



UNIVERSITÀ
DI PAVIA

FACOLTA' DI INGEGNERIA
DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE E DELL'INFORMAZIONE
CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN BIOINGEGNERIA

TESI DI LAUREA

ANALISI COMPARATIVA DEGLI ALGORITMI DAS E SLSC PER LA
RICOSTRUZIONE DI IMMAGINI DIAGNOSTICHE A ONDE MILLIMETRICHE

Candidato Mauro Santagostino

Relatore: Prof.ssa Di Meo
Correlatore: Prof.ssa Matrone

A.A. 2024/2025

INDICE

ABSTRACT	3
INTRODUZIONE	5
STATO DELL'ARTE DELLA STRUMENTAZIONE PER LA DIAGNOSTICA DEL TUMORE AL SENO.	5
REVISIONE DELLA LETTERATURA SULL' IMAGING A MICROONDE: HARDWARE E SOFTWARE	7
OBIETTIVI DELLA TESI	11
STRUTTURA DEI CAPITOLI	12
CAPITOLO 1: _MODELLAZIONE ELETTROMAGNETICA E SCENARIO DI SIMULAZIONE	13
1.1 PROPRIETÀ DIELETTRICHE	13
1.2 ORIGINE DELLE MATRICI DI <i>SCATTERING</i>	16
1.2.1 <i>Simulazione: descrizione dell'ambiente Ansys HFSS, configurazione del setup virtuale e</i> <i>criteri di scelta dei parametri di simulazione</i>	18
1.2.1.1 Scenario di validazione in aria	20
1.2.1.2 Scenario operativo in tessuto adiposo	21
1.2.2 <i>Matrice S in ambiente sperimentale</i>	23
CAPITOLO 2: _ALGORITMI DI RICOSTRUZIONE DELL'IMMAGINE RADAR	24
2.1 ELABORAZIONE DELLA MATRICE DI <i>SCATTERING</i>	24
2.1.1 <i>Algoritmo DAS: analisi e limiti</i>	29
2.1.2 <i>Algoritmo SLSC: approccio alternativo e complementare</i>	33
2.2 INTRODUZIONE DI RUMORE SNR PER CONFRONTO DI EFFICACIA	37
CAPITOLO 3: _DAS E SLSC A CONFRONTO: RISULTATI E DISCUSSIONE	40
3.1 IMPATTO DEL MEZZO DI PROPAGAZIONE NEGLI SCENARI DI <i>SCATTERING</i>	40
3.2 DEFINIZIONE DELLE METRICHE QUANTITATIVE DI VALUTAZIONE	44
3.3 CALIBRAZIONE DELL'ALGORITMO SLSC: SCELTA DEL PARAMETRO Q	47
3.4 VALUTAZIONE COMPARATIVA SU MODELLI IN SILICO DI LESIONI TUMORALI	53
3.4.1 <i>Test di profondità</i>	55
3.4.2 <i>Test di contrasto dielettrico</i>	59
3.4.3 <i>Test di risoluzione</i>	63
3.4.4 <i>Test di tolleranza al rumore (Variazione SNR)</i>	67
CAPITOLO 4: _VALIDAZIONE PRELIMINARE: PROGETTO PRIN	73
4.1 INQUADRAMENTO E DESCRIZIONE DEL PROGETTO	73
4.2 SET-UP E ALGORITMO	75
4.3 RISULTATI DELLE PRIME RICOSTRUZIONI	78
CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI	83
BIBLIOGRAFIA	85

ABSTRACT

L'elevata incidenza epidemiologica del carcinoma mammario ha spinto la comunità scientifica, negli ultimi due decenni, a intensificare la ricerca verso nuove metodiche di screening che garantiscano elevati standard di sicurezza, ripetibilità ed efficacia diagnostica. In questo contesto, il presente lavoro di tesi indaga le potenzialità delle tecnologie emergenti di *Microwave Imaging* (MWI), che sfruttano le proprietà di penetrazione nei tessuti biologici delle microonde e delle onde millimetriche per la rilevazione precoce di lesioni neoplastiche, offrendo un'alternativa non ionizzante alle tecniche tradizionali.

Nello specifico, l'elaborato propone un'analisi comparativa tra due algoritmi di beamforming: il *Delay-and-Sum* (DAS) e lo *Short-Lag Spatial Coherence* (SLSC). Lo studio è stato condotto su scenari numerici realizzati in ambiente Ansys HFSS, simulando un array lineare di 28 antenne operante nella banda millimetrica 26.5-40 GHz.

I risultati ottenuti evidenziano una complementarità tra i due approcci: se da un lato il DAS preserva una migliore fedeltà morfologica e geometrica in condizioni ideali, l'SLSC si è dimostrato spesso superiore nel contrasto e negli scenari critici. L'approccio basato sulla coerenza spaziale ha infatti permesso di isolare bersagli deboli e profondi altrimenti mascherati dall'attenuazione, dimostrando inoltre una buona capacità di reiezione del rumore incoerente.

Infine, viene presentata una validazione preliminare su dati complessi forniti dall'Università di Napoli Parthenope nell'ambito del progetto nazionale PRIN. In tale scenario, gli algoritmi di ricostruzione implementati sono stati adattati alle Matrici di *Scattering* simulate, verificando l'efficacia delle tecniche DAS e SLSC all'interno di un framework multimodale (Microonde + Ultrasuoni). Tale attività costituisce il punto di partenza propedeutico all'integrazione di algoritmi basati sulle reti neurali,

finalizzati alla generazione di matrici di background relative a tessuti sani (prive di tumore) da utilizzare per la fase sottrattiva di calibrazione.

INTRODUZIONE

Stato dell'arte della strumentazione per la diagnostica del tumore al seno.

Le lesioni tumorali al seno sono i carcinomi più frequentemente diagnosticati e le principali cause di decessi correlati al cancro tra le donne in tutto il mondo, principalmente a causa della diagnosi tardiva [1].

Nel 2025, nonostante tutti i progressi, le tecniche diagnostiche e di screening impiegate nella detezione delle lesioni tumorali alla mammella possiedono ancora diversi limiti. Tra le strumentazioni biomediche più impiegate in ambito sanitario spicca la Mammografia a raggi X, la quale rappresenta il *gold-standard* per lo *screening* del carcinoma mammario, essendo la tecnica di riferimento a livello globale per la diagnosi precoce nelle donne asintomatiche [1], [2]. Questa modalità di imaging è caratterizzata da un'elevata risoluzione spaziale (circa 50 μm) e valori di specificità generalmente alti in un range tra il 90% e il 95% [1].

Tuttavia, l'efficacia diagnostica della mammografia presenta una variabilità significativa. Sebbene la sensibilità generale sia stimata tra il 75% e il 90% [1], questo parametro subisce una drastica riduzione nelle pazienti con seno denso (tessuto prevalentemente fibroglandulare). In questi casi, la sensibilità può scendere fino al 44-62%, occultando in una parte dei casi le lesioni tumorali [2], [3].

Oltre ai limiti legati alla densità mammaria, la mammografia presenta svantaggi intrinseci, tra cui l'impiego di radiazioni ionizzanti, che comportano un rischio cumulativo per la paziente, e la necessità di una compressione meccanica del seno, spesso causa di disagio fisico [1], [3], [4].

Un altro dispositivo biomedicale, ampiamente utilizzato in fase diagnostica, è la MRI. Questa tecnica è caratterizzata da una elevata sensibilità (riportata tra il 94% e il 100%) che la rende capace di individuare lesioni anche minime [3], [5].

Tuttavia, il suo impiego nello screening di massa è limitato da una specificità molto variabile (37- 86%), che può condurre a un elevato tasso di falsi positivi [1], [2]. A ciò si aggiungono ulteriori criticità operative ed economiche, quali i costi elevati, i tempi di scansione prolungati, la necessità di somministrare mezzi di contrasto (come il Gadolinio) e la suscettibilità agli artefatti da movimento [1], [4]. Infine, la tecnica richiede infrastrutture dedicate ed è controindicata per pazienti portatori di determinati impianti metallici attivi o passivi [1].

Come ultimo impiego classico ritroviamo l'Ecografia (*Ultrasound*), apprezzata per l'utilizzo di onde non ionizzanti e per la capacità di caratterizzare masse cistiche in tempo reale. Tuttavia, l'efficacia di questa tecnica è marcatamente limitata dalla sua stretta dipendenza dall'esperienza dell'operatore (*operator-dependent*) e da un'accuratezza variabile [1]. Sebbene la sensibilità sia stimata tra l'80% e l'89%, la specificità presenta un intervallo molto ampio (34-88%), riducendone l'affidabilità come unico strumento di screening primario [1].

Revisione della letteratura sull' imaging a microonde: hardware e software

La serie di criticità presentate nelle attuali tecniche di diagnosi e screening ha portato la comunità scientifica a spingersi verso mondi diversi, come ad esempio dispositivi medici caratterizzati dall'uso di microonde e onde millimetriche, da sempre poco considerate a causa dei loro limiti di penetrazione dei tessuti biologici. Recentemente studi scientifici hanno dimostrato che l'impiego di questa tecnologia innovativa può essere efficace se trattata con le adeguate misure di ricostruzione [6].

A tal proposito, questa ricerca di innovazione non è rimasta confinata agli ambienti di laboratorio ma ha trovato concreta applicazione clinica attraverso lo sviluppo di dispositivi dedicati, oggi protagonisti di trial multicentrici internazionali. Attualmente, lo stato dell'arte dello screening a microonde è rappresentato da tre sistemi principali, che si differenziano per l'approccio fisico e algoritmico utilizzato: Il primo, MammoWave (UBT), opera in banda 1-9 GHz utilizzando due antenne rotanti in aria libera senza necessità di liquidi di accoppiamento. La peculiarità di questo sistema risiede nell'uso di un algoritmo basato sul Principio di Huygens, recentemente potenziato dall'integrazione di tecniche di Intelligenza Artificiale (*Machine Learning*) per ottimizzare la classificazione delle lesioni. Tale approccio gerarchico ha permesso di raggiungere in trial multicentrici una sensibilità dell'82%, confermando l'efficacia del sistema anche in assenza di compressione [7].

Parallelamente, il sistema Wavelia (MVG) adotta un approccio ibrido (microonde + ottico) immerso in liquido, sfruttando per la ricostruzione l'algoritmo TR-MUSIC (*Time Reversal Multiple Signal Classification*). Questa tecnica avanzata ha permesso di raggiungere risultati molto promettenti, con una sensibilità del 90% riportata nella recente "*Phase 2 Clinical Investigation*" del 2025 [8].

Infine, il sistema MARIA (Micrima Ltd) rappresenta l'approccio Radar UWB più classico, basato su un array di 60 antenne e algoritmi di focalizzazione derivati dal DAS (*Delay and Sum*). D'altra parte, i risultati clinici più recenti (Trial M6) hanno evidenziato le criticità di questo approccio standard in scenari complessi, riportando una corrispondenza con la lesione nel 47% dei casi e sottolineando la difficoltà nel gestire il *clutter* (riflessi indesiderati) in ambienti reali [9].

Tuttavia, oltre all'evoluzione della parte hardware, di pari passo ci sono state continue innovazioni anche nell'ambito software per la formazione dell'immagine a partire dai segnali misurati. Negli ultimi due decenni, si sono registrate in letteratura diverse famiglie di algoritmi e le relative varianti. Tra le molteplici proposte, è possibile individuare quattro principali gruppi.

Il capostipite degli algoritmi utilizzati per la ricostruzione dell'immagine affonda le sue radici nell'approccio pionieristico originariamente definito in letteratura come *Confocal Microwave Imaging* (CMI) o focalizzazione sintetica [10]. Questo metodo ha gettato la base matematica per quello che oggi è universalmente noto e implementato come DAS (*Delay and Sum*). L'idea che rende questo algoritmo il *gold standard* di riferimento è semplice, ma efficace: prevede l'allineamento temporale tramite l'applicazione di ritardi compensativi ai segnali ricevuti e la successiva somma coerente di questi ultimi. Sebbene sia computazionalmente leggero e robusto, il DAS offre una risoluzione limitata e soffre in presenza di rumore e di tessuti ad alta densità caratterizzati da alte percentuali acqua.

Per migliorare la soppressione degli artefatti (in particolare il riflesso della pelle), è stato proposto il MIST (*Microwave Imaging via Space-Time beamforming*) [11]. Il MIST estende il concetto del DAS integrando filtri temporali IIR per compensare la dispersione del segnale dipendente dalla frequenza. Sebbene questa implementazione migliori le prestazioni del DAS, una delle problematiche principali risiede nella natura lineare dell'algoritmo, che causa un contrasto fragile dipendente dalla densità del tessuto e dalla dimensione della lesione; per questo motivo si inseriscono gli algoritmi

di beamforming non lineare come tipo DMAS (*Delay Multiply and Sum*) [12]. Questi sfruttano una moltiplicazione incrociata come filtro con lo scopo di penalizzare i valori incoerenti prima della somma, riuscendo a mettere meglio in contrasto il tumore rispetto al rumore di fondo. Infine si trovano algoritmi come il RCB (*Robust Capon Beamforming*) [13], i quali puntano a rimuovere il rumore attraverso l'uso della matrice di covarianza, in modo da definire con esattezza i target, a patto, però, di riuscire a superare un limite non indifferente: identificare con precisione a priori i parametri dielettrici dei tessuti.

Ciononostante, tutti gli algoritmi di *beamforming* tradizionali finora descritti condividono un limite intrinseco: la loro dipendenza dall'ampiezza del segnale retrodiffuso. In scenari clinici realistici, il segnale proveniente da un piccolo tumore è spesso drasticamente più debole rispetto ai riflessi generati dai tessuti sani, risultando in un basso rapporto segnale-*clutter* (SCR). Di conseguenza, se il *clutter* possiede un'energia superiore a quella del target, l'algoritmo tradizionale tenderà a mascherare la lesione, evidenziando invece gli artefatti più 'rumorosi'.

Per superare questa limitazione, l'approccio basato sulla Coerenza Spaziale [14], originariamente sviluppato in ambito ecografico per la soppressione del *clutter* acustico e validato clinicamente per incrementare la certezza diagnostica nella distinzione delle masse mammarie [15], è stato adattato all'imaging a microonde sfruttando la fondamentale analogia propagativa tra le variazioni di impedenza acustica e i contrasti di permittività dielettrica. L'SLSC (*Short-Lag Spatial Coherence*) non si basa sull'intensità del segnale retrodiffuso, bensì sul grado di correlazione statistica tra i fronti d'onda ricevuti da coppie di antenne lungo l'apertura dell'array. Il principio di funzionamento prevede, analogamente al DAS, un iniziale allineamento temporale dei segnali ricevuti per focalizzare il punto di interesse. Successivamente, però, l'algoritmo valuta la correlazione spaziale tra coppie di antenne separate da una breve distanza (chiamata *lag*). L'indipendenza dai valori di intensità risiede nell'operazione di normalizzazione: il grado di coerenza calcolato viene normalizzato

rispetto all'energia totale del segnale. Questo passaggio matematico rende l'immagine risultante indipendente dall'ampiezza. Ciò significa che un target debole, purché spazialmente coerente (cioè visto con una forma d'onda simile da antenne adiacenti), emergerà nitidamente nell'immagine, mentre il *clutter*, pur se di elevata ampiezza, verrà soppresso a causa della sua incoerenza spaziale [16]. Questa caratteristica rende l'SLSC particolarmente promettente per l'applicazione in esame, dove la rilevazione di piccoli target in profondità è spesso compromessa dall'attenuazione e dal forte disturbo dei tessuti superficiali.

Obiettivi della tesi

L'analisi dello stato dell'arte evidenzia come l'evoluzione della componentistica hardware e degli algoritmi di ricostruzione proceda in parallelo, con il fine ultimo di massimizzare l'accuratezza diagnostica in ambito clinico. Il presente lavoro di tesi si pone l'obiettivo di fornire un contributo scientifico nel campo dell'imaging a onde millimetriche, indagando le potenzialità dell'algoritmo SLSC applicato in un dominio fisico differente da quello nativo (l'ecografia), sfruttando le analogie fenomenologiche legate allo scattering e alla coerenza spaziale dei segnali, pur operando su campi d'onda di natura differente.

Mentre l'approccio Radar tradizionale basato su DAS mostra intrinseci limiti di robustezza, specialmente in termini di contrasto e reiezione degli artefatti, questo studio mira a dimostrare come l'implementazione della Coerenza Spaziale possa superare tali limitazioni. Sfruttando la similarità delle forme d'onda ricevute anziché la sola ampiezza, l'SLSC si propone di ridurre l'impatto del rumore e migliorare la definizione del target, offrendo una prospettiva innovativa anche nelle configurazioni Radar per la diagnostica senologica.

Struttura dei capitoli

Il presente elaborato è organizzato in quattro capitoli principali, strutturati secondo il flusso logico che porta dalla modellazione del problema fisico alla validazione degli algoritmi di ricostruzione.

Il Capitolo 1 fornisce una panoramica dei principi fisici che giustificano l'utilizzo delle onde millimetriche in ambito diagnostico, illustrando i meccanismi di interazione elettromagnetica con i tessuti biologici. In questa sezione viene analizzata nel dettaglio la teoria della Matrice di *Scattering*, descrivendo le metodologie di acquisizione dei dati adottate in questo studio (simulazione numerica e misure sperimentali).

Nel Capitolo 2 si descrive l'elaborazione della Matrice di *Scattering* e si entra nel dettaglio degli algoritmi di *beamforming*, confrontando l'approccio classico con quello basato sulla coerenza spaziale, con un focus specifico sulla ricostruzione in ambienti rumorosi.

Il Capitolo 3 presenta i risultati del confronto tra i due algoritmi, supportati da metriche quantitative. La valutazione è condotta sulla base di test appositamente progettati per valutare le prestazioni del sistema in diverse condizioni operative.

Nel Capitolo 4 viene illustrato il contributo con le attività preliminari relative alla prima fase del progetto nazionale PRIN in collaborazione con il team dell'Università degli Studi di Napoli Parthenope.

Infine vengono trattate le conclusioni finali e delineati i possibili sviluppi futuri della ricerca.

CAPITOLO 1

Modellazione elettromagnetica e scenario di simulazione

1.1 Proprietà dielettriche

L'interesse scientifico verso l'utilizzo delle microonde e delle onde millimetriche come metodica di screening si fonda sul principio fisico del contrasto dielettrico tra i tessuti sani e i tessuti neoplastici. Ogni materiale biologico possiede infatti proprietà elettromagnetiche intrinseche che governano l'interazione con i campi incidenti; tale comportamento è descritto dalla permittività complessa relativa ($\varepsilon_r^*(\omega)$), definita dalla seguente relazione [6]:

$$\varepsilon_r^*(\omega) = \frac{\varepsilon^*(\omega)}{\varepsilon_0} = \varepsilon'(\omega) - j\varepsilon''(\omega) = \varepsilon'(\omega) - j\frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0} = \varepsilon_\infty + \frac{\Delta\varepsilon}{1 - (j\omega\tau)^{1-\alpha}} + \frac{\sigma}{j\omega\varepsilon_0} \quad (1)$$

Dove ω è la frequenza angolare, ε_0 è permittività del vuoto, $\varepsilon'(\omega)$ è legata alla capacità del materiale di immagazzinare energia, mentre $\varepsilon''(\omega)$ determina l'energia dissipata sotto forma di calore nel mezzo ed è legata alla conducibilità del tessuto stesso (σ).

È fondamentale sottolineare che i tessuti biologici sono materiali dispersivi: le loro proprietà dielettriche non sono costanti, ma variano significativamente in funzione della frequenza. Per modellare matematicamente questo comportamento (spesso utilizzando il modello di Cole-Cole (1)), si introducono parametri limite come la permittività statica ($\varepsilon_s, \Delta\varepsilon = \varepsilon_s - \varepsilon_\infty$), che rappresenta il valore della costante dielettrica a frequenza nulla (DC), e la permittività a frequenza infinita (ε_∞) oltre ai parametri del modello τ, α .

La variabilità di questi parametri tra i diversi tessuti biologici genera, all'interfaccia tra mezzi differenti, un contrasto di impedenza. Tale contrasto è determinato principalmente dal contenuto d'acqua: il tessuto adiposo, povero di acqua, presenta bassi valori di permittività e conducibilità, risultando quasi trasparente alle microonde. Al contrario, i tessuti neoplastici, caratterizzati da elevata idratazione, mostrano valori significativamente più elevati, comportandosi come forti scatteratori del segnale.

A supporto di quanto descritto, i riferimenti fondamentali in letteratura si basano su due storici studi clinici su larga scala [17], [18]. Il primo studio [17], focalizzato sui tessuti sani, definisce la baseline dielettrica del tessuto adiposo mammario. In particolare, per il tessuto prevalentemente adiposo (gruppo 85-100% grasso), vengono riportati valori di permittività statica ridotta e conducibilità minima; tali valori giustificano la scelta operativa di modellare il background mammario nelle simulazioni come un mezzo a bassa dispersione alla frequenza centrale ($\epsilon(f_0)' \approx 3$). Nel secondo studio [18], dedicato al confronto con i tessuti patologici, gli autori dimostrano che il contrasto di permittività tra il tessuto tumorale maligno e il tessuto adiposo sano può raggiungere un rapporto di 10:1 nella banda delle microonde. Sebbene il contrasto tra tumore e tessuto fibrogliandolare sano risulti inferiore (circa il 10%), la significativa differenza rispetto al grasso rende il tumore un forte scatteratore elettromagnetico.

