio che è collegato ad un generatore di funzioni che produce impulsi rettangolari di periodo 0.5 secondi.



*Figura 3.5. Mappa Range-Time target in movimento.*

Studiando la Mappa Range-Time relativa al target in movimento, possiamo notare, come anticipato precedentemente, che l'andamento obliquo identifica un target in movimento (uomo con passo lento) che a partire da una certa distanza dal nostro radar (circa 1 m) inizia ad allontanarsi. Il target scelto, arrivato ad una certa distanza (in prossimità di un ostacolo parzialmente rilevato dal radar), cambia direzione e torna verso il radar: notiamo chiaramente l'andamento nel tempo del nostro target quantificato in distanza.

### 3.4 Analisi mappe Range-Doppler

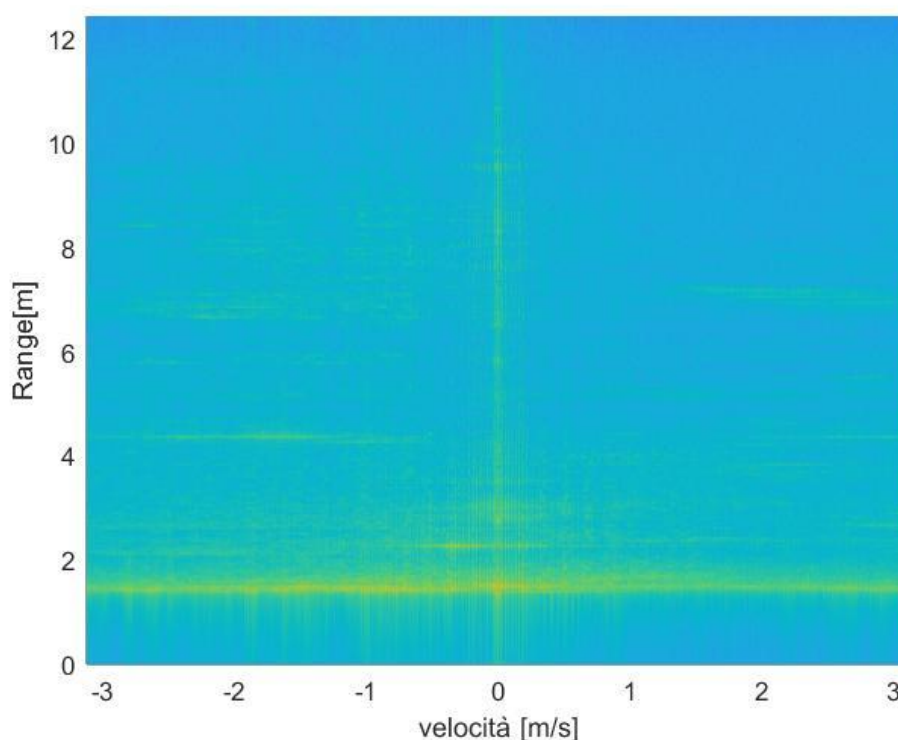
Abbiamo analizzato lo spettrogramma, il quale ci permette di ricavare informazioni di rilevante importanza relativamente all'ambiente circostante il radar utilizzato e alla distanza dei bersagli studiati.

Ciononostante, qualora si abbia bisogno di informazioni maggiormente dettagliate circa il moto ipotetico dei bersagli bisogna fare un'analisi più approfondita: la velocità viene estrapolata tramite la valutazione del doppler che visualizziamo su delle opportune mappe range-doppler.

Questa componente viene calcolata facendo una FFT multidimensionale. Nel paragrafo 3.2 abbiamo parlato della FFT (Fast Fourier Transform) e delle ottimizzazioni che essa ci permette di ottenere.

Ora si procede eseguendo una FFT sulla verticale della matrice dei nostri dati (ottenendo lo spettrogramma fatto prima) e successivamente facendo anche una FFT orizzontale. In pratica, per ogni valore di distanza (dato dalla frequenza), si va a vedere qual è la componente doppler corrispondente.

Attraverso le mappe range-doppler che si ottengono risultano visibili i macro-movimenti e i micromovimenti dei bersagli considerati. Consideriamo, però, che con queste mappe perdiamo la componente temporale: non conosco in quali istanti si evolve la scena.

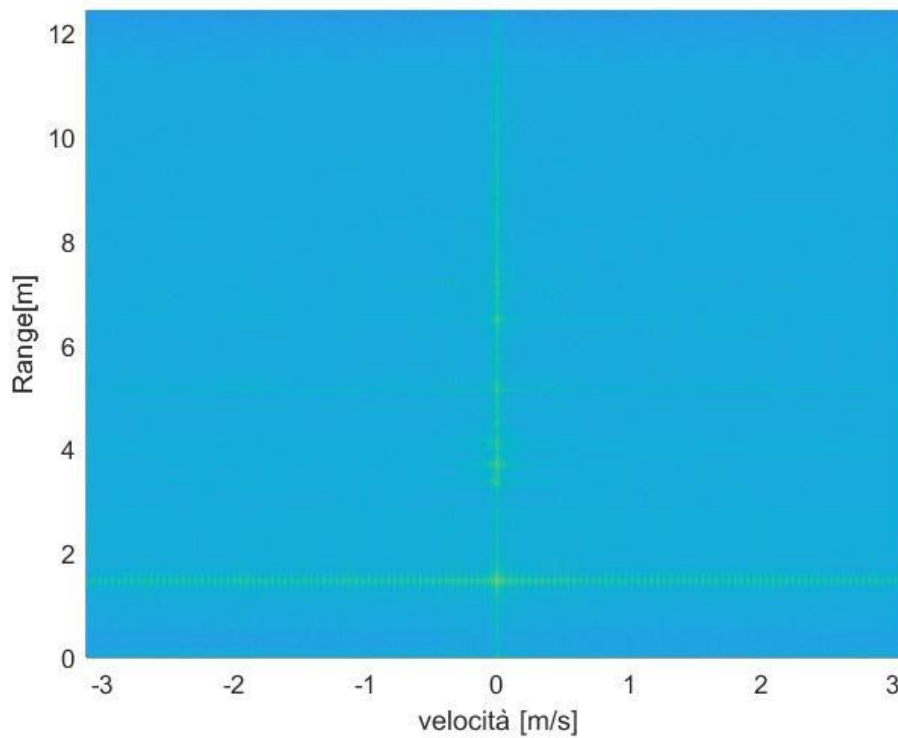


*Figura 3.6. Mappa Range-Velocità ventilatore con pale in rotazione.*

Questa è la mappa Range-Velocità ottenuta applicando la FFT alla mappa Range-Time del ventilatore con pale in rotazione (Figura 3.3).

È semplice notare innanzitutto sullo zero doppler tutti gli oggetti della scena che sono fermi.

