



ALMA MATER STUDIORUM
UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

DIPARTIMENTO DI
INFORMATICA – SCIENZA E INGEGNERIA
DISI
CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN
INGEGNERIA INFORMATICA

Tesi di laurea magistrale in
Computer Vision and Image Processing M

**ANALISI E MITIGAZIONE DELLE
INTERFERENZE NEI RADARGRAMMI
MARSIS: UN APPROCCIO BASATO SU
TECNICHE DI COMPUTER VISION**

Relatore

Prof. Luigi Di Stefano

Presentata da

Alessandro Piombini

Correlatore

Prof. Roberto Orosei

Sessione III

Anno Accademico 2024/2025

a

Indice

Indice	b
Introduzione	1
1 MARSIS: obiettivi e funzionamento	5
1.1 L'importanza dell'acqua.....	5
1.2 Il radar MARSIS.....	5
1.2.1 Le antenne.....	8
1.2.2 Il segnale trasmesso.....	9
1.2.3 Conversione A/D.....	11
1.2.4 Flash Memory.....	12
1.2.5 Elaborazione dei dati	13
1.3 MATLAB e struttura dei file MARSIS	13
2 Radargrammi e spazio delle frequenze di Fourier	16
2.1 L'influenza della ionosfera marziana	16
2.2 Matrice degli echi	17
2.3 Trasformata di Fourier.....	19
2.3.1 Proiezione nello spazio delle frequenze: dati grezzi.....	19
2.3.2 Proiezione nello spazio delle frequenze: dati elaborati	23
3 Analisi delle interferenze con tecniche di Computer Vision.....	25
3.1 Pre-processing per aumentare il contrasto.....	25
3.2 Prima tipologia	26
3.3 Seconda tipologia	29
3.3.1 Rilevamento dell'interferenza	31
3.3.2 Analisi del segnale	35
3.4 Terza tipologia.....	37

3.4.1	Rilevamento dell'interferenza	39
4	Rilevamento di interferenze tramite YOLO	43
4.1	Creazione del dataset.....	44
4.2	Training e testing del modello	46
5	Pulizia dei dati.....	52
5.1	Analisi dei dati grezzi	52
5.2	Filtraggio dei dati processati.....	56
6	Conclusioni.....	62
7	Riferimenti bibliografici.....	63

Introduzione

Nel nostro sistema solare, Marte è il pianeta più simile alla Terra. Nonostante al giorno d'oggi sia un pianeta freddo, arido e con una sottile atmosfera composta principalmente da CO₂, i dati geologici rivelano che, in passato, Marte possedeva un'atmosfera più densa e con acqua liquida che scorreva in superficie. Per questo motivo, si ipotizza che, in epoche remote, la vita potesse essersi sviluppata e che alcune forme microbiche possano ancora esistere nel sottosuolo.

Questo ha portato tutte le principali agenzie spaziali mondiali ad impegnarsi nell'esplorazione del pianeta rosso. L'ESA (European Space Agency) nel 2003, ha lanciato la sonda Mars Express, avviando la prima missione interplanetaria europea. L'obiettivo è fornire una copertura globale senza precedenti del pianeta, studiandone l'atmosfera, superficie e sottosuolo.

MARSIS (Mars Advanced Radar for Subsurface and Ionosphere Sounding) è un radar montato a bordo della sonda europea Mars Express, entrato in funzione nel 2005, due anni dopo che la sonda su cui è installato è entrata nell'orbita del pianeta. La sua copertura di Marte è pressoché completa, ma i dati analizzati nel presente elaborato provengono principalmente dal polo sud marziano. Un numero ridotto di orbite è stato inoltre acquisito al polo nord e all'equatore marziano.

La funzione principale di MARSIS è quella di trasmettere impulsi con una banda di 1 MHz, centrati a frequenze di 1.8, 3, 4 o 5 MHz (Orosei et al, 2017). Lunghezze d'onda maggiori consentono una penetrazione più profonda, ma la frequenza degli impulsi deve essere superiore alla frequenza del plasma della ionosfera marziana per poter raggiungere la superficie (R. Orosei et al, 2018).

Lo strumento passa poi in modalità ricezione e registra gli echi riflessi dalla superficie e da eventuali discontinuità dielettriche presenti nel sottosuolo.

Il dato grezzo prodotto dal radar, corrispondente ad una singola orbita, è una matrice di echi, in cui le colonne rappresentano i singoli echi. Visivamente, la matrice è rappresentata come un'immagine a falsi colori, dove la luminosità del singolo pixel è funzione dell'intensità del segnale.

Se necessario, una ridotta quantità di dati può essere salvata in una flash memory ed inviata a Terra ancora in forma grezza, dove vengono sottoposti ad un'operazione di processing: una compressione in range ed un'eventuale correzione per la distorsione ionosferica. Di

conseguenza, la matrice risultante, visivamente, è simile ad una sezione prodotta da un georadar, e può essere paragonata ad un'ecografia che mostra la struttura verticale del sottosuolo lungo un piano perpendicolare alla superficie e contenente la traiettoria della sonda.

L'analisi dei dati del radar ha permesso di ottenere importanti informazioni sulla natura e la conformazione del sottosuolo marziano. Un risultato di straordinaria importanza è stato raggiunto nel 2018, quando, grazie a MARSIS, è stata annunciata la scoperta di acqua liquida sotto la calotta polare sud del pianeta (R. Orosei et al, 2018): tale ritrovamento ha rafforzato l'interesse scientifico verso Marte e le sue potenziali condizioni di abitabilità.

Nonostante i traguardi, i dati grezzi del radar rimangono fortemente influenzati da diverse sorgenti di rumore, tra cui le interferenze generate dall'elettronica di bordo, le risonanze del plasma locale, l'attenuazione e la dispersione introdotte dalla ionosfera, nonché la presenza di echi provenienti da regioni distanti della superficie. Ridurre o correggere questi effetti ha costituito la principale difficoltà nell'elaborazione dei dati di MARSIS, poiché essi si sovrappongono agli echi provenienti dal sottosuolo e non ne possono essere facilmente separati.

Per questo motivo, si è ipotizzato che, una volta proiettata la matrice degli echi nello spazio delle frequenze di Fourier mediante trasformata bidimensionale, gli effetti descritti sopra siano più facilmente riconoscibili e separabili. Il risultato è una rappresentazione che chiameremo “diagramma Doppler-frequenza”.

Dopo averne esaminati una grande quantità, sono state individuate tre tipologie di interferenze ciascuna con un aspetto caratteristico, mentre si è osservato che il segnale utile si concentra in una banda verticale molto stretta che, nei dati grezzi, si allinea lungo la frequenza Doppler dovuta al moto verticale della sonda.

Si ipotizza quindi che sia possibile sviluppare algoritmi di computer vision in grado di individuare automaticamente ciascuna tipologia al fine di creare un catalogo sistematico, facilitandone l'analisi statistica.

Visto che, contrariamente alle ipotesi di partenza, si è constatato che il segnale utile può essere distinto dal rumore di fondo, l'elaborato tratterà anche di metodologie di pulizia dei dati basate sull'eliminazione delle componenti esterne alla banda utile. L'efficacia di questi approcci sarà valutata attraverso il confronto del Signal to Noise Ratio (SNR) prima e dopo l'applicazione delle operazioni di filtraggio.

In particolare, il Capitolo 1 sarà dedicato al radar MARSIS, descrivendone gli obiettivi scientifici, il principio di funzionamento e le modalità con cui i dati vengono acquisiti e processati a bordo della sonda e a Terra.

Il Capitolo 2 tratterà dell’analisi dei dati del radar, svolta interamente in ambiente MATLAB, che ha concesso un accesso agevole ai dati. In questa sezione l’attenzione si sposterà su aspetti più teorici. In particolare, come anticipato, la matrice degli echi verrà trasformata nel dominio delle frequenze di Fourier, così da rendere più evidente la struttura del segnale e i contributi dovuti alle interferenze. Infine, si discuterà della generazione di diagrammi Doppler-frequenza, che permettono di osservare visivamente le interferenze.

Il Capitolo 3 si occuperà invece del rilevamento automatico di tre diverse tipologie di interferenze, ciascuna con aspetto caratteristico. Le prima, si presenta come righe perfettamente orizzontali di diversa luminosità lungo tutta l’immagine. La seconda appare come una serie di piccoli punti luminosi disposti diagonale generalmente nella parte destra dell’immagine. L’ultima, infine, si presenta come singoli punti ad alta intensità che possono comparire in posizioni variabili.

Vista la loro diversa morfologia, per ciascuna tipologia sono state adottate tecniche di rilevamento specifiche. Per la prima tipologia, dopo un’equalizzazione dell’istogramma per migliorare il contrasto, è stata calcolata la media delle intensità per riga, riducendo l’immagine ad un array monodimensionale. Infine, sono state individuate le righe con picchi di intensità.

Per la seconda tipologia, è stato innanzitutto applicato un filtro per ridurre il rumore. Successivamente, all’immagine è stata applicata una soglia binaria, ed analizzata con l’algoritmo di clustering DBSCAN (Ester et al., 1996), utilizzato per raggruppare pixel vicini. Per ogni cluster ottenuto è stato calcolato il centroide e, attraverso l’algoritmo RANSAC (Fischler & Bolles, 1981), è stata stimata una retta robusta in grado di approssimare l’allineamento dei centroidi.

Il rilevamento dell’ultima tipologia, caratterizzata da punti isolati di elevata luminosità, si è dimostrato più complesso delle precedenti. Sono stati sperimentati due approcci differenti: il primo è basato, come i precedenti, su OpenCV, il secondo a cui sarà dedicato il capitolo 4, prevede l’utilizzo di YOLO (You Only Look Once), un metodo di object detection basato su reti neurali convoluzionali (CNN).

Infine, il Capitolo 5 si concentrerà su metodologie di pulizia dei segnali radar. Come accennato, si è osservato che il segnale presenta delle caratteristiche spettrali che lo rendono facilmente

identificabile. Di conseguenza, invece di cercare di pulire l'immagine eliminando il rumore, si ipotizza essere sufficiente rimuovere tutto ciò che non è considerato segnale utile.

La prima parte tratterà di una tecnica che prevede la costruzione di un intervallo di frequenze in cui ci si attende il segnale radar tramite informazioni orbitali quali le velocità radiali minime e massima della sonda. Verranno evidenziati inoltre casi anomali individuati nell'analisi dei campioni.

La seconda parte invece si focalizzerà sui dati già processati. L'analisi nel dominio delle frequenze Doppler permette di individuare e selezionare automaticamente gli echi più significativi attraverso criteri statistici basati sui valori mediani delle colonne del diagramma Doppler-frequenza. L'efficacia della metodologia sarà valutata tramite un confronto tra il SNR medio, calcolato come media dei valori calcolati per ciascuna colonna della matrice degli echi, prima e dopo le operazioni di filtraggio, evidenziando, soprattutto nella seconda tipologia di dati, un miglioramento significativo nella qualità del segnale.

Capitolo 1

MARSIS: obiettivi e funzionamento

1.1 L'importanza dell'acqua

La scoperta di acqua liquida su un altro pianeta è un elemento di fondamentale importanza per diversi fattori: in primis, essendo un fattore necessario per la vita come la conosciamo, la sua presenza rappresenta un forte indicatore di potenziale abitabilità. Inoltre, lo studio di bacini o riserve idriche può fornire informazioni importanti riguardo la storia geologica e climatica del paese. Infine, l'acqua liquida costituisce anche una risorsa strategica per possibili missioni spaziali con equipaggio.

La possibile presenza di acqua liquida alla base delle calotte polari marziane è stata ipotizzata più di 30 anni fa, ma mai osservata. Per indagare questa ipotesi si è deciso di ricorrere ad una tecnica largamente impiegata sulla Terra per trovare acqua liquida sotto alle calotte glaciali terrestre: il Radio Echo Sounding (RES). Tale approccio consiste nel trasmettere un impulso elettromagnetico a bassa frequenza verso il terreno, registrare gli echi riflessi, generati ogni volta che viene incontrata una discontinuità nel sottosuolo, e, grazie alla misurazione del tempo di ritorno è possibile stimare la profondità, ricostruendo una sezione verticale della stratigrafia del terreno (R. Orosei et al, 2018).

1.2 Il radar MARSIS

Lo strumento utilizzato è MARSIS, un radar per l'esplorazione del sottosuolo dotato di un'antenna di 40 metri, montato a bordo dell'orbiter Mars Express dell'Agenzia Spaziale Europea (ESA). Il suo obiettivo primario è mappare la distribuzione di acqua, sia in forma liquida che solida, nel sottosuolo marziano.

A tal fine, MARSIS ha esplorato il sottosuolo marziano per oltre 12 anni (R. Orosei et al, 2018).

Nonostante la copertura del pianeta sia pressoché completa, i dati su cui si è svolto il presente elaborato sono stati acquisiti principalmente in aree del polo sud, polo nord ed equatore marziano.

Le figure 1, 2 e 3 mostrano la posizione di acquisizione di 303 orbite relative a queste tre aree. Il colore delle tracce rappresenta l'angolo di elevazione del sole (espresso in gradi), indicato nella colorbar di ciascuna immagine, e descrive la posizione del Sole rispetto all'orizzonte, in particolare se si trova al di sopra o al di sotto di esso durante l'acquisizione dei dati.

L'angolo di elevazione è un'informazione di notevole importanza, poiché quando il Sole si trova al di sotto dell'orizzonte, ovvero durante la notte, la frequenza del plasma ionosferico raggiunge i valori più bassi, creando condizioni più favorevoli per l'esplorazione del sottosuolo (European Space Agency, 2019).

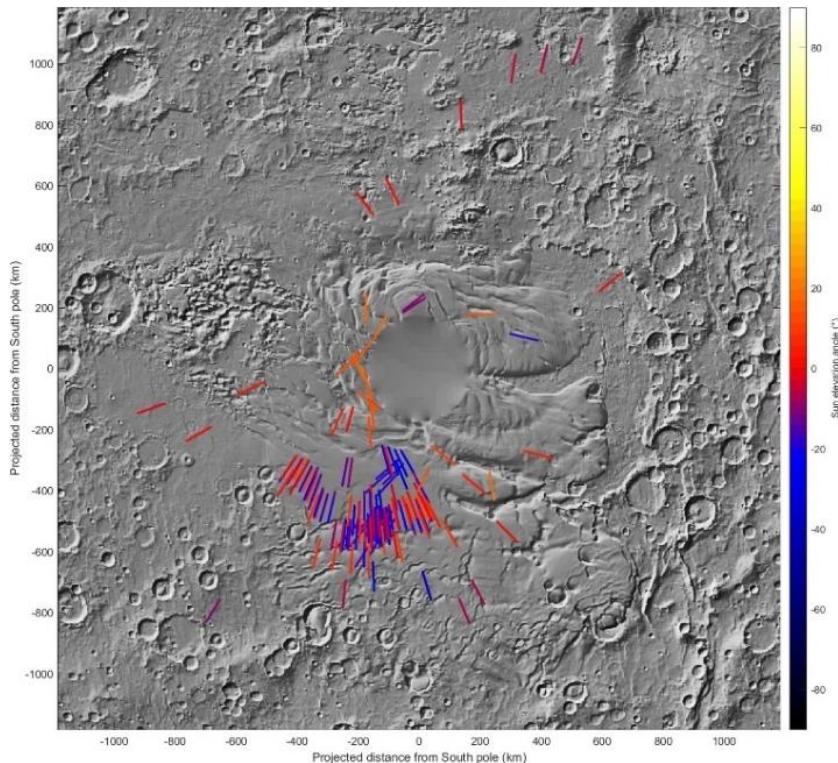


Figura 1 - Orbite acquisite nel polo nord marziano

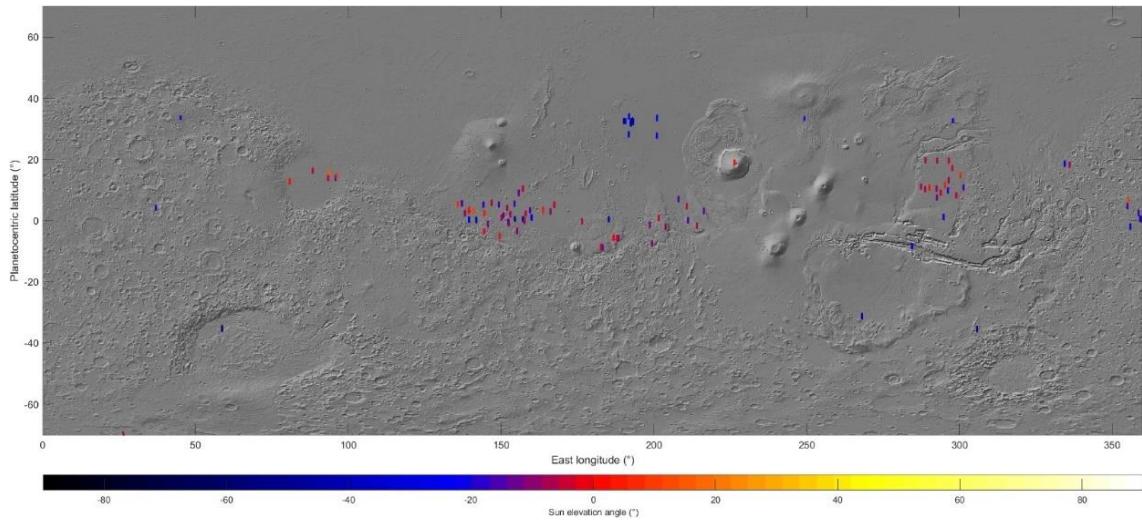


Figura 2 - Orbite acquisite nella zona equatoriale

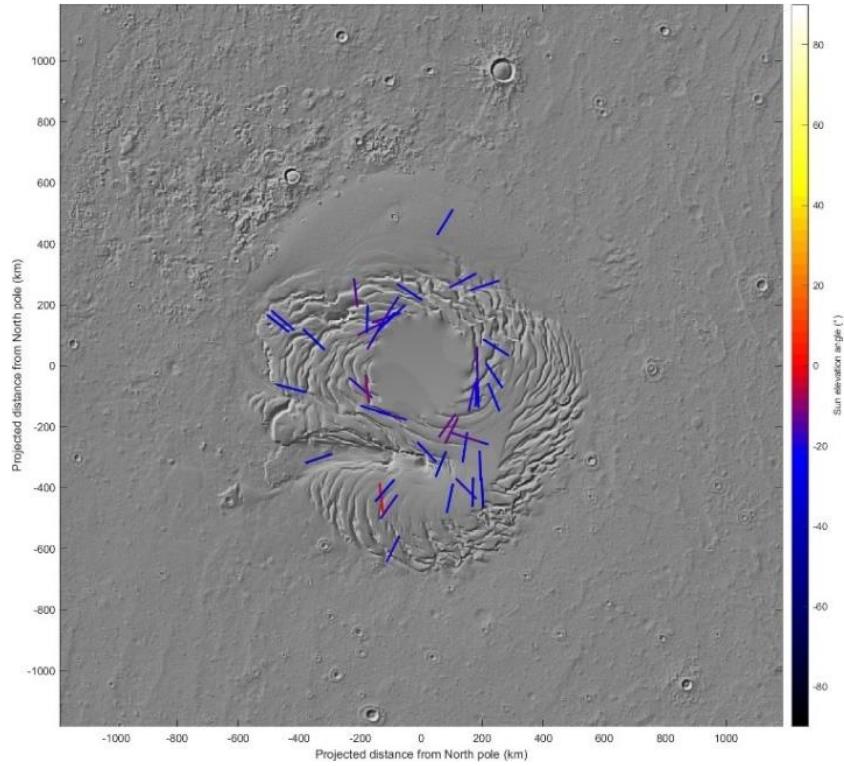


Figura 3 - Orbite acquisite nel polo nord marziano

Tra le aree investigate, una regione in particolare, un'area di 200 km del Planum Australe, centrata a 193° E, 81° S, ha mostrato anomalie di particolare interesse: sono stati rilevati valori di permittività che non erano mai stati osservati prima su Marte. In base ad analogie con misure di costante dielettrica effettuate in laboratorio (Cosciotti *et al.*, 2023) è stato dedotto che l'area

brillante situata sotto la calotta polare sud marziana siano dovuti a materiali (parzialmente) saturi d'acqua e/o a strati di acqua liquida (R. Orosei et al, 2018).

La figura 4 mostra l'area del Planum Australe, mentre il riquadro nero indica l'area di indagine.

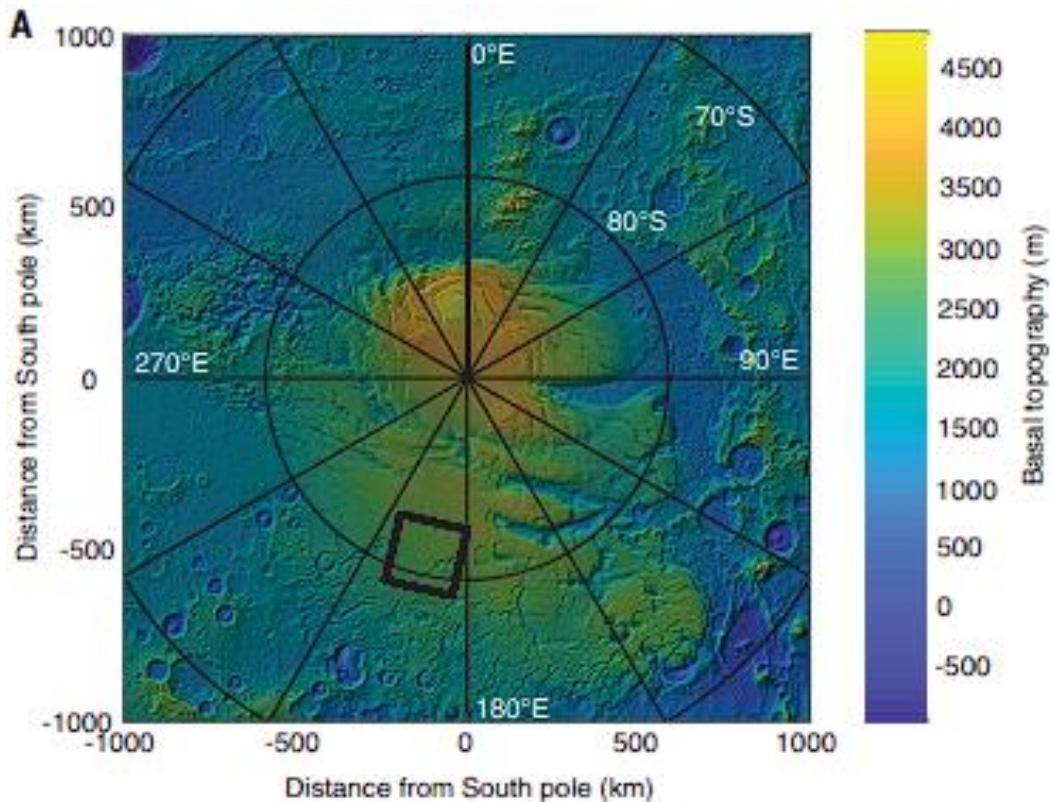


Figura 4 - Mappa del Planum Australe (R. Orosei et al, 2018)

1.2.1 Le antenne

L'insieme delle antenne di MARSIS è costituito da due elementi: un dipolo e un monopolio.