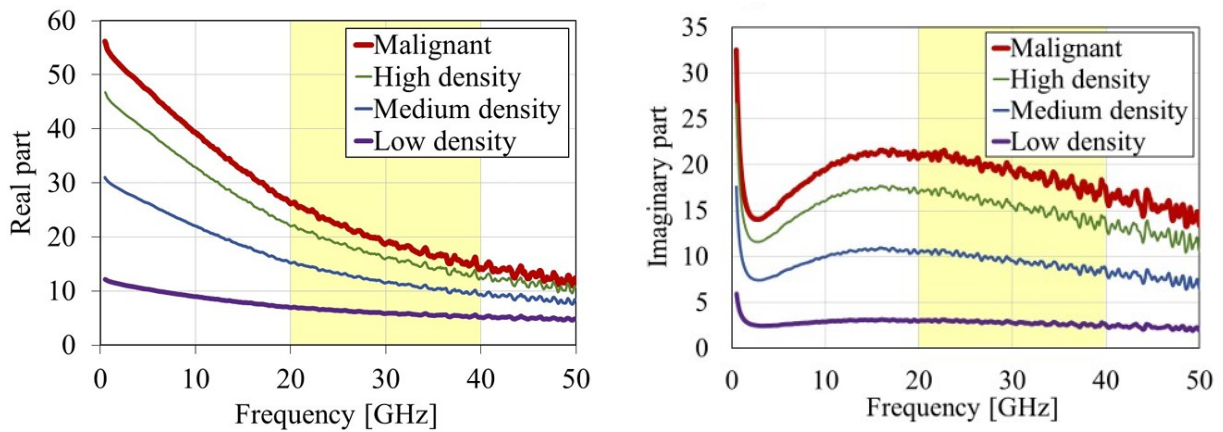


Fig. 1: Permittività dielettrica complessa (parte reale ϵ' a sinistra, immaginaria ϵ'' a destra) per tessuti mammari sani e tumorali in funzione della frequenza. In giallo è evidenziata la banda millimetrica operativa oggetto dello studio (26.5 - 40 GHz).

Infine, sono presenti lavori successivi [6] che hanno esteso l'analisi sperimentale fino a 50 GHz, confermando che il contrasto dielettrico rimane significativo e sfruttabile per fini diagnostici anche nella banda delle onde millimetriche (26.5 - 40 GHz) oggetto di questa tesi. Nella Fig. 1 viene mostrato il confronto tra i valori medi delle componenti reale e immaginaria delle proprietà dielettriche in funzione della frequenza, sottolineando come queste variazioni siano strettamente legate al contenuto d'acqua tipico dei diversi tessuti analizzati. Nel dettaglio, le tre etichette descrivono la composizione anatomica della mammella: i tessuti a bassa densità (Low density) corrispondono al tessuto prevalentemente adiposo, quelli a media densità (Medium density) al tessuto misto e quelli ad alta densità (High density) al tessuto fibrogliandolare. Come si osserva dai grafici, i tessuti ricchi di acqua (High density) sono caratterizzati da valori medi di permittività (parte reale) e conducibilità (legata alla parte immaginaria) più alti rispetto ai tessuti adiposi (Low density). Questo andamento dimostra chiaramente come la percentuale di acqua sia il fattore fondamentale nella caratterizzazione e nella propagazione dell'onda elettromagnetica.

1.2 Origine delle Matrici di *Scattering*

In questo studio, la risposta elettromagnetica necessaria alla rilevazione del bersaglio è stata formalizzata attraverso l'acquisizione e l'elaborazione della Matrice di *Scattering* (Matrice S). Tale approccio è ampiamente consolidato nello stato dell'arte dell'imaging diagnostico e, come dimostrato in recenti validazioni sperimentali [19], racchiude l'informazione elettromagnetica completa necessaria alla rilevazione di disomogeneità nei tessuti.

I parametri della Matrice di *Scattering* mettono in relazione le onde di tensione riflesse e trasmesse rispetto alle onde incidenti su ciascuna antenna per ogni frequenza considerata. Essendo informazioni combinate tra antenne riceventi e trasmittenti le due dimensioni della matrice dipendono dal numero di antenne usate (N), mentre la terza dimensione è definita dal numero di frequenze utilizzate nell'esperimento.

Matematicamente la matrice S è definita come il rapporto tra l'energia dell'onda acquisita dalle antenne riceventi (Rx) e l'energia emessa dalle antenne trasmittenti (Tx) prima che si propagasse nel tessuto. Per questo motivo ogni elemento della matrice $S_{ij}(\omega)$ è definito come il rapporto complesso tra l'onda normalizzata uscente dalla porta i e l'onda incidente alla porta j .

$$S_{ij}(\omega) = \frac{b_i}{a_j} \quad (2)$$

Dal punto di vista fisico, e ai fini della successiva elaborazione di *beamforming*, è fondamentale distinguere due contributi all'interno della matrice:

1. Termini di Trasmissione ($S_{ij}, i \neq j$): rappresentano il segnale che si propaga da un'antenna all'altra attraverso il volume mammario. La loro fase codifica il tempo

di volo del segnale, permettendo la localizzazione spaziale, mentre l'ampiezza è correlata alle proprietà dielettriche dei tessuti attraversati e all'eventuale *scattering* causato dal tumore.

2. Termini di Riflessione ($S_{ij}, i = j$): rappresentano l'energia riflessa dall'antenna stessa. Questi termini costituiscono la componente dominante del *clutter* e devono essere opportunamente filtrati per non mascherare la risposta del target. Per questo motivo in entrambi gli scenari di analisi, sarà necessario applicare alla matrice grezza un processo di calibrazione.

I dati analizzati nel presente lavoro di tesi consistono in matrici S derivanti da due diversi ambiti di acquisizione, i cui setup sono dettagliati nelle sezioni successive. Sebbene l'indagine includa riferimenti al dominio sperimentale [19], l'attività di ricerca si concentra prevalentemente sull'approccio numerico. Si è scelto, infatti, di focalizzare l'elaborato sulle simulazioni computazionali, approfondendone lo sviluppo e l'analisi dei risultati.

1.2.1 Simulazione: descrizione dell'ambiente Ansys HFSS, configurazione del setup virtuale e criteri di scelta dei parametri di simulazione

Per ottenere la matrice S in ambito di simulazione numerica, il software a cui si è fatto riferimento è Ansys Electronics Desktop 2025 R1 e in particolare il tool dedicato alla simulazione ad alta frequenza HFSS (*High Frequency Structure Simulator*).

Ansys HFSS è un solutore basato sul metodo degli elementi finiti (FEM), che risolve le equazioni differenziali di Maxwell in ogni tetraedro generato dalla mesh di discretizzazione del dominio. Questo approccio permette al simulatore di calcolare rigorosamente come l'onda si propaga nello spazio, quali materiali attraversa in base alle proprietà dielettriche intrinseche del mezzo (permittività e conducibilità) e quali fenomeni di *scattering* e riflessione si verificano alle interfacce.

Per quanto concerne il setup generale, indipendentemente dallo scenario operativo, l'elemento base dell'array è costituito da una guida d'onda rettangolare (lunghezza 10 mm) operante nella banda 26.5 - 40 GHz, Fig. 2.

La struttura è stata modellata definendo le pareti laterali come conduttori elettrici

perfetti (PEC). L'estremità inferiore è chiusa da una lamina PEC per forzare la propagazione unidirezionale verso l'apertura superiore, mentre l'eccitazione avviene tramite *Wave Port* interna. Per garantire la corretta fase del segnale all'apertura, è stata utilizzata la funzione di *de-embedding*, traslando il riferimento elettrico dalla porta di alimentazione fino alla faccia radiante.

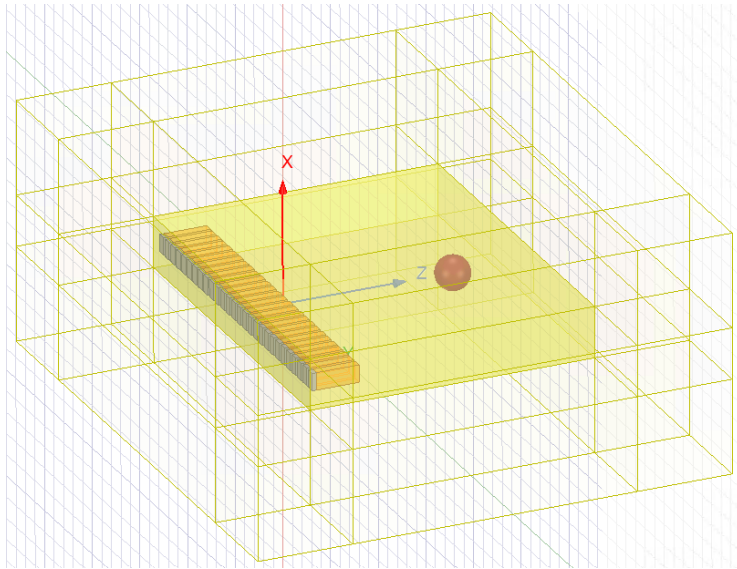


Fig. 2: Set-up generico di uno studio in silico simulato in Ansys HFSS

Sebbene la topologia rimanga identica, le dimensioni fisiche delle antenne e la loro spaziatura sono state ottimizzate in funzione del mezzo di propagazione. Nel concreto la spaziatura tra radiatori adiacenti è stata mantenuta pari a $s \approx \frac{\lambda}{2}$ con λ in funzione di ε' :

$$\lambda = \frac{\lambda_0}{\sqrt{\varepsilon' \mu'}} \quad (3)$$

Dove la permeabilità relativa è approssimabile a 1 ($\mu' \approx 1$) siccome i tessuti biologici sono mezzi non magnetici.

Lo studio si articola quindi in due scenari.

1.2.1.1 Scenario di validazione in aria

La prima simulazione considerata è stata concepita per caratterizzare il sistema in condizioni di propagazione in spazio libero ($\varepsilon' = 1$). Questo tipo di simulazione costituisce il riferimento ideale per verificare le capacità di focalizzazione dell'algoritmo di beamforming in assenza delle attenuazioni e delle disomogeneità tipiche dei tessuti biologici.

In questo setup, l'array lineare è composto da $N=28$ guide d'onda rettangolari standard per la banda Ka (WR-28), le cui dimensioni interne di apertura sono pari a 7.112 x 3.556 mm. Gli elementi radianti sono disposti con una spaziatura di 5 mm e irradiano all'interno di un volume d'aria di dimensioni 144.5 x 60 x 15.8 mm. Per simulare uno spazio aperto infinito ed evitare riflessioni spurie dai bordi del dominio di calcolo, le pareti esterne del box d'aria sono state delimitate da condizioni al contorno di tipo *Radiation*.

1.2.1.2 Scenario operativo in tessuto adiposo

Per l'applicazione diagnostica, il setup è stato modificato immergendo l'array lineare in un blocco di materiale dielettrico omogeneo, atto a simulare il tessuto adiposo. Inoltre, come anticipato, la permittività relativa complessa dei tessuti biologici è un parametro intrinsecamente dipendente dalla frequenza a causa del fenomeno della dispersione dielettrica (1). Tuttavia, gestire analiticamente la variazione continua di tale grandezza per ogni singola componente spettrale dell'ampia banda di indagine (26.5 - 40 GHz) risulterebbe computazionalmente proibitivo nell'ottica dell'algoritmo di focalizzazione.

Per questo motivo in questo lavoro è stata adottata un'approssimazione ingegneristica standard: si assume come riferimento costante per l'intera banda il valore assunto in prossimità della frequenza centrale, caratterizzando il mezzo di background con una permittività relativa complessa pari a: $\epsilon_r^* = 3 + 0.3j$.

Il passaggio dal vuoto al mezzo dielettrico ha imposto una revisione geometrica del sistema radiante. Infatti la lunghezza d'onda (λ) nel grasso subisce una riduzione rispetto alla propagazione nell'aria, secondo la relazione (3).

Poiché mantenere le dimensioni originali avrebbe compromesso la propagazione monomodale nella banda 26.5 – 40 GHz, le dimensioni fisiche delle antenne sono state scalate di un fattore approssimativamente pari a $\sqrt{3}$, risultando in un'apertura di 4.106 x 2.053 mm. Contestualmente, anche la spaziatura tra gli elementi è stata ridotta, passando dai 5 mm dello scenario in aria a 2.887 mm. Tale accorgimento è stato necessario per mantenere la geometria dell'array proporzionata alla lunghezza d'onda nel mezzo dielettrico, garantendo così una corretta acquisizione del segnale spaziale.

Durante lo studio, in questo scenario, il volume mammario è stato modellato come un blocco di dimensioni 82 x 67 x 12 mm. La scelta dell'altezza del box (12 mm) è stata determinata considerando i limiti delle risorse computazionali.

Durante la fase di setup, è stato condotto un confronto simulando un dominio esteso in altezza (20 mm). I risultati hanno dimostrato che il box più ampio riduceva sensibilmente le riflessioni spurie provenienti dal fondo (*clutter* di bordo).

Tuttavia, l'aumento volumetrico comportava una crescita evidente del numero di tetraedri della mesh, rendendo il tempo di calcolo insostenibile per l'elevato numero di iterazioni richieste dallo *sweep* in frequenza. Si è pertanto deciso di mantenere il box ridotto a 12 mm, accettando un trade-off: la presenza di una componente di *clutter* residuo nella parte profonda del dominio è stata ritenuta tollerabile, in quanto nota e spazialmente confinata, privilegiando l'efficienza computazionale necessaria per completare l'intero set di simulazioni.

Per mitigare ulteriormente le riflessioni, alle pareti esterne del box sono state applicate condizioni al contorno di tipo PML (*Perfectly Matched Layers*), ideali per l'assorbimento in mezzi dielettrici.

All'interno del volume sono state posizionate inclusioni sferiche di raggio variabile (2, 4) mm con permittività $\varepsilon' = 19$, simulando lesioni tumorali ad alto contrasto dielettrico rispetto al grasso circostante. I vari test pensati per emulare casi clinici semplici, utili per definire vantaggi e limiti degli algoritmi sono trattati nel Capitolo 3.

Per ogni configurazione contenente un target, è stata infine eseguita una simulazione gemella dello scenario "vuoto" (privo di target) ma con identica mesh, necessaria per acquisire la matrice di background e procedere alla calibrazione sottrattiva come filtro del rumore in fase di elaborazione dei dati.

1.2.2 Matrice S in ambiente sperimentale

Per il confronto con i dati simulati e la validazione degli algoritmi in uno scenario reale, questo studio si è avvalso delle misure sperimentali acquisite e documentate nel lavoro di Di Meo et al. [19].

Il setup di misura descritto dagli autori prevede l'utilizzo di un *Vector Network Analyzer* (VNA) collegato a due sole antenne, le quali vengono movimentate meccanicamente tramite attuatori. Questo approccio permette di spostare fisicamente le antenne passo dopo passo per sintetizzare un array lineare e popolare sequenzialmente l'intera Matrice di Scattering.

Le acquisizioni sono state effettuate su fantocci (*phantoms*) realizzati con materiali dielettrici stabili, formulati per replicare le proprietà elettromagnetiche dei tessuti umani, garantendo una permittività di background a frequenza centrale pari a $\epsilon' = 3$, coerente con il modello teorico.

Il dataset sperimentale ottenuto copre un'ampia banda di frequenza, estendendosi da 18 a 40 GHz. Questa larghezza di banda, superiore a quella strettamente necessaria per la guida d'onda simulata (26.5 - 40 GHz), permette di disporre di un elevato numero di campioni frequenziali, offrendo una base dati robusta per testare la stabilità degli algoritmi di ricostruzione anche a frequenze inferiori, dove la penetrazione nei tessuti è maggiore.

CAPITOLO 2

Algoritmi di ricostruzione dell'immagine radar

2.1 Elaborazione della Matrice di *Scattering*

A valle dell'acquisizione della Matrice di *Scattering*, l'elaborazione dei dati è stata condotta in ambiente MATLAB R2023b. L'architettura software deriva da un framework preesistente, successivamente modificato, ottimizzato e riadattato per le specifiche esigenze geometriche e di simulazione del presente studio.

Questa fase di studio è caratterizzata da una serie di passaggi fondamentali per il *pre-processing* del segnale, propedeutici alla ricostruzione definitiva dell'immagine del target.

La fase iniziale di calibrazione è comune a entrambi gli algoritmi di ricostruzione; successivamente verrà posta particolare attenzione sulle caratteristiche intrinseche di ciascun approccio di beamforming.

Una volta acquisite le matrici $S_{targ+back}$ (matrice dello scenario con target e background) e S_{back} (matrice dello scenario di solo background), è necessario applicare un'operazione di filtraggio sottrattivo. Questo passaggio permette di localizzare esclusivamente il target, eliminando le componenti di segnale indesiderate, in primis il forte mutuo accoppiamento (*mutual coupling*) tra gli elementi dell'array e i riflessi stazionari dell'ambiente di simulazione, isolando esclusivamente il contributo diffusivo del target.

L'operazione di calibrazione è definita dalla seguente relazione:

$$S = S_{targ+back} - S_{back} \quad (4)$$

Ottenuta la matrice differenziale S , i dati subiscono un processo di riorganizzazione dimensionale (*reshaping*) per allineare le informazioni nel formato richiesto dal codice di focalizzazione, seguendo l'ordine: frequenze, antenne trasmettenti e antenne riceventi.

Infine, tramite apposite funzioni sviluppate ad hoc, i numeri complessi costituenti la matrice vengono scomposti nelle rispettive componenti di modulo e fase.

Una volta ottenuta la Matrice di *Scattering* calibrata (4), è necessario eseguire una serie di passaggi per inizializzare i parametri geometrici e di campionamento che costituiranno l'infrastruttura dell'algoritmo di ricostruzione.

Prima di procedere nell'esplicazione di tale processo, è fondamentale definire il comportamento fisico dell'onda elettromagnetica all'interno dello scenario di indagine. La propagazione, infatti, non avviene nel vuoto, ma subisce gli effetti macroscopici del mezzo dielettrico in cui viaggia. Nello specifico, potendo approssimare i tessuti biologici a materiali non magnetici ($\mu' \approx 1$), la velocità v dell'onda subisce un rallentamento dettato esclusivamente dalla permittività dielettrica relativa del background (nel nostro modello schematizzante il tessuto adiposo), secondo la seguente relazione:

$$v = \frac{c_0}{\sqrt{\epsilon' \mu'}} \quad (5)$$

Dove c_0 è la velocità della luce nel vuoto.

Fatte le opportune osservazioni, la sequenza di ricostruzione dell'immagine finale si avvia definendo la geometria della schiera lineare, composta da 28 antenne distanziate da un passo costante e proporzionato alla lunghezza d'onda nel materiale di propagazione, riprendendo le considerazioni illustrate nel sottocapitolo 1.1.1. A questo processo è seguita la mappatura spaziale reciproca delle antenne, le cui

coordinate vengono utilizzate successivamente nella fase di calcolo dei ritardi (processo di *delay*).

L'ultima fase strutturale ha previsto la definizione della griglia spaziale dell'immagine, andando a determinare la lunghezza, la larghezza e la risoluzione (500 x 500) dello scenario bidimensionale che rappresenta, idealmente, lo spazio di propagazione dell'onda modellato su Ansys (il box di tessuto adiposo).

Definita l'infrastruttura, si è passati alla fase di processamento della matrice S calibrata. La scelta della frequenza di ricampionamento e del numero di campioni è stata guidata dal Teorema del campionamento di Shannon-Nyquist.

Essendo la banda di interesse compresa tra i 26.5 e i 40 GHz, la decisione più opportuna per garantire un adeguato margine è stata fissare la frequenza di campionamento a 100 GHz. Terminato questo processo preliminare, si entra nel cuore dell'algoritmo per ricostruire come le onde si sono propagate nello scenario simulato. Per raggiungere questo risultato, è necessario sintetizzare un'onda elettromagnetica partendo da un impulso caratterizzato da una larghezza a metà altezza (FWHM) della densità di energia a -6 dB. Questa impostazione è ideale per coprire esattamente la banda utile senza eccitare le frequenze esterne e aggiungere rumore. Il segnale in banda base (involuppo) viene definito nel seguente modo:

$$p_{env}(t) = \exp\left(-\frac{(t - t_0)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

Con σ definito come il rapporto tra 0.68302 (valore corrispondente a un'attenuazione di -6 dB espresso in scala lineare) e la banda, t il vettore tempo campionato e t_0 il ritardo per la centratura dell'impulso.

Successivamente, il segnale generato in banda base (6) viene correttamente traslato moltiplicando la portante f_{RF} :

$$p(t) = p_{env}(t) \cdot \cos(2\pi f_{RF}(t - t_0)) \quad (7)$$

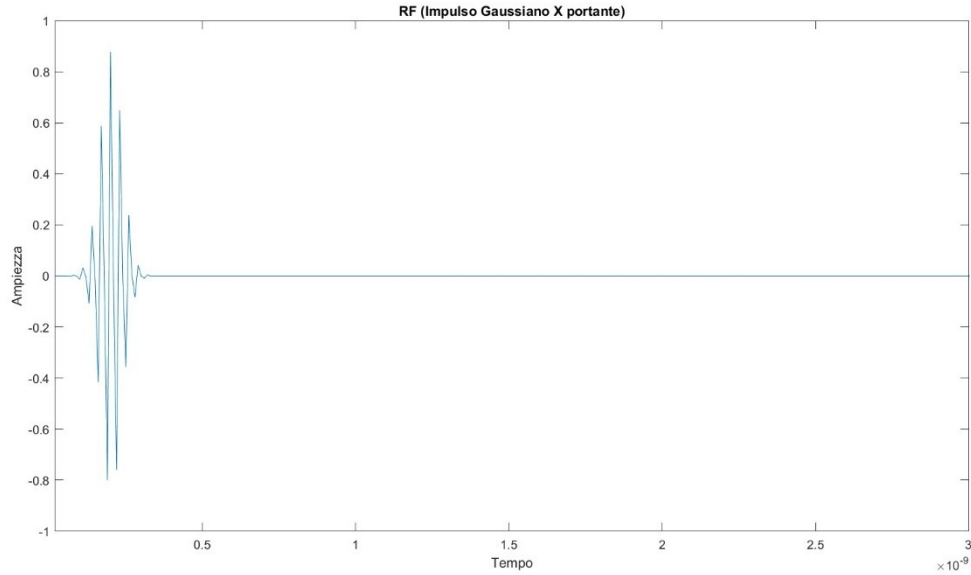


Fig. 3: Impulso moltiplicato per la portante

(Fig. 3) Generato il segnale nel dominio del tempo, si passa alla conversione nel dominio della frequenza tramite la Trasformata di Fourier (FFT). Questo passaggio è fondamentale per poter pesare l'impulso con la matrice S , la quale è nativamente definita nel dominio delle frequenze. Operando in questo dominio, si evita un'onerosa convoluzione temporale, sostituendola con un semplice prodotto.