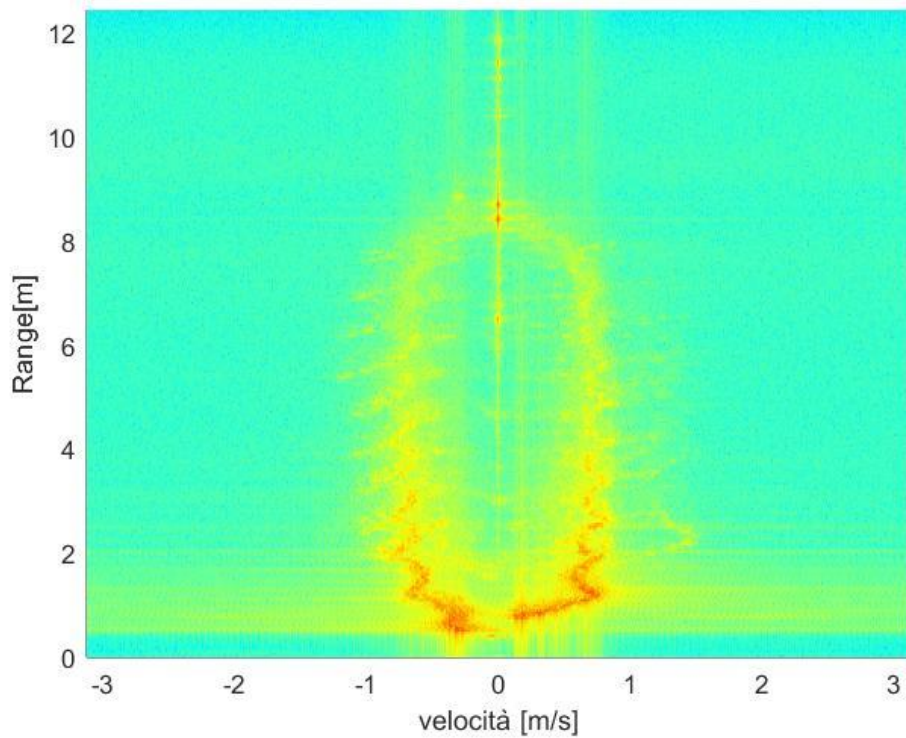
In secondo luogo, la linea verde più marcata a circa 2 metri identifica la velocità dell'aria emanata in prossimità del ventilatore.



*Figura 3.7. Mappa Range-Velocità bersaglio fisso con generatore di impulsi periodici.*

Questa è la mappa range-velocità ottenuta applicando la FFT alla mappa Range-Time della lavagna con generatore di impulsi (Figura 3.4).

Anche qui possiamo fare le stesse osservazioni relativamente agli oggetti fermi sulla scena e identificare, con la linea verde più marcata a quasi 2 metri, la lavagna con gli impulsi emessi.



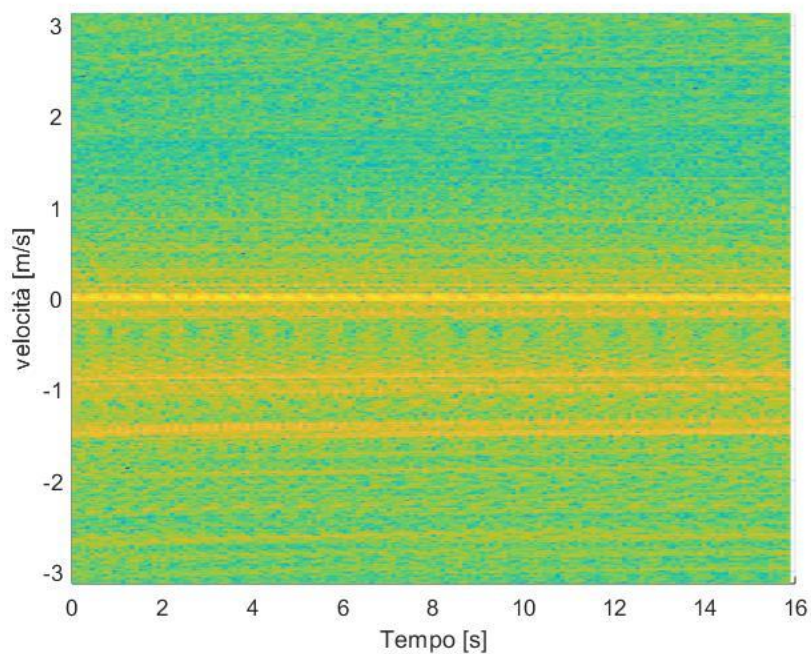
*Figura 3.8. Mappa Range-Velocità target in movimento.*

Questa è la mappa range-velocità ottenuta applicando la FFT alla mappa Range-Time del target in movimento (Figura 3.5). Il doppler positivo indica che il target si allontana dal radar, nel frattempo abbiamo un picco d'intensità identificato dal colore rosso. Quando il doppler è negativo, invece, il target si sta riavvicinando al radar: di conseguenza è intuibile che il passaggio del doppler da positivo a negativo identifica un target che si ferma, gira e torna indietro.

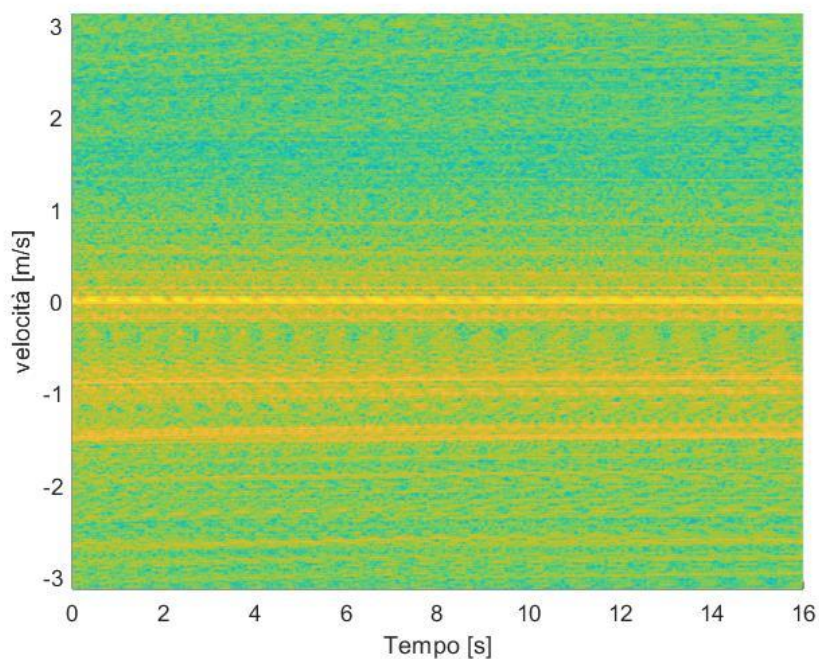
Da notare sono le componenti laterali che identificano il movimento di braccia e mani: se la componente doppler identifica la velocità del target, la componente micro-doppler è una componente derivante dai movimenti del target sul posto.

### 3.5 Analisi mappe Doppler-Time

Abbiamo definito mappe conclusive, le mappe Doppler-Time, che ci permettono di valutare l'andamento della velocità nel tempo. Abbiamo quindi reinserito la componente temporale.