L'antenna principale, un dipolo montato parallelamente alla superficie e alla direzione di moto della sonda, è utilizzata per la trasmissione di impulsi e la ricezione di echi riflessi dalla superficie marziana, dal sottosuolo e dalla ionosfera. L'antenna secondaria, un monopolio orientato lungo il nadir, presenta uno zero di risposta proprio in direzione nadir ed è quindi sensibile ai ritorni provenienti da direzioni oblique. Tali ritorni superficiali, giungendo nello stesso intervallo temporale degli echi di sottosuolo, potrebbero mascherarli, rappresentando dunque un contributo indesiderato al segnale ricevuto. Per questo motivo, durante le operazioni di sondaggio del sottosuolo, il monopolio viene impiegato per rimuovere il clutter dal segnale acquisito dal dipolo (Orosei et al, 2017).

1.2.2 Il segnale trasmesso

Il sondaggio del sottosuolo dipende in maniera critica da una conoscenza accurata del ritardo temporale tra la trasmissione del segnale e la ricezione degli echi. Questo ritardo è significativamente influenzato dalle proprietà della ionosfera marziana, come la massima frequenza del plasma o il contenuto totale degli elettroni, e, sebbene grazie a MARSIS si disponga oggi di una notevole quantità di informazioni sulla ionosfera marziana, non è ancora possibile prevedere con precisione gli effetti che ne perturbano il comportamento rispetto alle condizioni attese (Peter et al., 2024). Per questo motivo MARSIS è in grado di effettuare una determinazione preliminare del tempo di andata e ritorno dell'impulso trasmesso attraverso una particolare modalità operativa chiamata fase di acquisizione, affinché, ogni volta che lo strumento entra in una nuova sotto-modalità di sondaggio del sottosuolo o utilizza una diversa banda di frequenze, esso inizia a trasmettere un impulso molto più lungo, con una larghezza di banda ridotta (200 kHz), raccogliendo echi all'interno di una finestra di ricezione molto più estesa. È possibile però programmare MARSIS in modo da saltare questa fase (Orosei et al, 2017).

I dati sono stati acquisiti trasmettendo impulsi radio centrati a 1.8, 3, 4 o 5 MHz, ciascuno con un'ampiezza di banda pari a 1 MHz. Sono state impiegate onde a basse frequenze poiché hanno una penetrazione maggiore, comportando però il rischio di essere distorte dalla ionosfera marziana. Per questo motivo, come precedentemente accennato, al fine di ridurre al minimo la dispersione ionosferica del segnale, le osservazioni sono state effettuate quando la sonda si trovava sul lato notturno di Marte (Orosei et al, 2017).

L'impulso trasmesso è un chirp, un segnale nel quale la frequenza varia linearmente con il tempo. Questo tipo di segnale è generalmente utilizzato quando la durata dell'impulso necessaria ad ottenere la risoluzione desiderata è talmente breve che, per raggiungere un buon rapporto segnale-rumore, l'impulso richiederebbe una potenza di picco superiore ai limiti imposti dal design della missione.

Si parla in particolare di “up-chirp”, in cui la durata del chirp è di 250 μ s, mentre la finestra di ricezione è di 350 μ s; dopo la compressione del segnale, il chirp genera un picco di circa 1 μ s.

La maggior parte delle orbite è caratterizzata da chirps trasmessi ad intervalli regolari. Ciò è dovuto al metodo di trasmissione, i chirp sono trasmessi in gruppi di 100-200, a seconda della quota della sonda e della frequenza, separati da intervalli di tempo in cui gli echi vengono elaborati a bordo prima di essere trasmessi a Terra.

Un diverso metodo di acquisizione, definito *superframe*, prevede l'invio consecutivo di 3200 impulsi come un unico blocco, senza alcuna pausa tra un chirp e l'altro.

Nella regione di Planum Australe, dove sono state individuate anomalie radar interpretate come possibili tracce di acqua liquida, un numero ristretto di orbite, circa 25, è stato acquisito tramite questa modalità, utilizzando impulsi centrati nelle bande 3–4 MHz o 4–5 MHz.

La limitatezza nel numero di orbite trasmesse come superframe è dovuta al fatto che tale configurazione richiede una programmazione speciale dello strumento che può essere eseguita solo tramite un intervento manuale sui parametri operativi.

Le figure 5 e 6 mostrano rispettivamente la matrice degli echi dell'orbita 03936, acquisita in maniera tradizionale, e dell'orbita 10737, acquisita in modalità superframe. Entrambe le figure rappresentano gli echi prima della compressione in range e, di conseguenza, non mostrano la struttura del sottosuolo.

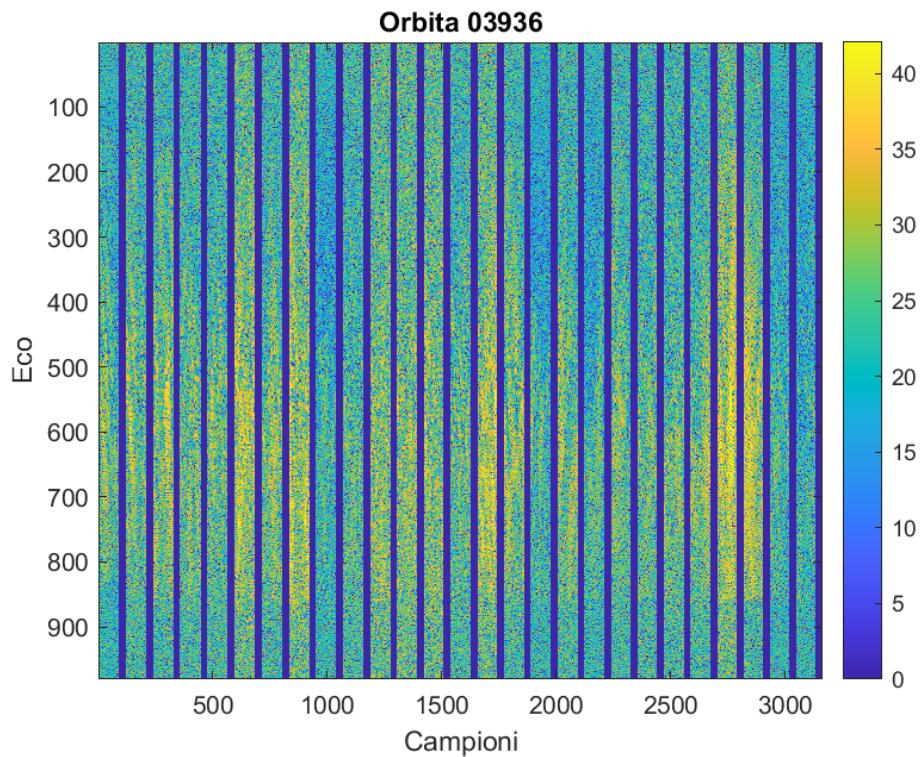


Figura 5 - Matrice degli echi dell'orbita 03936

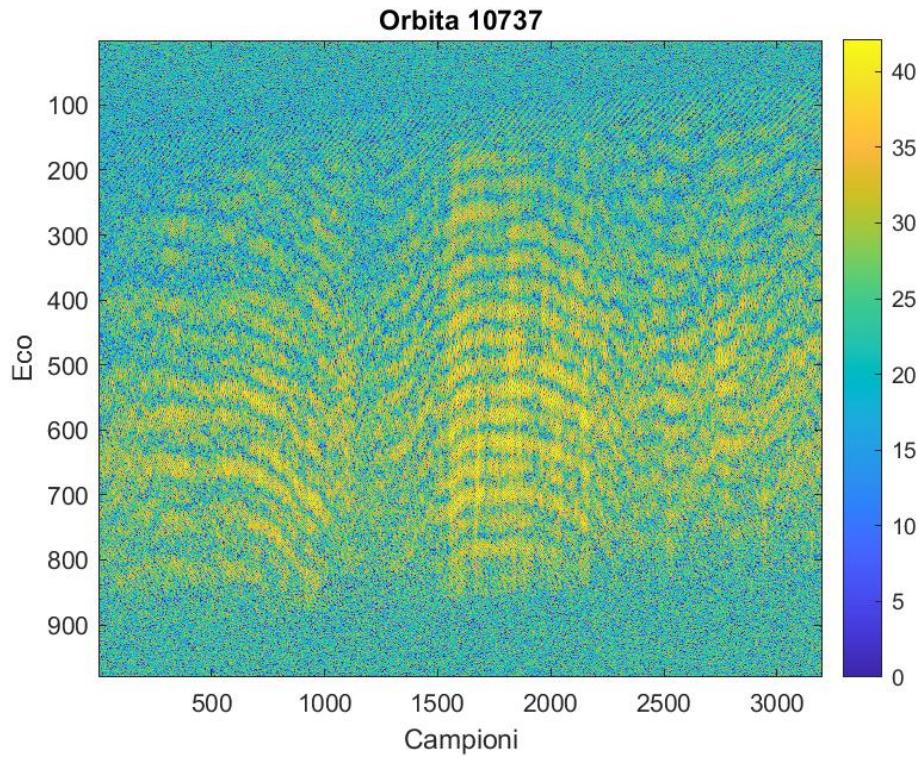


Figura 6 - Matrice degli echi dell'orbita 10737

1.2.3 Conversione A/D

Dopo la trasmissione, lo strumento passa in modalità di ricezione e registra gli echi provenienti dalla superficie e dal sottosuolo. Per rappresentare correttamente le caratteristiche di un segnale che contiene frequenze superiori alla frequenza di campionamento, come nel caso degli echi del sottosuolo, nelle bande centrate a 1.8 MHz, 3 MHz, 4 MHz o 5 MHz, il segnale viene traslato a una frequenza portante di 0.7 MHz tramite un mixer e poi campionato ad una frequenza di 2.8 MHz da un convertitore analogico-digitale, in modo da ottenere una rappresentazione digitale del segnale.

A seconda però della configurazione dello strumento, i dati digitalizzati possono seguire un percorso diverso. Nella modalità standard, gli echi vengono elaborati direttamente a bordo mediante compressione in range e in azimuth, prima di essere inviati a Terra (telemetria 20.3). In alternativa, se l'acquisizione avviene nella modalità superframe accennata in precedenza, una quantità limitata di dati può essere salvata nella memoria di bordo prima della compressione, preservando così l'informazione grezza del segnale (telemetria 6.6) e

permettendo di effettuare a Terra elaborazioni che l'elettronica a bordo non esegue o esegue in maniera limitata.

1.2.4 Flash Memory

MARSIS è dotato di una memoria flash che può essere utilizzata per il recupero delle informazioni. È importante precisare che l'archiviazione dei dati è possibile solo durante le operazioni di sondaggio del sottosuolo e che tali dati si aggiungono sempre a quelli già elaborati a bordo, i quali vengono comunque trasmessi a Terra. Di conseguenza, la memoria flash conterrà dati non elaborati che, una volta processati, sono comunque inclusi nella telemetria scientifica dello strumento.

In figura 7, la freccia blu indica il percorso dei dati.

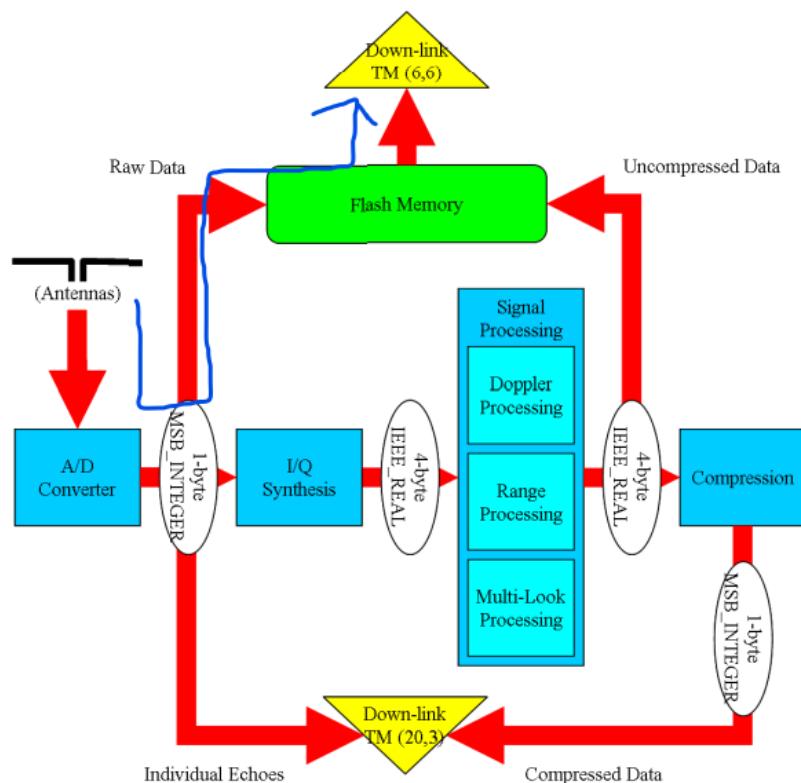


Figura 7 - Schema concettuale dell'elaborazione a bordo di MARSIS durante il sondaggio del sottosuolo (Orosei et al., 2017)

1.2.5 Elaborazione dei dati

Come accennato, è possibile memorizzare una ridotta quantità di dati grezzi e trasmetterli a Terra, in modo da effettuare elaborazioni più approfondite. In particolare, una volta ricevuti i dati, viene effettuata una compressione in range, che consiste nella correlazione tra l'eco ricevuto e l'onda trasmessa (Orosei et al., 2015), e vengono allineati ad un tempo di ritardo corrispondente ad un'altitudine di 25 km sopra l'ellissoide marziano, che va a compensare parzialmente lo spostamento in frequenza dovuto all'effetto Doppler.

1.3 MATLAB e struttura dei file MARSIS

L'ambiente scelto per l'accesso e la manipolazione dei dati è MATLAB, vista la sua capacità di gestire efficientemente matrici di grandi dimensioni.

Secondo la documentazione tecnica di Orosei, Huff, Ivanov e Noschese, i dati acquisiti da MARSIS, sia grezzi che processati, vengono memorizzati in formato binario all'interno di file con estensione .DAT. Per ogni orbita, nel caso dei file grezzi, sono disponibili due file distinti: *E_orbita_SS3_TRK_RAW_M_F.DAT* e *E_orbita_SS3_TRK_RAW_M_G.DAT*. Il primo contiene i dati del radar, metadati temporali e telemetria. Il secondo invece contiene parametri orbitali e geometrici necessari a localizzare le osservazioni nello spazio e nel tempo.

Al fine di potervi accedere e manipolarli sono stati utilizzati due script *MARSIS_E_SS3_TRK_RAW.m* e *MARSIS_E_GEO.m*, che descrivono la struttura interna rispettivamente di file dati e file geometrici. Nel primo caso, ogni record binario ha una lunghezza fissa di 2048 byte da cui è possibile estrarre 62 parametri, divisi in due blocchi, B1 e B2, a seconda della frequenza centrale della banda utilizzata per la trasmissione. L'informazione relativa alla banda è codificata nel campo “xxyy”, dove xx e yy indicano rispettivamente la prima e la seconda frequenza trasmessa (nel caso di acquisizioni a due frequenze). I valori 00 e 01 corrispondono rispettivamente alle bande B1 e B2. (Orosei et al, 2017).

Nella tabella 1 sono mostrati i campi più rilevanti.

Parametro	Offset (byte:bit)	Dimensione	Tipo	Descrizione
SCIENTIFIC_DATA_B1	44:0	980 byte	int8	Matrice degli echi
DCG_CONFIGURATION_B1	12:0	2 byte	ubit2	

Tabella 1 – Parametri dei file dati grezzi

Per quanto riguarda i file geometrici, invece, ogni record ha dimensione di 215 byte ed è composto da 19 parametri. Nella tabella 2 sono mostrati i principali.

Parametro	Offset (byte:bit)	Dimensione	Tipo	Descrizione
GEOMETRY_EPHemeris_TIME	6:0	1 byte	float64	Tempo effemeride
ORBIT_NUMBER	53:0	1 byte	uint32	Numero dell'orbita della sonda
TARGET_SC_RADIAL_VELOCITY	135:0	8 bytes	float64	Velocità radiale della sonda

Tabella 2 – Parametri dei file geometrici dei dati grezzi

Per quanto riguarda i dati già processati, alla stessa maniera dei file per i dati grezzi, sono disponibili i file: *I_orbita_SS3_TRK_RAW.M.DAT*, che contengono gli echi radar in forma complessa, ovvero modulo e fase, per le due bande B1 e B2, più tutti i campi geometrici della sonda.

Il file *MARSIS_I_SS3_TRK_RAW* definisce la struttura interna dei file dati. Ogni file ha una lunghezza fissa di 15927 bytes da cui è possibile estrarre 30 parametri.

La tabella 3 mostra i campi più rilevanti.

Parametro	Offset (byte:bit)	Dimensione	Tipo	Descrizione
ECHO_MODULUS_B1	38:0	1 byte	float32	Modulo dell'eco radar
ECHO_PHASE_B1	3958:0	1 byte	float32	Fase dell'eco radar
GEOMETRY_EPHemeris_TIME	15718:0	1 byte	float64	Tempo effemeride
CENTRAL_FREQUENCY	0:0	2 byte	float32	Frequenza centrale operativa

Tabella 3 – Parametri dei file dei dati processati

Capitolo 2

Radargrammi e spazio delle frequenze di Fourier

Il seguente capitolo è suddiviso in due parti. Nella prima verrà presentata l'elaborazione dei dati grezzi, con l'obiettivo di rappresentare visivamente la matrice degli echi e di mettere in evidenza le diverse tipologie di interferenze che saranno oggetto di studio nel capitolo successivo. La seconda parte, invece, sarà dedicata ai dati processati, analizzati per evidenziare le loro caratteristiche e la loro utilità ai fini delle elaborazioni successive.

L'analisi di dati grezzi e processati risulta complessa a causa di diversi fattori: interferenze generate dall'elettronica della sonda, presenza di echi provenienti da zone lontane dalla superficie e dispersione del segnale dovuto alla ionosfera marziana.

2.1 L'influenza della ionosfera marziana

La ionosfera marziana presenta caratteristiche che variano significativamente tra il lato diurno e quello notturno del pianeta. La ionosfera diurna è controllata principalmente dalla fotoionizzazione dovuta alle radiazioni solari. Al contrario, la ionosfera notturna, che appare molto più frammentata e meno densa, è formata, oltre che dal trasporto di plasma dalle zone illuminate, principalmente a causa della ionizzazione prodotta dall'impatto degli elettroni precipitati (Němec et al., 2019).

Nonostante Marte non possieda un campo magnetico globale come la Terra, campi magnetici crostali locali sono talvolta abbastanza forti da influenzare sia i processi ionosferici del plasma, sia la precipitazione degli elettroni. Di conseguenza, la densità ionosferica del plasma in luoghi con forti campi magnetici crostali può essere significativamente più forte rispetto a zone con campi magnetici crostali più deboli (Němec et al., 2019).

Le osservazioni di MARSIS insieme ai dati dello strumento ASPERA-3 (Duru et al., 2011) mostrano che, durante la notte, la ionosfera presenta una densità elettronica notevolmente inferiore rispetto al lato diurno. In assenza di fotoionizzazione solare, infatti, il plasma tende a rarefarsi, dando origine a regioni a bassa densità accompagnate da fenomeni di accelerazione

di particelle. Per questo motivo, le misure radar del sottosuolo marziano vengono effettuate principalmente nelle ore notturne, migliorando la qualità dei dati raccolti.

2.2 Matrice degli echi

I dati acquisiti da MARSIS sono organizzati sotto forma di una matrice di echi, in cui le colonne rappresentano i singoli echi, mentre le righe indicano la profondità nel sottosuolo. Visivamente, la matrice è rappresentata come un’immagine a falsi colori, dove la luminosità del singolo pixel è funzione dell’intensità del segnale, di conseguenza, zone più chiare dell’immagine evidenziano superfici o discontinuità che riflettono maggiormente il segnale (Orosei et al., 2015).

Per quanto riguarda i dati grezzi, la matrice degli echi, che è costituita da valori reali, non risulta facilmente interpretabile e fornisce un’immagine poco significativa. Dopo l’elaborazione secondo le modalità descritte nel paragrafo 1.2.5, la matrice, ora formata da valori complessi, assume un aspetto visivo simile ad una sezione prodotta da un georadar, mostrando la struttura verticale del sottosuolo lungo un piano perpendicolare alla superficie e che segue la traiettoria della sonda.

Le figure 8 e 9 sono relative alla stessa orbita, rispettivamente prima e dopo il processing. La seconda immagine, definita “radargramma”, mostra la sezione verticale del sottosuolo marziano.