Successivamente, la matrice S viene moltiplicata per lo spettro dell'impulso trasmesso. Questa operazione consente di calcolare il segnale ricevuto in funzione delle informazioni di ampiezza e fase che l'onda ha raccolto durante l'interazione con lo scenario in fase di simulazione (Fig. 4).

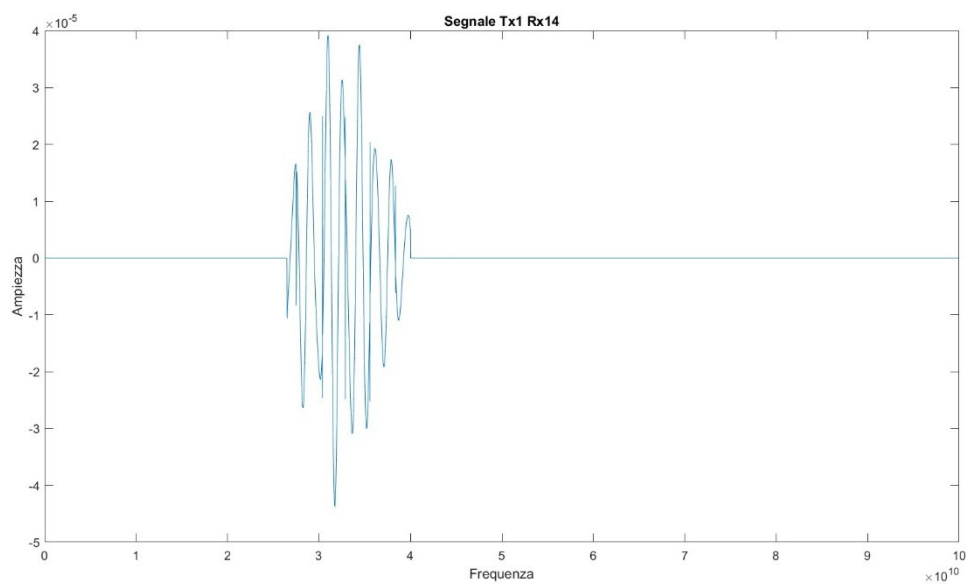


Fig. 4: Esempio di segnale in frequenza trasmesso dall'antenna 1 e ricevuto dall'antenna 14

Una volta terminata questa operazione, la matrice dei segnali calcolati viene riconvertita nel dominio del tempo tramite la trasformata inversa (IFFT), ottenendo i segnali pronti per essere processati negli algoritmi di ricostruzione spaziale.

2.1.1 Algoritmo DAS: analisi e limiti

Il primo algoritmo analizzato è il DAS, il quale si basa sulla logica del *Confocal Microwave Imaging* (CMI). Il suo principio operativo risiede nell'applicazione di un ritardo ottenuto attraverso una procedura di sincronizzazione sfruttante l'indicizzazione temporale: l'obiettivo è utilizzare il tempo di volo calcolato geometricamente come una guida per andare a cercare, all'interno dei segnali già acquisiti, l'esatta ampiezza corrispondente a ogni pixel della griglia. In questo modo, i contributi di tutte le 784 coppie di antenne vengono "allineati" virtualmente nello stesso punto della mappa (Fig. 5).

Per ottenere la focalizzazione dei segnali su un singolo pixel della griglia di ricostruzione, avente coordinate (x,z) , è necessario calcolare il tempo di volo teorico $\tau_{i,j}(r)$ che definisce il tempo impiegato dall'onda per propagarsi dall'antenna trasmittente al punto focale, rappresentato da un singolo pixel, e da questo verso la specifica antenna ricevente. L'equazione geometrica che permette di individuare tale ritardo è la seguente:

$$\tau_{i,j}(r) = \frac{\sqrt{(x - x_{Tx,i})^2 + (z - z_{Tx,i})^2} + \sqrt{(x - x_{Rx,j})^2 + (z - z_{Rx,j})^2}}{v} \quad (8)$$

Dove v rappresenta la velocità dell'onda nel mezzo (5), le $x_{Tx,i}$ e $z_{Tx,i}$ sono le coordinate delle antenne trasmittenti e $x_{Rx,j}$ e $z_{Rx,j}$ sono le coordinate delle antenne riceventi.

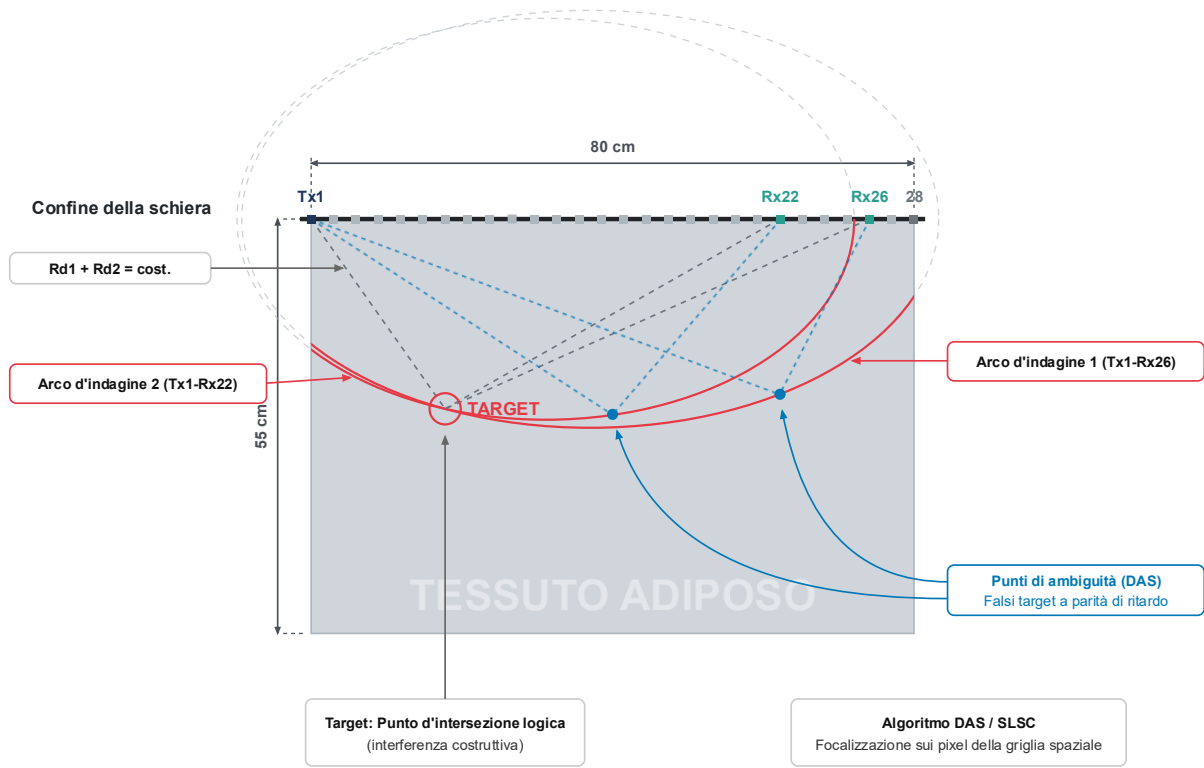


Fig. 5: meccanismo di delay ottimizzato come focalizzazione digitale

Per ogni coppia di antenne, l'algoritmo genera un valore di ritardo per ciascuno dei pixel che compongono la griglia di risoluzione.

Nell'implementazione numerica in ambiente MATLAB, questo processo viene gestito tramite la funzione di interpolazione *spline* (*interp1* di MATLAB). Questa funge da vero e proprio ponte tra la geometria del setup e il dato campionato: utilizza il vettore dei tempi di campionamento (associato alla matrice contenente i campioni del segnale) come riferimento per estrarre l'ampiezza assunta dal segnale nell'istante corrispondente al tempo di volo calcolato. Per controbilanciare l'attenuazione dell'onda sferica durante il tragitto, ogni ampiezza estratta viene moltiplicata per un fattore di compensazione geometrica (r^2) proporzionale al quadrato della distanza

percorsa. L'intensità finale del pixel, indicata con $I(r)$, è dunque il risultato della somma dei 784 contributi estratti per quello specifico pixel (corrispondenti a tutte le $N=28$ trasmettenti e $N=28$ riceventi):

$$I(r) = \left| \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N s_{i,j} \left(\tau_{i,j}(r) \right) \right| \quad (9)$$

In questa formulazione, il termine $s_{i,j} \left(\tau_{i,j}(r) \right)$ rappresenta l'ampiezza del segnale retrodiffuso acquisito dalla j -esima antenna ricevente a seguito dell'eccitazione da parte dell' i -esima antenna trasmittente, valutata esattamente nell'istante temporale corrispondente al tempo di volo $\tau_{i,j}(r)$ per il pixel r .

L'intensità finale del pixel viene calcolata estraendo il modulo della sommatoria di tutti i 784 contributi estratti.

Nonostante la sua solidità concettuale, la letteratura evidenzia severi limiti intrinseci per l'algoritmo DAS legati alla sua natura di sommatore di ampiezze. Come documentato storicamente [20] e ribadito in studi più recenti [21], l'approccio DAS convenzionale mostra una limitata capacità di discriminare gli artefatti e sopprimere il rumore. Basandosi esclusivamente sulla somma dei contributi delle ampiezze, l'algoritmo non è in grado di penalizzare a sufficienza i contributi incoerenti, risultando vulnerabile alla presenza di elevati livelli di *clutter* e lobi laterali.

Questa vulnerabilità algoritmica diventa un fattore invalidante quando si opera ad altissime frequenze. La recente letteratura sul *Millimeter-Wave Breast Imaging* [19] dimostra esplicitamente che, propagandosi nella banda millimetrica (fino a 40 GHz) all'interno di fantocci che emulano il tessuto adiposo, le onde elettromagnetiche vanno incontro a perdite dielettriche. Di conseguenza, l'energia del segnale retrodiffuso da bersagli posti in profondità decade drasticamente, finendo per essere sovrastata dalle

fluttuazioni del rumore di fondo. In condizioni critiche di rapporto segnale-rumore (SNR), l'ampiezza utile risulta statisticamente indistinguibile dal disturbo; il processo di focalizzazione sintetica del DAS finisce così per integrare coerentemente solo il rumore, mascherando il bersaglio più profondo.

La necessità di superare questo ostacolo fisico e matematico ha spinto la comunità scientifica a esplorare metriche alternative. Come evidenziato nell'integrazione del *Coherence Factor* (CF) discussa recentemente in letteratura [21], il focus si sposta sulla necessità di ridurre il rumore incoerente pesando i segnali in base alla loro coerenza spaziale, in modo da esaltare la regione del bersaglio.

2.1.2 Algoritmo SLSC: approccio alternativo e complementare

Il primo passo per l'implementazione dell'algoritmo SLSC condivide le medesime meccaniche del DAS basate sulla focalizzazione sintetica. Per questo motivo, viene ripresa la formulazione per il calcolo dei ritardi spaziali (8) e la logica di interpolazione (tramite funzione *interp1*), la quale permette di estrarre e mappare i valori di segnale per ogni punto dello spazio (pixel) e per ogni possibile combinazione di antenne, generando un volume di dati multidimensionale ($N \text{ pixel} \times N \times N$).

È a questo punto dell'elaborazione che si verifica la netta separazione operativa tra i due algoritmi. A differenza del DAS, in cui l'intensità finale del pixel $I(r)$ si ottiene sommando i contributi lungo le dimensioni di entrambe le antenne (trasmettenti e riceventi) (9), l'algoritmo SLSC si limita a preparare i dati per una successiva valutazione basata sulla coerenza. Pertanto, la focalizzazione avviene sommando i campioni spaziali lungo un'unica dimensione N , ovvero quella relativa alle antenne in trasmissione:

$$I_j(r) = \sum_{i=1}^N s_{i,j}(\tau_{i,j}(r)) \quad (10)$$

A questo punto interviene la logica della coerenza spaziale. L'obiettivo ultimo non è più la ricerca dei punti dello spazio caratterizzati dalla massima intensità del campo elettromagnetico, bensì l'individuazione delle regioni in cui si evidenzia la maggiore coerenza di fase tra i segnali ricevuti dalle antenne. Per conseguire tale scopo, si rende necessaria l'introduzione di metriche statistiche basate sulla covarianza e sulla varianza dei segnali. Tali grandezze vengono impiegate per definire l'elemento cardine dell'algoritmo [14], ossia la coerenza spaziale, formulata come segue:

$$R(m) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \frac{\sum_{n=n_1}^{n_2} s_i(n) s_{i+m}(n)}{\sqrt{\sum_{n=n_1}^{n_2} s_i^2(n) \sum_{n=n_1}^{n_2} s_{i+m}^2(n)}} \quad (11)$$

L'analisi dell'equazione evidenzia un rapporto in cui il numeratore rappresenta la covarianza spaziale (ovvero la cross-correlazione) tra i segnali captati da una coppia di antenne, mentre il denominatore è costituito dal prodotto delle radici quadrate delle rispettive varianze locali (ovvero le energie locali).

È fondamentale sottolineare come la divisione per questo denominatore realizzi una vera e propria normalizzazione: dal punto di vista concettuale e algoritmico, questa operazione svincola totalmente la metrica dall'intensità assoluta del segnale ricevuto. Di conseguenza, il risultato diviene dipendente in modo esclusivo dall'allineamento e dalla coerenza spaziale tra le forme d'onda.

Affinché il dato sia statisticamente robusto, per ogni specifico ritardo spaziale (lag), tale valore viene ulteriormente normalizzato dividendolo per il numero effettivo di coppie di antenne separate dalla medesima distanza. Nello specifico, per il calcolo della covarianza al numeratore e delle varianze al denominatore, è stata definita una finestra di integrazione temporale proporzionale al periodo dell'onda portante.

$$K_{size} = 2 \frac{f_s}{f_0} \quad (12)$$

Tale finestra quantifica il numero di campioni presenti in un periodo spaziale dell'onda. Nel presente elaborato, per garantire il miglior compromesso tra risoluzione assiale e reiezione del *clutter* elettromagnetico, si è scelto di utilizzare una finestra di integrazione quattro volte superiore a quella nominale. Dal punto di vista computazionale, l'integrale discreto definito nell'equazione teorica è stato fedelmente implementato tramite l'applicazione di una sommatoria mobile (mediante l'operatore

movsum di MATLAB). Questo approccio applica una finestra rettangolare scorrevole lungo l'asse del tempo di volo, corrispondente alla profondità spaziale dell'immagine. Operativamente, si calcola l'integrale mobile del prodotto dei segnali acquisiti da antenne distanti un certo lag, rapportato al prodotto delle radici quadrate delle energie locali delle medesime antenne.

L'esito di questa elaborazione è una matrice tridimensionale: le prime due dimensioni descrivono la griglia spaziale dell'immagine, mentre la terza dimensione immagazzina i valori di coerenza in funzione della distanza tra le antenne. Per ogni lag si ottiene una sommatoria definita dai contributi di tutte le coppie possibili; geometricamente, all'aumentare della distanza tra le riceventi nell'array lineare, il numero di combinazioni decresce in modo lineare, fino ad arrivare a un singolo contributo per la massima apertura.

Ottenuta la matrice di coerenza, è necessario definire il fattore Q (Short-Lag Factor), il quale determina la frazione dell'apertura ricevente da includere nella somma finale dei segnali di retrodiffusione coerenti. A differenza dell'algoritmo DAS, in cui vengono sommati indiscriminatamente i contributi di tutti i canali in ricezione, l'SLSC considera esclusivamente un sottoinsieme, al fine di sopprimere le informazioni incoerenti dovute allo *scattering* del background tissutale [16].

$$\hat{R}_{SLSC} = \sum_{m=1}^M R(m) \quad (13)$$

In accordo con la formulazione originale della teoria SLSC, la quota di lag utili M è determinata dalla frazione Q del numero totale di elementi N dell'array, secondo la relazione:

$$M = \lfloor Q \cdot (N - 1) \rfloor \quad (14)$$

Di conseguenza, dalla matrice tridimensionale R_{SLSC} vengono estratti e sommati unicamente i valori di coerenza calcolati per coppie di antenne separate da una distanza spaziale massima prestabilita.

In Fig. 6 si denotano le principali differenze degli algoritmi.

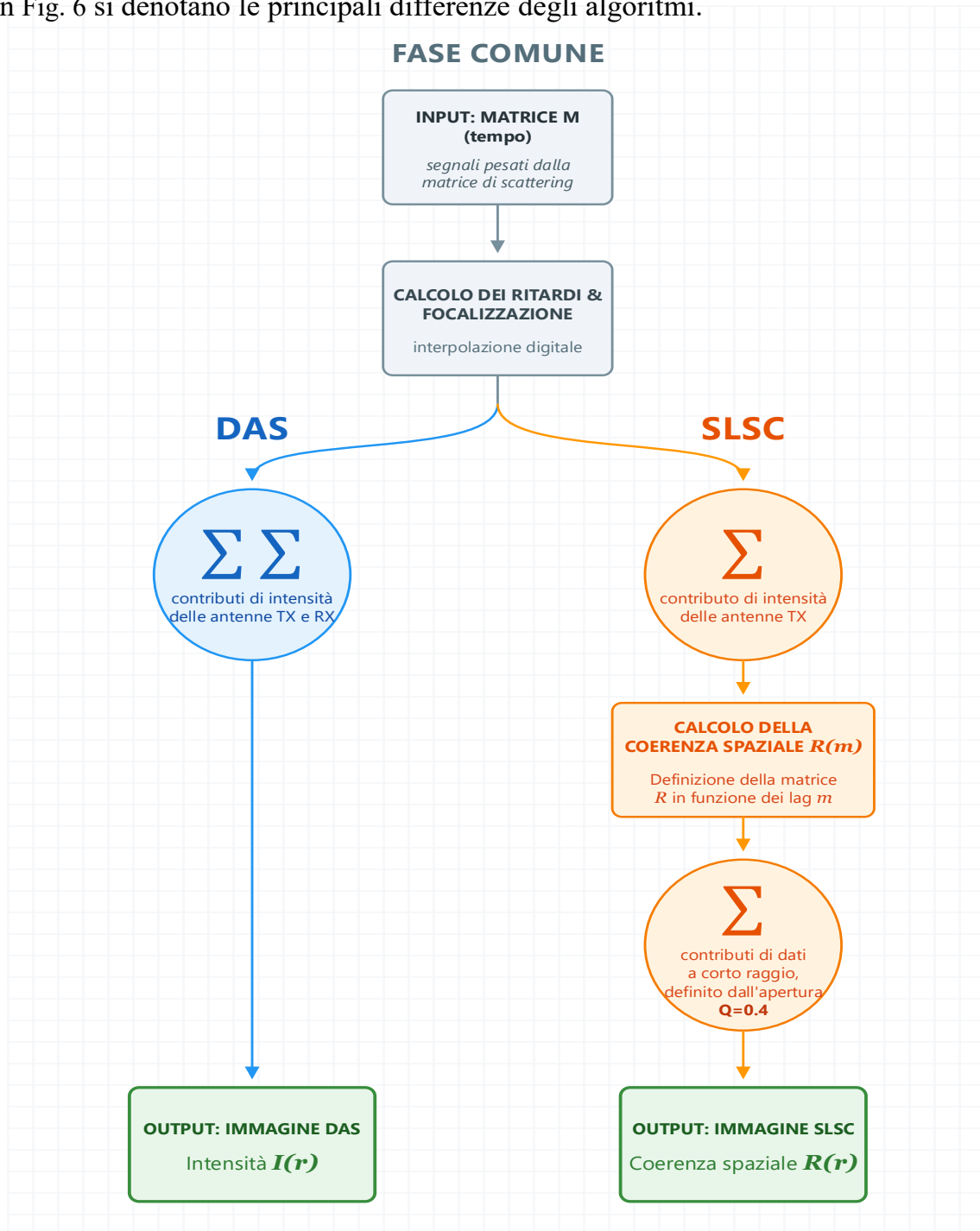


Fig. 6: Flusso grafico delle principali caratteristiche e differenze degli algoritmi DAS e SLSC

2.2 Introduzione di rumore SNR per confronto di efficacia

In questo paragrafo viene introdotto il problema del rumore termico ed elettronico, al fine di valutare la robustezza degli algoritmi trattati. Come riportato in letteratura [14], [16], l'algoritmo SLSC nasce per offrire una maggiore resistenza al rumore rispetto al DAS grazie allo sfruttamento della coerenza spaziale. Tuttavia, tale capacità di filtraggio non è illimitata: studi condotti in ambito ecografico da [22] hanno dimostrato l'esistenza di un punto critico oltre il quale l'SLSC perde la capacità di visualizzare il target. Nello specifico, per target puntiformi, sono stati osservati cali della visibilità per rapporti rumore-segnale superiori a +12 dB o livelli di *clutter* pari a circa -21 dB. Anche Vienneau et al. [23] hanno confermato come la degradazione della coerenza influenzi direttamente la qualità finale dell'immagine in presenza di forti disturbi.