*Figura 3.9. Mappa Velocità-Tempo ventilatore con pale in rotazione con overlap di 204.*



*Figura 3.10. Mappa Velocità-Tempo ventilatore con pale in rotazione con overlap di 486.*



Dalla mappa tempo-velocità del “ventilatore con pale in rotazione” notiamo chiaramente che, sullo zero doppler, ovvero in condizioni statiche, abbiamo una linea gialla di maggiore intensità: essa rappresenta gli oggetti fermi nella scena dunque in primo luogo il ventilatore. A velocità negative troviamo componenti di colore giallo a minore intensità che sono le onde d’aria spinte dal ventilatore verso il radar.

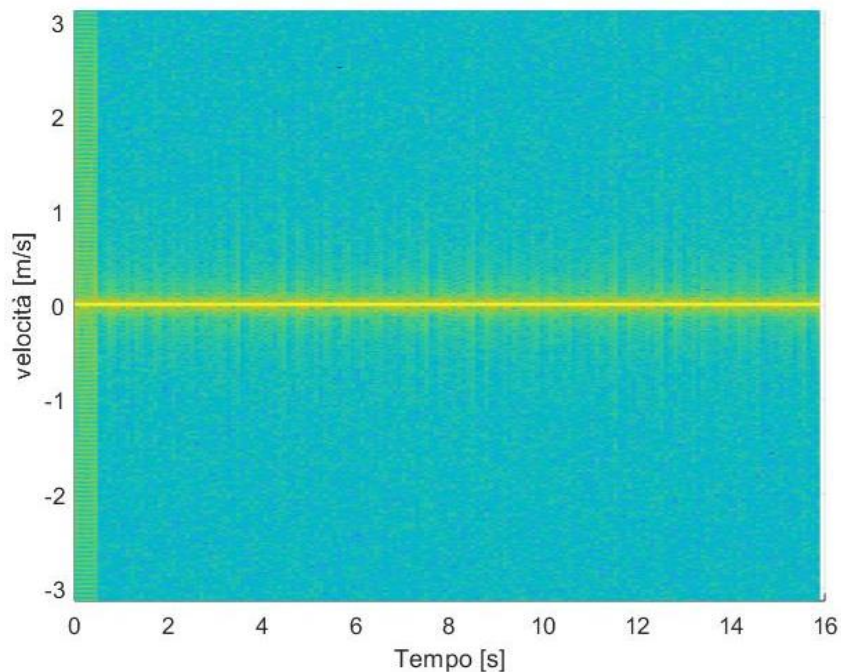


Figura 3.11. Mappa Velocità-Tempo bersaglio fisso con generatore di impulsi con overlap di 204.

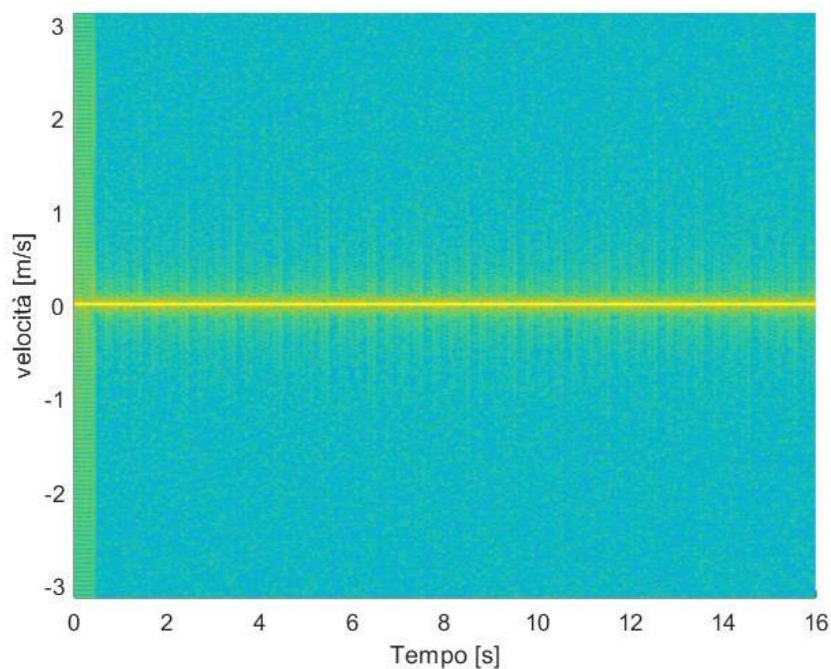


Figura 3.12. Mappa Velocità-Tempo bersaglio fisso con generatore di impulsi con overlap 486.

Dalla mappa tempo-velocità della lavagna con generatore di impulsi visualizziamo un andamento costante nel tempo, come nel caso precedente.

La linea gialla marcata indica la lavagna che ovviamente è ferma.

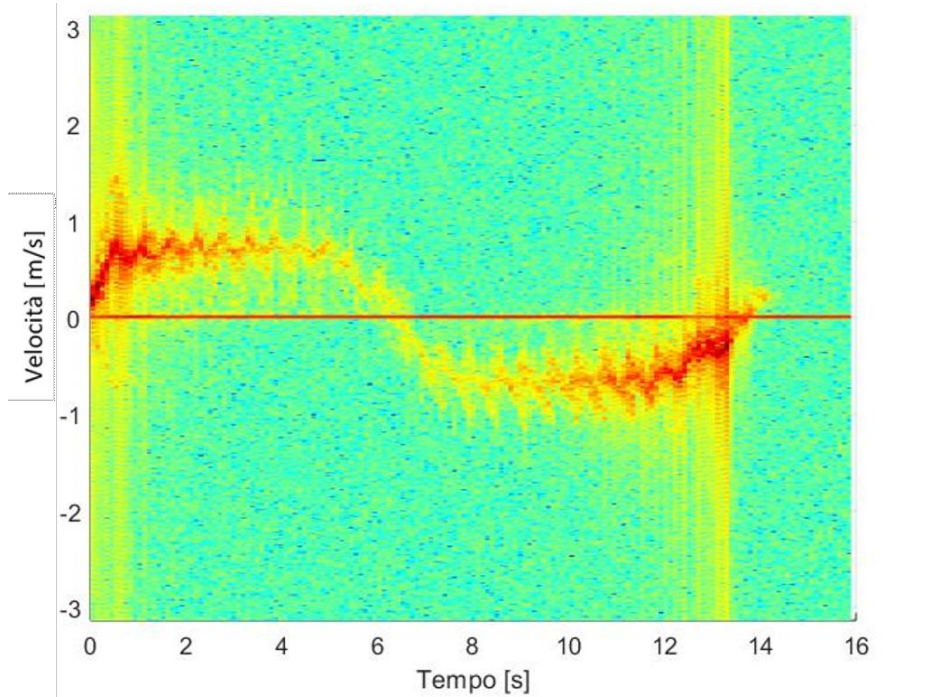


Figura 3.13. Mappa Velocità-Tempo target in movimento con overlap di 204.