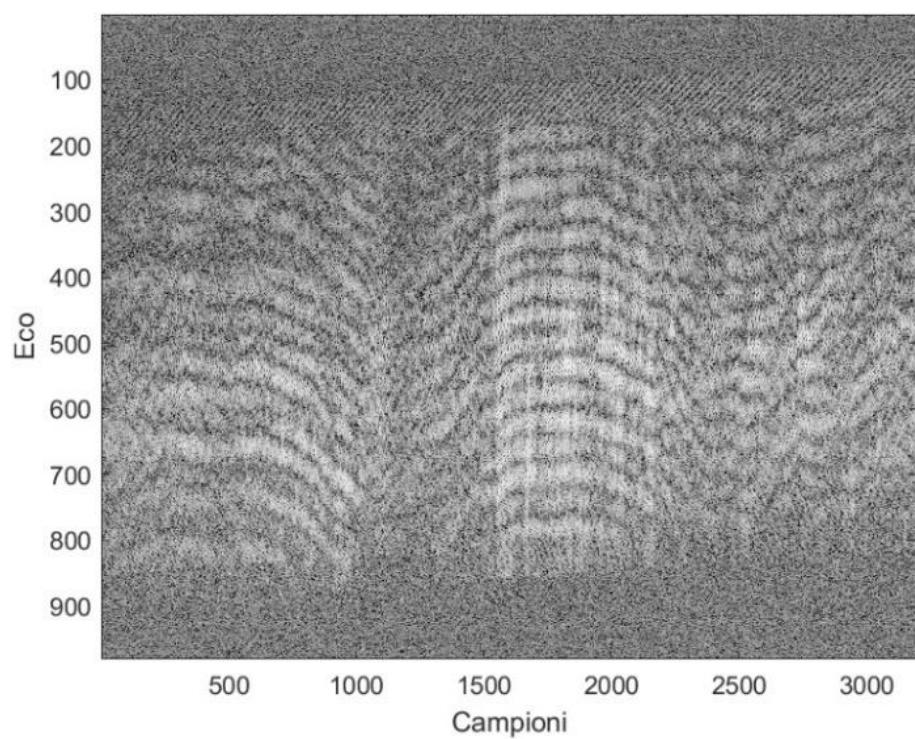


Figura 8 - Matrice degli echi dell'orbita 10737 prima del processing

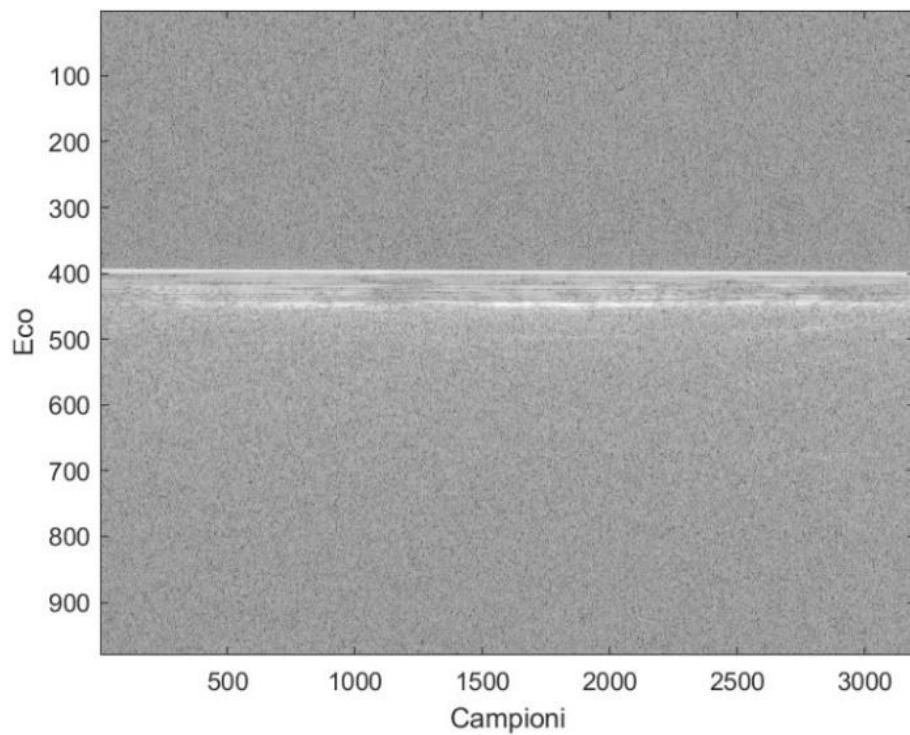


Figura 9 – Radargramma dell'orbita 10737

2.3 Trasformata di Fourier

La trasformata di Fourier è largamente impiegata nella teoria dei segnali. Il suo uso più comune è trasformare una funzione nel dominio del tempo, in quello delle frequenze, evidenziando componenti del segnale che nel dominio temporale risulterebbero difficilmente distinguibili, come interferenze o rumore strumentale.

Se un $x(t)$ è un segnale definito nel dominio del tempo, la trasformata di Fourier $X(f)$ è definita come:

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

Dove:

- t è la variabile temporale
- f è la frequenza
- $j = \sqrt{-1}$

Nel caso di immagini o dati radar nella forma di matrici, si utilizza la trasformata bidimensionale. Per un'immagine $x[m, n]$ di dimensioni $M \times N$, la trasformata 2D è definita come:

$$X[k, l] = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x[m, n] e^{-j2\pi(\frac{km}{M} + \frac{ln}{N})}$$

Dove:

- m e n indicano le coordinate spaziali della matrice originale
- k e l indicano le coordinate nel dominio della frequenza

2.3.1 Proiezione nello spazio delle frequenze: dati grezzi

Per proiettare la matrice degli echi nello spazio di Fourier si applica una trasformata bidimensionale.

In MATLAB, lo spettro delle frequenze è ordinato a partire da 0 Hz fino alla massima frequenza positiva, per poi proseguire dalle frequenze negative fino a tornare a 0 Hz. Si possono rappresentare gli spettri in ordine crescente di frequenza tramite il comando `fftsifft`.

Tale disposizione ne facilita la visualizzazione, disponendo le frequenze negative a sinistra e quelle positive a destra.

Questa rappresentazione, che può essere definita un “diagramma Doppler-frequenza”, mostra, visualizzandone del modulo, che l’eco proveniente dalla superficie si concentra in una banda quasi verticale molto stretta che, nei dati prima dell’elaborazione a Terra, si allinea lungo la frequenza Doppler dovuta al moto verticale della sonda.

Di seguito, in figura 10, la trasformata della matrice degli echi dell’orbita 10737.

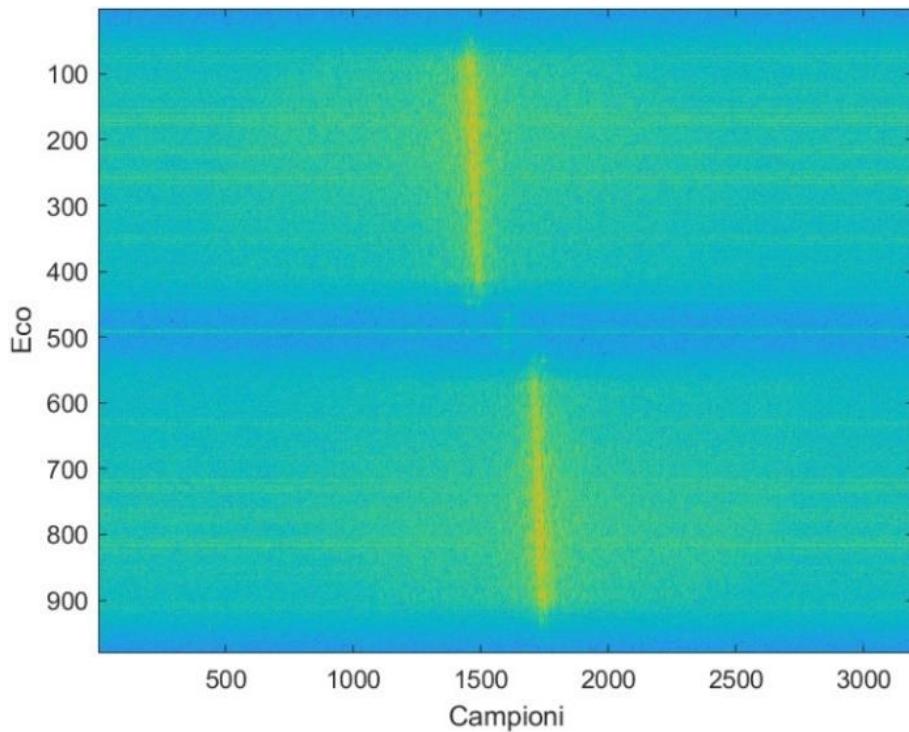


Figura 10 – Diagramma Doppler-frequenza della matrice degli echi dell’orbita 10737

In seguito, si applica un filtro passa banda per mantenere solo la banda di segnale utile, ovvero quella contenente il chirp trasmesso. Nei dati grezzi, il segnale si trova tra 0.2 MHz e 1.2 MHz. Tutte le componenti spettrali al di fuori di questa gamma vengono eliminate.

La figura 11 mostra l’applicazione del filtro passa banda.

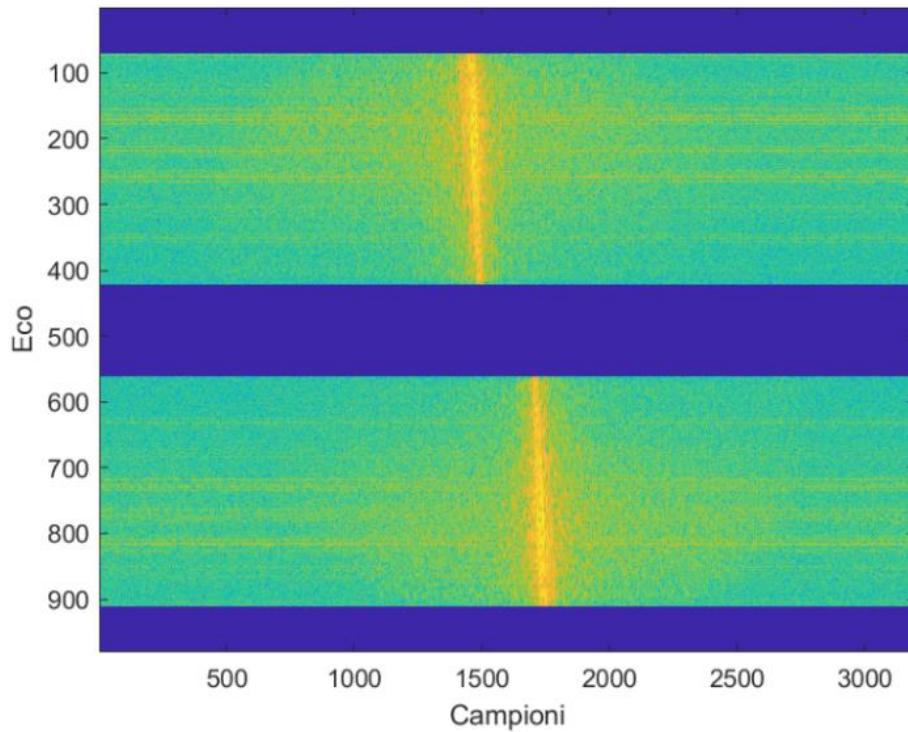


Figura 11 – Applicazione del filtro passa banda per l’orbita 10737 prima e dopo il processing

Visto che il segnale analizzato è reale, la sua trasformata è di tipo Hermitiano: la parte reale risulta simmetrica, mentre quella immaginaria antisimmetrica. Per semplificare l’analisi, si è considerata soltanto la metà dello spettro corrispondente alle frequenze positive, comprese tra 0 e metà della frequenza di campionamento del convertitore analogico–digitale.

La figura 12 mostra le trasformata di Fourier dopo l’eliminazione della parte simmetrica.

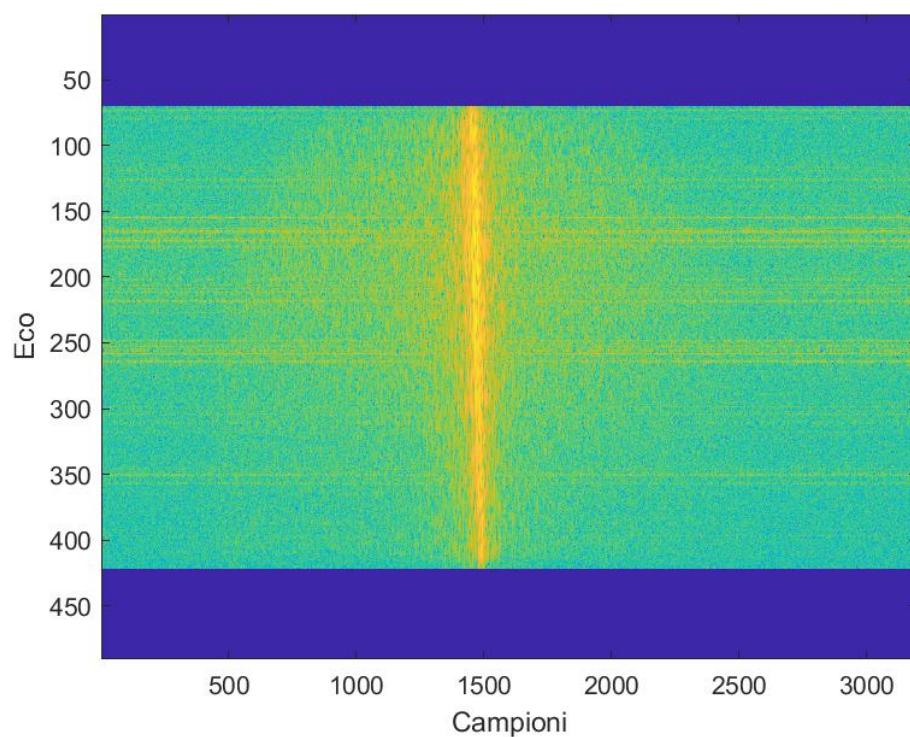


Figura 12 - Eliminazione della parte simmetrica

Infine, come mostra la figura 13, si eliminano le righe che contengono solo zeri in quanto non rilevanti ai fini dell'analisi.

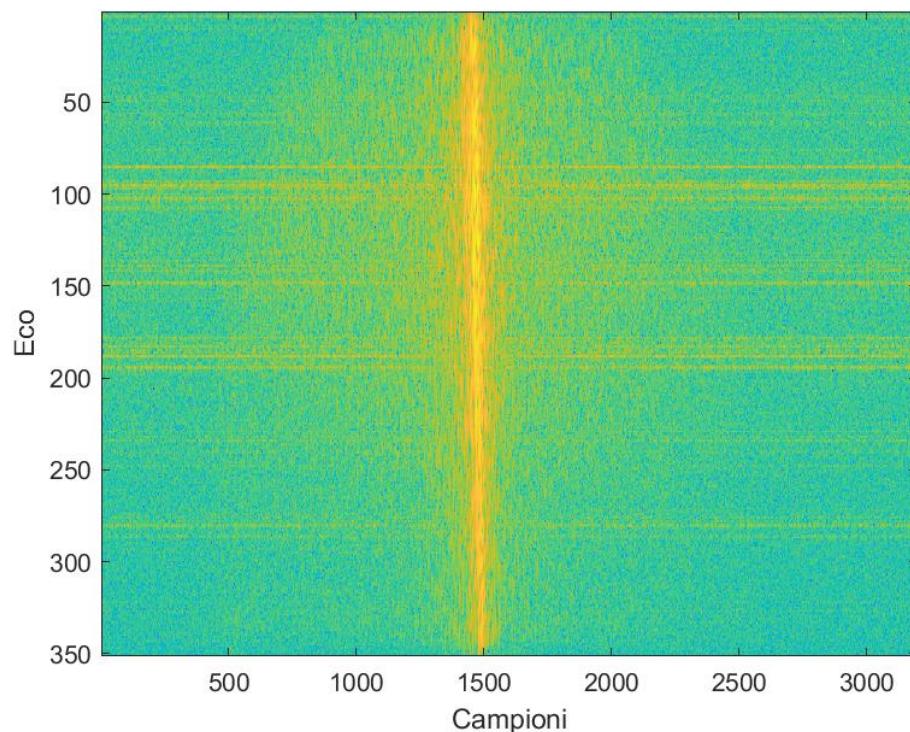


Figura 13 - Eliminazione delle righe di zeri

2.3.2 Proiezione nello spazio delle frequenze: dati elaborati

Il procedimento è analogo al precedente, con alcune leggere differenze dovute al processing descritto nella sezione 1.2.5, eseguito unicamente sulla parte positiva del segnale mostrata nella sezione precedente, opportunamente traslata in modo che il centro della banda sia posto a 0 Hz.

La figura 14 mostra l'applicazione della trasformata 2D alla matrice degli echi.

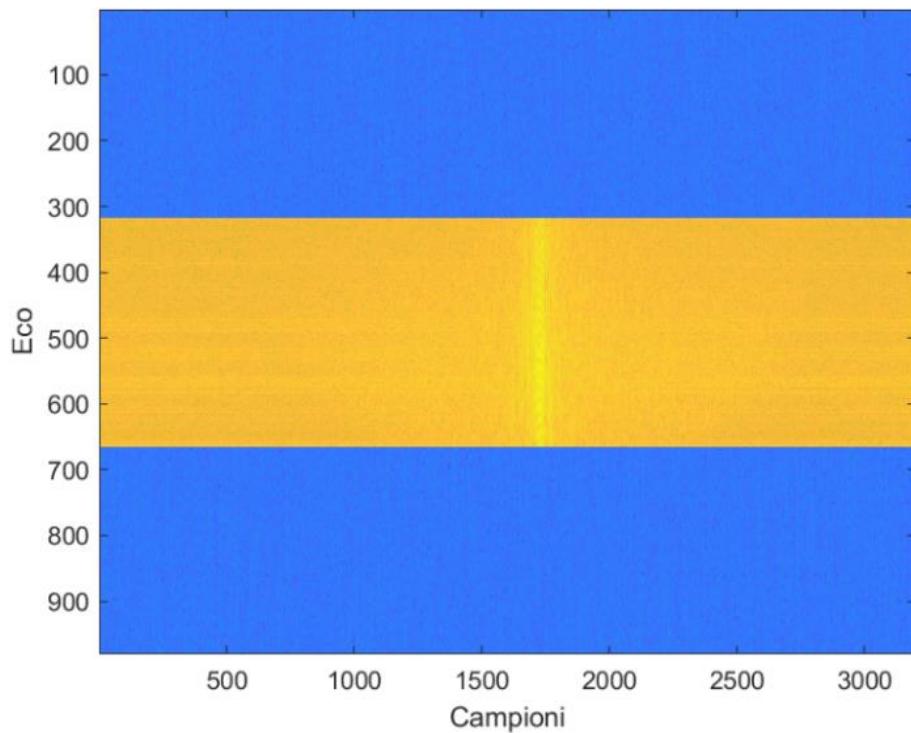


Figura 14 – Diagramma Doppler-frequenza della matrice degli echi dell'orbita 10737

Infine, visto che il segnale, a differenza del caso precedente, si concentra tra -0.5 MHz e +0.5 MHz, si eliminano tutte le frequenze al di fuori di questa banda (Figura 15).

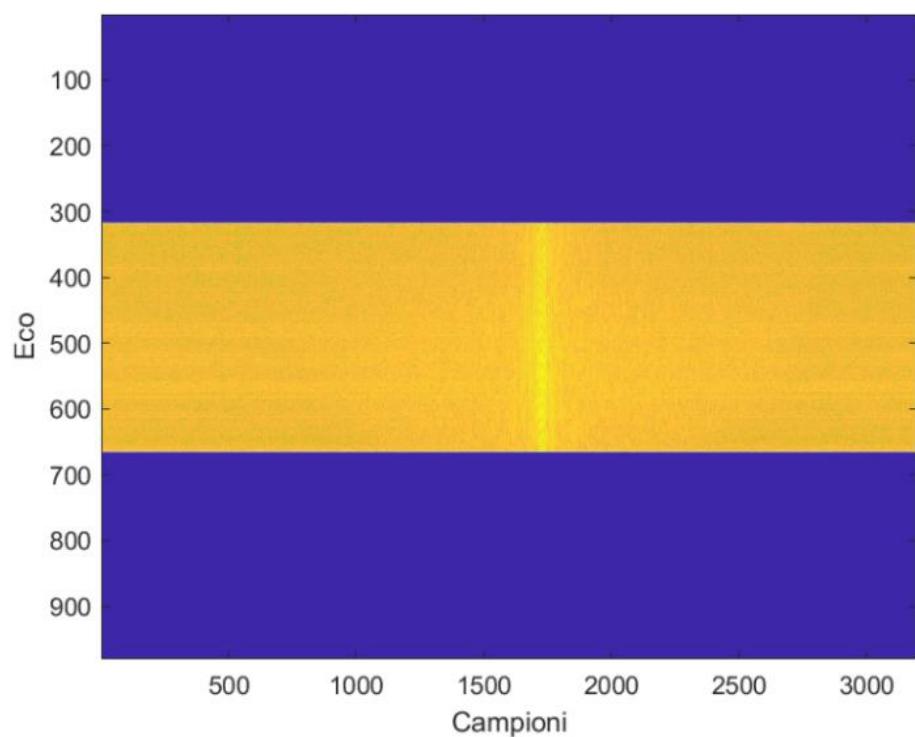


Figura 15 - Eliminazione delle frequenze fuori banda

Capitolo 3

Analisi delle interferenze con tecniche di Computer Vision

Come discusso in precedenza, i dati grezzi prodotti da MARSIS sono affetti da rumore dovuti a più fattori: strumentazione di bordo, le risonanze del plasma locale, l'attenuazione e la dispersione introdotte dalla ionosfera marziana. In questa fase del lavoro l'attenzione sarà rivolta esclusivamente all'analisi dei dati grezzi, poiché essi consentono di osservare in modo diretto la presenza e la natura dei disturbi non ancora mitigati dalle procedure di processing.

I dati analizzati per il presente lavoro di tesi riguardano all'incirca 5800 orbite. Dopo aver applicato la trasformata di Fourier bidimensionale alla matrice di echi e aver esaminato un'ampia porzione di immagini, è stato possibile individuare tre tipologie di interferenze diverse per morfologia e frequenza, ciascuna delle quali mostrava una forte somiglianza tra i singoli esempi appartenenti alla stessa categoria.

Il seguente capitolo si focalizzerà sulla discussione di metodologie per l'identificazione automatica dei disturbi utilizzando tecniche di computer vision. L'obiettivo è realizzare un catalogo relativo alle principali interferenze presenti nei diagrammi Doppler-frequenza, classificandoli in base alla tipologia e frequenza, che ha permesso di comprenderne meglio la distribuzione all'interno dei campioni analizzati.

L'intero processo è stato implementato in linguaggio Python, sfruttando librerie come *NumPy*, *OpenCV* e *Matplotlib* per l'elaborazione e la visualizzazione dei risultati.

3.1 Pre-processing per aumentare il contrasto

Al fine di identificare le interferenze è necessario che siano ben evidenti nell'immagine. Per questo motivo tutti i campioni sono stati sottoposti ad un pre-processing su MATLAB, volto ad aumentarne il contrasto.

Innanzitutto, i valori complessi della matrice ottenuta dall'applicazione della trasformata 2D di Fourier alla matrice degli echi sono convertiti in dB, in modo da rappresentare l'intensità del segnale in scala logaritmica e rendere più evidenti i segnali più deboli.

In seguito, si sottrae il valore mediano dall'intera matrice al fine di rimuovere un livello di fondo dovuto al rumore e centrare la distribuzione dei valori intorno allo zero. Si è deciso di utilizzare il valore mediano invece del valore medio poiché la mediana fornisce una stima più robusta del livello di fondo, meno sensibile alla presenza di picchi.