Il presente lavoro si pone l'obiettivo di verificare se la robustezza dell'algoritmo SLSC rispetto al rumore incoerente trovi corrispondenza nel dominio del Microwave Imaging. A tal fine, è stata implementata un'analisi iterativa che prevede l'iniezione di rumore bianco additivo complesso (AWGN), scalato su diversi livelli di Rapporto Segnale-Rumore (SNR). Tale approccio permette di valutare comparativamente la resilienza di DAS e SLSC in presenza di un degrado controllato del segnale.

Per garantire il rigore scientifico della simulazione, la potenza del rumore (P_n) è stata calibrata a partire dalla potenza di picco del segnale utile ($P_{S_{peak}}$), definita come il valore massimo di intensità rilevato nella matrice dei dati:

$$P_{S_{peak}} = \max(|M|^2) \quad (15)$$

In questa formulazione, M rappresenta la matrice dei segnali pesati dalla Matrice di Scattering nel dominio della frequenza. Una scelta metodologica cruciale ha

riguardato la definizione della potenza di riferimento del segnale: si è scelto di utilizzare il valore di picco massimo anziché la media globale della matrice. In un segnale con un target fortemente localizzato, come quello ottenuto dalle simulazioni HFSS, l'utilizzo della media avrebbe portato a una sottostima della potenza del segnale utile, generando livelli di rumore non veritieri e un SNR effettivo non rappresentativo della realtà fisica.

Una volta impostato il rapporto segnale-rumore desiderato (SNR_{dB}), la potenza del rumore P_n è stata calcolata come:

$$P_n = \frac{P_{s_{\text{peak}}}}{10^{\frac{\text{SNR}_{\text{dB}}}{10}}} \quad (16)$$

Successivamente, è stato generato il valore effettivo del disturbo additivo. Data la natura complessa della matrice M , il rumore è stato modellato come un processo gaussiano complesso applicando la seguente equazione:

$$N = \sqrt{\frac{P_n}{2}} (N_{re} + jN_{im}) \quad (17)$$

Il termine N descrive un rumore bianco additivo in cui le matrici N_{re} e N_{im} rappresentano rispettivamente la componente reale e complessa, generate come variabili casuali normali standard. L'inserimento del fattore di scala $\sqrt{\frac{1}{2}}$ è fondamentale dal punto di vista energetico: esso garantisce che la potenza totale P_n sia ripartita equamente tra la parte reale e quella immaginaria, mantenendo la coerenza statistica del disturbo complesso.

Infine, la matrice dei segnali corrotti dal rumore M_{noise} , pronta per la fase di ricostruzione e beamforming, viene ottenuta sommando il contributo di disturbo alla matrice originale:

$$M_{noise} = M + N \quad (18)$$

CAPITOLO 3

DAS e SLSC a confronto: risultati e discussione

3.1 Impatto del mezzo di propagazione negli scenari di *scattering*

Al fine di validare l'accuratezza della localizzazione spaziale nativa degli algoritmi di beamforming, isolando l'indagine dalla successiva normalizzazione statistica della coerenza spaziale, è stata condotta un'analisi comparativa utilizzando esclusivamente il *gold-standard* DAS. L'obiettivo di questa fase di studio è valutare l'impatto delle proprietà dielettriche del background sull'interazione elettromagnetica, analizzando la ricostruzione di un medesimo target sferico (diametro di 8 mm, posizionato a una profondità assiale $Z = 40$ mm).

Il volume numerico, illuminato dall'array lineare di 28 antenne operante nella banda 26.5-40 GHz, è stato declinato in tre scenari distinti: propagazione in aria ($\epsilon' = 1$), propagazione in tessuto adiposo ideale privo di perdite ($\epsilon' = 3$, $\epsilon'' = 0$) e propagazione in tessuto adiposo reale con perdite ($\epsilon' = 3$, $\epsilon'' = 0.3$), queste differenze definiscono setup di simulazioni differenti come analizzato nel capitolo 1.2.1. Come si evince dal confronto diretto riportato dalle immagini sottostanti, la fedeltà della ricostruzione spaziale risulta strettamente governata da due fattori: il rapporto tra le dimensioni geometriche del bersaglio e la lunghezza d'onda operativa nel mezzo (λ) (3), e il livello di attenuazione del segnale. Tali parametri definiscono una netta transizione tra differenti regimi di *scattering*.

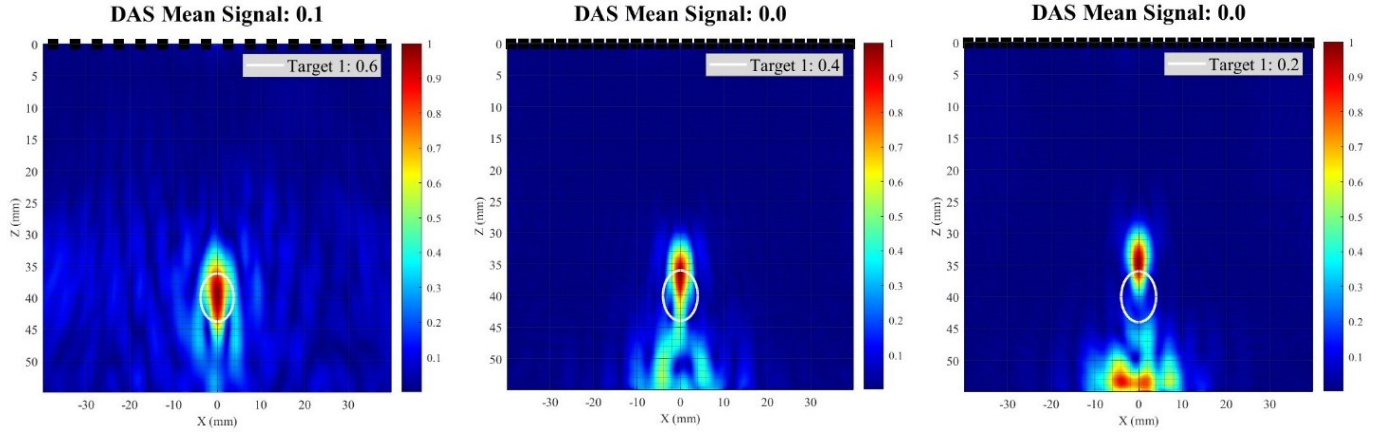


Fig. 7a) Propagazione in spazio libero

Fig. 7b) Propagazione in tessuto adiposo senza perdite

Fig. 7c) Propagazione in tessuto adiposo con perdite

Fig. 7a) Propagazione in spazio libero (aria, $\epsilon' = 1$)

Nel primo scenario, la propagazione in aria definisce una lunghezza d'onda centrale di circa 10 mm. In tale configurazione, il diametro del bersaglio (8 mm) si mantiene al di sotto della lunghezza d'onda operativa. L'interazione ricade in uno scenario assimilabile allo *Scattering* di Rayleigh: il target colpito dalle onde elettromagnetiche si comporta a tutti gli effetti come uno scatteratore puntiforme. L'energia retro-diffusa possiede pertanto un centro di fase coincidente con il centroide geometrico dell'oggetto. Tale condizione giustifica il posizionamento del picco ricostruito dal DAS esattamente sulle coordinate del centro del target sferico; questo risultato conferma empiricamente gli assunti alla base dei modelli confocali originari proposti da Fear et al. [24], nei quali si riporta esplicitamente che la posizione della massima risposta spaziale approssima fedelmente la reale posizione fisica del centro del tumore.

Fig. 7b) Propagazione in tessuto adiposo senza perdite ($\epsilon' = 3$, $\epsilon'' = 0$)

L'introduzione del tessuto adiposo induce un fisiologico accorciamento della lunghezza d'onda a circa 5.77 mm. Il bersaglio diviene conseguentemente elettricamente esteso (diametro $> \lambda$) e l'interazione entra nel dominio dell'ottica fisica. In questo regime, l'energia non si diffonde più in modo isotropo dal volume, ma dai margini geometrici: all'interno dei tessuti biologici le onde subiscono *scattering* alle interfacce di quegli oggetti tissutali la cui dimensione diviene comparabile con la lunghezza d'onda [25]. Tale dinamica trova riscontro analitico nei modelli a centri di *scattering* per bersagli estesi sviluppati da Guo et al. [26], i quali identificano la prima riflessione dominante nel *Front Axial Scattering Center* (FASC), ovvero il bordo prossimale della sfera (situato a $Z = 36$ mm). Tuttavia, in assenza di perdite nel mezzo ($\epsilon'' = 0$), il fronte d'onda mantiene sufficiente energia per penetrare il bersaglio e generare riflessioni interne e onde di superficie. Come dimostrato dagli stessi autori [26], per mezzi senza perdite o a basse perdite i contributi di *scattering* principali risultano essere proprio le onde di superficie e le molteplici riflessioni interne. L'addizione coerente operata dal DAS integra sia il FASC sia gli echi interni più profondi, bilanciando parzialmente la risposta spaziale e restituendo un anticipo assiale visibile, seppur attenuato (circa 3 mm).

Fig. 7c) Propagazione in tessuto adiposo con perdite ($\epsilon' = 3$, $\epsilon'' = 0.3$)

Il terzo scenario rappresenta la condizione biologicamente realistica, in cui il background introduce una moderata ma decisiva attenuazione del segnale. Sebbene il valore della parte immaginaria della permittività ($\epsilon'' = 0.3$) non sia elevato, la presenza di queste fisiologiche perdite agisce comunque da filtro spaziale: le onde che penetrano il bersaglio per generare echi interni compiono un tragitto più lungo e subiscono una dissipazione sufficiente a ridurne l'energia di ritorno. Anche questa condizione trova riscontro in letteratura [26], dove si sancisce matematicamente che,

in mezzi dissipativi, l'attenuazione subita dall'onda propagante rende il primo centro di *scattering* incontrato lungo la direzione incidente (ovvero il FASC) il contributo predominante [26]. La progressiva soppressione delle deboli componenti interne isola e fa emergere il contributo del margine superficiale. L'algoritmo DAS, convertendo i tempi di volo di tale eco dominante, focalizza l'energia ricostruita a circa $Z = 36$ mm. Questo comportamento giustifica l'anticipo assiale visibile nella terza mappa, confermando come tale shift rappresenti semplicemente la corretta localizzazione radar del *boundary* prossimale e attestando l'affidabilità della simulazione elettromagnetica.

Tale fenomeno di attenuazione selettiva non rappresenta unicamente un limite fisico della propagazione in tessuti biologici, ma impone un vincolo stringente sulla scelta del piano di osservazione e di analisi. Per garantire una valutazione che rifletta l'effettiva capacità di rilevamento del sistema, è dunque indispensabile che la strategia di estrazione dei dati sia modellata sulla reale distribuzione spaziale dell'energia riflessa, piuttosto che vincolata alla geometria nominale del setup di simulazione. Le implicazioni di tale evidenza sulla definizione spaziale dei volumi di interesse verranno dettagliate nel paragrafo seguente, dedicato alla formalizzazione delle metriche di valutazione.

3.2 Definizione delle metriche quantitative di valutazione

Al fine di confrontare in modo quantitativo e oggettivo i risultati delle simulazioni numeriche estratte da Ansys HFSS e presentate in questo capitolo, si rende necessaria la definizione di specifiche metriche di performance. Facendo riferimento alla letteratura scientifica consolidata per l'analisi dell'algoritmo SLSC (criteri originariamente sviluppati in ambito ecografico [14]), si è scelto di valutare la qualità delle immagini ricostruite tramite il *Contrast ratio* (CR) logaritmico [16]:

$$CR = 20 \log_{10} \left(\frac{\mu_{ROI}}{\mu_B} \right) \quad (19)$$

Dove μ_{ROI} rappresenta il valore medio dell'intensità dei pixel circoscritti dalla *Region of Interest* (ROI). Al fine di garantire una valutazione rigorosa, tale regione è stata definita mediante una maschera circolare avente un raggio volutamente ridotto rispetto al raggio nominale della lesione simulata. Inoltre, la maschera non è centrata sulle coordinate geometriche teoriche del target, bensì traslata in corrispondenza della sua interfaccia riflettente prossimale (*boundary*), in stretta coerenza con le dinamiche di attenuazione e con le evidenze di *scattering* precedentemente discusse. Tale posizionamento strategico, unito all'adozione di un raggio conservativo, permette di quantificare il reale contenuto informativo rilevato, mitigando l'inclusione di rumore di fondo o di lobi laterali spuri.

Infine, per assicurare la validità e l'oggettività dell'analisi comparativa, le dimensioni e le coordinate spaziali della ROI sono state mantenute rigorosamente identiche sia per l'elaborazione DAS che per l'algoritmo SLSC. Il termine μ_B rappresenta invece l'intensità media estratta da una seconda regione dedicata esclusivamente al campionamento del background circostante (*clutter* del tessuto adiposo). Per garantire una misurazione rigorosa e non affetta da variazioni di attenuazione legate alla

distanza, quest'area di background è stata definita con le medesime dimensioni della ROI principale e posizionata esattamente alla stessa profondità assiale, ma traslata lateralmente di 5 mm.

Oltre al contrasto, l'accuratezza spaziale è stata quantificata tramite le risoluzioni laterale ($\delta_{laterale}$) e assiale ($\delta_{assiale}$). Tali metriche sono state estratte identificando dinamicamente il picco di massima intensità del target e valutando la larghezza a metà altezza (*Full Width at Half Maximum*), misurata a -6 dB rispetto al valore di picco [16]. A partire da questi dati geometrici, l'analisi morfologica è stata approfondita calcolando l'errore dimensionale assiale $E_{ass,\%}$ e l'errore dimensionale laterale $E_{lat,\%}$:

$$E_{ass,\%} = \frac{|\delta_{assiale} - d_{target}|}{d_{target}} \times 100 \quad (20)$$

$$E_{lat,\%} = \frac{|\delta_{laterale} - d_{target}|}{d_{target}} \times 100 \quad (21)$$

Dove d_{target} indica il diametro fisico reale del target implementato nel modello elettromagnetico.

Infine, per valutare rigorosamente quale fattore Q garantisca all'algoritmo una buona robustezza nella reiezione del *clutter*, è stata quantificata la coerenza spaziale di background (μ_{bg}). Tale metrica, calcolata come il valore medio normalizzato dell'intensità nelle regioni esterne ai target, permette di stimare oggettivamente il livello di rumore incoerente residuo. Matematicamente, l'operazione è definita come:

$$\mu_{bg} = \frac{1}{N_{bg}} \sum_{(x,z) \in \Omega_{bg}} \hat{R}_{SLSC}(x, z) \quad (22)$$

Dove il dominio spaziale di background Ω_{bg} è ricavato per differenza insiemistica:

$$\Omega_{bg} = \Omega \setminus \Omega_{ROI} \quad (23)$$

In tale formulazione, Ω rappresenta il dominio spaziale totale dell'immagine ricostruita, mentre Ω_{ROI} indica l'insieme delle coordinate circoscritte dalla maschera (o dall'unione delle maschere) della *Region of Interest* associata ai target. Il termine N_{bg} definisce la cardinalità dell'insieme Ω_{bg} , ovvero il numero totale di pixel appartenenti alla regione di rumore su cui viene mediato il segnale, e infine $\hat{R}_{SLSC}(x, z)$ esprime il valore stimato della coerenza spaziale valutato alle generiche coordinate (x, z) del dominio di indagine.

3.3 Calibrazione dell'algoritmo SLSC: scelta del parametro Q

Prima di presentare i risultati relativi agli scenari in silico, concepiti per valutare comparativamente le prestazioni degli algoritmi di beamforming, si è resa necessaria un'analisi preliminare volta a definire la quota ottimale di lag utili per l'algoritmo SLSC. Tale parametro, come definito dalla formula (14), è fondamentale e la sua calibrazione risulta critica: incrementare i lag considerati determina l'inclusione di rumore e *clutter* elettromagnetico che mascherano la posizione del bersaglio, mentre una loro eccessiva riduzione rischia di sopprimere informazioni strutturali determinanti per la corretta ricostruzione della risposta risonante del target.

Poiché il numero N degli elementi riceventi è fissato dall'architettura dell'array, la valutazione per la scelta del miglior fattore Q è stata condotta sullo scenario simulato che prevede la presenza di target a profondità multiple.

Il setup di simulazione, in accordo con le informazioni riportate nel capitolo 1.2.1, è definito da 28 radiatori di dimensione 4.106×2.053 mm separati da un passo spaziale pari a 2.887 mm. L'ambiente di propagazione, modellato come tessuto adiposo $\epsilon' = 3$, è illuminato nella banda 26.5-40 GHz per la rilevazione di due target tumorali sferici ($\epsilon' = 19$), posizionati rispettivamente alle coordinate spaziali (x, z) pari a (-15, 30) mm e (20, 40) mm.

Questa specifica decisione metodologica è motivata dal fatto che la contemporanea presenza di due lesioni a distanze diverse rappresenta lo scenario di test più completo per analizzare l'impatto del parametro Q sulle capacità di risoluzione spaziale e di reiezione delle interferenze.

L'impatto del parametro Q viene analizzato sotto due profili complementari: la Fig. 8 quantifica gli effetti sui profili di risoluzione spaziale, mentre la Fig. 9 illustra l'evoluzione qualitativa dell'immagine ricostruita:

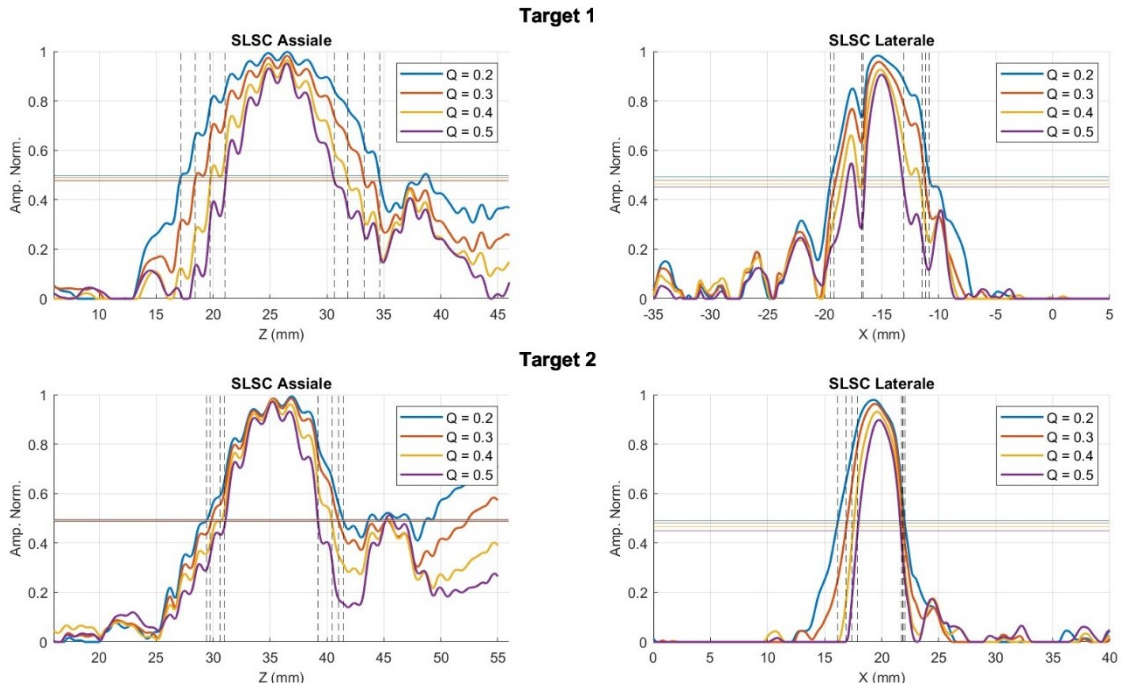


Fig. 8: Profili di risoluzione assiale e laterale estratti in corrispondenza del target 1 e del target 2

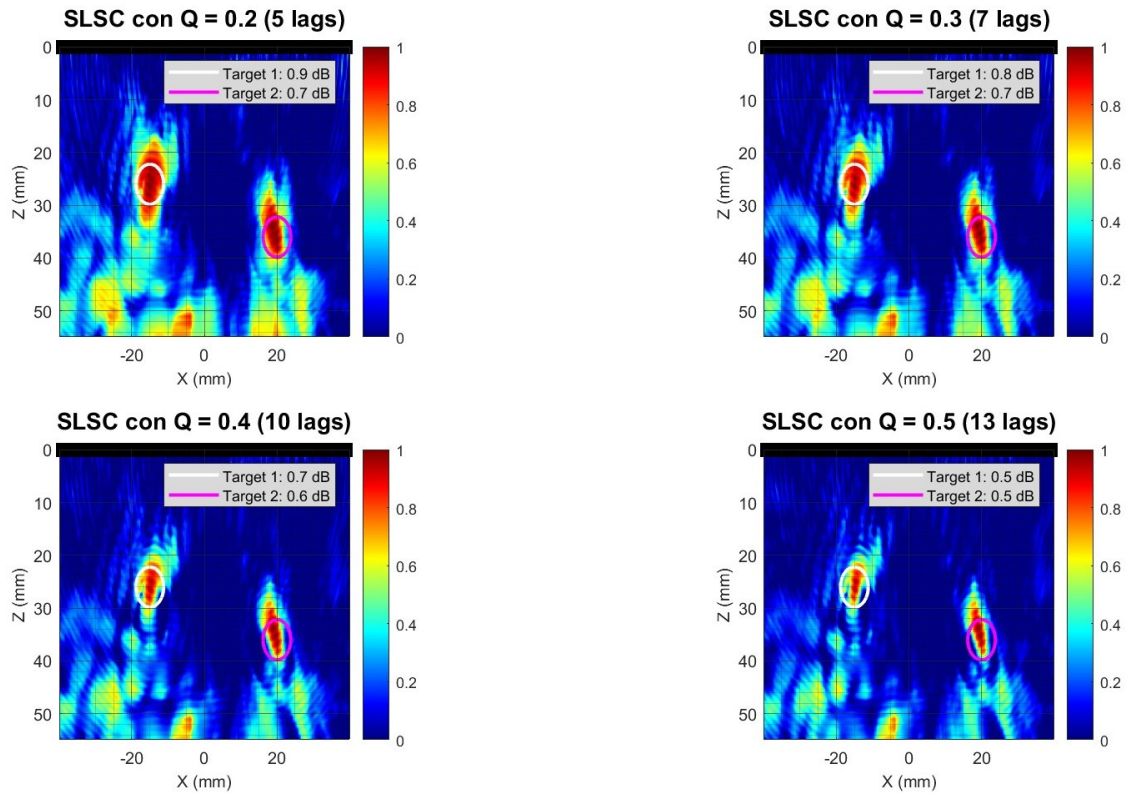


Fig. 9: Mappe di ricostruzione bidimensionale dell' algoritmo SLSC al variare del parametro Q

Dall'analisi visiva delle immagini e dei relativi profili, emergono due comportamenti macroscopici legati alla proporzione di lag utilizzati.