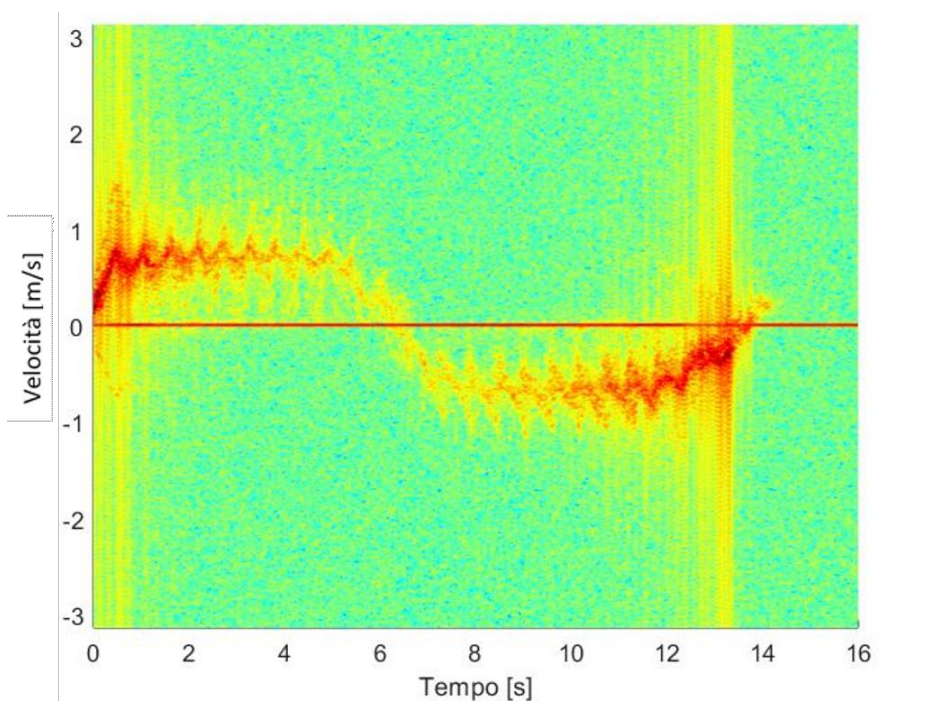


Figura 3.14. Mappa Velocità-Tempo target in movimento con overlap di 486.



Dalla mappa tempo-velocità relativa al “target in movimento” possiamo notare l’evoluzione nel tempo della velocità del target: velocità positiva quando il nostro target si sta allontanando, passaggio per lo zero doppler nel momento in cui si ferma e cambia verso di percorrenza, velocità negativa quando il target si avvicina al radar. Tale andamento è accompagnato da componenti micro-doppler legate al movimento delle braccia, come detto prima.

Per ciascuno dei tre esperimenti, la mappa finale è stata prodotta con due diversi valori di overlap, come anticipato all’inizio del capitolo. Nella prima mappa abbiamo usato un overlap di 204 (40% di 512), mentre nella seconda un overlap di 486 (95% di 512). Possiamo vedere come, la prima mappa rispetto alla seconda, nei tre diversi casi, risulta avere una risoluzione inferiore e presenta una quantità maggiore di rumorosità sullo sfondo identificata da puntini blu.

Possiamo concludere, quindi, che le trasformate sovrapposte tramite il concetto di overlap funzionano in qualche modo da "zoom" per lo spettrogramma consentendo una visibilità maggiore delle variazioni di frequenza nel tempo.

## 4 Classificazione dei tracciati radar

Giunti a questo punto della trattazione possiamo finalmente procedere alla classificazione dei tracciati radar ottenuti tramite i diversi esperimenti. Per fare questo ci serviremo di appositi algoritmi di machine learning.

Il concetto di classificazione è molto vasto. Nel caso di sistemi Automotive è rilevante, per esempio, riuscire a distinguere persone (riferendoci ai pedoni) da altri oggetti come veicoli e altri ostacoli, per garantire pronta risposta da parte del sistema. In questo caso, la precisione riscontrata è molto elevata poiché i campioni (oggetti e persone) sono di natura diversa. Questo lo potremo constatare alla fine della trattazione, alla luce degli esperimenti presi in carico.

Sarà di nostro interesse, prima di passare alla classificazione tramite gli algoritmi preposti, lavorare ad una riduzione della dimensione dei dataset relativi ai vari esperimenti, così da ridurre la mole di dati e di calcoli da effettuare.

Introducendo il concetto di classificazione, parliamo di sistemi che, autonomamente, riescono a distinguere elementi di diversa natura, stiamo dunque facendo riferimento ad un ramo dell'intelligenza artificiale che viene detto Machine Learning.

L'Intelligenza Artificiale (o Artificial Intelligence dall'inglese, sigla AI) è un sottoinsieme della Computer Science. Essa si prefigge lo scopo di sviluppare computer e macchine intelligenti che siano in grado di compiere attività svolte quotidianamente da noi esseri umani. L'Intelligenza Artificiale è un campo molto vasto. Noi ci concentriamo su un concetto, figlio dell'Intelligenza Artificiale: il Machine Learning. Questo sottoinsieme dell'AI ha l'obiettivo di creare algoritmi che permettono ai computer di imparare in modo automatico da una certa esperienza: il computer diventa più abile e veloce a svolgere una determinata attività dopo averla ripetutamente effettuata.

L'apprendimento umano è un processo iterativo, che continua per tutta la vita e ci permette di migliorare le nostre conoscenze a seconda delle informazioni che raccogliamo. Lo stesso fanno le macchine: dai dati di input che analizzano ricavano i modelli di apprendimento, modelli che permettono di costruire algoritmi per la risoluzione di uno specifico problema.

Le applicazioni di Machine Learning sono già oggi molto numerose [17], alcune delle quali entrate comunemente nella nostra vita quotidiana senza che in realtà ce ne rendessimo conto. Pensiamo per esempio all'utilizzo dei motori di ricerca: attraverso una o più parole chiave, questi motori restituiscono liste di risultati (le cosiddette SERP – Search Engine Results Page) che sono l'effetto di algoritmi di Machine Learning con apprendimento non supervisionato (forniscono come output informazioni ritenute attinenti alla ricerca effettuata in base all'analisi di schemi, modelli, strutture nei dati).

Altro esempio comune è legato ai filtri anti-spam delle e-mail basati su sistemi di Machine Learning che imparano continuamente sia ad intercettare messaggi di posta elettronica sospetti o fraudolenti sia ad agire di conseguenza (per esempio eliminandoli prima che vengano distribuiti sulle caselle personali degli utenti). Sistemi di questo tipo, anche con sofisticazioni maggiori, vengono per esempio impiegati anche nel settore Finance per la prevenzione delle frodi (come la clonazione della carta di credito), dei furti di dati e identità; gli algoritmi imparano ad agire mettendo in correlazione eventi, abitudini degli utenti, preferenze di spesa, ecc.; informazioni attraverso le quali riescono poi a identificare in real-time eventuali comportamenti anomali che potrebbero appunto identificare un furto od una frode.

Interessanti esempi di Machine Learning con apprendimento supervisionato arrivano dal settore della ricerca scientifica in campo medico dove gli algoritmi imparano a fare previsioni sempre più accurate per prevenire lo scatenarsi di epidemie oppure per effettuare diagnosi di tumori o malattie rare in modo accurato e tempestivo.