Per mantenere solo le componenti significative, tutti i valori negativi vengono posti a zero, mantenendo quindi solo le intensità positive.

Infine, è stata applicata una scala di colori limitata all'intervallo [0 dB, 30 dB].

La figura 16 mostra la trasformata 2D dopo l'aumento del contrasto.

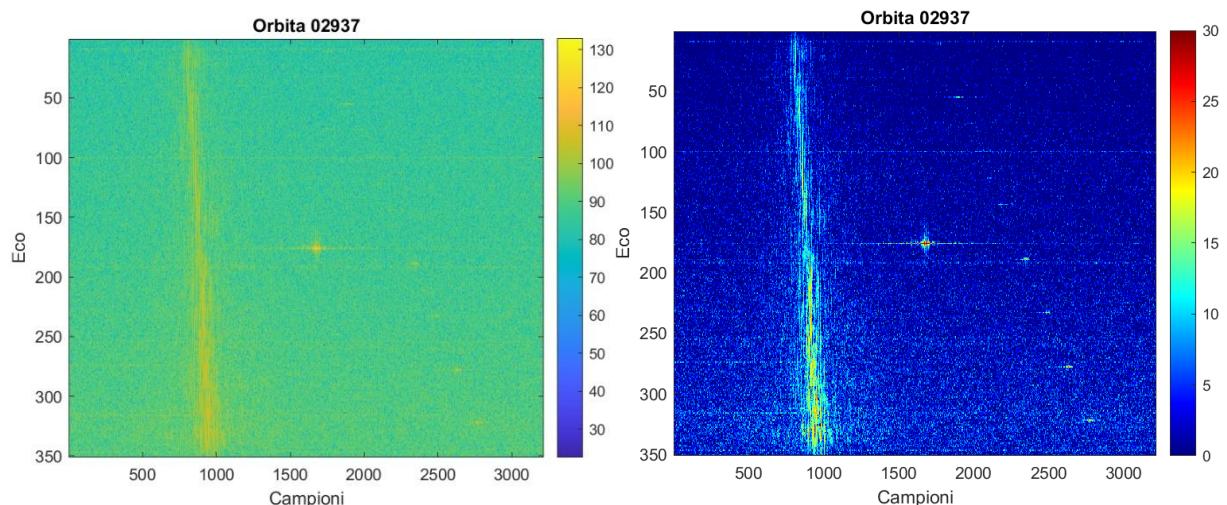


Figura 16 - Diagramma Doppler-frequenza prima e dopo l'aumento del contrasto

3.2 Prima tipologia

Un elevato numero di diagrammi Doppler-frequenza analizzati presenta un insieme di righe orizzontali di diversa intensità che si estendono per tutta la larghezza dell'immagine. Questo suggerisce la presenza di componenti spettrali che hanno una frequenza fissa all'interno della banda del segnale, ma una fase che varia in maniera sostanzialmente casuale, determinandone un'estensione lungo lo spettro Doppler.

Queste componenti mantengono una frequenza costante lungo tutta l'orbita e non mostrano alcuna correlazione con le variazioni geometriche o fisiche del segnale radar. Per questo motivo, si ipotizza che l'interferenza possa essere causata dalla strumentazione di bordo.

Le figure 17, 18 e 19 mostrano alcuni esempi del disturbo.

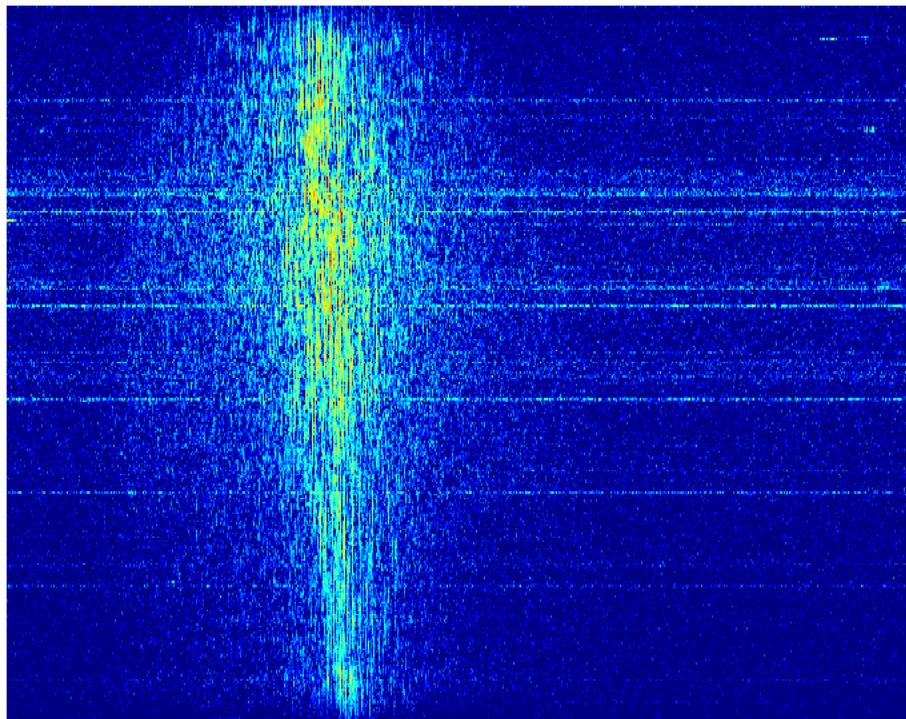


Figura 17 - Orbita 6835

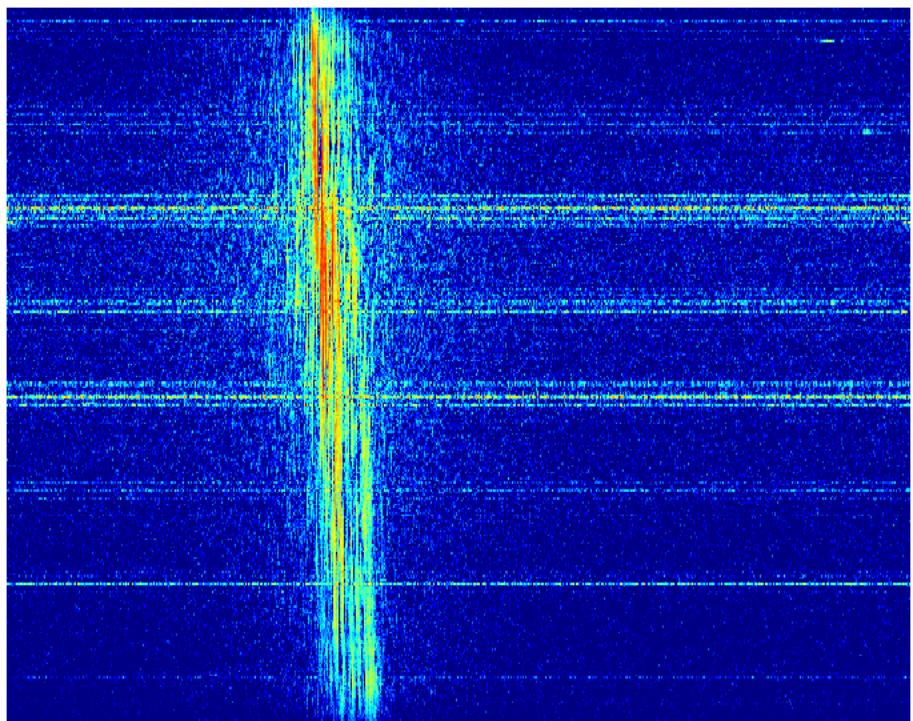


Figura 18 - Orbita 12350

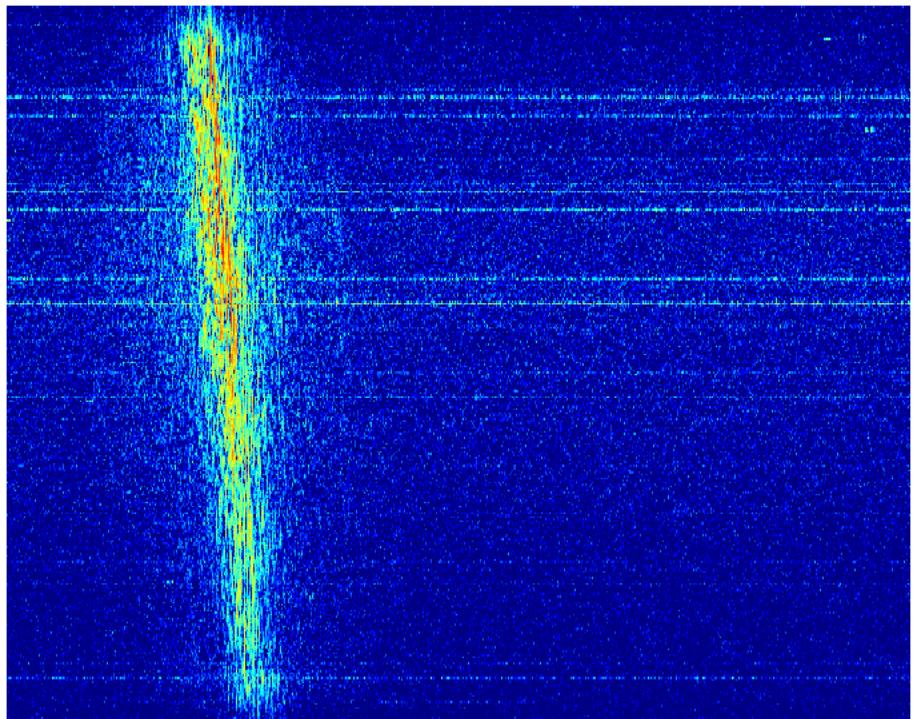


Figura 19 - Orbita 4601

Per individuare automaticamente l’interferenza è stato sviluppato un algoritmo che sfrutta la libreria OpenCV.

In particolare, dopo aver convertito l’immagine in scala di grigi, si applica un’equalizzazione dell’istogramma (*cv.equalizeHist*) per migliorarne il contrasto. In seguito, calcolando la media dell’intensità dei pixel per ogni riga, si ottiene un array 1D che rappresenta la luminosità media di ogni riga.

Per distinguere le righe “anomale” dalle altre, è stata definita una soglia corrispondente al ventesimo percentile dei valori dell’array calcolato in precedenza, in modo da evidenziare le righe significativamente più luminose.

Successivamente, tramite la funzione *find_peaks()* di *SciPy*, sono stati rilevati i picchi che superano tale soglia. Le righe corrispondenti ai picchi individuati rappresentano le potenziali interferenze strumentali e sono evidenziate in rosso (Figura 20).

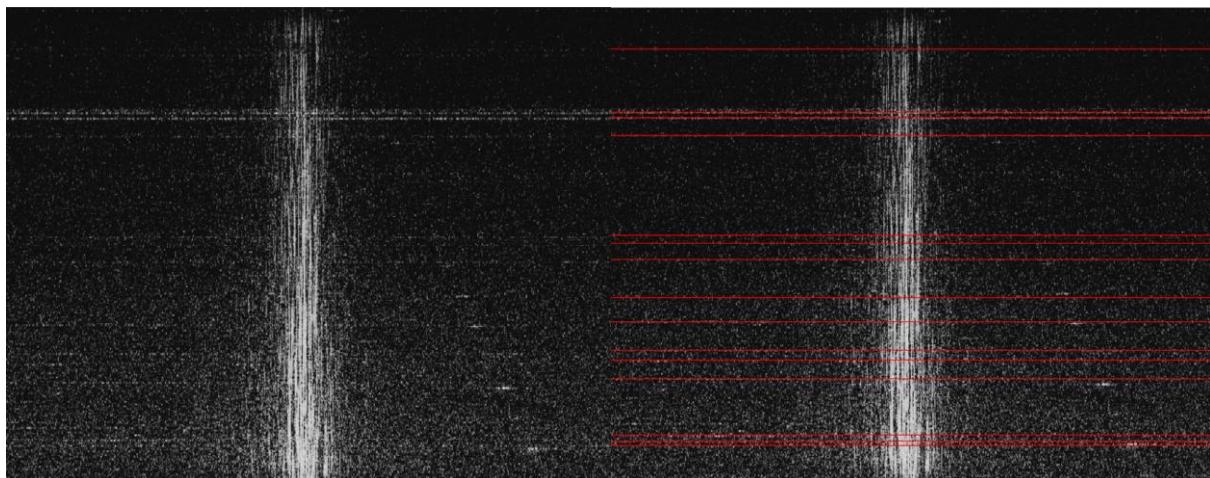


Figura 20 – Rilevazione dell’interferenza

3.3 Seconda tipologia

La seconda tipologia si presenta come una serie di picchi luminosi disposti in diagonale, quasi a ricordare una costellazione, generalmente nella parte destra dell’immagine. Il particolare pattern suggerisce la presenza di componenti spettrali correlate tra loro. Si ipotizza infatti, che nel dominio del tempo fosse presente una componente periodica, in particolare un segnale armonico, ed i picchi luminosi rappresentino frequenze multiple della frequenza fondamentale di tale segnale.

In tal caso, l'interferenza è molto probabilmente dovuta alla strumentazione di bordo.

Le figure 21, 22 e 23 mostrano alcuni esempi di come l'interferenza si presenta.

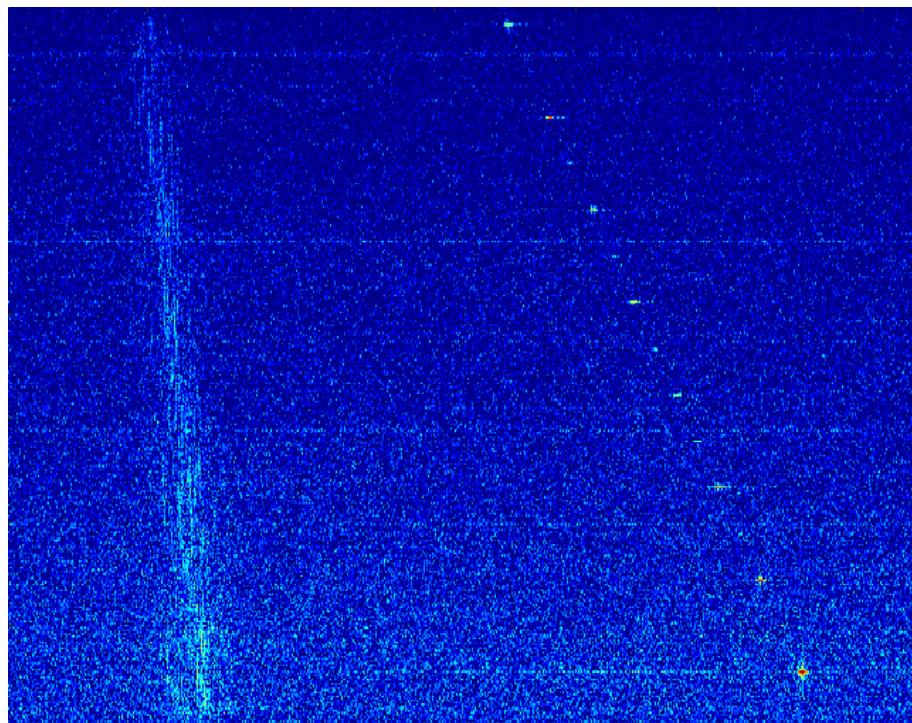


Figura 21 - Orbita 04202

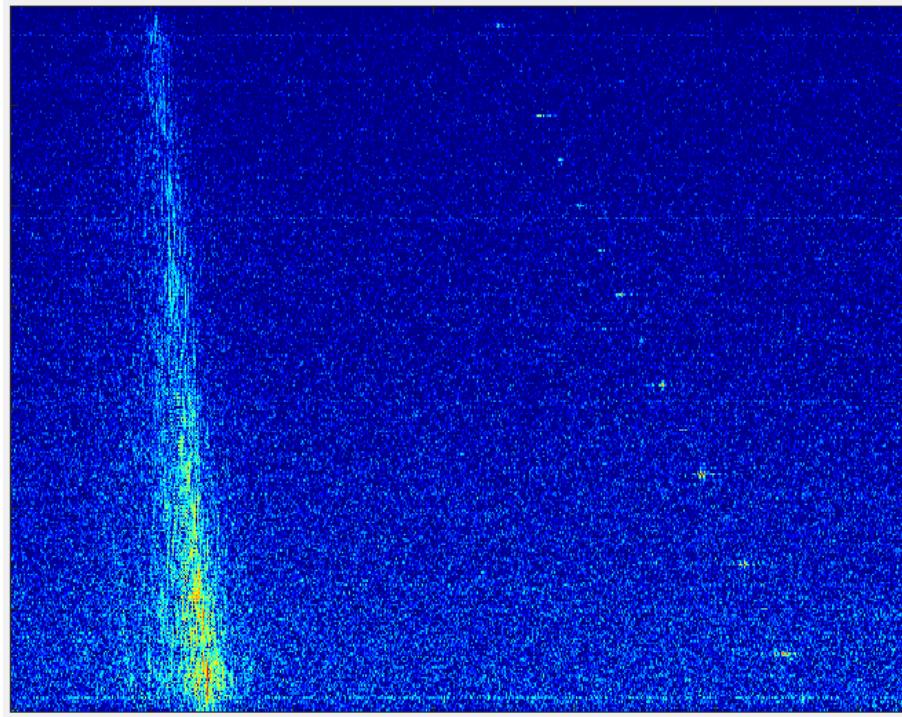


Figura 22 - Orbita 15831

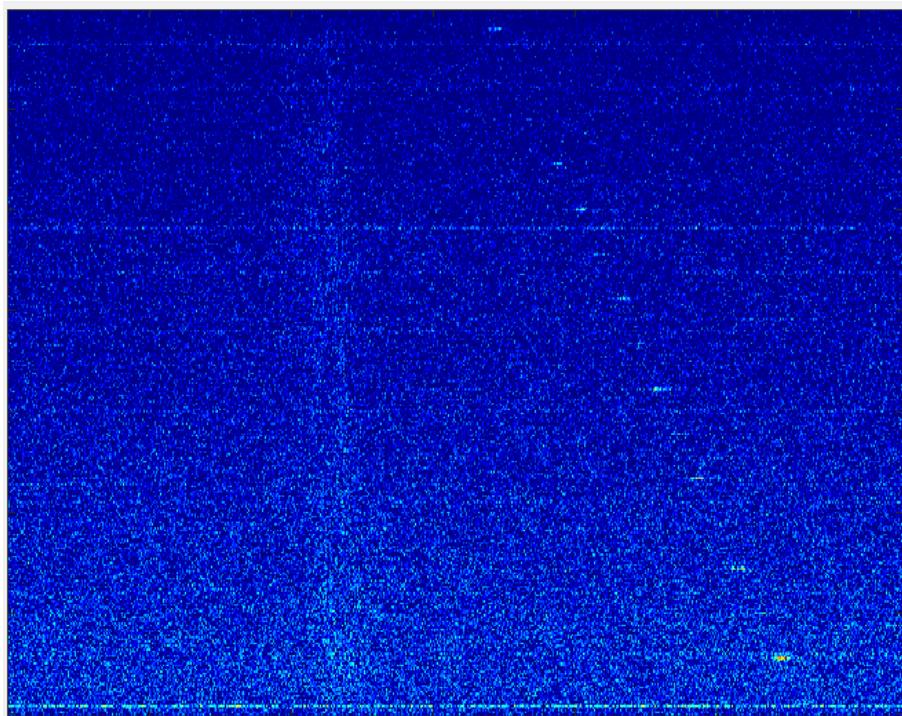


Figura 23 - Orbita 09478

3.3.1 Rilevamento dell'interferenza

L'algoritmo per individuare il disturbo si basa, come il precedente, sulla libreria OpenCV, ma prevede più passaggi, combinando filtraggio, segmentazione binaria, clustering e regressione.

Inizialmente, l'immagine, letta in scala di grigi, viene divisa in due metà e su ciascuna viene applicato un filtro bilaterale (*cv2.bilateralFilter*), che permette di ridurre il rumore preservando i contorni.

Nella metà inferiore, presentando solitamente più rumore, sono utilizzati parametri più intensi, con un incremento di circa un fattore tre rispetto alla metà superiore. In particolare, sono stati utilizzati valori più elevati di σ_{Color} e σ_{Space} , rispettivamente la deviazione standard del filtro nello spazio dei colori e nello spazio delle coordinate.

Le due parti sono poi ricombinate in un'unica immagine (Figura 24).

L'immagine filtrata viene poi binarizzata (*cv2.threshold*), ovvero la si trasforma in bianco e nero in base ad una soglia, scelta appositamente in modo da lasciare solo le parti più luminose nell'immagine (Figura 25).

Dopo una dilatazione morfologica per connettere i pixel vicini (*cv2.dilate*), viene applicata una maschera che mantiene solo la porzione destra dell'immagine, regione in cui tende a manifestarsi l'interferenza (Figura 26).