Da un lato, l'impiego di una frazione spaziale ridotta (bassi valori di Q , *short lags*) innalza i valori assoluti di coerenza spaziale in tutto il dominio di indagine, incrementando l'intensità sia in corrispondenza del target che del *clutter*. Questo determina una ricostruzione energeticamente forte, ma caratterizzata da proporzioni allargate e da una minore definizione geometrica. D'altro canto, un'apertura che includa elementi posizionati a distanze (lags) maggiori ($Q=0.5$) determina una riduzione dell'intensità di picco e un netto restringimento delle proporzioni del bersaglio. Se da un lato questa dinamica restituisce una mappa visivamente più pulita, dall'altro la perdita di proporzioni e di energia del segnale utile porta la lesione ad avvicinarsi a un impoverimento del contenuto informativo.

Al fine di supportare l'indagine qualitativa con un criterio di valutazione rigoroso e oggettivo per la scelta del parametro Q ottimale, si è proceduto al calcolo delle metriche di prestazione definite nella sezione precedente. L'estrazione di tali indici, condotta in condizioni ideali (assenza di rumore bianco additivo) ha prodotto i riscontri quantitativi di seguito riportati:

Tab. 1: Analisi multiparametrica delle prestazioni dell'algoritmo SLSC al variare del fattore Q in condizioni di simulazione ideali (assenza di rumore bianco). Vengono posti a confronto il livello stimato di rumore di fondo globale, μ_{bg} i Contrast ratio estratti e l'errore dimensionale rispetto al calibro di 8 mm

Q	μ_{bg}	$CR_{T1}[\text{dB}]$	$CR_{T2}[\text{dB}]$	$E_{lat,T1}$	$E_{lat,T2}$	$E_{ass,T1}$	$E_{ass,T2}$
0.2	0.16	42.5	Inf *	8%	26%	118%	50%
0.3	0.13	60.1	Inf *	0%	38%	86%	41%
0.4	0.10	47.3	44.5	34%	44%	52%	23%
0.5	0.09	38.5	49.7	56%	52%	20%	3%

* Singolarità matematica intrinseca: l'algoritmo SLSC a bassi lag calcola nelle regioni di background profondo una coerenza spaziale pari allo zero macchina, portando il rapporto a infinito

Dall'analisi della *Tab. 1* emerge una chiara dicotomia tra le impostazioni estreme dell'apertura spaziale. Le configurazioni $Q = 0.2$ e $Q = 0.5$ manifestano infatti comportamenti diametralmente opposti. A bassi lag ($Q = 0.2$), si osserva una ritenzione massima del rumore di fondo ($\mu_{bg} = 0.16$) accompagnata da un errore assiale (118% per il target superficiale), a fronte però di un eccellente contenimento dell'errore laterale (8%). All'estremo opposto ($Q = 0.5$), la decorrelazione del segnale abbatta il rumore di fondo (0.09) e corregge la distorsione assiale, ma compromette severamente la morfologia trasversale, registrando gli errori laterali peggiori dell'intero set (oltre il 51% per entrambe le lesioni). Esclusi gli estremi, il bilanciamento si gioca tra i fattori $Q = 0.3$ e $Q = 0.4$.

Sebbene l'impostazione a 0.3 restituisca un errore laterale nullo per il target superficiale, la configurazione $Q = 0.4$ si impone come il compromesso più uniforme. In questo assetto, il sistema restituisce metriche di contrasto valide, stabili e pressoché identiche tra i due bersagli (47.3 dB e 44.5 dB). Contestualmente, il rumore di fondo si abbassa (0.10) e l'incertezza dimensionale viene distribuita in modo equo tra l'asse laterale e quello assiale, prevenendo le deformazioni morfologiche estreme. Tuttavia, l'assenza di rumore termico nella simulazione nominale e la conseguente presenza di valori divergenti a infinito (Inf) per il target 2 a bassi lag, impediscono un confronto quantitativo assoluto e continuo sulla metrica del CR.

Per superare tale limite matematico e validare definitivamente la scelta del fattore $Q = 0.4$ in un contesto fisicamente plausibile, l'intera analisi parametrica è stata ripetuta iniettando nel sistema un rumore bianco gaussiano additivo con un rapporto segnale-rumore realistico (SNR = 30 dB).

Tab. 2: Analisi multiparametrica delle prestazioni dell'algoritmo SLSC al variare del fattore Q in condizioni di simulazione realistiche (iniezione di rumore bianco, SNR = 30 dB). Vengono posti a confronto l'andamento del rumore di fondo globale (μ_{bg}), i CR estratti e l'errore dimensionale rispetto al calibro di 8 mm.

Q	μ_{bg}	$CR_{T1}[\text{dB}]$	$CR_{T2}[\text{dB}]$	$E_{lat,T1}$	$E_{lat,T2}$	$E_{ass,T1}$	$E_{ass,T2}$
0.2	0.13	56.0	90.5	6%	26%	111%	50%
0.3	0.11	52.6	72.2	2%	38%	75%	41%
0.4	0.09	54.4	55.2	36%	46%	52%	23%
0.5	0.08	40.5	45.0	58%	52%	21%	3%

L'analisi della Tab. 2, ottenuta iniettando rumore bianco (SNR = 30 dB), permette di valutare la schiera in condizioni fisicamente realistiche, superando la singolarità matematica dei valori divergenti. Osservando le metriche, il fattore $Q = 0.3$ continua a spiccare per una buona fedeltà laterale sul bersaglio superficiale (errore di appena il 2%). Tuttavia, l'uso della configurazione $Q = 0.3$ impone due compromessi: un peggiore rumore di background e una deformazione assiale eccessiva, che arriva ad allungare il target del 75%.

Come ampiamente documentato in letteratura [14], una certa quota di deformazione geometrica rappresenta in realtà un fisiologico trade-off dell'algoritmo SLSC: l'allungamento lungo la direzione di propagazione è la diretta conseguenza matematica del processo di integrazione spaziale (il *kernel* di correlazione) richiesto per calcolare la coerenza.

Poiché questo "stiramento" è ineliminabile, l'obiettivo della calibrazione non è annullarlo, ma contenerlo massimizzando la qualità globale dell'immagine.

In quest'ottica, la configurazione $Q = 0.4$ si conferma il compromesso complessivamente migliore. Pur mantenendo un fisiologico allungamento assiale (nell'ordine del 50%) e sacrificando una percentuale di precisione laterale, questa impostazione garantisce una perfetta equità di contrasto tra i bersagli, assicura una

solida reiezione del rumore di fondo e bilancia in modo ottimale gli errori geometrici sui due assi.

Si osserva infine un fenomeno peculiare: il *Contrast ratio* registra un miglioramento a seguito dell'iniezione di rumore (sale da 47.3 dB a 54.4 dB). Tale comportamento, apparentemente controintuitivo, è una nota caratteristica intrinseca dell'algoritmo SLSC studiata in ambito ecografico [14], [22]. Questa peculiarità, che rappresenta il vero punto di forza della tecnica a coerenza spaziale in ambienti rumorosi, verrà analizzata e quantificata sistematicamente nei successivi test diagnostici di confronto diretto con il beamforming classico.

3.4 Valutazione comparativa su modelli in silico di lesioni tumorali

A valle della calibrazione parametrica e della definizione dei criteri quantitativi di valutazione, il presente paragrafo introduce il nucleo centrale dell'analisi: il confronto diretto tra il *beamforming* classico *Delay-and-Sum* (DAS) e l'algoritmo basato sulla coerenza spaziale (SLSC).

La valutazione comparativa è strutturata per mettere alla prova la robustezza e i limiti diagnostici dei due algoritmi attraverso cinque scenari di test, appositamente ideati per emulare le principali criticità cliniche legate al rilevamento di lesioni tumorali al seno. Come anticipato in precedenza, ogni scenario è stato prima modellato e risolto nell'ambiente di simulazione elettromagnetica Ansys HFSS; le Matrici di *Scattering* risultanti sono state successivamente elaborate in ambiente MATLAB per giungere all'immagine radar finale, sulla quale sono state calcolate le metriche oggettive.

Nello specifico, la campagna di simulazione comprende le seguenti indagini:

- Test di profondità: volto a valutare la capacità di ricostruzione e il mantenimento del contrasto in presenza di bersagli collocati a differenti profondità.
- Test di contrasto dielettrico: finalizzato ad analizzare la risposta degli algoritmi al variare del contenuto d'acqua (e conseguente permittività) all'interno delle lesioni, simulando tipologie tissutali differenti.
- Test di risoluzione: concepito per verificare la capacità dei due approcci di discriminare spazialmente bersagli multipli collocati a distanze reciproche millimetriche.

- Test di tolleranza al rumore (Variazione SNR): applicato allo scenario con doppio bersaglio a profondità differenti, rappresenta uno stress test fondamentale, mirato a quantificare la resilienza degli algoritmi, in particolar modo dell'SLSC, in presenza di rumore bianco incoerente crescente.

Prima di procedere con l'analisi dei singoli scenari, è opportuno definire la modalità standardizzata con cui verranno presentati e analizzati i risultati. Per ciascun test, il confronto tra il beamforming DAS e l'algoritmo SLSC verrà articolato in due fasi complementari: un'ispezione visiva qualitativa e una rigorosa valutazione quantitativa.

Le immagini ricostruite verranno presentate sotto forma di mappe di intensità bidimensionali normalizzate. Per agevolare l'interpretazione visiva sono stati introdotti due dettagli: il titolo di ciascuna mappa riporterà il valore medio globale dell'intensità normalizzata sull'intera area di scansione, mentre la legenda indicherà la media dei valori normalizzati calcolata strettamente all'interno della *Region of Interest* (ROI), permettendo una stima immediata dell'energia focalizzata sul target.

A precedere la tabella delle metriche sarà inserita un'immagine monodimensionale raffigurante il profilo assiale e laterale del bersaglio, con le relative risoluzioni spaziali esplicitate nel titolo.

A valle dell'ispezione visiva, le prestazioni verranno organizzate in tabelle riassuntive basate sulle metriche precedentemente formalizzate.

3.4.1 Test di profondità

Il primo scenario analizzato ha l'obiettivo di valutare la risposta degli algoritmi al progressivo degrado del segnale all'interno del tessuto adiposo. Sono stati modellati in ambiente ideale due bersagli tumorali identici ($\epsilon' = 19$, diametro nominale 8 mm), posizionati a profondità assiali di 30 mm e 40 mm. L'obiettivo è quantificare la resilienza del contrasto diagnostico e la fedeltà morfologica, confrontando l'approccio in ampiezza (DAS) con quello in coerenza spaziale (SLSC).

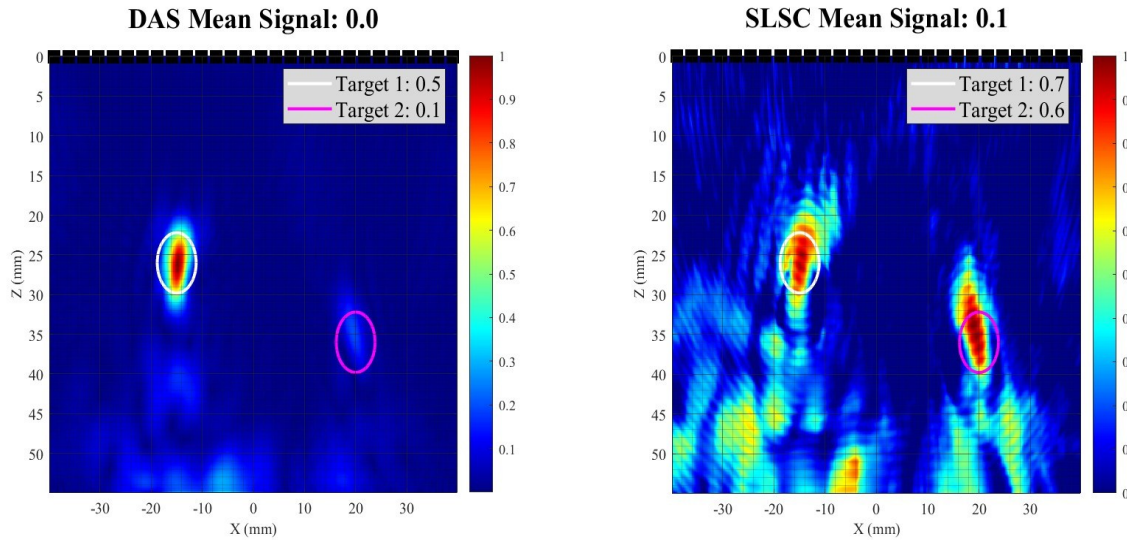
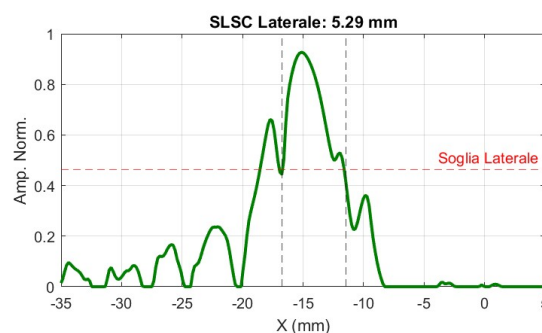
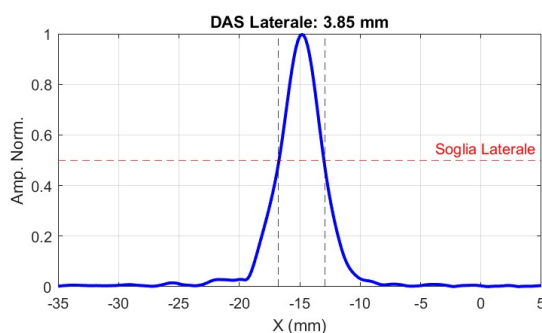
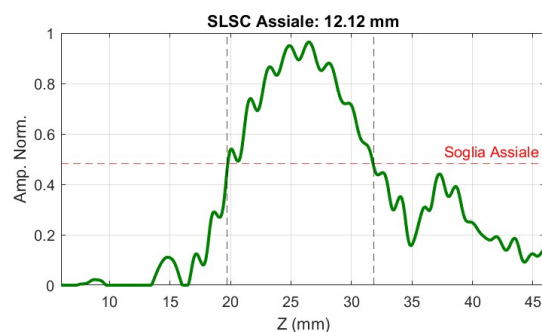
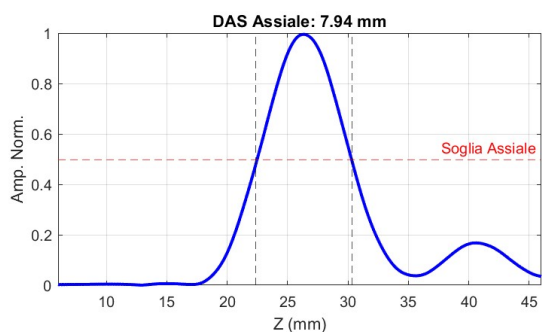


Fig. 10: Confronto visivo delle mappe di intensità normalizzate per il test di profondità. A sinistra la ricostruzione DAS, a destra la ricostruzione SLSC

L'osservazione visiva delle mappe in Fig. 10 evidenzia la differente gestione dell'attenuazione spaziale. Nel DAS, il target più profondo subisce un drastico calo di intensità e tende a mimetizzarsi con il *clutter* di fondo, evidenziando il limite dell'approccio in ampiezza. Al contrario, l'algoritmo SLSC, lavorando con la coerenza spaziale, annulla visivamente l'effetto dell'attenuazione, permettendo a entrambi i bersagli di emergere da un background globale che risulta essere più rumoroso rispetto alla ricostruzione DAS.

TARGET 1



TARGET 2

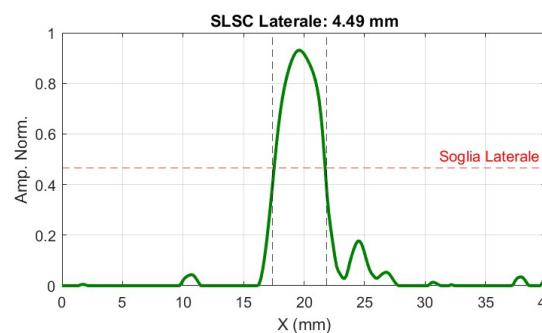
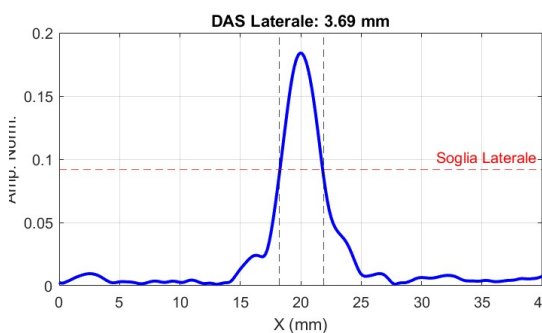
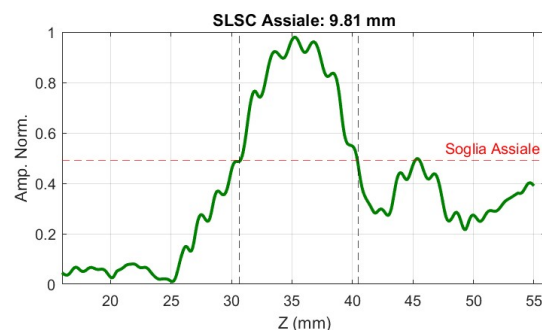
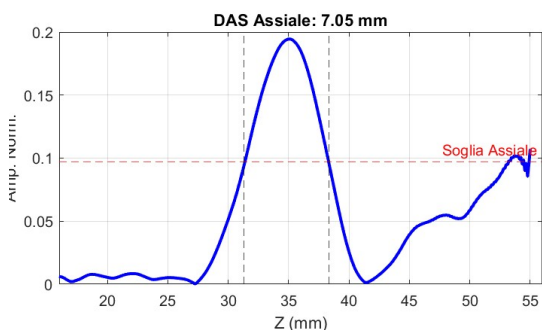


Fig. 11: Profili di intensità monodimensionali estratti in corrispondenza del picco di intensità per il target 1 ($Z=26$ mm) e il target 2 ($Z=36$ mm). I grafici illustrano i tagli lungo l'asse laterale (X) e assiale (Z) utilizzati per il calcolo della risoluzione spaziale.

I profili monodimensionali (Fig. 11) confermano la dinamica osservata nella Fig. 10: il DAS mantiene lobi di intensità più stretti, mentre l'SLSC presenta un allargamento della campana lungo la direzione di propagazione (asse Z).

Tab. 3: Confronto delle metriche estratte per il target 1 (Z = 30 mm)

Metrica analizzata	DAS	SLSC
μ_{ROIT1}	0.52	0.65
$CR_{T1}[\text{dB}]$	39.7	47.3
$\delta_{lateraleT1} [\text{mm}]$	3.9	5.3
$\delta_{assialeT1} [\text{mm}]$	7.9	12.1
$E_{lat,T1}$	52 %	34 %
$E_{ass,T1}$	1 %	52 %

Tab. 4: Confronto delle metriche estratte per il target 2 (Z = 40 mm)

Metrica analizzata	DAS	SLSC
μ_{ROIT2}	0.09	0.56
$CR_{T2}[\text{dB}]$	29.2	44.5
$\delta_{lateraleT2} [\text{mm}]$	3.7	4.5
$\delta_{assialeT2} [\text{mm}]$	7.1	9.8
$E_{lat,T2}$	54 %	44 %
$E_{ass,T2}$	11 %	23 %

I dati estratti (Tab. 3 e Tab. 4) certificano il limite intrinseco del DAS: all'aumentare della profondità, l'intensità precipita da 0.52 a 0.09, riducendo il *Contrast ratio* a 29.2 dB. Operando in ampiezza, la fase di normalizzazione dell'immagine esalta inevitabilmente il primo bersaglio (che retrodiffonde maggiore energia), finendo per ridurre la visibilità del secondo target.

L'SLSC si dimostra invece più robusto: sul bersaglio a 40 mm garantisce un CR di 44.5 dB (un guadagno di oltre 15 dB sul DAS). Come formalizzato nel Capitolo 2, valutando la sola correlazione spaziale, l'algoritmo risulta intrinsecamente inerte all'attenuazione in ampiezza imposta dal mezzo.