E ancora, sempre nell'ambito dell'apprendimento supervisionato, ci sono interessanti applicazioni di Machine Learning a livello di riconoscimento vocale o identificazione della scrittura manuale.

Come accennato all'inizio della trattazione i sistemi che si basano sull'apprendimento stanno alla base dello sviluppo delle auto a guida autonoma che, proprio attraverso il Machine Learning, imparano a riconoscere l'ambiente circostante (con i dati raccolti da sensori) e ad adattare il loro "comportamento" in base alle specifiche situazioni.

Nel nostro caso l'apprendimento (fase di training, allenamento della macchina) è volto ad indicare alla macchina le differenze tra due classi e che cosa può fare per distinguerle.

Quando è in grado di farlo, utilizzerà tali informazioni per analizzare i dati e dunque distinguere una classe di elementi da un'altra.

## 4.1 Analisi delle Componenti Principali

Come anticipato, ai fini di una classificazione efficiente e per lavorare con un dataset più raccolto si esegue una procedura di analisi dei componenti principali (Principal Component Analysis: PCA).

Si tratta di una procedura usata per la semplificazione dei dati utilizzata nell'ambito della statistica multivariata. Quest'ultimo concetto racchiude quella parte della statistica in cui l'oggetto dell'analisi è per sua natura formato da almeno due componenti, il che avviene spesso nell'ambito di scienze quali medicina, psicologia, sociologia, ecologia, biologia ed ingegneria. Quando ci si ritrova a risolvere problemi con molte variabili, si rischia di considerarle tutte allo stesso livello di importanza. Ma spesso non è così. Lo scopo della tecnica è quello di ridurre il numero più o meno elevato di variabili che descrivono un insieme di dati a un numero minore di variabili, limitando il più possibile la perdita di informazioni. Si va a ridurre la dimensione dello spazio delle variabili rappresentandolo con alcune variabili ortogonali (non correlate) per tanto viene anche detta decomposizione ortogonale propria.

La PCA permette, in pratica, di trovare le direzioni della massima varianza nei dati e di proiettarle su un nuovo sottospazio con dimensioni uguali o inferiori a quello originale. Utilizzando la proiezione matematica, il dataset originale, che potrebbe aver coinvolto molte variabili, viene ad essere interpretato solo da poche variabili (dette componenti principali).

L'output di PCA sono proprio queste componenti principali, il cui numero è inferiore o uguale al numero di variabili originali.

Nella Figura 4.1 che segue possiamo capire, tramite uno schema semplificato, come lavora questo algoritmo.

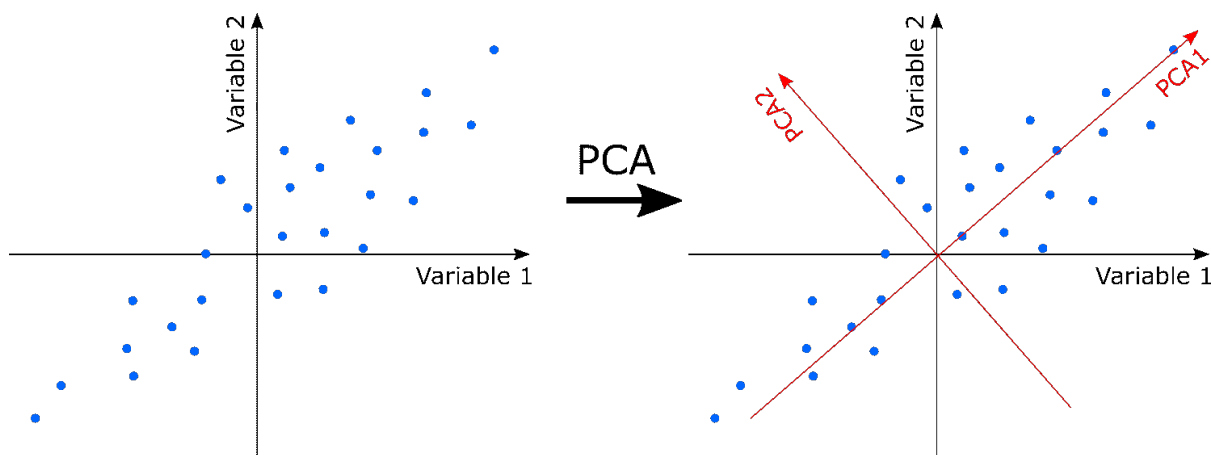


Figura 4.1. Esempio di applicazione della PCA ad un dataset.

L'algoritmo che implementiamo su MATLAB prevede di prendere come oggetto la matrice comprendente tutti i dati relativi alle tre prove. Si tratta di una matrice di dimensione  $[60 \times n]$  dove 60 è appunto il numero di acquisizioni eseguite (20 per ciascuna delle tre prove) e  $n$  è il numero delle variabili.

Tramite una semplice funzione MATLAB, alla quale si dà come argomento tale matrice, è possibile ottenere i coefficienti delle componenti principali, che poi vanno moltiplicati per la matrice originale. La nuova matrice che si ottiene è la matrice delle componenti principali che sarà data come input all'algoritmo di classificazione.

In figura mostriamo ciò che si ottiene andando a plottare i risultati di tali comandi identificando separatamente le tre classi: ventilatore, lavagna con impulsi e target in movimento. Abbiamo dunque, una visualizzazione del dataset completo nello spazio delle prime 2 componenti principali.