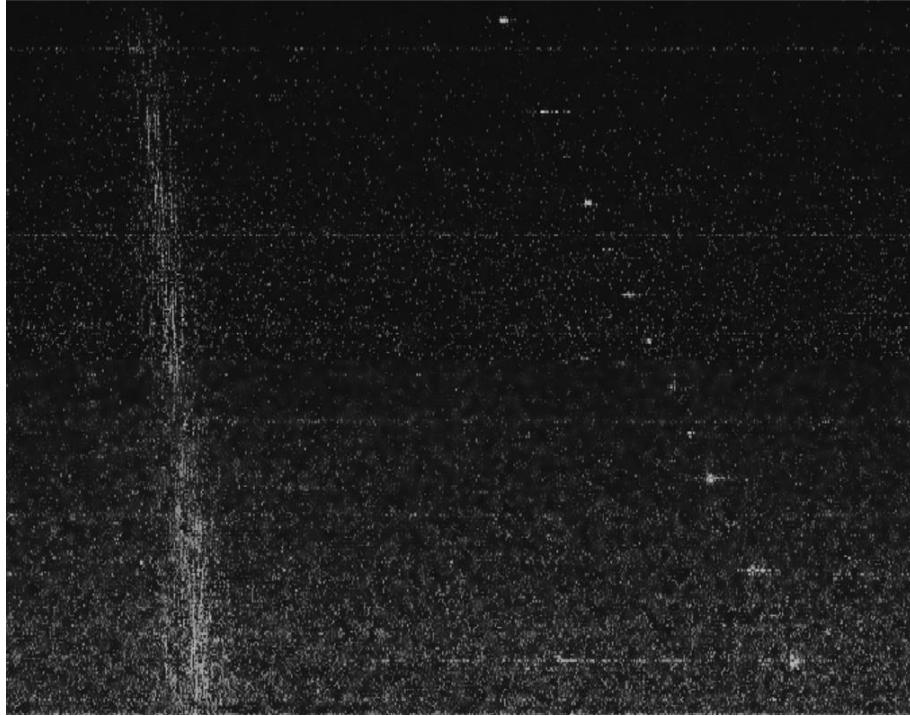


Figura 24 – Immagine dell'orbita 4202 in seguito all'applicazione dei filtri



Figura 25 – Risultato della binarizzazione

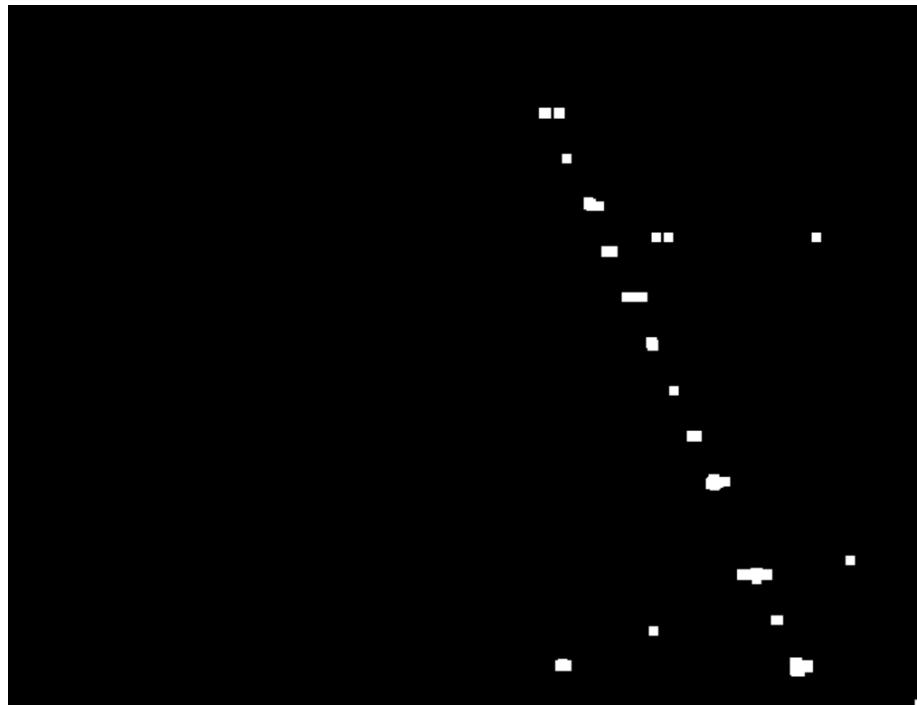


Figura 26 - Risultato della dilatazione ed eliminazione della parte sinistra dell'immagine

In seguito, vengono ricavate le coordinate di tutti i pixel bianchi, che costituiranno la base per l'algoritmo di clustering non supervisionato DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) che raggruppa i punti in base alla densità spaziale. (Ester et al., 1996)

La figura 27 mostra in rosso i centroidi di ciascun cluster, calcolati come media delle coordinate rispettivamente delle x e delle y.

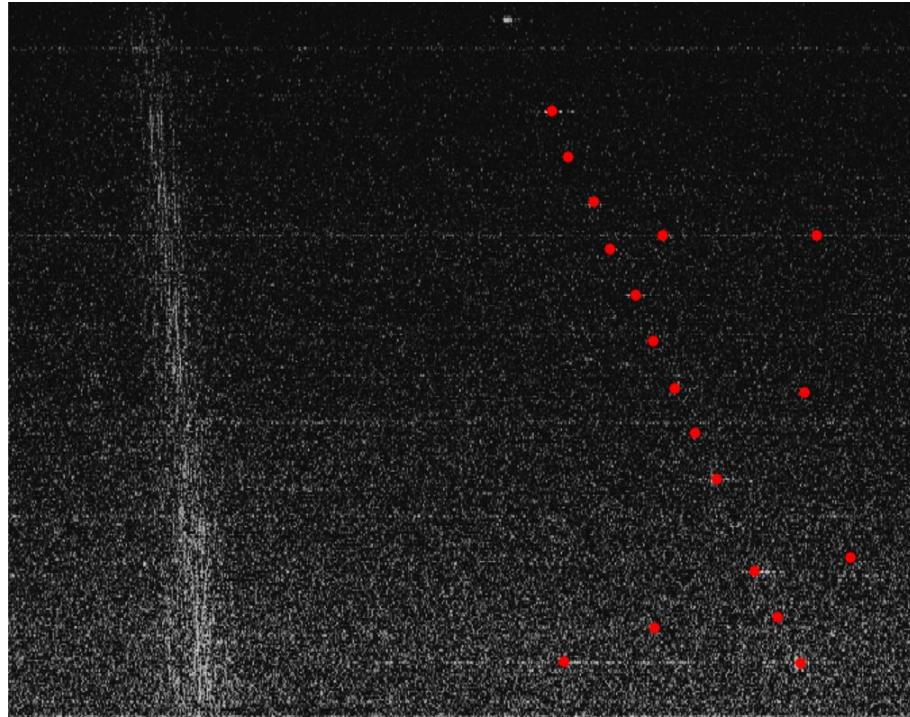


Figura 27 - Centroidi dei clusters

Infine, per stimare una retta passante per i centroidi dei cluster si è dimostrato particolarmente efficace il metodo iterativo RANSAC (RANdom SAmples Consensus), un algoritmo non deterministico progettato per stimare i parametri di un modello a partire da un insieme di dati contenenti outlier, ovvero valori anomali o rumorosi (Fischler & Bolles, 1981).

L'algoritmo assume che i dati siano formati da inlier, ovvero punti che seguono il modello ipotizzato (in questo caso, la retta che attraversa i centri dei cluster), e outlier, che invece si discostano da esso. Dopo un numero prefissato di iterazioni, viene scelto il modello che massimizza il numero di inlier, garantendo una stima robusta della retta anche in presenza di disturbi o errori di rilevamento nei dati.

La figura 28 mostra il risultato dell'applicazione del RANSAC, disegnando in blu la retta stimata.

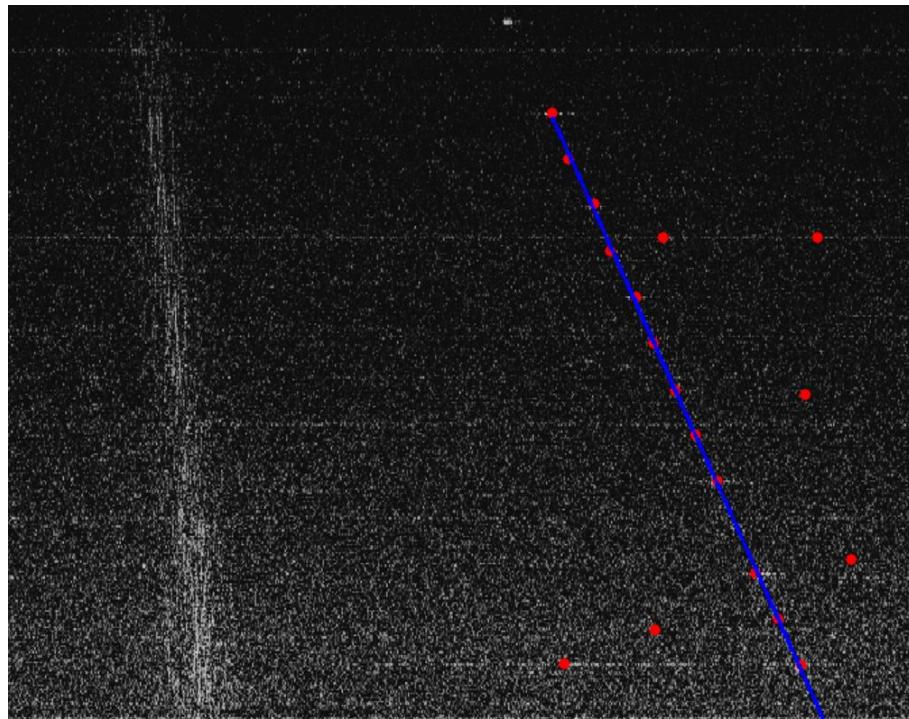


Figura 28 - Applicazione del RANSAC per stimare la retta passante per i centroidi

3.3.2 Analisi del segnale

Un segnale armonico presenta una struttura periodica nel dominio del tempo, in cui ciascuna armonica è multiplo intero della frequenza fondamentale. Per verificare che l'interferenza osservata derivi da un segnale di questo tipo, è stato adottato un approccio basato sull'analisi della distanza in frequenza tra i picchi luminosi visibili nell'immagine: una spaziatura costante costituirebbe una prova a favore dell'ipotesi di una struttura armonica.

Innanzitutto, tra tutti i centroidi trovati in precedenza, si considerano solo quelli appartenenti alla retta calcolata tramite RANSAC (Figura 29).

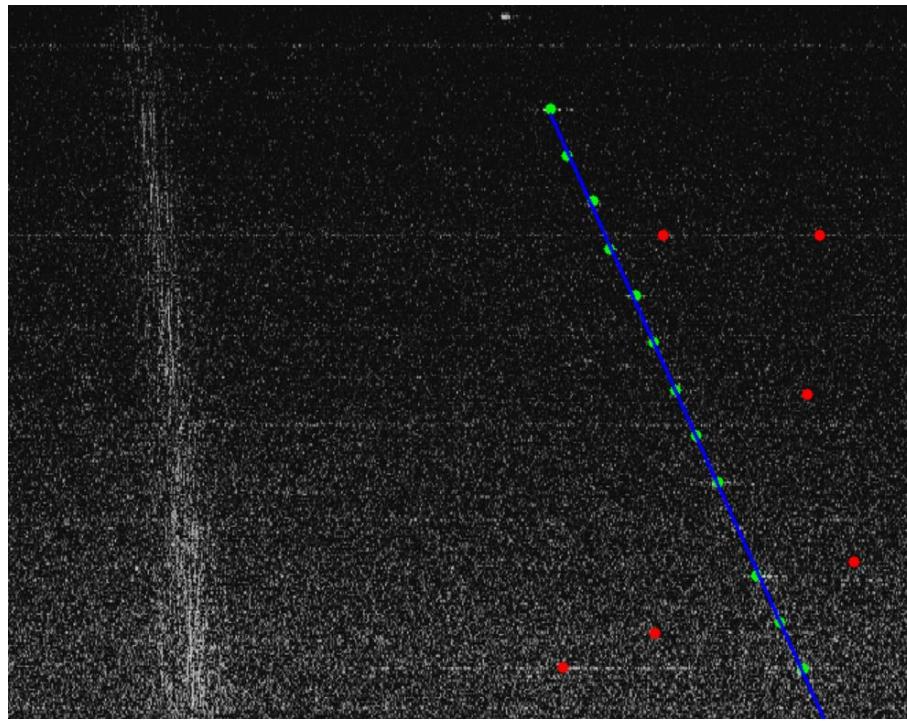


Figura 29 - Centroidi appartenenti alla retta

In seguito, si calcolano la distanza euclidea media tra i punti ottenuti e la relativa deviazione standard. Si utilizza poi il seguente criterio di valutazione: se la deviazione standard risulta inferiore del 5% della distanza media, la spaziatura è considerata pressoché costante e quindi compatibile con un segnale armonico. La figura 30 mostra un istogramma con la distanza media tra i diversi picchi.

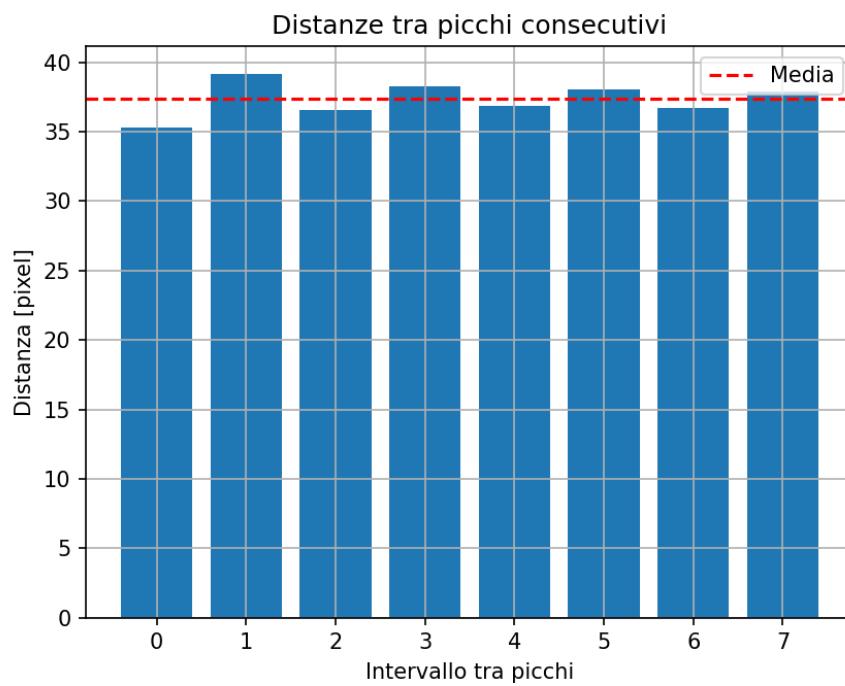


Figura 30 - Distanza tra centroidi

Sfortunatamente, questo approccio non è efficace su tutti i campioni a causa di diversi fattori: il segnale che causa questa interferenza potrebbe essere modulato in frequenza, di conseguenza un allineamento perfetto non è possibile. Inoltre, la risoluzione del dato è limitata, spesso alcuni picchi non sono sufficientemente luminosi per essere rilevati, di conseguenza la distanza media risulta inaccurata.

3.4 Terza tipologia

L'ultima tipologia si presenta con meno frequenza delle precedenti ad apparire come un picco luminoso isolato, all'incirca 300 campioni nell'intero dataset, solitamente nella parte centrale dell'immagine. La sua morfologia mostra una larghezza di banda molto ridotta sia nella frequenza del segnale, indicando un'assenza di modulazione, sia nella sua frequenza Doppler, indicando una stazionarietà nel tempo, in modo molto simile ad un disturbo causato dalla strumentazione di bordo.

Le figure 31, 32 e 33 mostrano alcuni esempi dell'interferenza.

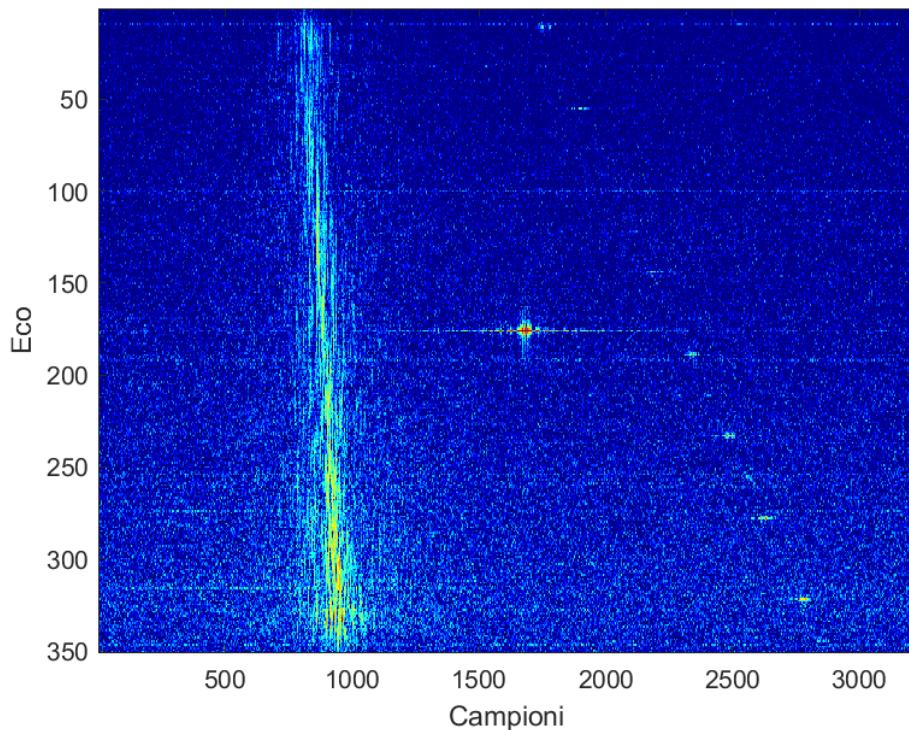


Figura 31 - Orbita 02937

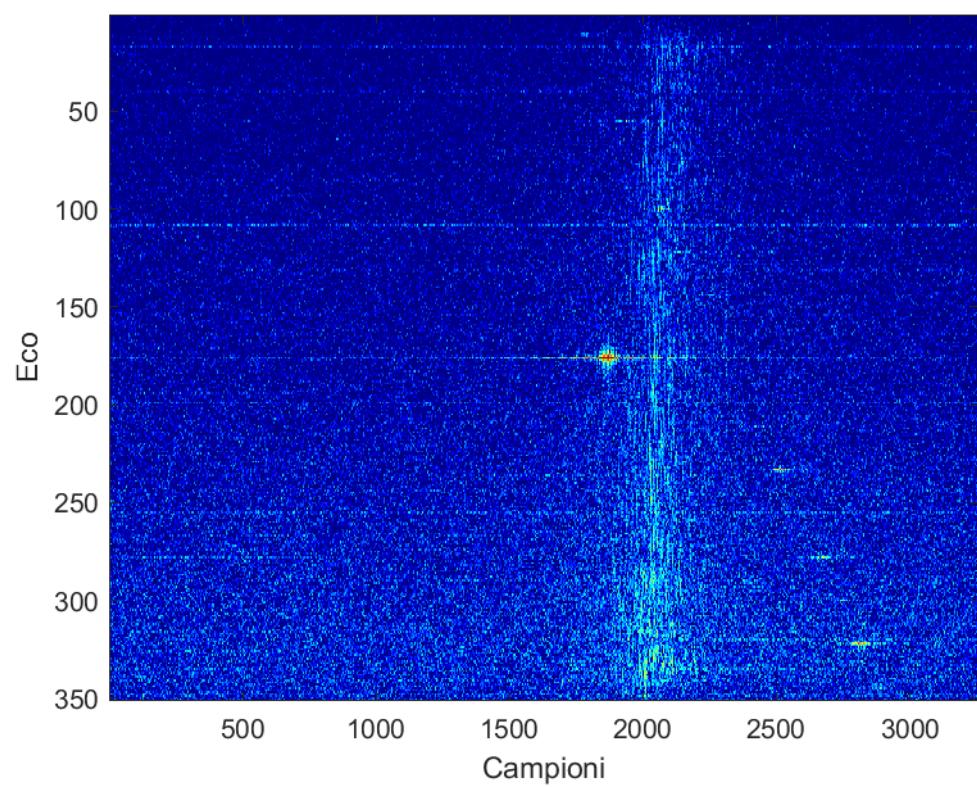


Figura 32 - Figura 04145

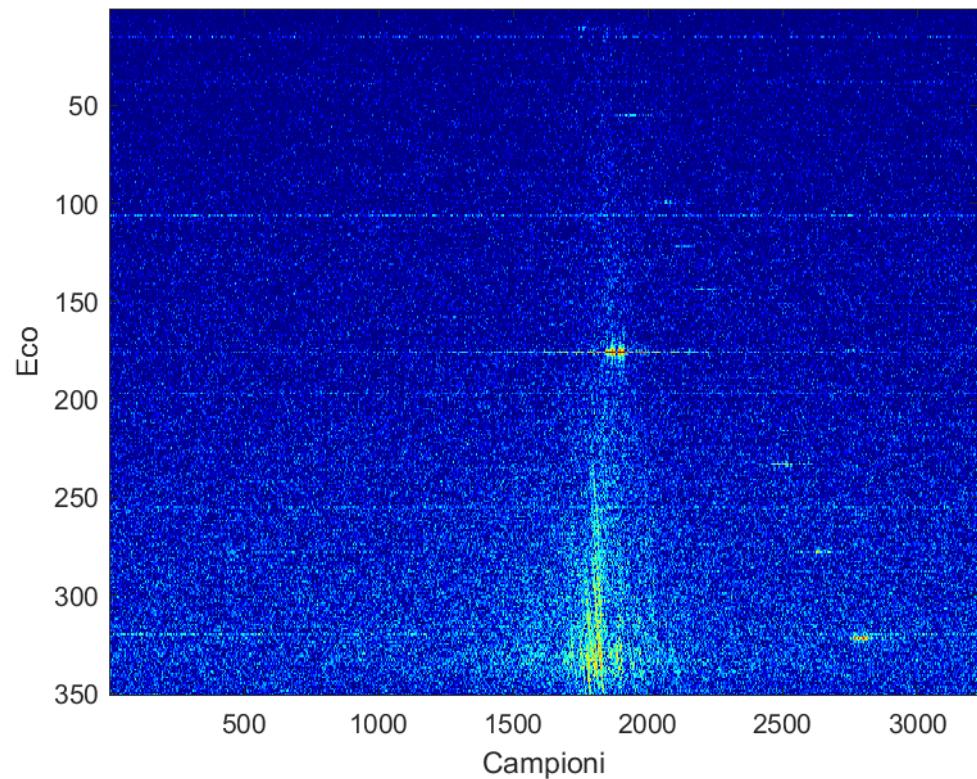


Figura 33 - Figura 04123

Per individuare automaticamente l'interferenza sono stati provati due approcci differenti: il primo, in maniera simile ai precedenti, si basa su OpenCV. L'obiettivo è riconoscere l'oggetto che presenta una forma più circolare delle altre dopo operazioni di filtraggio, sogliatura e dilatazione.

Il secondo, discusso nel capitolo successivo, si utilizza un modello YOLO per il rilevamento dell'interferenza.

3.4.1 Rilevamento dell'interferenza

Inizialmente, all'immagine letta in scala di grigi viene applicata un filtro bilaterale (*cv2.bilateralFilter*) per ridurre il rumore. In seguito, tramite *cv2.threshold*, l'immagine viene binarizzata utilizzando come parametro una soglia sufficientemente alta da lasciare solamente le parti più luminose dell'immagine.

L'immagine viene poi sottoposta a una dilatazione morfologica (*cv2.dilate*), dettata da un kernel di 6x6 pixel di forma ellittica (Figura 34).