Sul piano morfologico, il DAS restituisce una stima assiale molto accurata (errore $<1\%$ sul primo target) ma sconta uno schiacciamento laterale ($>50\%$). Di contro, l'SLSC mitiga l'errore laterale ma introduce una deformazione assiale ($\approx 51\%$), diretta conseguenza della natura del calcolo della coerenza spaziale anticipata nel sottocapitolo 3.3; un limite bilanciato dalla superiorità nel rilevamento di target profondi all'interno di mezzi con perdite.

3.4.2 Test di contrasto dielettrico

Questo scenario valuta la capacità degli algoritmi di distinguere formazioni con permittività molto simili, simulando la capacità di rilevamento di tessuti diversi. Sono stati modellati due bersagli alla medesima profondità nominale ($Z = 40$ mm) per annullare gli effetti dell'attenuazione spaziale. Il target 1 simula un tessuto tumorale maligno ($\epsilon' = 19$), mentre il target 2 modella una regione fibroglandolare densa e benigna ($\epsilon' = 16.5$). L'obiettivo è verificare se la tecnica a coerenza spaziale riesca a evidenziare la lesione maligna differenziandola dal tessuto sano ad alta densità.

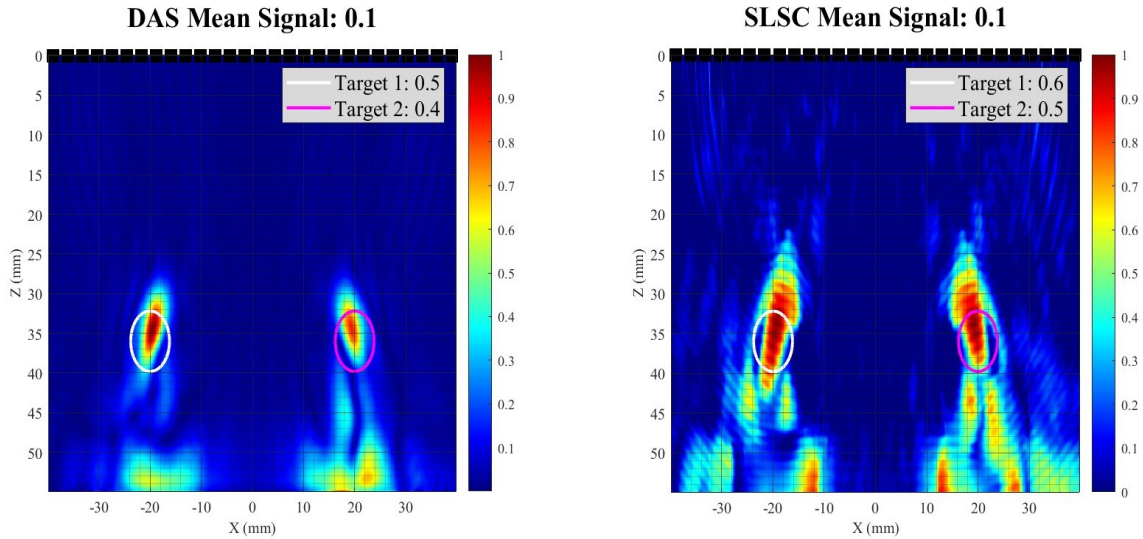
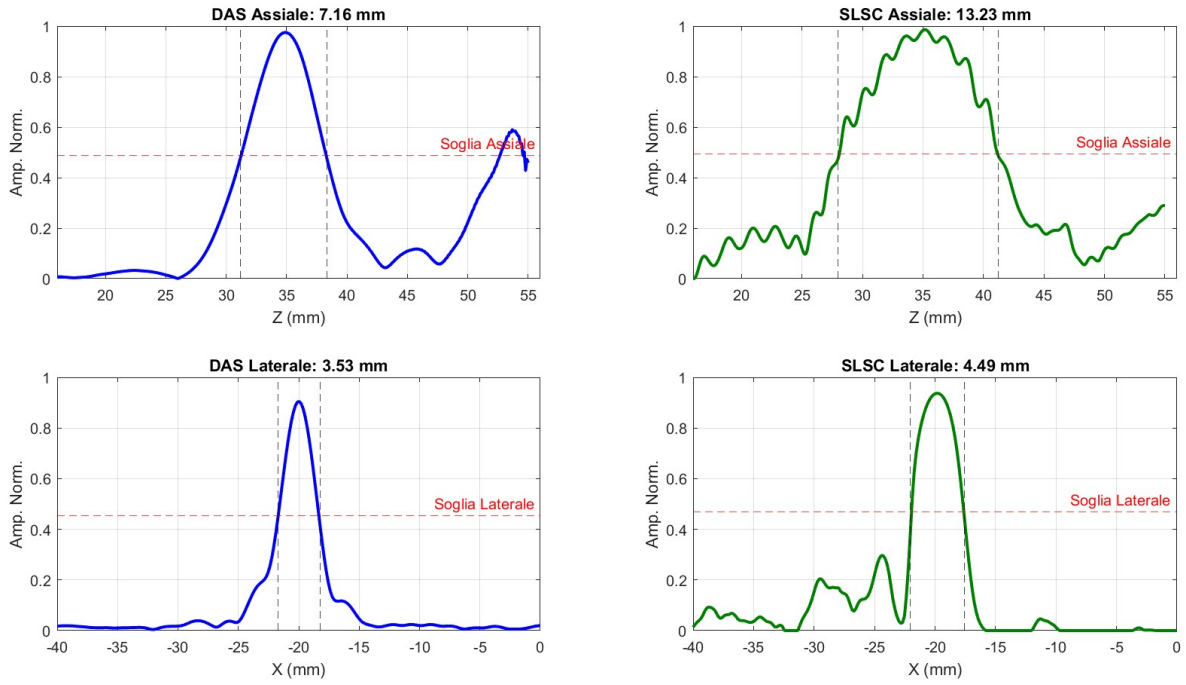


Fig. 12: Confronto visivo delle mappe di intensità normalizzate per il test di contrasto dielettrico. A sinistra la ricostruzione DAS, a destra la ricostruzione SLSC

L'ispezione delle mappe in Fig. 12 evidenzia una differenza nella capacità di discriminazione spaziale. Il DAS riesce a distinguere i due gradi di densità, localizzando correttamente il picco di maggiore intensità sul tumore (target 1).

Al contrario, l'SLSC non mostra differenze visive evidenti tra i due bersagli. Tale comportamento è intrinseco alla natura dell'algoritmo: poiché entrambi i target risultano oggetti spazialmente coerenti rispetto al background, l'SLSC li localizza con la medesima intensità.

TARGET 1



TARGET 2

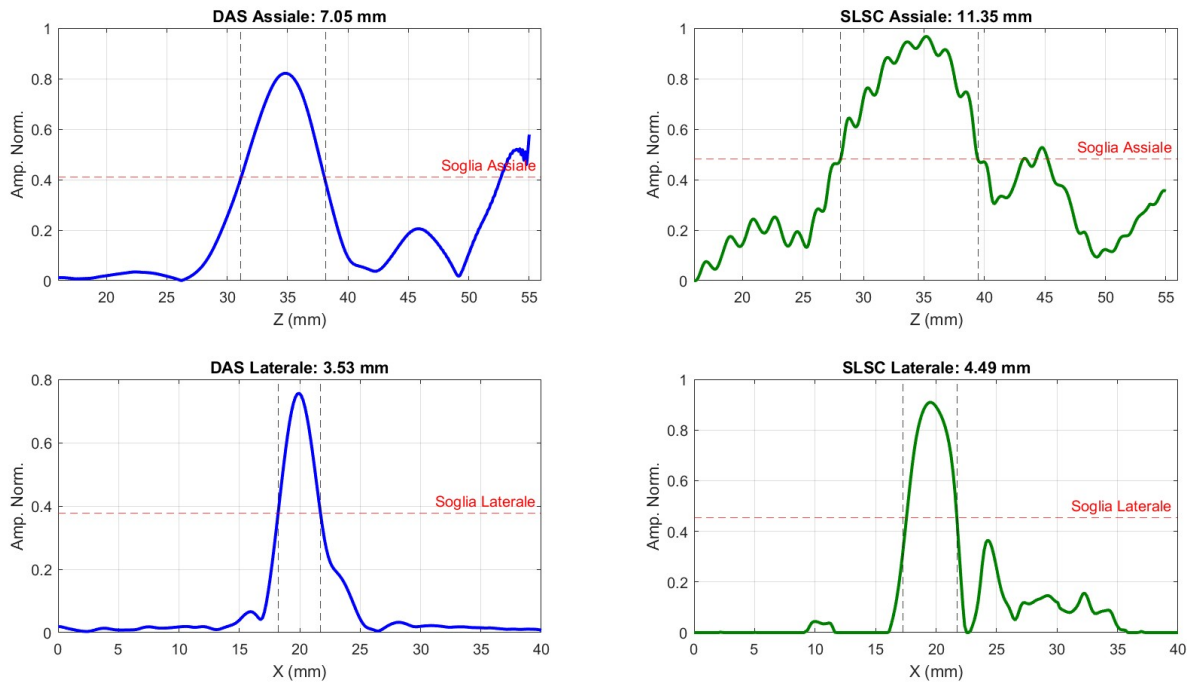


Fig. 13: Profili di intensità monodimensionali estratti in corrispondenza del picco di intensità per il target 1 ($Z=36$ mm) e il target 2 ($Z=36$ mm). I grafici illustrano i tagli lungo l'asse laterale (X) e assiale (Z) utilizzati per il calcolo della risoluzione spaziale.

I profili estratti (Fig. 13) confermano quantitativamente l'analisi precedente. Nel profilo assiale DAS si osserva una differenza di intensità tra i due picchi, che rispecchia la differente natura dielettrica dei bersagli. Al contrario, il profilo SLSC mostra due campane di ampiezza quasi paritetica, confermando, nel caso in analisi, la tendenza dell'algoritmo a saturare la risposta su oggetti entrambi coerenti. Sul piano morfologico, i grafici confermano la criticità della risoluzione assiale dell'SLSC.

Tab. 5: Confronto delle metriche estratte per il target 1

Metrica analizzata	DAS	SLSC
$\mu_{ROI T1}$	0.46	0.60
$CR_{T1}[\text{dB}]$	29.8	45.5
$\delta_{laterale T1} [\text{mm}]$	3.5	4.5
$\delta_{assiale T1} [\text{mm}]$	7.2	13.2
$E_{lat, T1}$	56 %	44 %
$E_{ass, T1}$	11 %	65 %

Tab. 6: Confronto delle metriche estratte per il target 2

Metrica analizzata	DAS	SLSC
$\mu_{ROI T2}$	0.38	0.55
$CR_{T2}[\text{dB}]$	29.7	36.9
$\delta_{laterale T2} [\text{mm}]$	3.5	4.5
$\delta_{assiale T2} [\text{mm}]$	7.0	11.4
$E_{lat, T2}$	56 %	44 %
$E_{ass, T2}$	12 %	42 %

I dati quantitativi, per il caso in questione (Tab. 5 e Tab. 6), confermano il dualismo prestazionale osservato. Sul fronte della discriminazione tissutale, l'analisi delle intensità medie (μ_{ROI}) evidenzia la distinzione del DAS, che registra un gradiente tra tumore (0.46) e tessuto sano (0.38). L'SLSC, invece, restituisce valori più ravvicinati (0.60 e 0.55), saturando la risposta per entrambi gli oggetti coerenti e rendendo meno chiara la differenziazione tramite intensità.

Sul fronte del rilevamento assoluto, l'SLSC mantiene a ogni modo un buon CR isolando il tumore con un picco di 45.5 dB. Persistono le problematiche date dalla risoluzione assiale.

Il DAS, di contro, mantiene un errore assiale costante e contenuto ($\approx 12\%$), garantendo la risoluzione spaziale necessaria a preservare i bersagli come entità distinte.

In sintesi, le metriche decretano che l'SLSC funziona meglio come rilevatore di anomalie rispetto al fondo, ma il DAS si dimostra uno strumento affidabile per differenziare le due tipologie di tessuti. Ciononostante servirebbero diverse altre prove, con tessuti diversi, per verificare queste effettive tendenze.

3.4.3 Test di risoluzione

Il terzo scenario è progettato per valutare la risoluzione spaziale laterale, ovvero la capacità degli algoritmi di distinguere due bersagli identici posti a distanza ravvicinata. Sono stati modellati due target circolari con diametro nominale di 8 mm, posizionati alla medesima profondità nominale di 40 mm (picco rilevato a 36 mm) e distanziati lateralmente di soli 2 mm (centri situati in $X = -5$ mm e $X = 5$ mm). Entrambi i bersagli presentano la medesima costante di permittività dielettrica ($\epsilon' = 19$) al fine di isolare esclusivamente la metrica della separazione spaziale.

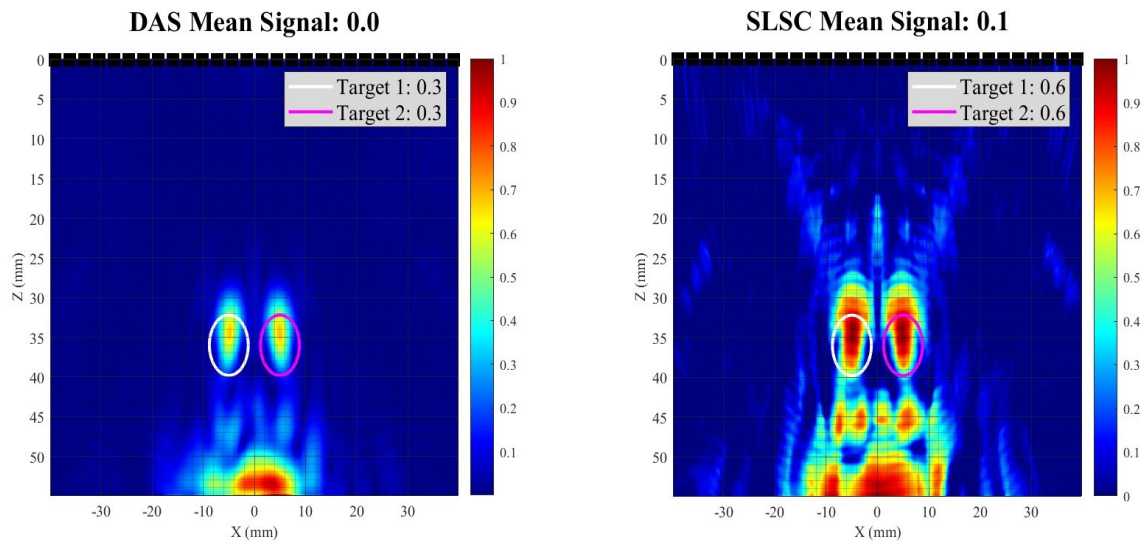
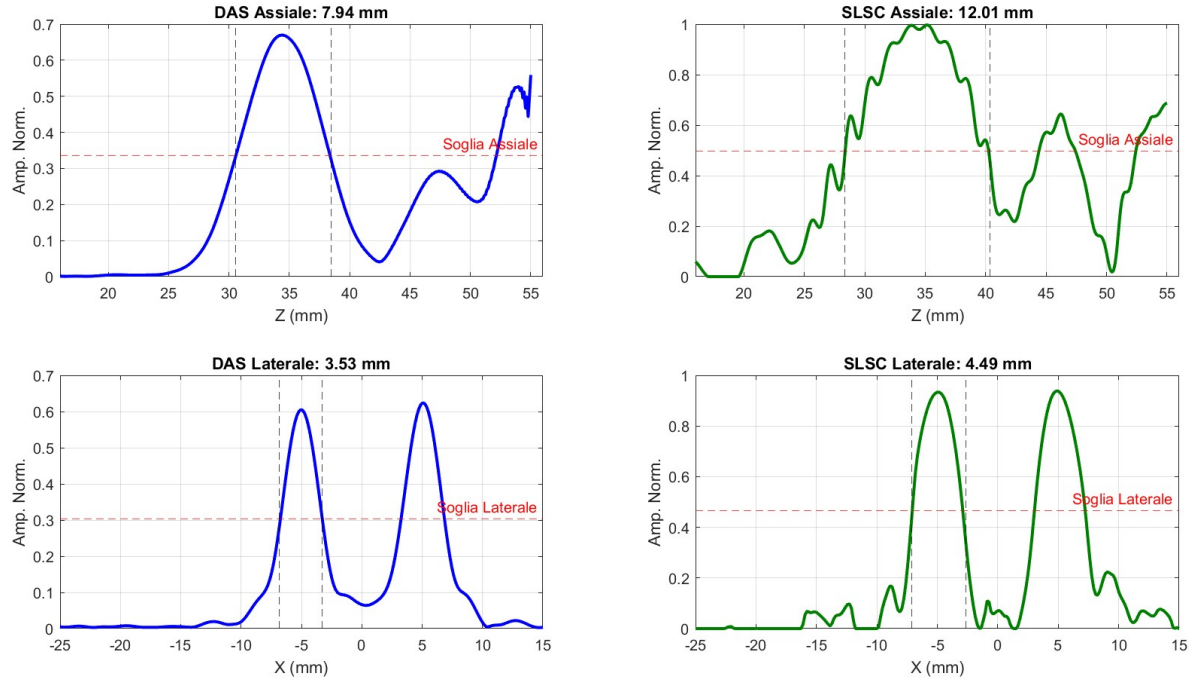


Fig. 14: Confronto visivo delle mappe di intensità normalizzate per il test di risoluzione. A sinistra la ricostruzione DAS, a destra la ricostruzione SLSC

Le mappe in Fig. 14 sono visivamente dominate dal fattore di compensazione geometrica (r^2 applicato in tutti i test), che esalta fisiologicamente il *clutter* di fondo profondo. Nonostante il forte rumore circostante, entrambi gli algoritmi risolvono la scena. Il DAS delinea i contorni preservando la separazione spaziale. L'SLSC, pur immerso nel *clutter*, localizza correttamente i due picchi; nello spazio di soli 2 mm che li divide si crea una netta "divisoria di incoerenza": il crollo della coerenza

spaziale nell'intercapedine genera una zona di separazione che impedisce la fusione delle due entità.

TARGET 1



TARGET 2

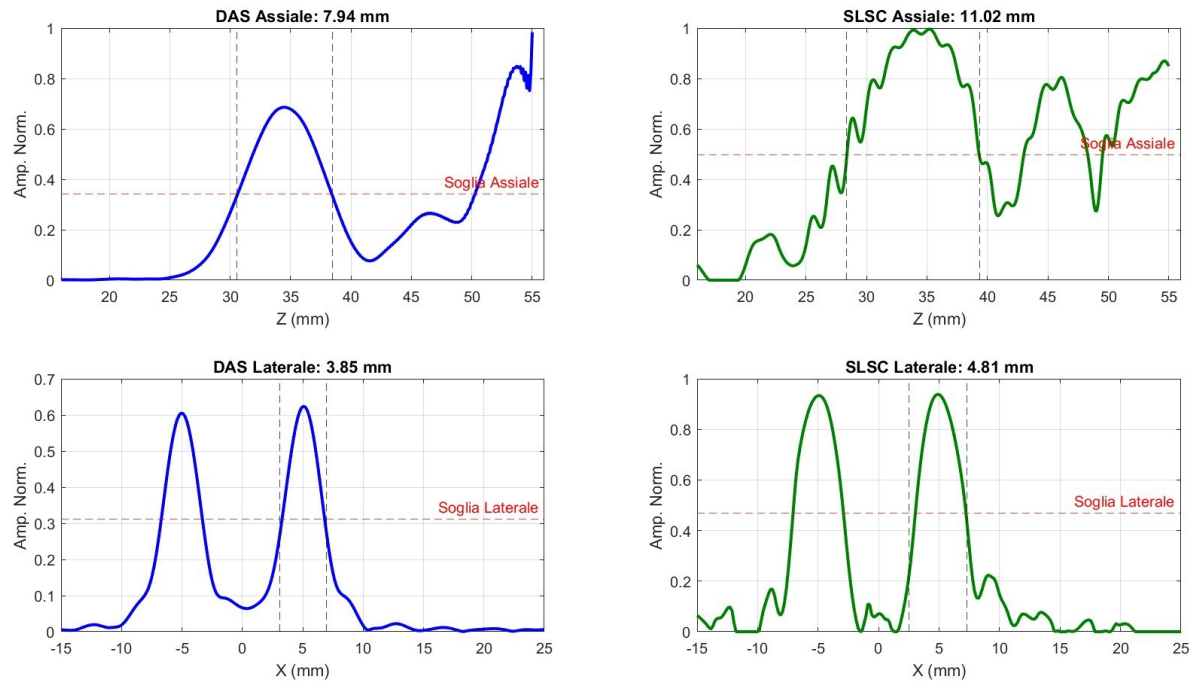


Fig. 15: Profili di intensità monodimensionali estratti in corrispondenza del picco di intensità per il target 1 ($Z=36$ mm, $X=-5$ mm) e il target 2 ($Z=36$ mm, $X=5$ mm). I grafici illustrano i tagli lungo l'asse laterale (X) e assiale (Z) utilizzati per il calcolo della risoluzione spaziale.

I profili laterali (Fig. 15) ratificano l'avvenuta separazione. Il DAS restituisce picchi ben definiti con pendenze nette sui fianchi. I profili SLSC, seppur penalizzati dal tipico allargamento dei lobi (FWHM maggiore) e dall'innalzamento del fondo dovuto al *clutter*, confermano l'efficacia della divisoria di incoerenza mostrando un chiaro avvallamento tra i due massimi, garantendo il gradiente necessario per identificarli come sorgenti distinte.