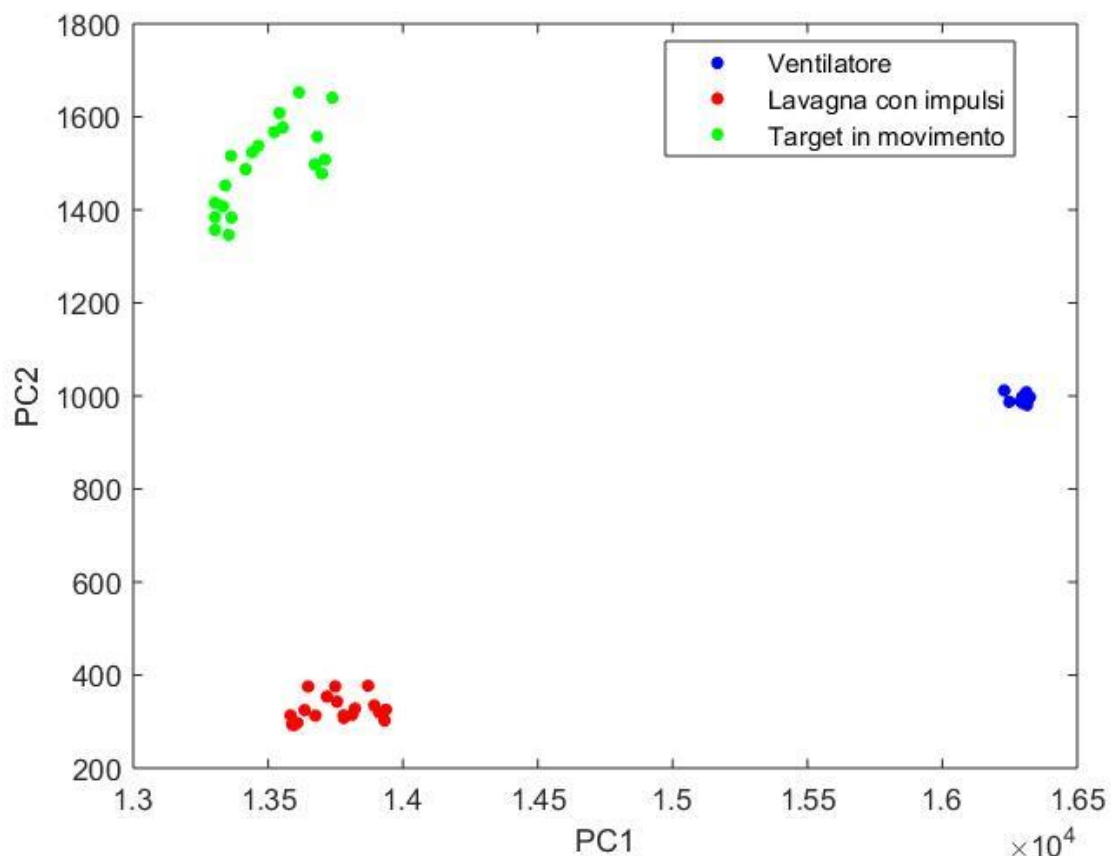


Figura 4.2. Visualizzazione del dataset completo nello spazio delle prime 2 componenti.

Si nota chiaramente dalla figura come sia possibile distinguere i dati relativi a ciascuna classe senza difficoltà analizzando le prime due componenti.

Ciò significa che l'algoritmo riesce a catturare le informazioni necessarie di ogni set di dati al fine di distinguerli.

I punti che identificano le acquisizioni relative al ventilatore sono tutti molto vicini, di conseguenza le acquisizioni sono simili tra loro. Per la lavagna con il generatore di impulsi possiamo notare una maggiore dispersione tra le 20 acquisizioni, comportamento che aumenta nel caso del target in movimento dove, riferendoci chiaramente ad un uomo e non più ad un dispositivo, le possibili variazioni tra due acquisizioni diverse sono sicuramente più numerose.

## 4.2 Classificazione tramite algoritmo k-NN

Una volta ottenuto il dataset semplificato applicando l'algoritmo PCA, questo è pronto per la classificazione, step ultimo della nostra trattazione.

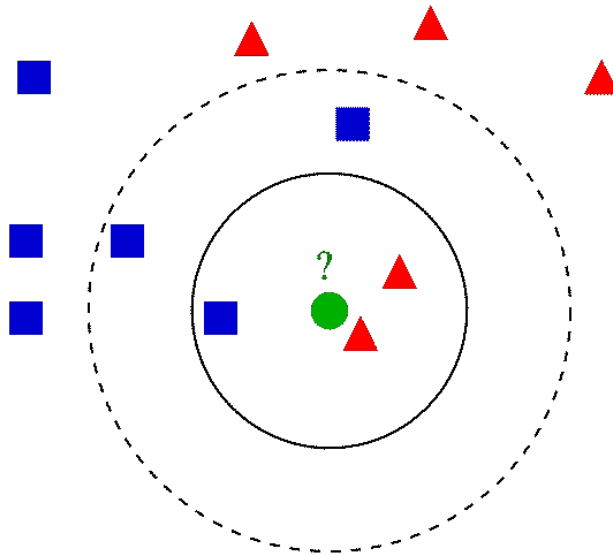
Esistono molti tipi di algoritmi per il machine learning e possiamo quindi dividerli in categorie, a seconda del loro utilizzo.

Quello di cui parleremo è un algoritmo di tipo supervisionato. Un algoritmo è supervisionato quando utilizziamo, per allenare la macchina, un dataset che contiene un set di osservazioni, descritte da un certo numero di caratteristiche, o 'features' e dall'etichetta di appartenenza alla classe. In base al dataset, e tenendo conto dell'etichetta, l'algoritmo apprenderà (in vari modi) a classificare un dataset completamente nuovo, ma che non contiene l'etichetta, in base alle informazioni del primo dataset classificato nella fase di training.

L'algoritmo che utilizzeremo è il K-Nearest Neighbors (K-NN).

Il nome lascia intendere il principio di funzionamento: il k-Nearest Neighbors procede al riconoscimento di pattern per la classificazione di oggetti basandosi sulle caratteristiche degli oggetti vicini a quello considerato.

Più in generale, dati N punti etichettati in uno spazio ad M dimensioni, ad un punto non etichettato sarà assegnata l'etichetta più frequente tra i K punti ad esso più vicini. La vicinanza è data da una metrica di distanza a scelta (la più comune è la distanza euclidea).



*Figura 4.3. Esempio esplicativo del funzionamento dell' algoritmo k-NN.*

In Figura 4.3 è rappresentato un esempio di classificazione mediante k-NN. Il punto in esame è il pallino verde. Le classi analizzate sono due: quella dei triangolini rossi e quella dei quadratini blu.

Se  $k = 3$  (cioè vengono considerati i 3 oggetti più vicini), allora il pallino verde viene inserito nella stessa classe dei triangolini rossi perché sono presenti 2 triangolini e 1 quadratino. Se  $k$  fosse 5 allora verrebbe inserito nella stessa classe dei quadratini blu perché sono presenti 3 quadratini e 2 triangolini.

Questo esempio banale può farci intuire come, assegnando un'etichetta alle nostre classi, possiamo ricorrere a questo algoritmo per distinguere una dall'altra.

La scelta di  $k$ , come vediamo non è banale e comporta variazioni nei risultati dell'algoritmo.

Per semplicità assegniamo alla classe 'ventilatore' l'etichetta 0, alla classe 'lavagna con impulsi' l'etichetta 1 e alla classe 'target in movimento' l'etichetta 2. Dopo aver assegnato le etichette bisogna procedere con la fase di training. Lo spazio del dataset viene partizionato in due sottomatrici: una per la fase di training e una per il test vero e proprio. Esse possono essere di uguali dimensioni oppure coprire diverse percentuali della matrice totale considerando che potremmo utilizzare una grande mole di dati per allenare la nostra macchina in maniera più efficace e poi effettuare la classificazione rispetto ad una quantità più ristretta di dati.

A questo punto possiamo procedere ad effettuare la classificazione tramite k-NN con numeri differenti del parametro k. I risultati saranno visualizzati tramite la confusion matrix (matrice di confusione) che rappresenta un tool utilizzato per valutare le prestazioni di un algoritmo di machine learning come il k-NN.

Si tratta di una tabella in cui le previsioni (predicted class) sono rappresentate nelle colonne e lo stato effettivo (true class) è rappresentato dalle righe. Tale tabella rende facile vedere se si è verificato un errore di classificazione e se le previsioni sono più o meno corrette.

Da questa tabella, quindi, è possibile comprendere le performance di un modello predittivo di classificazione in modo da determinare quanto questo sia accurato ed efficace. Questo viene fatto confrontando il valore previsto che viene assegnato alla variabile con il suo valore reale.