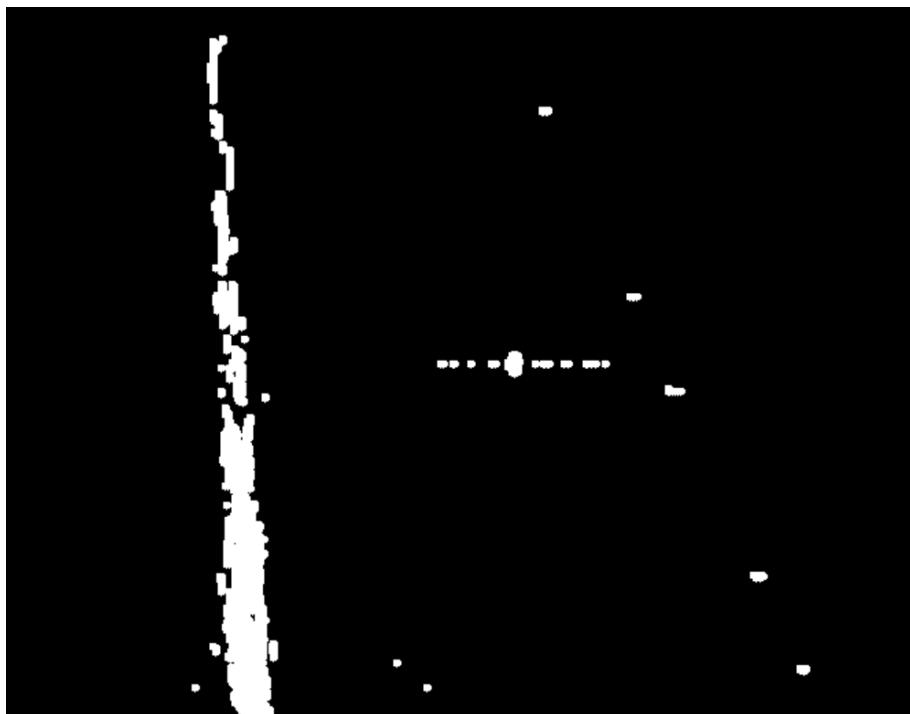


Figura 34 - Applicazione di soglia e dilatazione

La funzione `measure.label()` della libreria `scikit-image` consente di individuare e numerare automaticamente tutte le regioni connesse. I pixel neri sono considerati sfondo e di conseguenza, ignorati.

La figura 35 mostra le diverse regioni evidenziate con colori diversi.

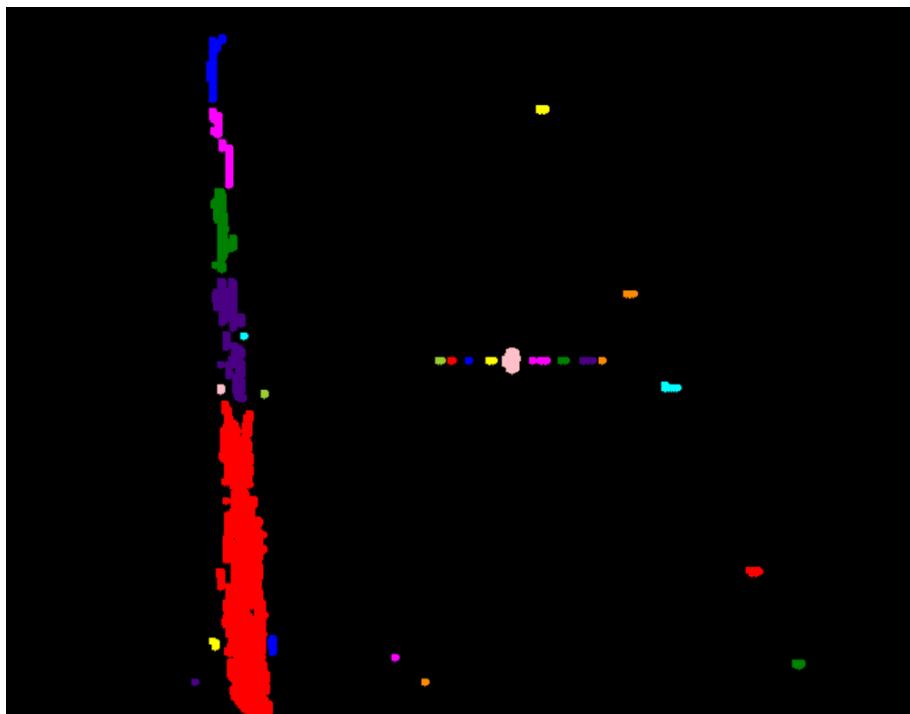


Figura 35 - Regioni connesse evidenziate con colori diversi

Per ciascuna componente individuata viene creata una maschera binaria che isola unicamente i pixel specifici a quella particolare etichetta. Al fine di eliminare sia piccoli artefatti dovuti al rumore sia regioni troppo estese che potrebbero non rappresentare strutture di potenziale interesse, viene calcolato il numero di pixel bianchi per ciascuna componente e considerate solo quelle comprese all'interno di un intervallo dimensionale predefinito.

Per ciascuna delle regioni valide, tramite la funzione `cv2.find_countours()`, vengono estratti i contorni per calcolare le seguenti metriche morfologiche:

- Circolarità: un valore uguale ad 1 indica una forma perfettamente circolare
- Rapporto d'aspetto: un valore vicino ad 1 indica una forma isotropa
- Solidità: valori prossimi ad 1 indicano oggetti compatti e privi di concavità evidenti.

Una regione è considerata valida se soddisfa le seguenti condizioni:

- Circolarità > 0.3

- $0.2 < \text{Rapporto d'aspetto} < 1.2$
- Solidità > 0.8

Alle regioni che soddisfano tali vincoli viene assegnato uno score combinato:

$$\text{score} = C + 0.01 * S$$

Il candidato con lo score più elevato, il contorno corrispondente viene evidenziato sull'immagine originale.

La figura 36 mostra l'output dell'algoritmo eseguito su un'immagine contenente l'interferenza.

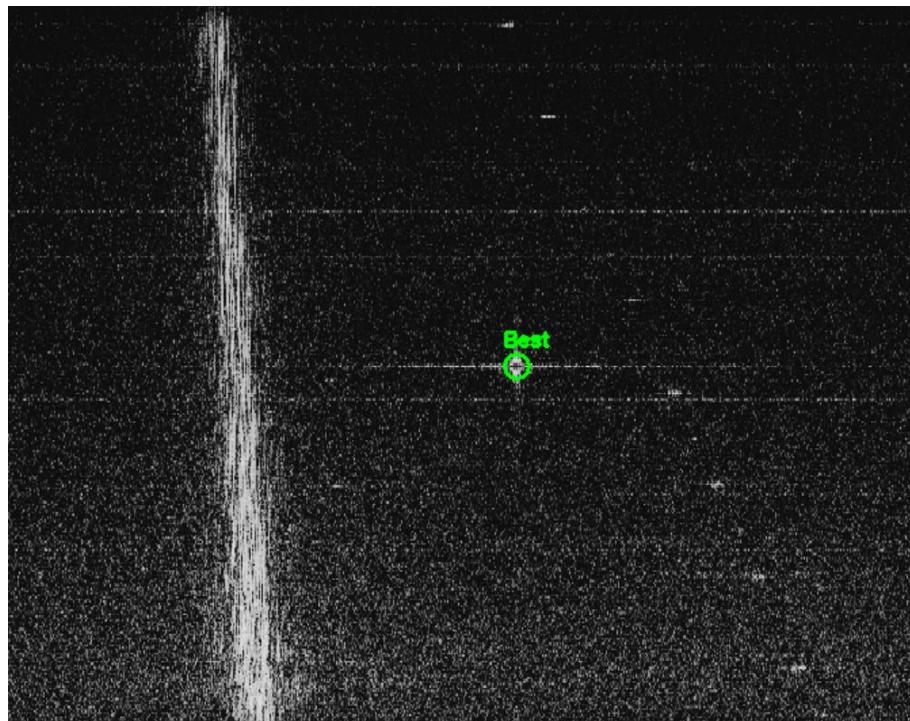


Figura 36 - Interferenza individuata correttamente

L'algoritmo sviluppato funziona, ma è particolarmente sensibile a falsi positivi, come mostrano le figure 37 e 38. Di conseguenza, il capitolo successivo mostrerà un diverso approccio, basato su YOLO (You Only Look Once), un sistema di rilevamento oggetti in tempo reale, che utilizza reti convoluzionali (Redmon et al., 2015).

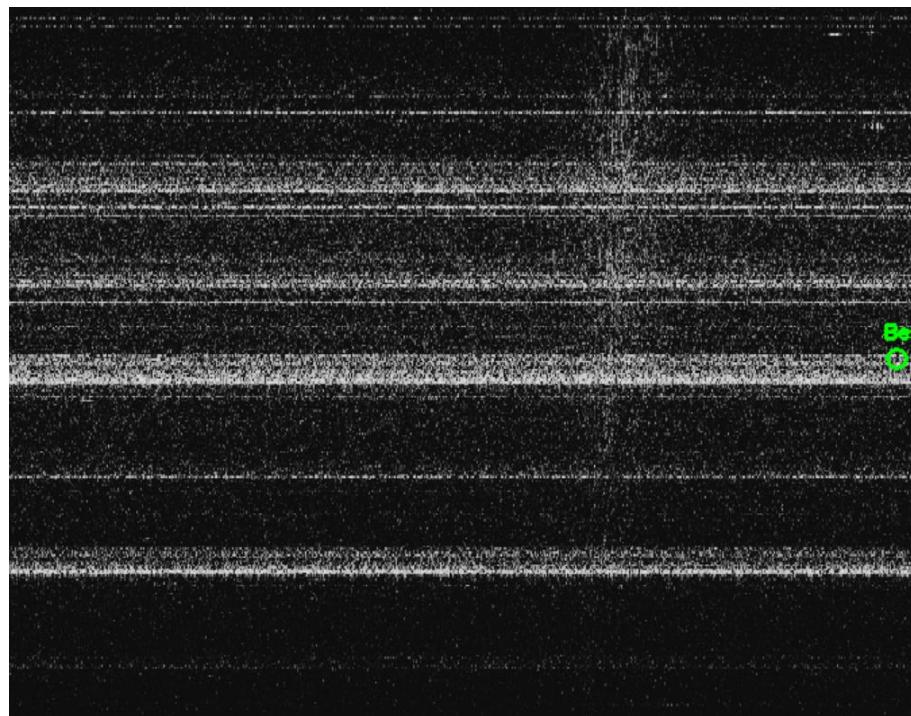


Figura 37 Falso positivo 1

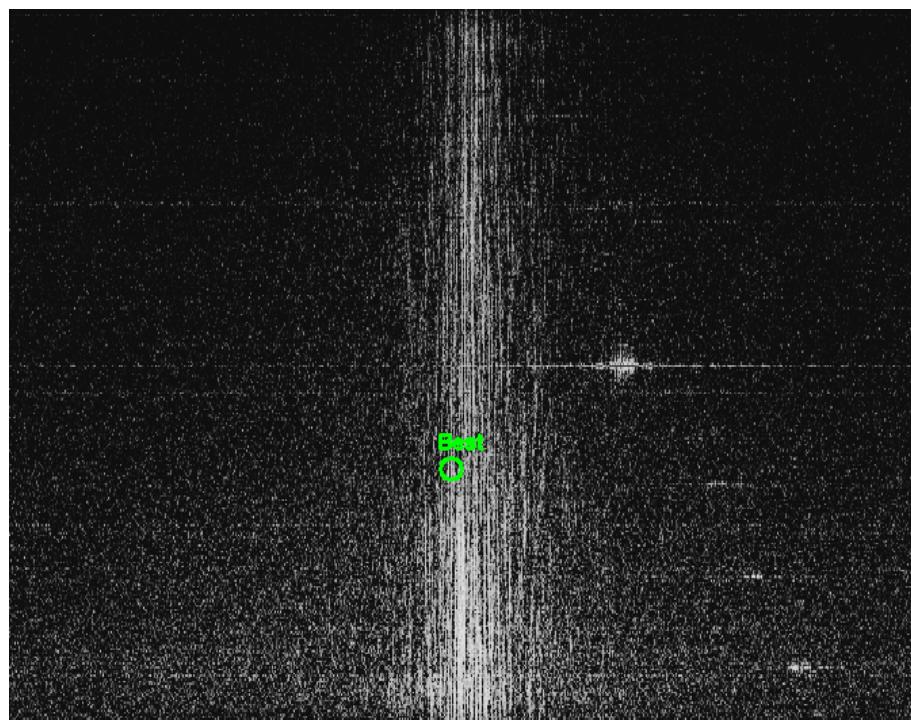


Figura 38 - Falso positivo 2

Capitolo 4

Rilevamento di interferenze tramite YOLO

YOLO è un algoritmo di object detection in tempo reale estremamente diffuso. A differenza di altri approcci che eseguono una scansione sequenziale dell’immagine, YOLO tratta l’immagine in una sola volta unendo velocità di elaborazione e accuratezza nella localizzazione degli oggetti (Redmon et al., 2015).

L’algoritmo divide l’immagine in una griglia $N \times N$, se il centro di un oggetto si trova in una particolare cella, allora essa si occupa del suo rilevamento. Ciascuna cella predice infatti B *bounding boxes* ed i livelli di confidenza per ciascuno di essi. Questi ultimi rappresentano quanto il modello è sicuro che il bounding box contenga l’oggetto da rilevare.

Formalmente, la confidenza è misurata come:

$$P(\text{Object}) \cdot IOU_{pred}^{truth}$$

dove:

- $P(\text{Object})$: probabilità che nella cella sia effettivamente presente un oggetto.
- IOU_{pred}^{truth} : misura la sovrapposizione tra il box previsto e il box reale (ground truth), ovvero quanto accuratamente la predizione coincide con la posizione effettiva dell’oggetto.

Se la cella non contiene nessun oggetto, $P(\text{Object})$ è nulla, di conseguenza la confidenza è zero. Viceversa, se un oggetto è presente, la confidenza riflette direttamente la qualità della predizione (Redmon et al., 2015).

Per un’immagine in input, YOLO produce una mappa di output di dimensioni:

$$N \times N \times (B \times 5 + C)$$

In cui:

- $N \times N$: numero di suddivisione delle celle
- B : numero di bounding boxes

- C: numero di classi da riconoscere

Ogni bounding box contiene cinque valori (x,y,w,h,c):

- x,y: coordinate del centro del box (relative alla cella della griglia)
- w,h: larghezza e altezza del box (relative all'intera immagine)
- c: punteggio di confidenza

YOLO è un modello pre-addestrato su grandi dataset generici, come COCO o ImageNet. Tuttavia, è necessario adattarlo al nostro dominio, in questo caso il riconoscimento delle interferenze della terza tipologia.

Per questo motivo, è stato realizzato un dataset personalizzato, formato da un insieme di immagini contenenti il fenomeno di interesse annotate manualmente mediante bounding boxes. In questo modo è stato possibile ri-addestrare (fine-tuning) il modello YOLO, permettendogli di apprendere le caratteristiche specifiche del problema.

Per valutare le prestazioni del modello sarà utilizzata la metrica Box(P, R, mAP50, Map50-95), dove:

- P (Precisione): L'accuratezza degli oggetti rilevati, che indica quante rilevazioni erano corrette.
- R (Recall): La capacità del modello di identificare tutte le istanze di oggetti nelle immagini.
- mAP50: Precisione media (mean average precision) calcolata con una soglia di intersection over union (IoU) di 0.50. È una misura dell'accuratezza del modello considerando solo le detection "facili".
- mAP50-95: La media della precisione media (mean average precision) calcolata a diverse soglie di IoU, che vanno da 0.50 a 0.95. Fornisce una visione completa delle prestazioni del modello a diversi livelli di difficoltà di detection.

(Ultralytics, n.d.)

4.1 Creazione del dataset

Sono state selezionate 363 immagini in totale: 273 contengono l'interferenza da individuare, le restanti, invece, ne sono prive, per consentire al modello di apprendere più efficacemente la

differenza tra le aree prive di oggetti e quelle contenente i punti luminosi, riducendo la probabilità di falsi positivi.

Il dataset è stato suddiviso in tre cartelle:

- Training set: contenente 291 immagini
- Validation set: contenente 40 immagini
- Test set: contenente 32 immagini

Ogni cartella, per ciascuna immagine, contiene anche una label, un file .txt con lo stesso nome dell'immagine a cui fa riferimento, con le seguenti informazioni:

< class_id > < x_center > < y_center > < width > < height >

- *class_id*: intero che indica la classe degli oggetti nell'immagine, in questo caso solo una.
- *x_center, y_center*: valori tra 0 e 1 che indicano rispettivamente le coordinate orizzontali e verticali del centro del bounding box.
- *width, height*: valori tra 0 e 1 che indicano la larghezza e altezza del bounding box rispetto all'immagine.

Le labels sono state realizzate tramite il software **LabelImg** (Tzutalin, 2015), che permette realizzare il bounding box attorno all'oggetto di interesse e generare una label YOLO-like. Nel caso in cui l'interferenza non sia presente nell'immagine, è sufficiente avere una label vuota.

La figura 39 mostra la creazione di una bounding box utilizzando LabelImg.

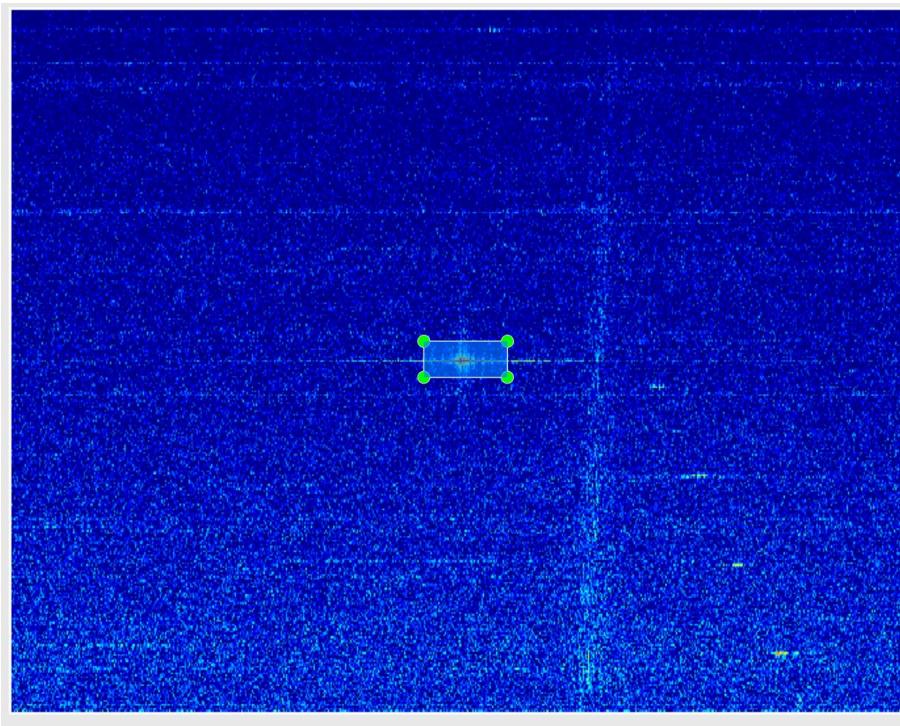


Figura 39 – Creazione manuale del bounding box

4.2 Training e testing del modello

In seguito, il modello è stato allenato sul dataset realizzato. Si è scelto YOLOv8n viste le sue ottime prestazioni anche su hardware limitato (Yaseen, 2024). L’allenamento è stato infatti eseguito su una CPU Ryzen 5 3600XT con 16GB di RAM, in quanto la GPU disponibile (Radeon RX 6750 XT) non supporta CUDA, un’architettura software sviluppata da NVIDIA per l’elaborazione parallela, che riduce significativamente il tempo necessario per l’addestramento e l’inferenza dei modelli di deep learning.

Prima della fase di training, è fondamentale impostare gli iperparametri, ovvero insiemi di variabili che rimangono fissi durante l’addestramento e che regolano l’apprendimento del modello, con l’obiettivo di ottimizzarne le prestazioni.

La regolazione degli iperparametri è un processo iterativo, anche una lieve variazione dei loro valori può causare cambiamenti significativi nelle prestazioni del modello.

Al fine di aumentare la robustezza e migliorare capacità di generalizzazione, sono stati utilizzati diversi parametri di *data augmentation*, che generano, a partire dal dataset originale, nuove immagini modificate. È importante che l’impostazione dei valori sia coerente con le caratteristiche delle immagini nel dataset. Nel caso dell’interferenza, essendo le immagini

molto simili tra loro, introdurre trasformazioni troppo marcate potrebbe generare campioni fuorvianti. Per questo motivo si è optato solo per iperparametri che modificano leggermente la scala, la posizione e la luminosità dell’immagine.

Per monitorare l’andamento dell’addestramento è stato utilizzato un validation set che ha permesso di stimare le capacità del modello e, di conseguenza, guidare la scelta degli iperparametri.

In seguito a diversi allenamenti con leggere variazioni nella regolazione dei parametri, il risultato migliore si è ottenuto con i valori mostrati nella tabella 4. La descrizione è presa dalla documentazione di Ultralytics.

Parametro	Valore	Descrizione
epochs	100	Un'epoca è un passaggio completo in avanti e indietro di tutti gli esempi di training.
batch	2	Numero di immagini elaborate simultaneamente in ogni iterazione
warmup_epochs	5	Numero di epoche per il warmup del tasso di apprendimento
imgsz	640	Dimensioni dell'immagine per l'inferenza.
lr0	0.002	Tasso di apprendimento iniziale all'inizio dell'addestramento.
lrf	0.002	Fattore finale del learning rate come frazione di lr0
degrees	0.0	Ruota l'immagine in modo casuale entro l'intervallo di gradi specificato
mixup	0.0	Fattore di mixup augmentation
mosaic	0.0	Probabilità di mosaic augmentation che combina quattro immagini diverse in una sola
flipud	0.0	Probabilità di flip orizzontale
hsv_v	0.1	Intervallo casuale di aumento della luminosità
translate	0.05	Trasla l'immagine orizzontalmente e verticalmente di una frazione della dimensione dell'immagine
scale	0.1	Scala l'immagine di un fattore di guadagno
box	0.02	Peso della loss del riquadro di delimitazione nella funzione di loss totale
cls	0.5	Peso della loss di classificazione nella funzione di loss totale.
fliplr	0.0	Probabilità di flip verticale
patience	20	Numero max. di epoche senza miglioramenti prima di early stopping
dropout	0.35	Percentuale di neuroni disattivati casualmente durante il training
workers	0	Thread di lavoro per il caricamento dei dati
device	cpu	Specifica il dispositivo per l'esportazione
optimizer	AdamW	Scelta dell'ottimizzatore per l'addestramento

Tabella 4 – Iperparametri utilizzati

Una volta completato l'addestramento, il modello è stato sottoposto ad una fase di testing su dati mai visti prima, al fine di valutarne la capacità di generalizzare il riconoscimento l'interferenza.