Tab. 7: Confronto delle metriche estratte per il target 1

Metrica analizzata	DAS	SLSC
μ_{ROIT1}	0.31	0.59
$\delta_{lateraleT1}$ [mm]	3.5	4.5
$\delta_{assialeT1}$ [mm]	7.9	12.0
$E_{lat,T1}$	56 %	44 %
$E_{ass,T1}$	1 %	50 %

Tab. 8: Confronto delle metriche estratte per il target 2

Metrica analizzata	DAS	SLSC
μ_{ROIT2}	0.32	0.57
$\delta_{lateraleT2}$ [mm]	3.9	4.8
$\delta_{assialeT2}$ [mm]	7.9	11.0
$E_{lat,T2}$	52 %	40 %
$E_{ass,T2}$	1 %	38 %

L'analisi quantitativa (Tab. 7 e Tab. 8) riporta per l'SLSC valori medi di intensità sulla lesione maggiori rispetto al DAS (≈ 0.58 contro ≈ 0.31). Il calcolo del Contrast Ratio (CR) non viene inserito poiché la vicinanza dei bersagli può alterare la regione di background locale, compromettendo l'affidabilità della metrica, inoltre è stato analizzato precedentemente. Dal punto di vista morfologico, il DAS presenta lobi laterali di ≈ 3.7 mm, con una sottostima del calibro nominale di 8 mm che si traduce in un errore laterale superiore al 52%. L'SLSC restituisce lobi di ≈ 4.6 mm, con un E_{lat} di ≈ 42 %. Sull'asse di propagazione, il DAS registra un errore assiale ≈ 1 %, mentre l'SLSC mostra un allungamento corrispondente a un errore assiale > 38 %.

In sintesi, entrambi gli algoritmi separano spazialmente i target adiacenti ma presentano distorsioni differenti: il DAS minimizza l'errore assiale incrementando quello laterale, mentre l'SLSC riduce l'errore laterale registrando un maggiore scostamento assiale.

3.4.4 Test di tolleranza al rumore (Variazione SNR)

L'ultimo scenario in silico è stato progettato per valutare la robustezza degli algoritmi in condizioni non ideali, dando diretta applicazione ai concetti teorici introdotti nel paragrafo 2.2. Come precedentemente formalizzato, tramite l'iniezione di rumore bianco casuale complesso sulle matrici grezze di *scattering*, il rapporto segnale/rumore (SNR) è stato forzato a degradare progressivamente da una condizione ottimale (30 dB) fino a un limite critico (5 dB). Questa progressiva corruzione del dato permette di ricercare empiricamente quel punto critico algoritmico discusso in letteratura, in cui l'energia del rumore incoerente arriva a dominare pesantemente lo scenario.

L'analisi iterativa è stata condotta simultaneamente su due bersagli (8 mm) posizionati a profondità differenti: il target 1 ($Z = 30$ mm) e il target 2 in regione più profonda ($Z = 40$ mm). Questa configurazione permette di analizzare l'effetto combinato della attenuazione tissutale e del rumore.

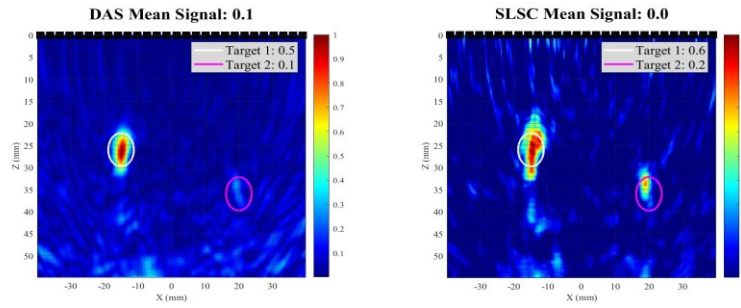
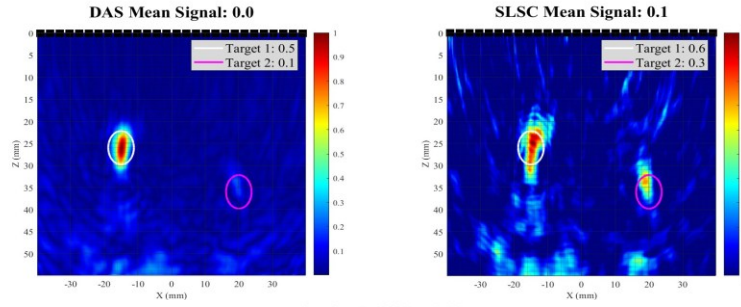
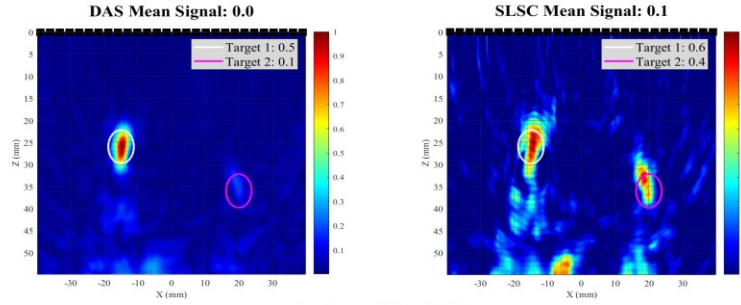
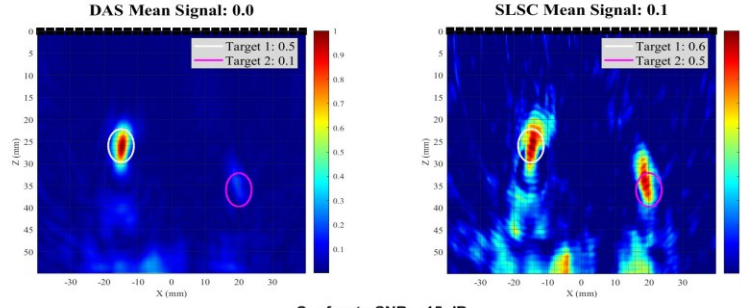
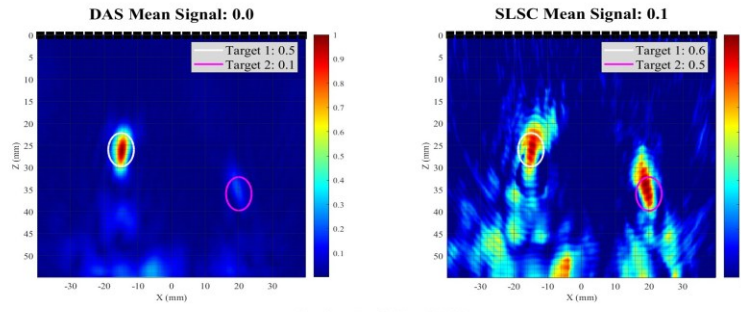


Fig. 16: Confronto visivo delle mappe di intensità normalizzate per il test di tolleranza al rumore. Prima colonna: elaborazioni DAS; seconda colonna: elaborazioni SLSC (dall'alto al basso: decremento dell'SNR con valori pari a 30, 20, 15, 10 e 5 dB).

L'ispezione visiva del mosaico in Fig. 16 ricostruttivo offre un riscontro diretto con quanto analizzato nel Test di Profondità e quanto teorizzato nel Capitolo 2 in merito al rumore incoerente.

Nella prima colonna, relativa alle ricostruzioni DAS, si osserva come al peggiorare del rapporto segnale/rumore (SNR) il target profondo rimanga progressivamente coperto dal rumore di fondo. Questo comportamento è la diretta conseguenza di quanto già riscontrato nel test di profondità. Al contrario, per il target più superficiale, il DAS non presenta alcuna criticità di rilevamento.

L'algoritmo SLSC (seconda colonna) mostra risultati di particolare interesse, confermando le premesse teoriche. Visivamente, all'aumentare del rumore iniettato, il *clutter* di background si attenua progressivamente. Questo fenomeno è coerente con quanto espresso nel Capitolo 2: l'algoritmo sfrutta la coerenza spaziale offrendo elevata resistenza al rumore. Aumentando l'incoerenza di fondo tramite l'aggiunta del disturbo, il sistema attenua mantenendo salvi i target. Tuttavia, come documentato nello stato dell'arte e verificato in questo scenario, la capacità di filtraggio non è illimitata. A partire dalla soglia dei 10 dB, l'elevato livello di rumore genera incorrelazioni progressive che influenzano negativamente la qualità dell'immagine. Il target profondo, pur non raggiungendo il suo punto critico e rimanendo visibile fino a 5 dB, perde visibilmente intensità. Il target 1, per contro, si mantiene sempre ben focalizzato e definito lungo tutto il range di esplorazione.

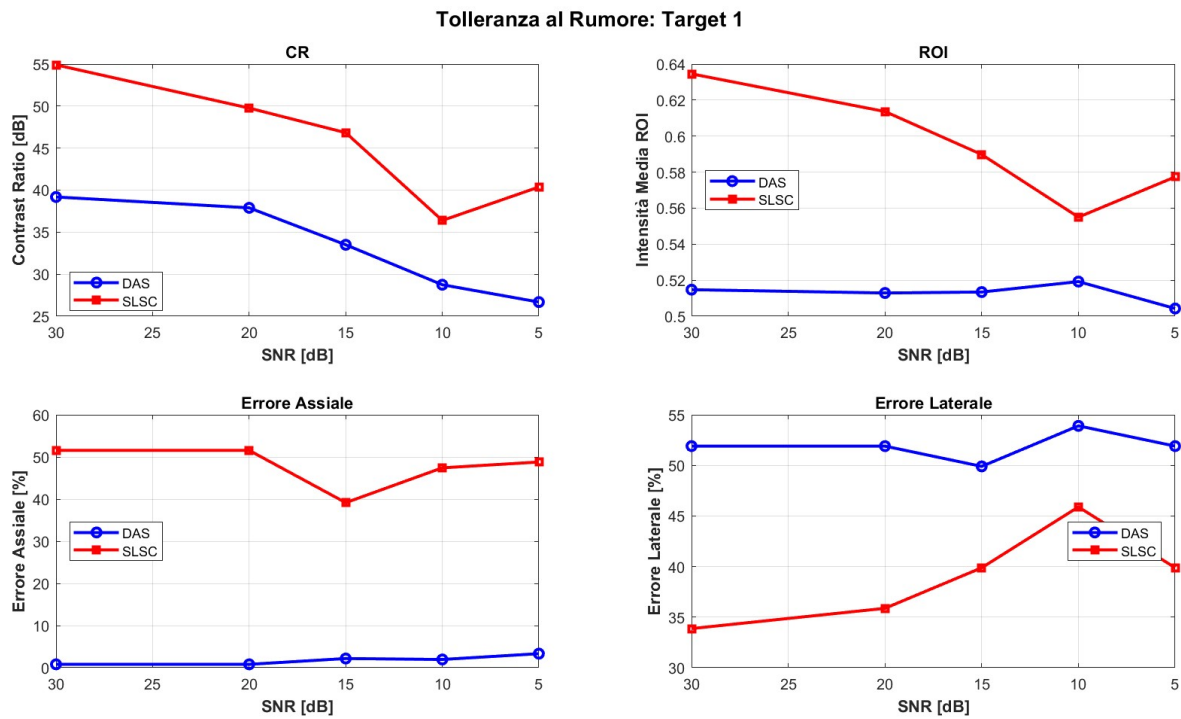


Fig. 17: Analisi comparativa delle metriche selezionate per studiare come variano le performance del target 1 al variare dell' SNR

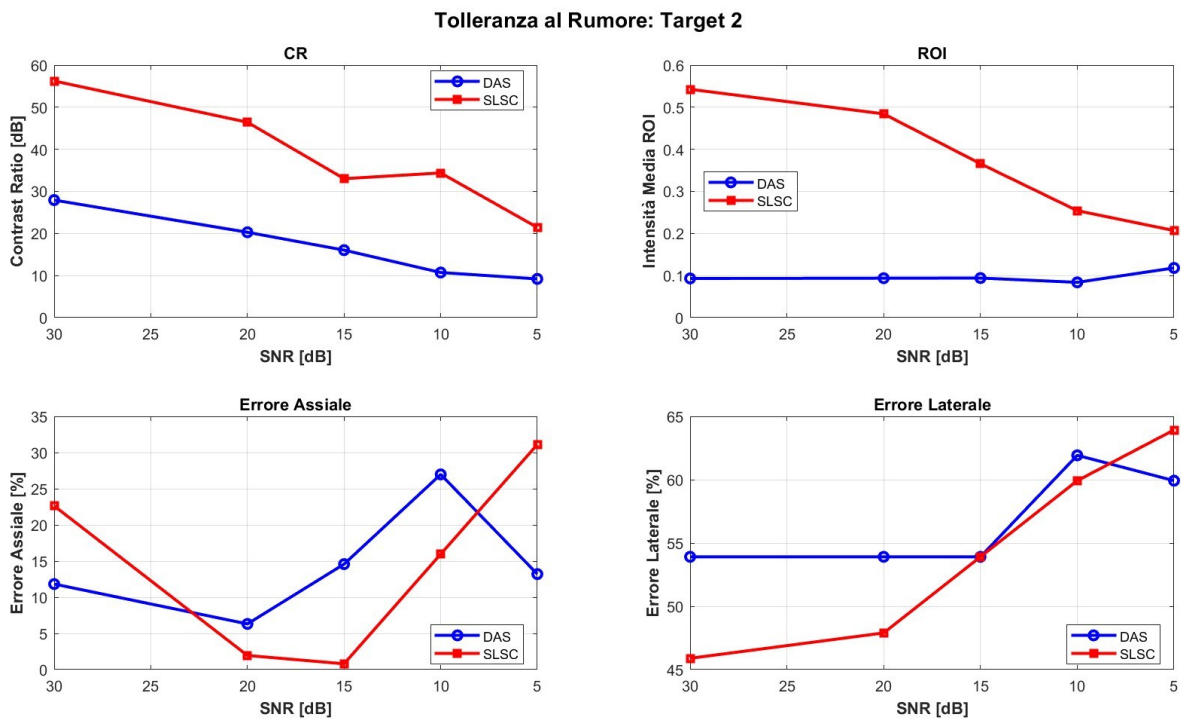


Fig. 18: Analisi comparativa delle metriche selezionate per studiare come variano le performance del target 2 al variare dell' SNR

L'esame dei grafici di tendenza (Fig. 17 e Fig. 18) fornisce una misurazione quantitativa del degrado prestazionale osservato in precedenza a livello qualitativo, descrivendo il comportamento dei due algoritmi al variare del rapporto segnale/rumore.

Come anticipato nel test di profondità in simulazione ideale, in termini di capacità di rilevamento l'algoritmo SLSC registra valori di *Contrast ratio* sistematicamente maggiori rispetto al DAS. Tale comportamento si conferma su entrambi i bersagli e per ogni livello di SNR testato. Analizzando la dinamica della curva, si osserva che fino a 20 dB l'SLSC mantiene un'intensità media della ROI tendenzialmente stabile. L'abbassamento del CR in questa prima fascia di analisi (da 30 a 20 dB) è proporzionale al calo della ROI, intaccando in maniera poco significativa l'intensità del bersaglio. Al di sotto dei 20 dB, la prestazione degrada in modo più marcato, con una conseguente e più severa perdita di intensità sulla ROI. Sul target 2, a SNR = 10 dB, si registra una singolarità statistica caratterizzata da un contrasto localmente superiore rispetto allo scenario a 15 dB, nonostante per quest'ultimo fosse stata rilevata una ROI di maggiore intensità: questa dinamica, legata all'innalzamento del livello di background, ricalca in modo analogo la situazione affrontata precedentemente nel test di risoluzione. Ciononostante, il trend generale evidenzia una progressiva perdita di energia della lesione, che mantiene tuttavia un CR compatibile con l'identificazione spaziale del bersaglio.

Sotto il profilo della fedeltà morfologica, l'introduzione di rumore genera andamenti dipendenti dalla profondità.

Sul target 1, le metriche dimensionali si mantengono pressoché costanti: il DAS conserva un errore assiale ridotto, mentre l'SLSC presenta il caratteristico allungamento lungo l'asse Z.

Una dinamica differente emerge dall'analisi dell'errore assiale sul target più profondo. In questo caso, l'SLSC registra un fittizio abbassamento dell'errore assiale all'aumentare del rumore, che raggiunge un valore prossimo allo zero nello scenario

a 15 dB. Tale condizione, tuttavia, non riflette un reale miglioramento della focalizzazione, bensì l'effetto della progressiva decorrelazione indotta dall'AWGN: l'area focale del target viene erosa dal rumore, riducendone le dimensioni stimate fino a incrociare casualmente il diametro nominale, per poi subire un ulteriore collasso che fa risalire bruscamente l'errore negli scenari a 10 e 5 dB.

Infine, analizzando la risoluzione laterale, i dati indicano che l'algoritmo DAS è caratterizzato da un errore laterale sistematicamente maggiore rispetto all'SLSC su entrambi i bersagli.

In sintesi, l'analisi quantitativa evidenzia che, in condizioni di elevato *clutter*, entrambi gli algoritmi vanno incontro a un fisiologico degrado delle capacità di rilevamento a causa dell'incremento del rumore generale. La differenza sostanziale risiede nel fatto che l'approccio basato sulla coerenza spaziale garantisce il mantenimento del contrasto necessario all'identificazione della lesione. Questo vantaggio risulta determinante sul bersaglio più profondo: mentre il DAS falliva il rilevamento già in assenza di rumore (come dimostrato nel test di profondità), l'SLSC riesce a mantenerlo focalizzato anche in scenari ad alta interferenza. Ciononostante, l'algoritmo evidenzia limiti intrinseci legati alla perdita di fedeltà morfologica al crescere del disturbo. Infine, essendo stati simulati in questo elaborato livelli di rumore realistici, non si sono raggiunti gradi di corruzione del segnale tali da innescare un definitivo *cut-off* algoritmico, come introdotto teoricamente nella sezione 2.2.

Le dinamiche osservate e validate in questi test numerici in silico forniscono la base teorica essenziale per affrontare scenari applicativi reali, come la transizione verso architetture d'acquisizione circolari, oggetto del successivo capitolo.

CAPITOLO 4

Validazione preliminare: progetto PRIN

4.1 Inquadramento e descrizione del progetto

Il presente capitolo espande l'impianto metodologico validato nelle simulazioni in silico, applicando gli algoritmi DAS e SLSC a dati sperimentali all'interno del progetto nazionale PRIN. L'obiettivo è testare il sistema di beamforming su scenari anatomici eterogenei e realistici, affrontando il limite principale dell'imaging a microonde (MW) in ambito senologico: il mascheramento del debole segnale tumorale da parte del severo *clutter* fisiologico, generato dall'interfaccia aria-pelle e dal tessuto fibrogliandolare sano.

Per affrontare questo complesso problema di *scattering* inverso, il progetto si fonda su una divisione strategica dei ruoli in collaborazione con l'Università di Napoli Parthenope. I partner gestiscono il setup di simulazione tomografico, l'acquisizione fisica e l'estrazione dei dati grezzi. Il compito specifico affrontato in questa sede si colloca a valle di tale processo: lo sviluppo, l'ottimizzazione e l'applicazione degli algoritmi di focalizzazione spaziale per ricostruire topograficamente l'immagine a microonde finale.

L'architettura del progetto PRIN prevede un flusso di lavoro ibrido definito *Supervised Artefact Removal*, finalizzato a isolare esclusivamente la firma elettromagnetica della patologia. Questo approccio teorico prevede la separazione del flusso in due filoni: il primo è determinato dalla misura di matrici ottenute con tecniche a ultrasuoni e tecniche a onde millimetriche (S_{tot}); mentre per la seconda la generazione di un "gemello digitale sano" tramite intelligenza artificiale (integrando informazioni morfologiche ecografiche e a microonde) per calcolare una matrice di *Scattering* di background (S_{bkg}). La sottrazione di quest'ultima dallo scenario reale

permetterebbe di ottenere una matrice differenziale (S_{diff}) depurata dal rumore strutturale.

Tuttavia, trovandosi il progetto di ricerca nelle sue fasi iniziali, il presente elaborato si concentra sul primo e fondamentale step dell'intero flusso: la validazione degli algoritmi di ricostruzione direttamente sulla Matrice di *Scattering* multistatica totale misurata (S_{tot}). In questa fase preliminare non è stata ancora implementata l'estrazione e la sottrazione del modello sano algoritmico; pertanto, le logiche di beamforming (DAS e SLSC) vengono testate nello scenario operativo più complesso, elaborando i dati grezzi che racchiudono simultaneamente la risposta del target tumorale e l'intera interferenza disomogenea dell'anatomia circostante.

4.2 Set-up e algoritmo

Al fine di allinearsi alle specifiche del prototipo sperimentale sviluppato dai partner dell'Università di Napoli, l'architettura di misura è stata radicalmente modificata rispetto agli scenari in silico precedenti. La geometria di acquisizione abbandona la schiera lineare in favore di un *array* circolare, composto da 66 antenne trasmettenti (Tx) e 66 antenne riceventi (Rx) disposte in modo equidistante lungo una circonferenza di raggio pari a 12 cm.

Il dominio di *imaging* (ID) oggetto della ricostruzione spaziale è definito da un'area quadrata di 15 cm x 15 cm, discretizzata in una griglia con risoluzione di 240 x 240 pixel. Il mezzo di accoppiamento nominale in cui è immerso il sistema (*background*), il quale si estende anche al di fuori del quadrato blu in Fig.