Vediamo uno schema esplicativo nella figura sottostante (Figura 4.4).

Come già detto troviamo sulle colonne i “valori predetti” che possono essere negative’ e positive’ mentre sulle righe troviamo i “valori reali” che possono essere negative e positive.

Ciò che può risultare dalla classificazione è che questa sia avvenuta correttamente, allora avremo i “Veri positivi” (TP) ovvero valori positivi classificati come positivi o i “Veri negativi” (TN), valori negativi classificati come negativi. Altrimenti, se la classificazione è errata avrò “Falsi positivi” (FP), valori negativi classificati come positivi e “Falsi negativi” (FN), valori positivi classificati come negativi.

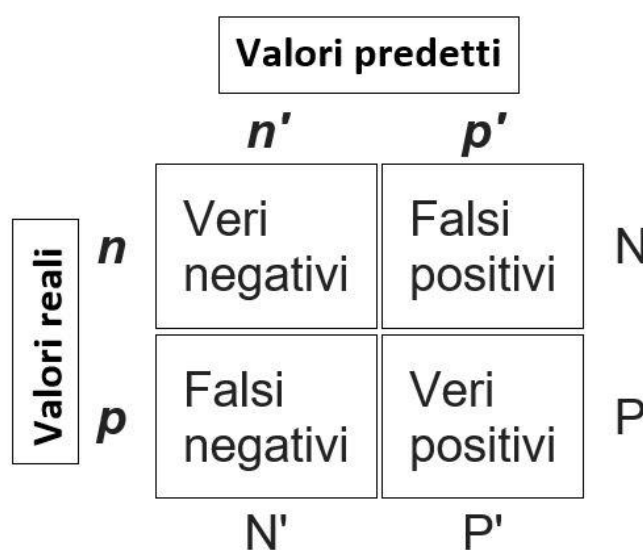


Figura 4.4. Matrice di confusione teorica a due classi.



A partire dalla matrice di confusione possono essere calcolati diversi indici: l'Accuracy che rappresenta la percentuale di classificazioni corrette, oppure la Precision che rappresenta la percentuale di classificazioni positive che sono corrette. Nel procedere con la nostra classificazione prenderemo in considerazione l'indice di accuratezza di una matrice di confusione che viene così calcolato:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (14)$$

Graficamente, invece, ciò che ci consente di decretare la bontà di una matrice di confusione è il numero di elementi riconosciuti correttamente, ovvero in base alla corrispondenza dell'indice di riga con l'indice di colonna: una buona matrice di confusione ha numeri elevati sulla diagonale principale.

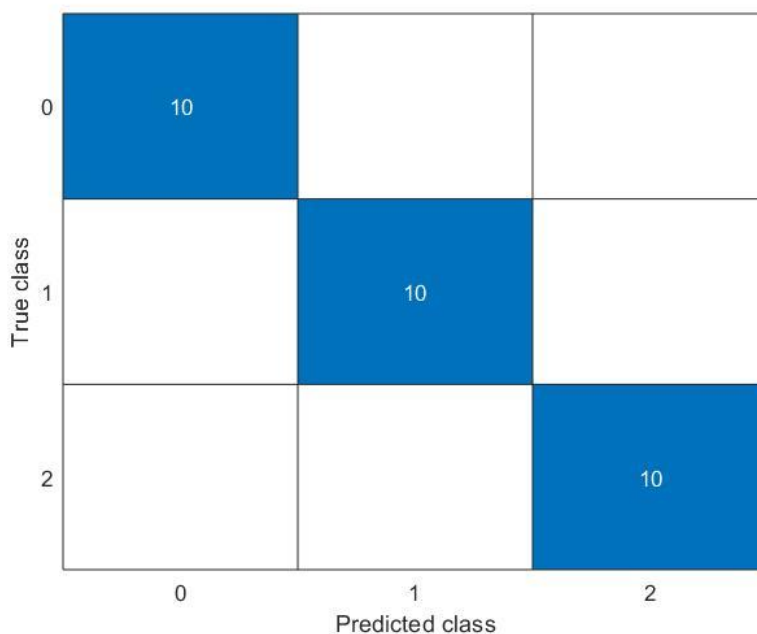


Figura 4.5. Matrice di confusione con  $k=3$ ,  $k=5$ ,  $k=15$ .

|   |                     |
|---|---------------------|
| 0 | Ventilatore         |
| 1 | Lavagna con impulsi |
| 2 | Target in movimento |

Figura 4.6. Legenda delle classi con relative etichette.

In questo primo caso riportato in Figura 4.5 abbiamo testato l'efficienza dell'algorithmo k-NN con diversi valori di k. Più precisamente  $k=3$ ,  $k=5$ ,  $k=15$ .

È possibile vedere come la matrice di confusione ottenuta sia perfetta ed abbia quindi un'accuracy del 100%.

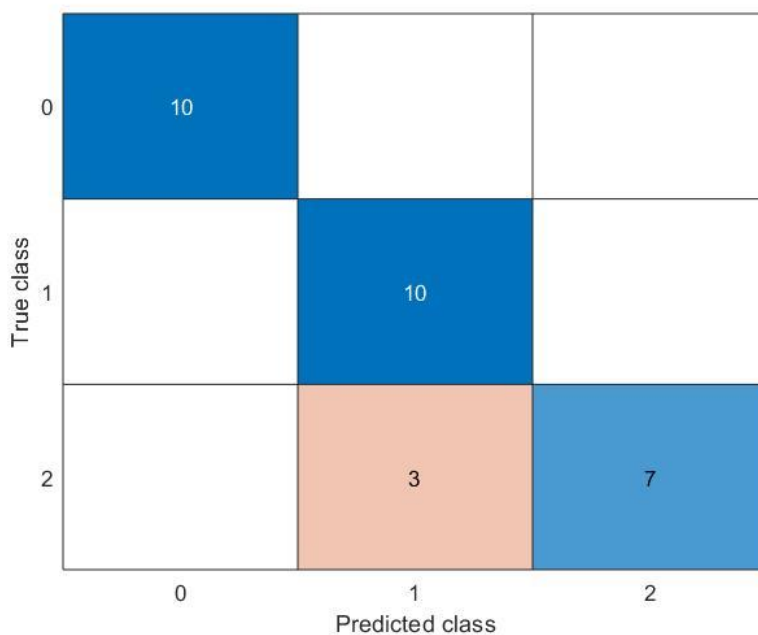


Figura 4.7. Matrice di confusione con  $k=17$ .

Nel secondo caso in Figura 4.7 abbiamo portato il parametro  $k$  ad un valore di 17, aumentano i casi in cui il target in movimento viene rilevato come la lavagna con il generatore di impulsi, facendo diminuire l'accuracy al 90%.

Successivamente, come mostrato in Figura 4.8 abbiamo aumentato ulteriormente il parametro  $k$  ( $k=18$ ) incrementando le possibilità d'errore, dunque diminuendo l'accuracy all'86,6%.