Il test set contiene 32 immagini di cui 24 contenenti l'oggetto da rilevare.

Come si può osservare dalla tabella 5, il modello ha mostrato prestazioni eccellenti secondo tutte le metriche. Il valore più basso, ottenuto nell'mAP50-95 indica che, sebbene il modello trovi gli oggetti, la precisione nel posizionare la bounding box non è sempre perfetta quando si alza la soglia di IoU.

Metrica	Valore
P	0.995
R	1
mAP50	0.995
mAP50-95	0.584

Tabella 5 – Risultati della fase di test

Per valutare le prestazioni del modello è stata valutata anche un'altra metrica, lo F1-Score, che fornisce una misura più bilanciata delle performance di un modello, calcolato come la media armonica tra precisione e richiamo (Ultralytics, n.d.).

La figura 40 mostra l'andamento dell'F1-Score attraverso varie soglie, identificando la soglia di confidenza ideale tra ≈ 0.1 e ≈ 0.75 , mentre il picco a 0.565 rappresenta il punto operativo ottimale.

Le figure 41 e 42 mostrano invece i grafici di Richiamo e Precisione.

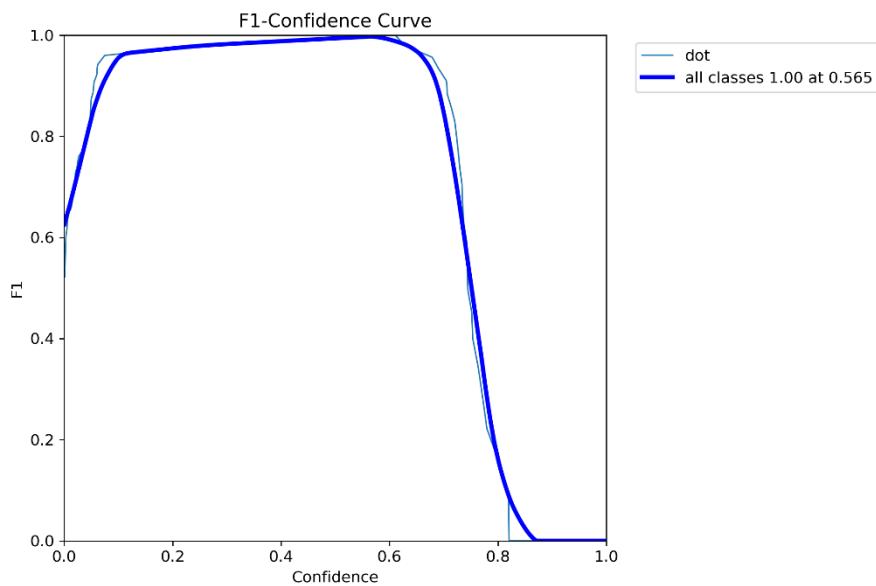


Figura 40 - F1-Confidence curve

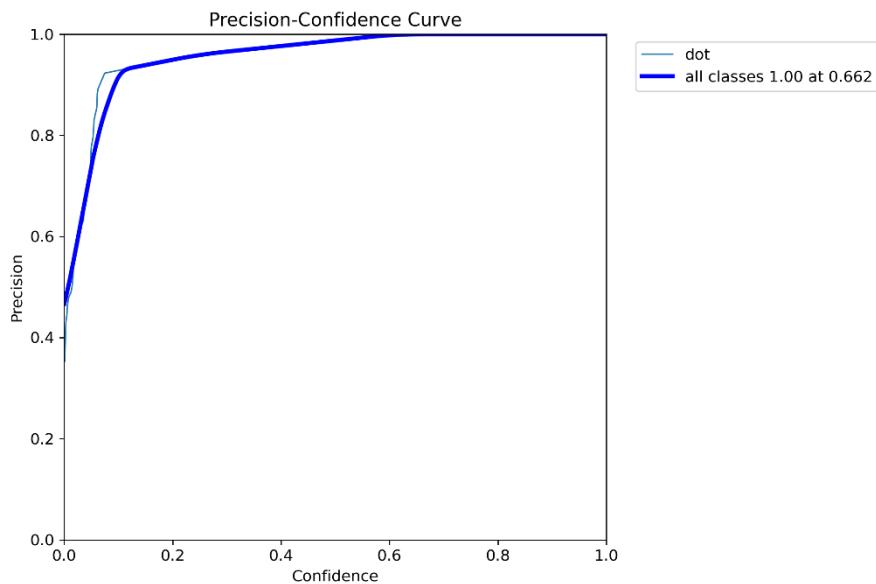


Figura 41 – Precision curve

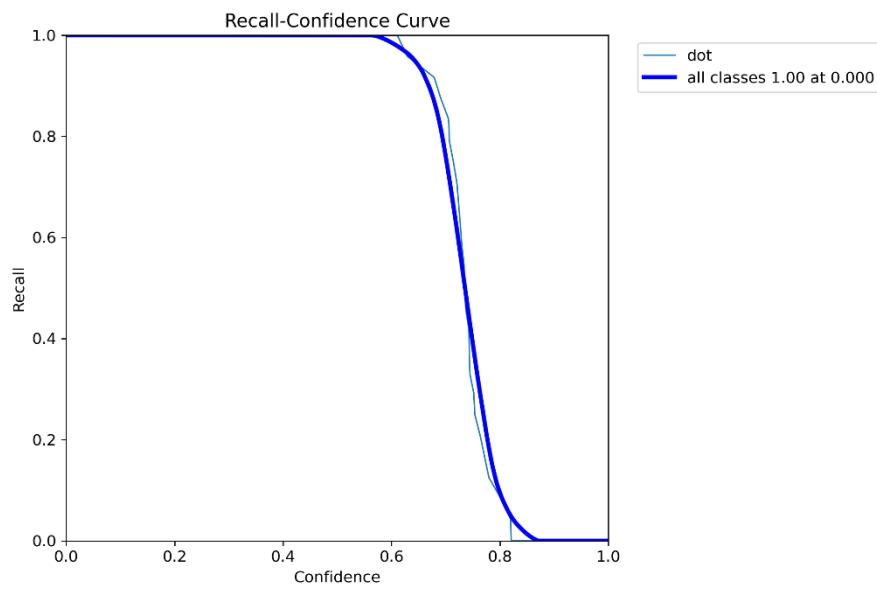


Figura 42 – Recall curve

Una volta terminata la fase di allenamento, YOLO salva il modello con le migliori metriche di validazione nel file *best.pt*, che rappresenta sostanzialmente il fine-tuning del modello sul dataset fornito e può ora essere utilizzato per fare inferenza su immagini nuove.

La figura 43 mostra l’output del modello a seguito dell’inferenza effettuati su dati non etichettati.

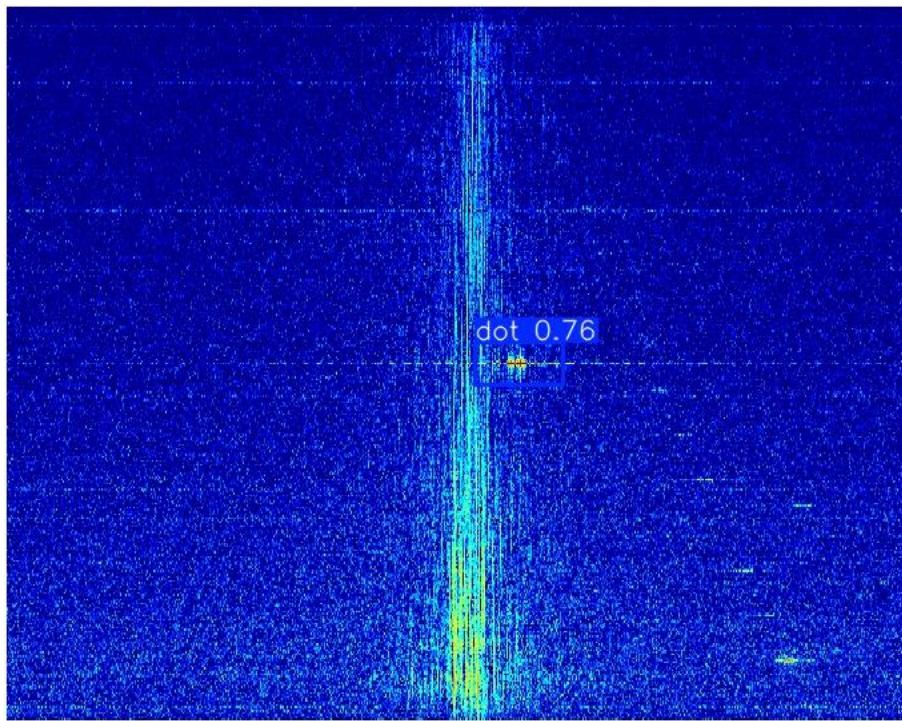


Figura 43 - Invididuazione corretta dell’interferenza

Capitolo 5

Pulizia dei dati

Si è osservato che, dopo aver proiettato la matrice degli echi nel dominio delle frequenze di Fourier, il segnale utile, ovvero l'eco della superficie e del sottosuolo, si concentra in una stretta banda verticale, che nei dati grezzi, si allinea lungo la frequenza Doppler dovuto al moto verticale della sonda.

Si ipotizza quindi che, contrariamente alle ipotesi di partenza, invece di andare a mitigare il rumore eliminando le interferenze, sia possibile migliorare il segnale andando ad eliminare tutto ciò che si trova al di fuori di questa banda.

A questo proposito, la prima parte del capitolo si concentrerà sul filtraggio dei dati prima dell'elaborazione, sfruttando le informazioni sulle velocità radiali minima e massima durante l'acquisizione, con particolare attenzione ad alcuni casi anomali, come l'assenza di eco radar o la presenza di interferenze significative.

La seconda parte riguarderà invece i dati processati, in cui si sperimenterà un metodo basato sul calcolo e filtraggio dei valori mediani sotto una certa soglia. L'efficacia della tecnica sarà misurata confrontando il SNR (Signal to Noise Ratio) prima e dopo le operazioni di pulizia.

5.1 Analisi dei dati grezzi

Quando il radar MARSIS e la superficie si muovono uno rispetto all'altro, la frequenza del segnale subisce uno spostamento Doppler. Nel caso di velocità molto minori a quella della luce, lo spostamento Doppler può essere semplificato nel seguente modo:

$$f_D \approx \frac{2V_r}{c} \cdot f_{sig}$$

dove:

- f_D : frequenza Doppler
- V_r : velocità radiale relativa tra radar e punto riflettente
- c : velocità della luce
- f_{sig} : frequenza del segnale

Il metodo di filtraggio proposto si basa sull'estrazione della porzione di segnale di nostro interesse andando a creare una maschera dinamica, definita a partire dalle velocità radiali minime e massime della sonda rispetto alla superficie marziana, ottenute dalle informazioni orbitali.

La maschera viene quindi applicata riga per riga per ogni valore di frequenza del segnale. In ciascuna riga vengono mantenute unicamente le colonne comprese entro i limiti calcolati per quella specifica frequenza.

La figura 42 mostra il caso ideale, in cui l'unica porzione di segnale rimasta è quella di nostro interesse.

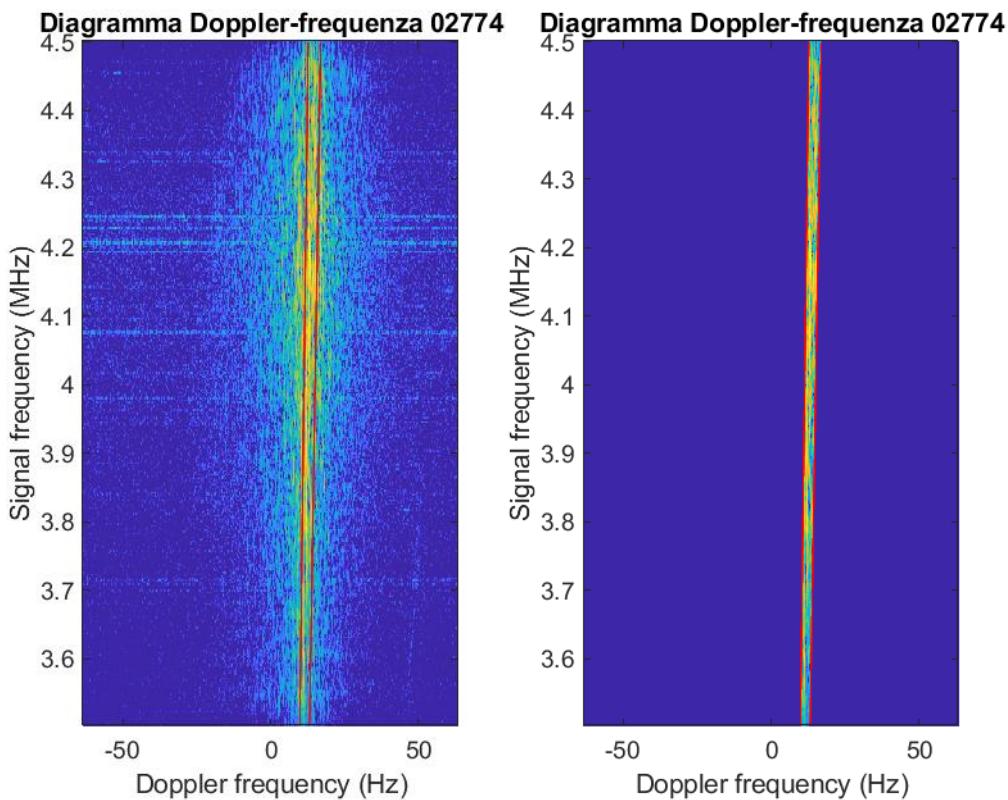


Figure 42 – Applicazione della maschera al diagramma Doppler-frequenza

Il metodo presentato è però fortemente influenzato dalla morfologia della superficie marziana. Concentrandosi unicamente sulla Doppler, si potrebbero perdere porzioni di segnale utile che vengono riflesse in direzioni diverse a causa di discontinuità nel terreno, come ad esempio la presenza di un cratere.

Per questo motivo, di seguito verranno mostrati alcuni casi limite individuati durante l'analisi dei campioni e si cercherà di dare loro un'interpretazione.

Una tipologia che si è presentata con una certa frequenza è un'orbita caratterizzata dall'assenza di segnale utile (Figura 44). Si ipotizza che sia dovuto ad una variazione nella composizione della ionosfera marziana, dovuta, per esempio, ad un'espulsione di massa coronale da parte del Sole che, espellendo grandi quantità di plasma andrebbero a ionizzare la ionosfera, impedendo al segnale trasmesso da MARSIS di raggiungere la superficie del pianeta.

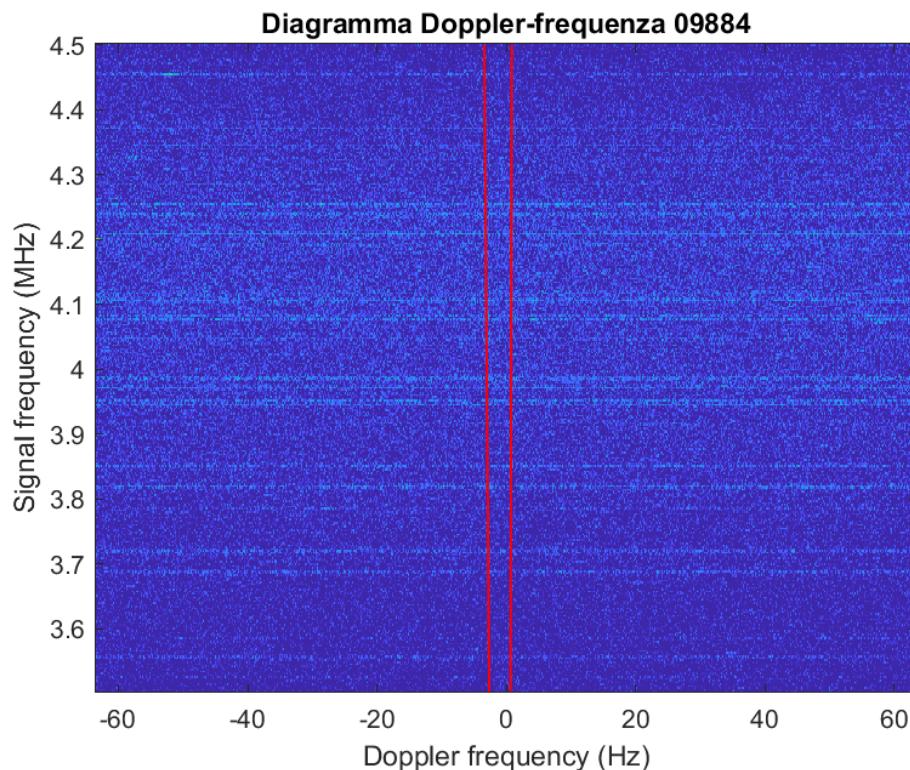


Figura 44 - Assenza della banda di segnale utile

La figura 45 mostra un diagramma in cui la banda verticale risulta molto dispersa lungo la frequenza Doppler. Si ipotizza che la causa sia da ritrovarsi nuovamente nella dispersione ionosferica, oppure in un'eccessiva variazione nella velocità radiale durante l'acquisizione.

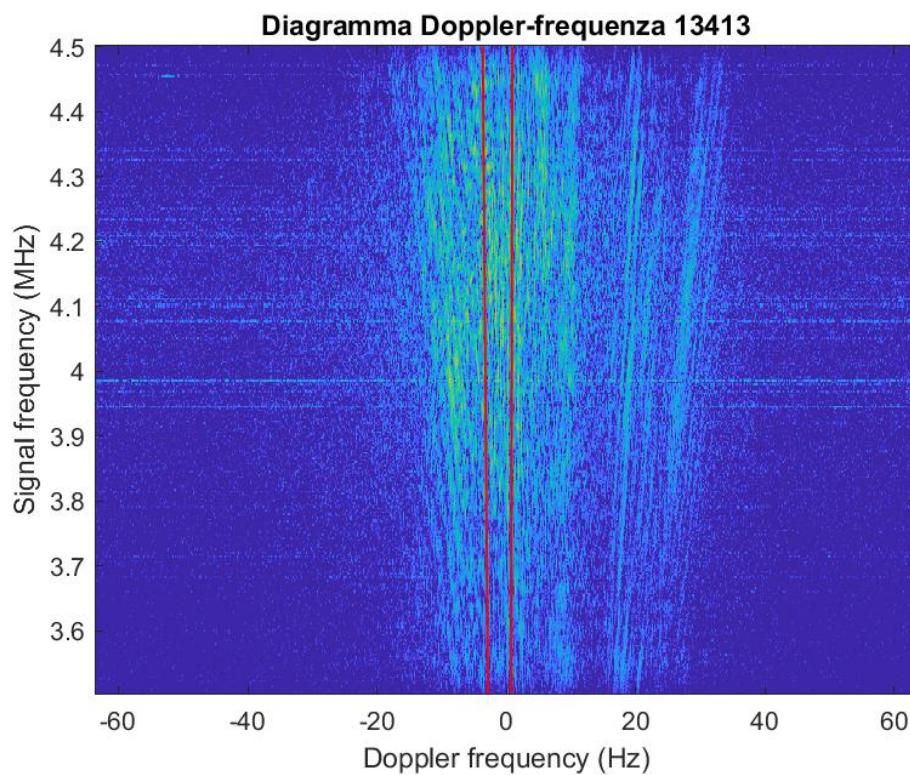


Figura 45 - Eccessivo rumore

Un altro caso singolare è la presenza di due bande verticali invece di una sola. La figura 46 mostra un esempio dell'anomalia.

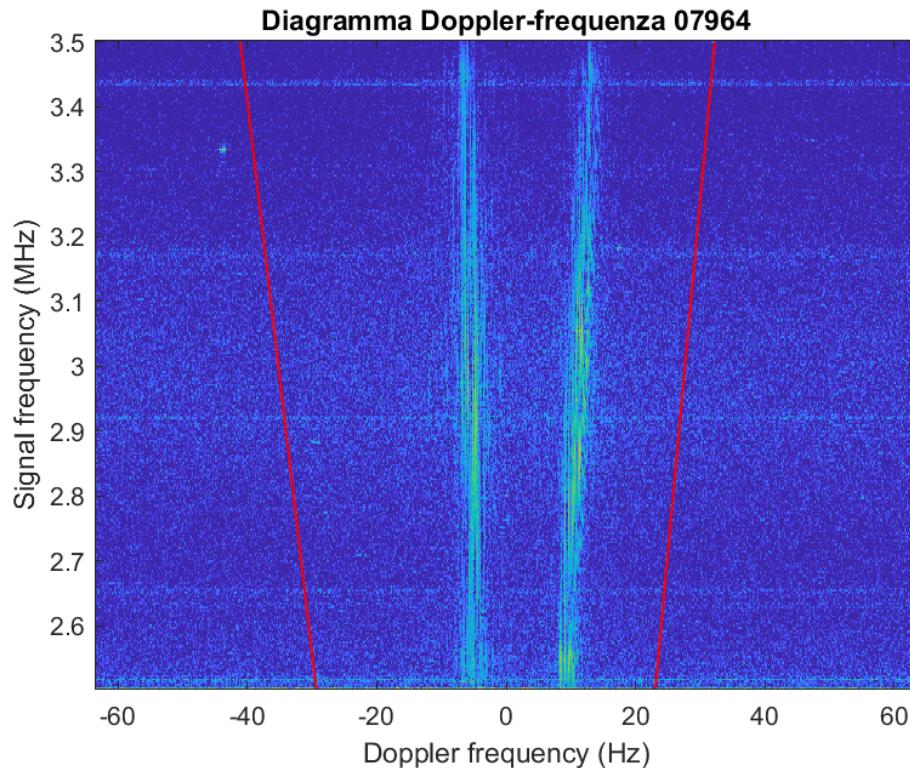


Figura 46 - Doppio banda verticale

5.2 Filtraggio dei dati processati

Il segnale utile, una volta che i dati sono processati secondo le modalità descritte nel paragrafo 1.2.5, non è più allineato lungo la frequenza Doppler. Di conseguenza, il metodo proposto nel paragrafo precedente non è applicabile.

Il nuovo metodo di filtraggio si basa sul calcolo della mediana di ciascuna colonna, ottenendo una rappresentazione monodimensionale del diagramma Doppler-frequenza con picchi in corrispondenza della porzione di segnale utile, essendo solitamente la parte più luminosa dell'immagine.

Le figure 47 e 48 mostrano rispettivamente il diagramma Doppler-frequenza dell'orbita 10737 e i valori mediani di ogni sua colonna.