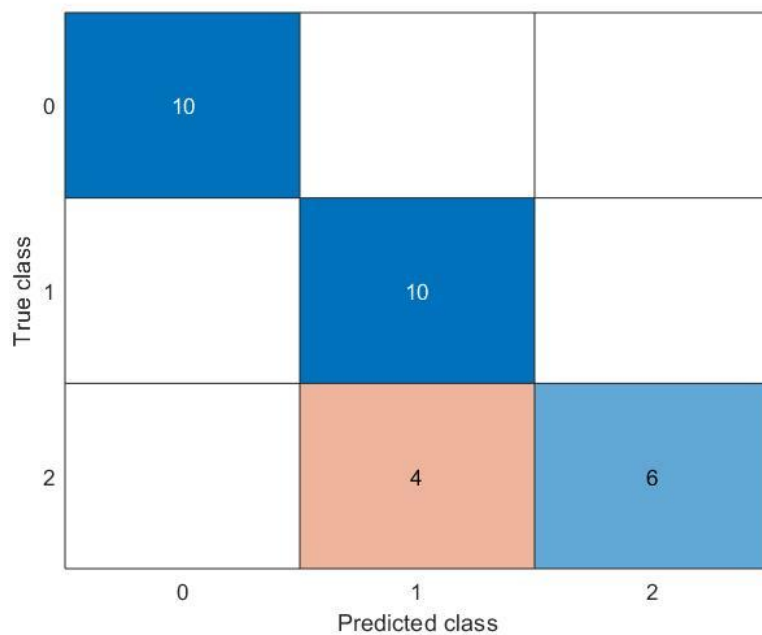


Figura 4.8. Matrice di confusione con  $k=18$ .

In generale, la scelta di  $k$  dipende dalle caratteristiche dei dati. Si può affermare che, solitamente, all'aumentare di  $k$  si riduce il rumore che compromette la classificazione: quando  $k$  è piccolo, stiamo limitando la regione di una determinata previsione e costringendo il nostro classificatore ad essere “più cieco” rispetto alla distribuzione generale.

Al contrario, un  $k$  grande riduce l’impatto della varianza causato da un errore casuale, ma corre il rischio di ignorare piccoli dettagli che potrebbero essere rilevanti, come abbiamo potuto sperimentare.

Dunque, nel nostro caso, con valori di  $k$  bassi otteniamo una matrice di confusione praticamente perfetta e con un’accuracy elevatissima mentre, per valori più alti di  $k$  le prestazioni peggiorano. Avendo un dataset piuttosto piccolo il sistema non è in grado di confrontare il nuovo dato da classificare con 17 o 18 vicini, che risultano essere troppi in proporzione al nostro training set.

## 5 Osservazioni finali

Possiamo, quindi, al termine di questa trattazione riconoscere l'efficienza dell'algoritmo di machine learning K-Nearest Neighbors (KNN) che, oltre alla sua semplicità, produce buoni risultati in un gran numero di domini. Dobbiamo però specificare che la classificazione, nel nostro caso, viene fatta basandoci su classi di dati molto differenti tra loro e quindi ben distinguibili, il che rende più semplice ottenere dei buoni risultati.

Gli stessi risultati difficilmente si ottengono nel confrontare classi di dati appartenenti alla stessa famiglia ma con piccole differenze. Ad esempio, si potrebbero andare a classificare due ventilatori posti a distanze differenti, con differente dimensione delle pale e differente velocità di rotazione oppure si potrebbero classificare persone con diverse andature, differente velocità del passo e differente movimento delle braccia.

Per quanto riguarda il tempo di calcolo del k-NN, esso può richiedere molta memoria per archiviare tutti i dati, ma esegue solo un calcolo quando è necessaria una previsione (per questo motivo si dice che l'algoritmo è "pigro"). È inoltre possibile aggiornare e curare le istanze di allenamento nel tempo per mantenere accurate le previsioni.

# Bibliografia

- [1] G. Galati, F. Mazzenga, M. Naldi, “Elementi di Sistemi Radar”, ARACNE, Ed., 1996.
- [2] Dr Francesco Fioranelli, Dr Syed Aziz Shah, Haobo Li1, Aman Shrestha, Dr Shufan Yang, Dr Julien Le Kernec, “Radar sensing for healthcare”, Electronics Letters ( Volume:55, No.19), 19 Settembre 2019.
- [3] Elizabeth Landau, “NASA FINDER (Finding Individuals for Disaster and Emergency Response) Search and Rescue Technology Helped Save Lives in Nepal”, Editore: Tony Greicius, Agosto 2017.
- [4] Liang Liu, Mihail Popescu, Marjorie Skubic, Marilyn Rantz, Tarik Yardibi e Paul Cuddihy, “Automatic fall detection based on Doppler radar motion signature”, 2011 5th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth) and Workshops, Maggio 2011.
- [5] J. Singh, B. Ginsburg, S. Rao, K. Ramasubramanian, “AWR1642 mmWave sensor: 76–81-GHz radar-on-chip for short-range radar applications”, Texas Instruments Incorporated, Maggio 2017.
- [6] 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.
- [7] Vishal C. Kummetha, Alexandra Kondyli, Steven D. Schrock, “Analysis of the effects of adaptive cruise control on driver behavior and awareness using a driving simulator”, Journal of Transportation Safety & Security, 5 Dicembre 2018.
- [8] Francesco Fioranelli, Matthew Ritchie e Hugh Griffiths, “Analysis of Polarimetric Multistatic Human Micro-Doppler Classification of Armed/Unarmed Personnel”, 2015 IEEE Radar Conference (RadarCon), Maggio 2015.
- [9] Inxpect, “3D Safety Radar, LBK System” [https://www.inxpect.com/docs/LBK-System\\_overview\\_it\\_2019v3.0-mail.pdf](https://www.inxpect.com/docs/LBK-System_overview_it_2019v3.0-mail.pdf).
- [10] AWR1642 Single-Chip 77- and 79-GHz FMCW Radar Sensor datasheet”, Texas Instruments, Aprile 2018.
- [11] Fabio Rocca, “Fondamenti di elaborazione numerica dei segnali”, Dipartimento di Ingegneria Elettronica e Informazione Politecnico di Milano, Milano, 2004.

- [12] Tektronix, “Understanding FFT Overlap Processing Fundamentals”, <https://www.tek.com/document/primer/understanding-fft-overlap-processing-fundamentals-0>.
- [13] Mathworks documentation, <https://it.mathworks.com/help/signal/ref/stft.html>.
- [14] Shruti Sehgal, Harpreet Singh, Mohit Agarwal, V. Bhasker, “Data analysis using principal component analysis”, 2014 International Conference on Medical Imaging, m-Health and Emerging Communication Systems (MedCom), 7 e 8 Novembre 2014.
- [15] T.Instruments, “Mmwave Radar Device ADC Raw Data Capture”, Application Report, Ottobre 2018.
- [16] Lorenzo Govoni, “Matrice di confusione: cos’è e come funziona?”, <https://lorenzogovoni.com/matrice-di-confusione/>.
- [17] “Cos’è il Machine Learning, come funziona e quali sono le sue applicazioni” <https://www.ai4business.it/intelligenza-artificiale/machine-learning/machine-learning-cosa-e-applicazioni/>.