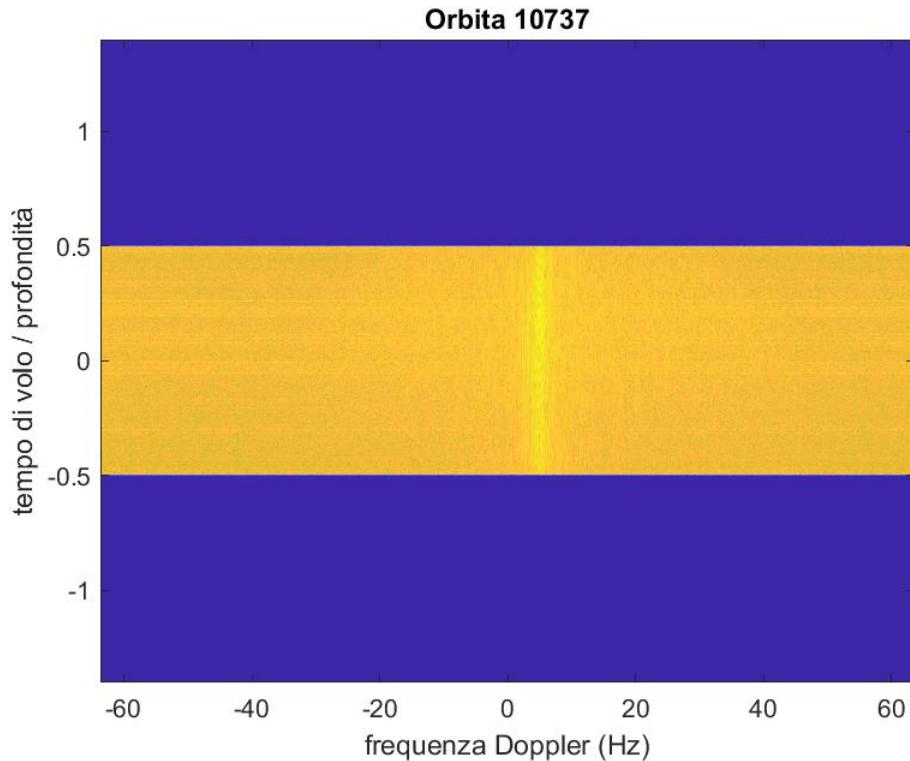


Figura 47 - diagramma Doppler-frequenza dell'orbita 10737

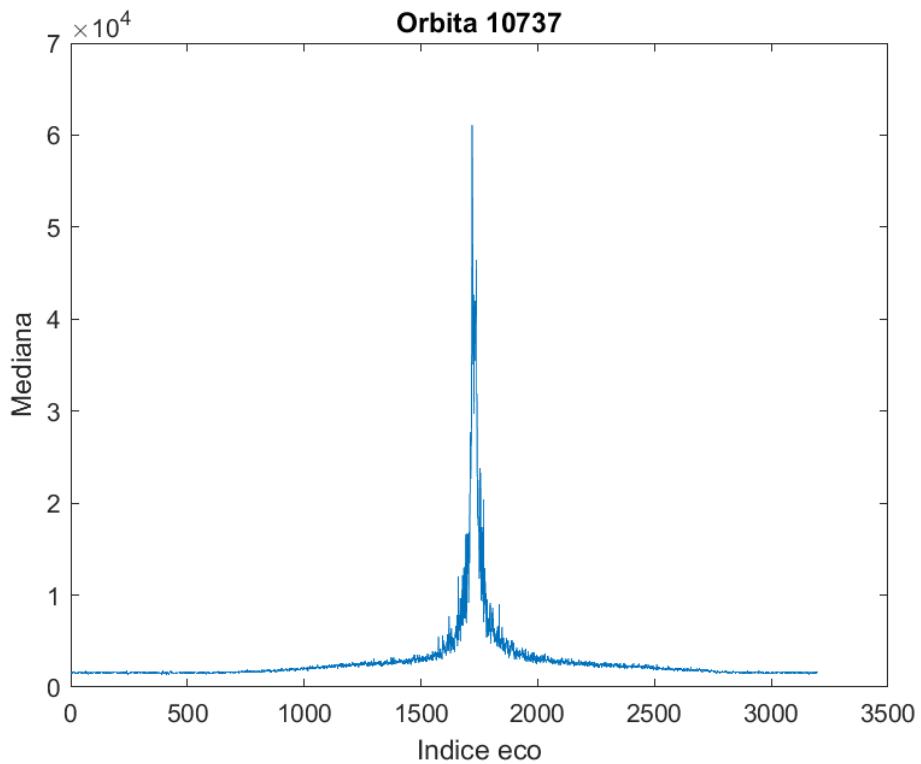


Figura 48 - Valori mediani delle colonne del diagramma Doppler-frequenza dell'orbita 10737

In seguito, è necessario decidere una soglia sotto la quale azzerare tutti i valori. A questo proposito, sono stati sviluppati tre algoritmi.

Il primo, il più semplice, calcola la soglia come una frazione (impostata arbitrariamente) del valore massimo della mediana e considera valide solo le colonne con valori più alti della soglia. Questo metodo è semplice e diretto, ma essendo proporzionale al massimo, la soglia può risultare troppo permissiva in presenza di picchi molto elevati o troppo restrittiva se il segnale utile è debole.

La seconda tecnica ha invece basi statistiche. Si calcolano la media (μ) e la deviazione standard (σ) e si definisce la soglia come:

$$s = \mu + k \cdot \sigma$$

Dove k è un parametro regolabile. Le colonne con valori della mediana superiori alla soglia vengono mantenute. L'approccio è più robusto del precedente, in quanto si adatta alla distribuzione dei valori, invece di basarsi solo sul massimo, però la scelta del parametro k influenza significativamente i risultati.

L'ultimo approccio utilizza la binarizzazione di Otsu (Otsu, 1979). Un metodo che, a differenza dei precedenti, calcola automaticamente la soglia minimizzando la varianza intra classe, assumendo che l'immagine contenga solo due classi.

L'algoritmo analizza l'istogramma dell'immagine e sceglie una soglia che separa le intensità dei pixel in primo piano e sfondo (Figura 49).

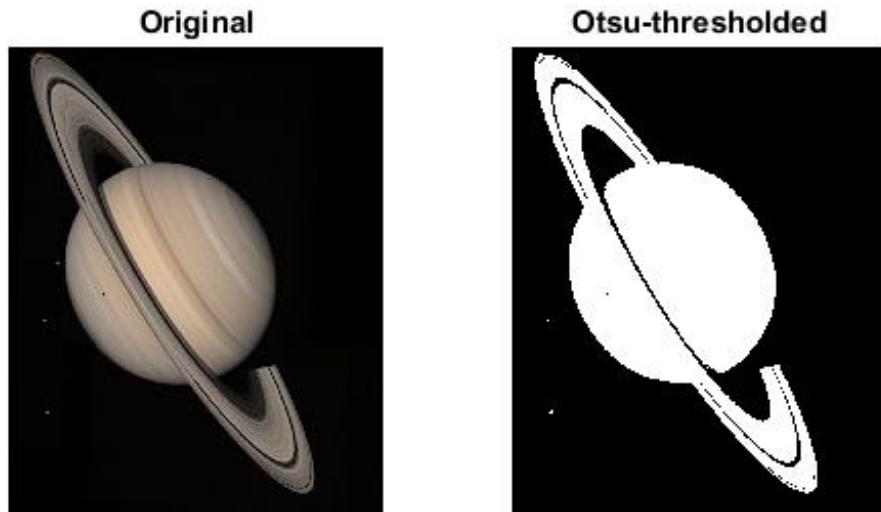


Figura 49 - Applicazione della binarizzazione di Otsu (adattato da Biomecardio, 2025).

MATLAB implementa il metodo Otsu tramite *graythresh*, applicato non su un'immagine bidimensionale, bensì sul vettore normalizzato delle mediane. Sostanzialmente, viene costruito un “piccolo” istogramma interno considerando i valori della mediana come “intensità di pixel”.

La soglia restituita viene poi scalata sul valore massimo per tornare alla scala originale.

La figura 50 mostra il segnale filtrato, come si può osservare, tutto ciò che era al di fuori della banda centrale è stato eliminato.

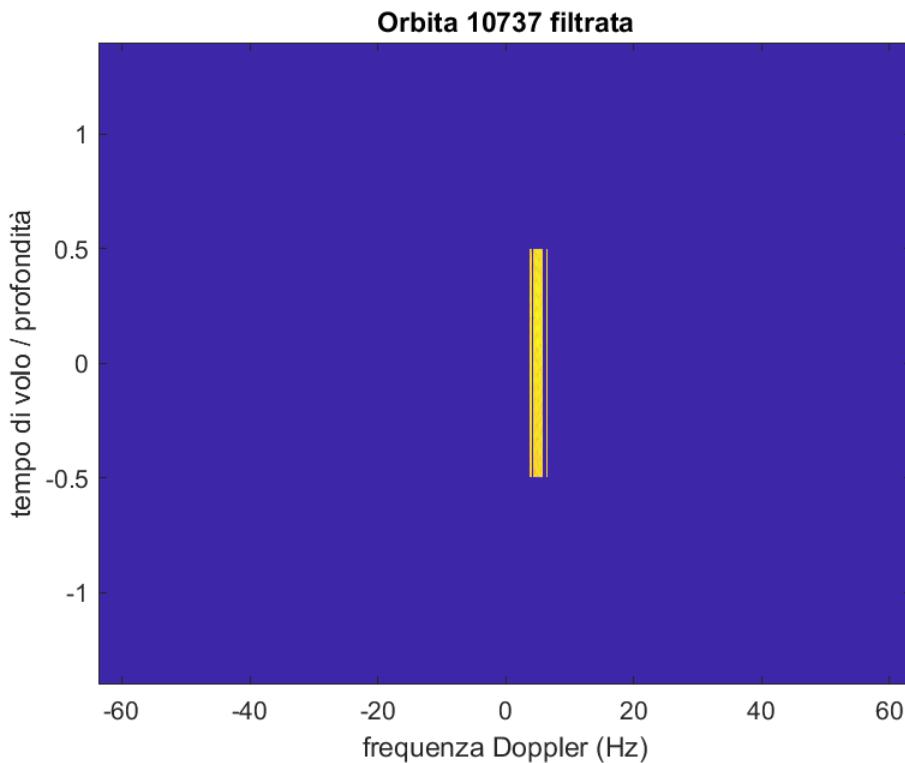


Figura 50 - Diagramma Doppler-frequenza filtrato con il terzo algoritmo

A questo punto, è sufficiente calcolare l'antitrasformata di Fourier, tornando quindi nel dominio temporale e confrontare la matrice degli echi originale con quella filtrata.

La figura 51 mostra la matrice prima e dopo il filtraggio. Come si può osservare, nonostante entrambi i radargrammi siano rappresentati nella stessa scala logaritmica di colore, la banda principale risulta più definita e contrastata, mentre il rumore di fondo è stato significativamente ridotto. Il miglioramento della qualità del segnale si può anche osservare nella figura 52, dove sono rivelati dei particolari che prima non erano distinguibili.

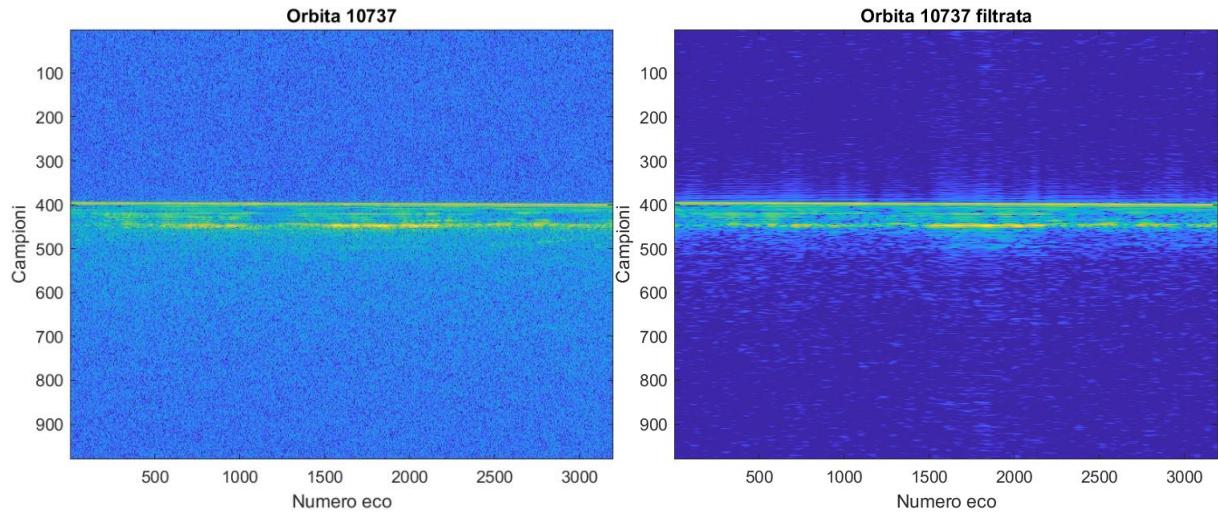


Figura 51 Matrice degli echi prima e dopo il filtraggio

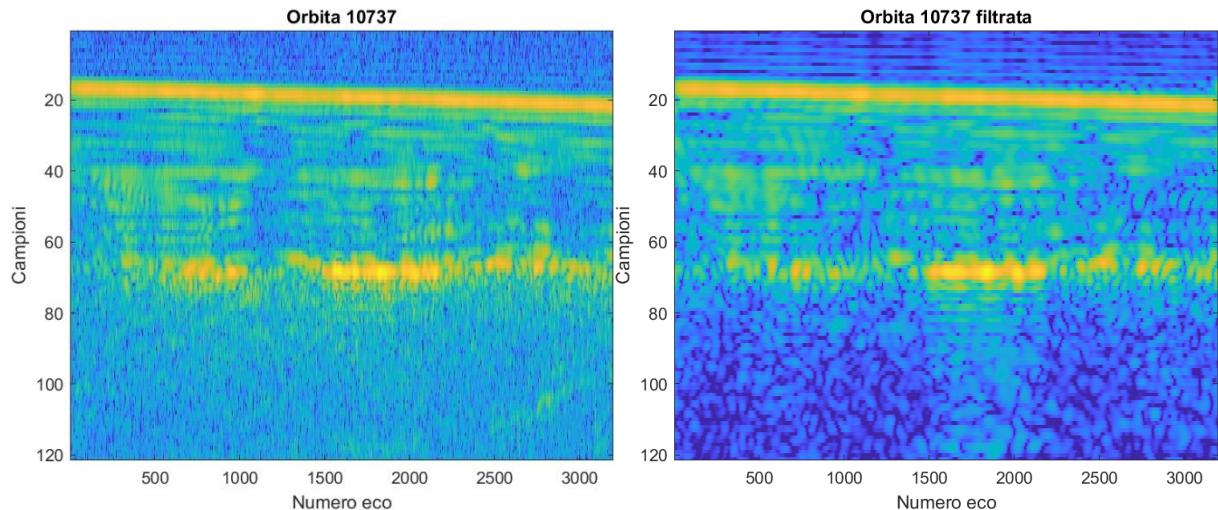


Figura 52 - Zoom sulle righe da 380 a 500

Per valutare l'effettivo miglioramento del radargramma, è stato utilizzato un criterio quantitativo basato sul rapporto segnale rumore (SNR – Signal To Noise Ratio), che mette in relazione la potenza del segnale utile rispetto a quella del rumore di fondo. Formalmente:

$$SNR = \frac{P_{segnalet}}{P_{rumore}} \text{ con } 0 \leq SNR < \infty$$

Per aumentare la robustezza dell'algoritmo, per ogni colonna della matrice, la potenza del segnale è stata calcolata come media dei cinque valori più alti, mentre il rumore è stato stimato come la mediana dei campioni con potenza inferiore al cinquantesimo percentile. Il risultato è espresso in decibel secondo la relazione:

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P_{segnalet}}{P_{rumore}} \right)$$

La tabella seguente mostra lo SNR medio prima e dopo l'operazione di filtraggio applicata a 25 orbite, acquisite in modalità superframe, le stesse che sono state utilizzate nel lavoro in cui la presenza di forti echi basali è stata usata per identificare la presenza di acqua in forma liquida (Orosei et al., 2018).

Orbita	SNR Before (dB)	SNR After (dB)
10711	27.28	43.07
10737	30.74	46.06
10961	21.9	40.58
12685	27.9	46.4
12692	13.31	27.32
12759	20.38	39.06
12766	25.43	43.96
12814	26.8	43.98
12840	31.18	47.56
12847	30.79	47.55
12895	26.34	45.49
12976	29.53	39.7
12995	29.01	47.7
13002	26.37	43.72
13043	19.65	37.22
13050	23.17	42.01
13069	24.38	39.94
14853	25.99	43.74
14879	28.28	44.18
14948	22.05	39.93
14967	28.78	44.05
15055	27.59	43.71
15110	23.03	39.29
15136	26.19	38.08
15198	22.51	38.87

Tabella 6 - Risultati del filtraggio su diverse orbite

Conclusioni

Gli obiettivi di questa tesi erano fondamentalmente due: da un lato sviluppare algoritmi per rilevare automaticamente tre tipologie di interferenze presenti nei diagrammi Doppler-frequenza, al fine di costruire un catalogo sistematico e facilitare l'analisi dei dati, dall'altro implementare un metodo di filtraggio dei dati, eliminando tutto ciò che non è contenuto all'interno della banda utile del segnale.

Il primo obiettivo è stato raggiunto sfruttando tecniche di computer vision, costruendo algoritmi diversi in base alla morfologia dell'interferenza. La somiglianza intra-classe delle interferenze ha fatto sì che l'ultima tipologia potesse essere efficacemente rilevata tramite l'utilizzo di YOLO, ottenendo prestazioni eccellenti.

Il secondo obiettivo è stato raggiunto sviluppando un algoritmo che prima calcola la mediana dei valori di ogni colonna della matrice, poi trova automaticamente una soglia sotto la quale azzerare i valori. Questo metodo si è dimostrato molto efficace e, su 25 orbite, si è osservato un incremento del rapporto segnale-rumore di all'incirca 16 dB, che corrisponde ad un fattore 40 in scala lineare.

Il prossimo passo consiste nell'implementazione degli algoritmi sviluppati, sia di detection che di filtraggio in una pipeline in modo da poter automatizzare la procedura e applicarla all'intero dataset di MARSIS.

Riferimenti bibliografici

Orosei, R., Huff, R., Ivanov, A., & Noschese, R. (2017). *Mars Express – Mars Advanced Radar for Subsurface and Ionosphere Sounding (MARSIS) to Planetary Science Archive Interface Control Document*. European Space Agency. <http://hdl.handle.net/20.500.12386/33120>

Orosei R, Lauro SE, Pettinelli E, Cicchetti A, Coradini M, Cosciotti B, Di Paolo F, Flamini E, Mattei E, Pajola M, Soldovieri F, Cartacci M, Cassenti F, Frigeri A, Giuppi S, Martufi R, Masdea A, Mitri G, Nenna C, Noschese R, Restano M, Seu R. *Radar evidence of subglacial liquid water on Mars*. *Science*. 2018 Aug 3;361(6401):490-493. doi: 10.1126/science.aar7268. Epub 2018 Jul 25. PMID: 30045881.

Orosei R, Lauro SE, Pettinelli E, Cicchetti A, Coradini M, Cosciotti B, Di Paolo F, Flamini E, Mattei E, Pajola M, Soldovieri F, Cartacci M, Cassenti F, Frigeri A, Giuppi S, Martufi R, Masdea A, Mitri G, Nenna C, Noschese R, Restano M, Seu R. *Radar evidence of subglacial liquid water on Mars. Science – Online Supplementary Material*. 2018 Aug 3;361(6401):490-493. doi: 10.1126/science.aar7268. Epub 2018 Jul 25. PMID: 30045881.

Duru, F., D. A. Gurnett, D. D. Morgan, J. D. Winningham, R. A. Frahm, and A. F. Nagy (2011), *Nightside ionosphere of Mars studied with local electron densities: A general overview and electron density depressions*, *J. Geophys. Res.*, 116, A10316, doi:[10.1029/2011JA016835](https://doi.org/10.1029/2011JA016835).

Němec, F., Andrews, D. J., Morgan, D. D., Kopf, A. J., & Gurnett, D. A. (2019). Oblique reflections of Mars Express MARSIS radar signals from ionospheric density structures: Raytracing analysis, *Journal of Geophysical Research: Planets*, 124, 1177–1187. <https://doi.org/10.1029/2018JE005891>

Cosciotti, B., Mattei, E., Brin, A., Lauro, S. E., Stillman, D. E., Cunje, A., et al. (2023). Can clay mimic the high reflectivity of briny water below the Martian SPLD? *Journal of Geophysical Research: Planets*, 128, e2022JE007513. <https://doi.org/10.1029/2022JE007513>

Peter, K., Sánchez-Cano, B., Němec, F. et al. *The Ionosphere of Mars After 20 Years of Mars Express Contributions*. *Space Sci Rev* **220**, 41 (2024). <https://doi.org/10.1007/s11214-024-01078-x>

European Space Agency. (2019, September 1). *Insight Into MARSIS radar data analysis*. ESA. <https://sci.esa.int/web/mars-express/-/37917-insight-into-marsis-radar-data-analysis>

M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xu, "A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise," in *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, pp. 226–231, 1996.

M. A. Fischler, R. C. Bolles, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," in *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981, doi: 10.1145/358669.358692.

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2015). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection* (arXiv:1506.02640). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02640>

Tzutalin. (2015). *LabelImg* [Computer software]. GitHub repository. <https://github.com/tzutalin/labelImg>

Yaseen, M. (2024). *What is YOLOv8: An in-depth exploration of the internal features of the next-generation object detector* (arXiv:2408.15857). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.15857>

Orosei, R., Jordan, R. L., Morgan, D. D., Cartacci, M., Cicchetti, A., Duru, F., Gurnett, D. A., Heggy, E., Kirchner, D. L., Noschese, R., Kofman, W., Masdea, A., ... Picardi, G. (2015). *Mars Advanced Radar for Subsurface and Ionospheric Sounding (MARSIS) after nine years of operation: A summary*. *Planetary and Space Science*, 112, 98-118. <https://doi.org/10.1016/j.pss.2014.07.010>

Ultralytics. (n.d.). *Documentazione Ultralytics YOLO - Analisi approfondita delle metriche di performance*. <https://docs.ultralytics.com/guides/yolo-performance-metrics/>

N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, Jan. 1979, doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076

Biomedcardio. (2025). *Otsu thresholding – Matlab implementation notes*. Retrieved November 3, 2025, from https://www.biomedcardio.com/matlab/otsu_doc.html