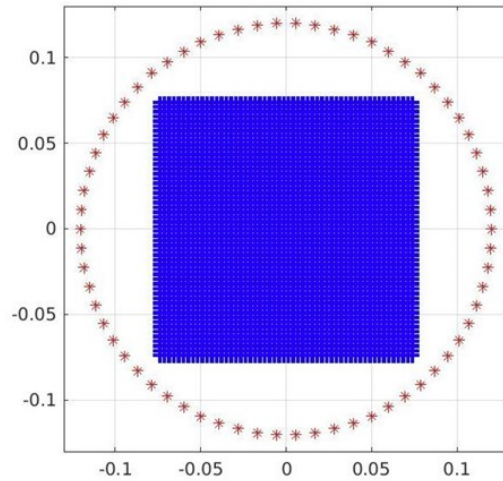


Fig. 19: Geometria trattata dalla simulazione in silico

19, presenta una permittività $\epsilon' = 15$ e una conducibilità nulla ($\sigma = 0$ S/m).

L'interrogazione del dominio anatomico avviene mediante un impulso a microonde centrato a 3 GHz, con una larghezza di banda di 4 GHz. I dati grezzi forniti in input al sistema di elaborazione sono costituiti dalla Matrice di *Scattering* multistatica S misurata su 51 punti di frequenza equamente distanziati per ogni combinazione Tx-Rx, strutturata in un tensore di dimensioni $66 \times 66 \times 51$.

A livello tissutale, lo scenario anatomico in esame non è più un mezzo adiposo omogeneo, ma un modello complesso derivato dalla segmentazione in 6 classi di permittività (0: Background, 1: Pelle, 2: Grasso, 3: Tessuto di transizione, 4: Tessuto fibro-ghiandolare, 5: Tessuto tumorale).

I codici MATLAB per il beamforming dei segnali sono rimasti strutturalmente gli stessi usati finora; ciononostante, il passaggio a una geometria circolare operante in un mezzo fortemente disomogeneo ha imposto una parziale riscrittura del codice di focalizzazione rispetto agli scenari analizzati nei capitoli precedenti.

Le evoluzioni implementative si articolano su tre livelli fondamentali:

Pre-processing:

In analogia con le simulazioni precedenti, la Matrice di *Scattering* (misurata in questo setup su un numero discreto di 51 punti in frequenza) viene riportata nel dominio del tempo tramite Trasformata di Fourier Inversa (IFFT). In questa specifica applicazione, per garantire l'accuratezza della successiva estrazione dei ritardi compensati, viene imposta una frequenza di ricampionamento temporale pari a 15 GHz, con una griglia fitta di 945 campioni.

Mappatura delle velocità e algoritmo *graydist*:

Nel mezzo omogeneo, il tempo di volo veniva calcolato come semplice distanza euclidea rettilinea divisa per una velocità d'onda costante(8).

Nello scenario anatomico reale, il fronte d'onda a microonde subisce continue rifrazioni attraversando tessuti con densità dielettriche differenti. Per calcolare l'esatto tempo di volo del segnale compensando queste deviazioni, la procedura implementata si articola in passaggi logici ben definiti.

Innanzitutto, i pesi di propagazione (definiti come "lentezza", $W = \frac{1}{v}$) sono stati calcolati riferendosi direttamente ai valori di permittività intrinseci di ogni specifico tessuto, ottenuti grazie alla segmentazione del modello tomografico passato dai colleghi dell'Università di Napoli.

Una volta calcolati i pesi per ogni singolo pixel della griglia, queste informazioni sono state inserite nel modello computazionale *graydist*. Questa funzione matriciale

ragiona secondo il concetto di tempo di volo geodetico, in accordo con la teoria descritta in letteratura [27] il quale permette di simulare la reale propagazione delle onde: il segnale individua la traiettoria che minimizza il tempo di volo totale, piegandosi attraverso le interfacce dei tessuti.

Infine, poiché la dimensione spaziale della griglia trattata non è normalizzata, il risultato grezzo ottenuto dalla *graydist*, che costituisce di fatto una sorta di accumulo di pesi temporali direzionali, viene esplicitamente moltiplicato per la grandezza effettiva del pixel. Questa operazione dimensionale trasforma l'output topologico dell'algoritmo nel tempo di volo esatto misurato in secondi, parametro fondamentale per la corretta focalizzazione dei segnali.

Compensazione temporale:

Nelle simulazioni omogenee, la compensazione dell'espansione sferica del fronte d'onda impiegava il quadrato della distanza geometrica (r^2). Tuttavia, in uno scenario anatomico eterogeneo questo approccio perde significato fisico, poiché il segnale non viaggia in linea retta ma subisce continue rifrazioni lungo percorsi geodetici curvi. Per tale motivo, il fattore spaziale è stato sostituito da un peso dinamico basato sul tempo di volo totale di andata e ritorno (t_d), parametro che modella fedelmente il reale percorso ottico dell'onda. In fase di *beamforming*, l'ampiezza del segnale è stata moltiplicata per un fattore compensativo t_d^α . Questo termine permette di bilanciare simultaneamente sia lo *spreading* sferico sia la severa attenuazione dielettrica del tessuto biologico, aggirando l'instabilità numerica delle compensazioni esponenziali. Nelle simulazioni riportate in questo studio, il corretto livello energetico dei bersagli profondi è stato ripristinato utilizzando un valore bilanciato pari a $\alpha = 3$.

4.3 Risultati delle prime ricostruzioni

La prima ricostruzione è stata eseguita elaborando una Matrice di *Scattering* relativa a un target geometricamente e dielettricamente semplificato. Questa fase preliminare ha avuto l'obiettivo esclusivo di validare l'architettura computazionale dell'algoritmo di *beamforming* operando in un mezzo omogeneo e, conseguentemente, senza la necessità di applicare la logica di compensazione geodetica (*graydist*). I risultati ottenuti a seguito di questa prima validazione sono riportati di seguito:

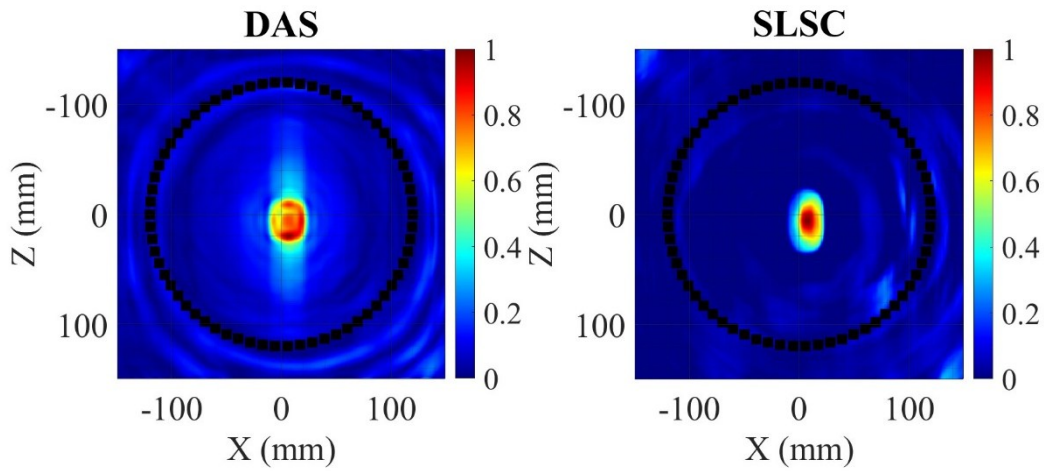


Fig. 20: Ricostruzione di un target semplice

Una volta verificata la solidità dell'algoritmo di base (Fig. 20), l'indagine è stata estesa a scenari anatomici significativamente più complessi, caratterizzati da tessuti fortemente eterogenei. In questa configurazione si è scelto di applicare pienamente l'algoritmo basato sulla funzione *graydist* per compensare le rifrazioni del mezzo. Come discusso nella descrizione dell'architettura di progetto, le mappe risultanti da questa seconda fase rappresentano le primissime ricostruzioni, le quali sono state elaborate direttamente dalla Matrice di *Scattering* multistatica totale (S_{tot}) derivante dall'indagine elettromagnetica condotta sui profili senologici realistici di due differenti pazienti. Per garantire una valutazione oggettiva, le immagini sono

impaginate mantenendo una struttura di confronto costante: il pannello superiore riporta il modello tomografico digitale di riferimento, mentre la riga inferiore presenta le ricostruzioni mediante l'algoritmo DAS (a sinistra) e l'algoritmo SLSC (a destra). Tutte le mappe sono state calcolate all'interno del dominio d'indagine quadrato che racchiude la sezione del seno, delimitato spazialmente dalla posizione della schiera circolare di antenne ricetrasmittenti.

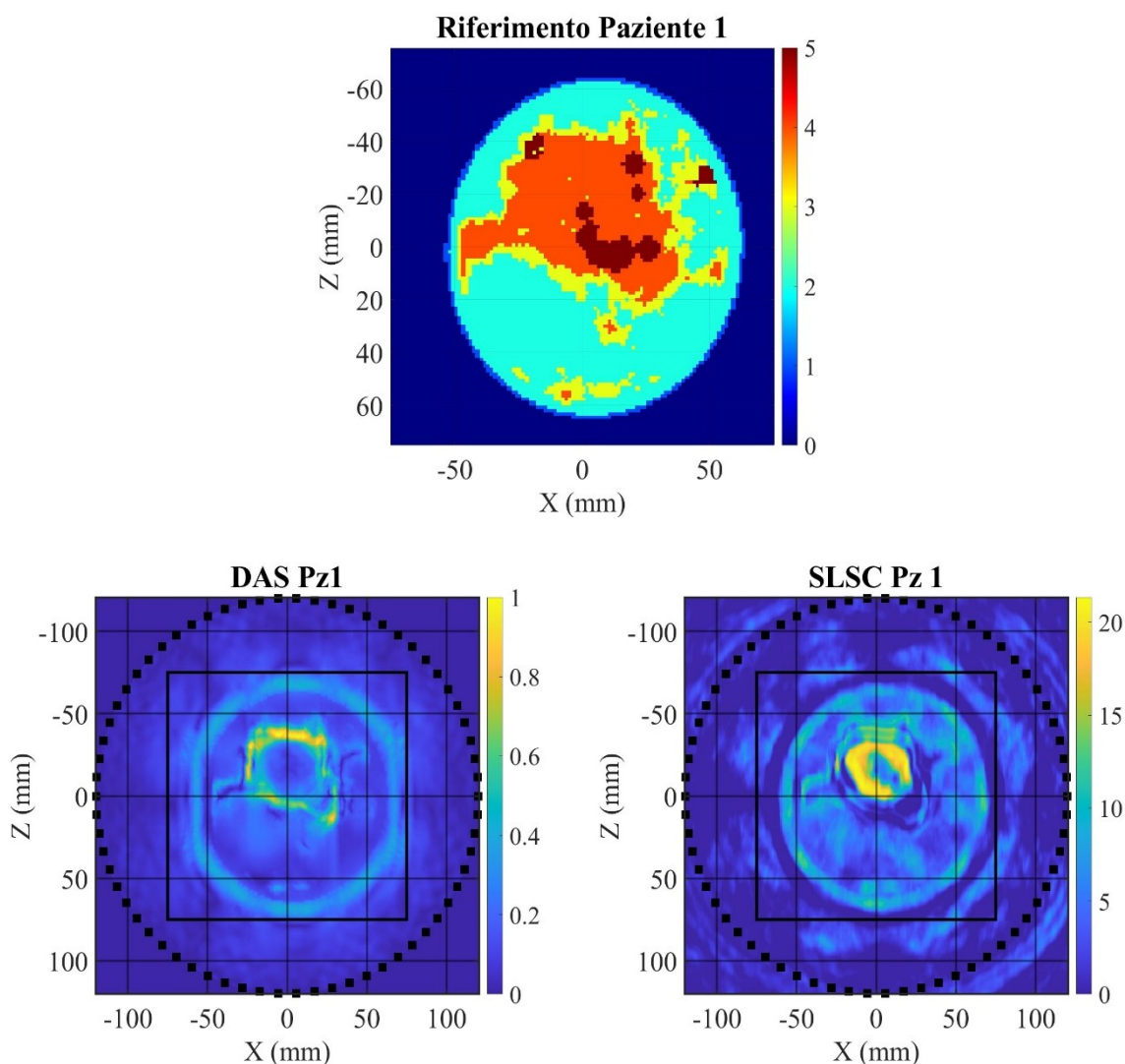


Fig. 21: Ricostruzione relativa al Paziente 1. In alto: modello digitale di riferimento con evidenza dei tessuti. In basso a sinistra: mappa di energia ottenuta tramite algoritmo DAS. In basso a destra: mappa di coerenza spaziale ottenuta tramite algoritmo SLSC

Analizzando i risultati relativi al Paziente 1 in Fig. 21, il modello tomografico digitale di riferimento è rappresentato da una mappa a sei colori, in cui ciascuna cromia identifica un differente tessuto a cui è stato assegnato un livello di permittività dielettrica stimato per lo scenario anatomico a 3 GHz, come anticipato nel paragrafo di Set Up. È opportuno sottolineare che i valori discreti utilizzati per tale segmentazione costituiscono un'approssimazione numerica estrapolata in perfetta coerenza con le dinamiche di dispersione, i modelli teorici e gli studi clinici su larga scala già ampiamente introdotti e discussi nel Capitolo 1.

Spostando l'attenzione sulle ricostruzioni radar, sia l'algoritmo DAS che l'SLSC evidenziano in primo luogo i contorni dettati dal forte salto dielettrico presente tra la pelle e il mezzo circostante. La seconda struttura che emerge in modo ben definito, per le medesime ragioni legate alle differenze di permittività, è il tessuto fibrogliandolare. Confrontando visivamente le due tecniche, si nota come l'approccio DAS riesca a definire le forme e la morfologia generale di queste strutture. Nel medesimo senso, l'algoritmo SLSC tende a localizzare un contrasto decisamente maggiore nel centro del tessuto fibrogliandolare e nel salto con la pelle. In entrambe queste prime ricostruzioni basate sui segnali totali, tuttavia, la massa tumorale non risulta ancora visibile.

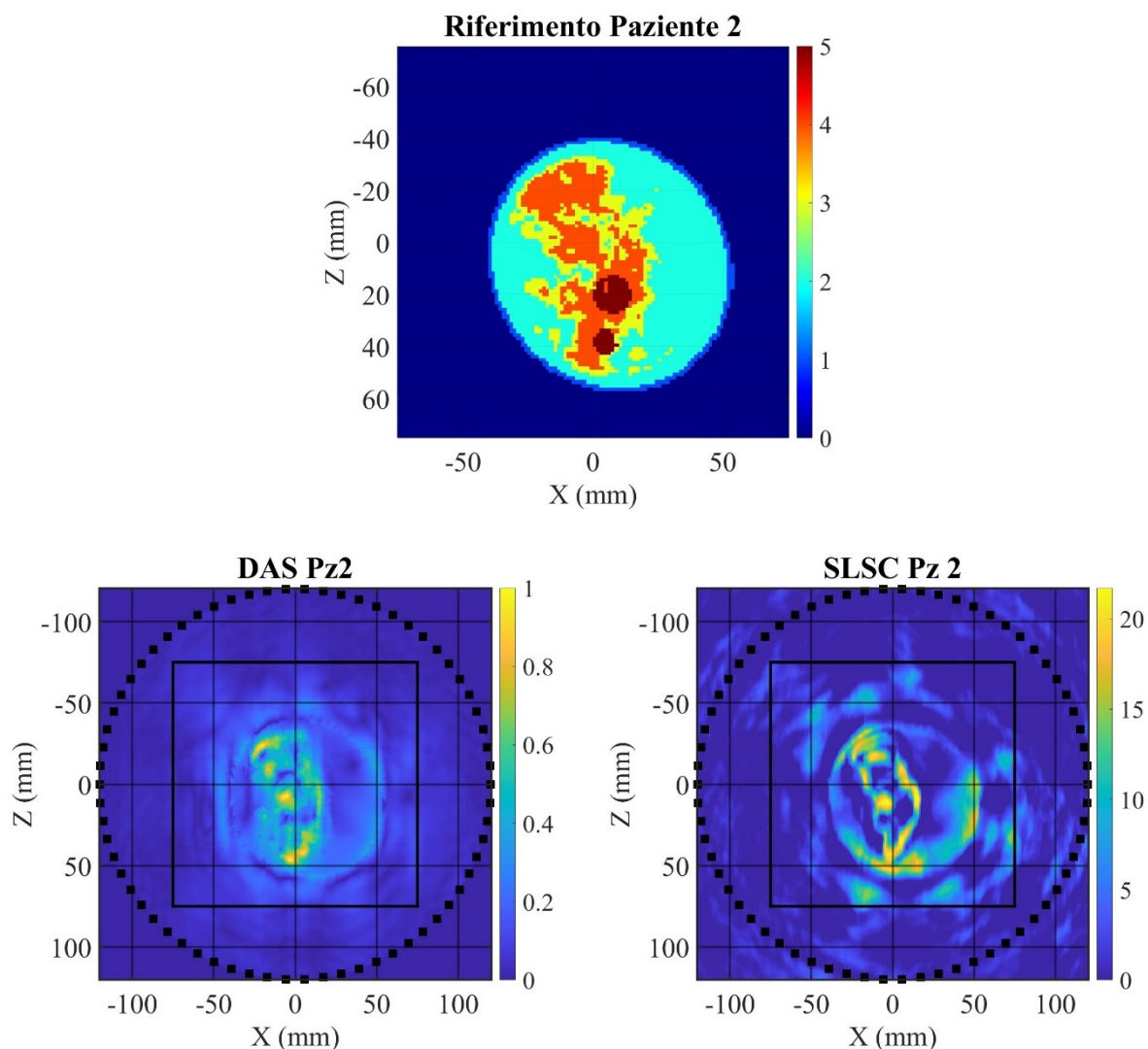


Fig. 22: Ricostruzione relativa al Paziente 2. In alto: modello digitale di riferimento con evidenza dei tessuti. In basso a sinistra: mappa di energia ottenuta tramite algoritmo DAS. In basso a destra: mappa di coerenza spaziale ottenuta tramite algoritmo SLSC

Un andamento comparabile si riscontra analizzando le ricostruzioni relative al Paziente 2 (Fig. 22). In questo secondo scenario, il modello digitale di riferimento presenta una conformazione anatomica caratterizzata da un perimetro mammario visivamente più ridotto. Spostando l'attenzione sulle mappe radar, si rileva come il comportamento degli algoritmi si adatti diversamente a questa differente morfologia.

A differenza del caso precedente, l'approccio DAS fatica maggiormente a delineare con precisione i contorni delle strutture anatomiche principali, restituendo un'immagine in cui le interfacce dielettriche risultano più sfumate. Di contro, l'algoritmo SLSC dimostra in questo contesto una maggiore efficacia, riuscendo a isolare e definire i profili della pelle e del tessuto fibroghiandolare con una qualità e un contrasto visibilmente superiori. Tuttavia, in linea con quanto osservato per il Paziente 1, l'elaborazione basata esclusivamente sulla Matrice di Scattering totale non consente ancora di abbattere il forte disordine introdotto dal tessuto sano circostante: di conseguenza, anche in queste mappe, la localizzazione spaziale della patologia rimane preclusa. Allo stato attuale, si può affermare che la corretta identificazione dei contorni (sia dell'interfaccia aria-pelle che della regione fibroghiandolare interna) rappresenta un primo promettente passo; tuttavia, si rende necessario condurre ulteriori studi per analizzare approfonditamente i motivi fisici e algoritmici che ostacolano la visualizzazione del tumore in questi scenari. Ciononostante questa fedele ricostruzione morfologica rappresenta infatti il primo passo propedeutico per la validazione della tecnica, ponendo le basi per la successiva applicazione degli algoritmi di sottrazione degli artefatti tramite l'approccio del gemello generato con reti neurali.

Conclusioni e sviluppi futuri

Dall'analisi comparativa e sperimentale condotta in questo elaborato di tesi, emerge un quadro chiaro e oggettivo sulle reali potenzialità e sui limiti dell'algoritmo SLSC (*Short-Lag Spatial Coherence*) applicato al *Microwave Breast Imaging* (MBI), posto in diretto confronto con il canonico approccio DAS (*Delay-and-Sum*). L'indagine si è articolata in due macro-fasi: la caratterizzazione algoritmica tramite simulazioni in silico e la successiva validazione preliminare su dati simulati di riferimento all'interno del progetto PRIN.

I test condotti nel Capitolo 3 hanno delineato le caratteristiche fondamentali delle due tecniche. In linea generale, l'algoritmo SLSC si è dimostrato un buono strumento in fase di rilevamento spaziale, garantendo sistematicamente un livello di contrasto superiore rispetto al DAS. Come evidenziato nel test di profondità, l'SLSC è l'unica tecnica in grado di localizzare bersagli deboli e fortemente attenuati, dove l'approccio DAS fallisce perdendo completamente il segnale nel disordine di fondo. Inoltre, l'algoritmo a coerenza spaziale ha confermato una marcata robustezza nel test di tolleranza al rumore (SNR), mantenendo il target a fuoco anche in condizioni di elevato degrado del segnale. Tuttavia, queste capacità di rilevamento avvengono a discapito della fedeltà morfologica: l'SLSC presenta una incoerente risoluzione assiale, che si traduce in un allungamento del target lungo la direzione di propagazione. Si è inoltre registrata la presenza di una maggiore coerenza di background in ambiente ideale rispetto al DAS; un limite migliorabile introducendo una piccola quantità di rumore bianco o aggirabile tramite l'applicazione di soglie dinamiche, dato l'elevato contrasto del target. Di contro, l'algoritmo DAS si è dimostrato uno strumento caratterizzato da un rumore intrinseco inferiore, ma meno performante nella robustezza ad ambienti rumorosi e nella preservazione delle corrette forme geometriche delle strutture più profonde.

Queste dinamiche teoriche hanno trovato un coerente riscontro nell'applicazione degli algoritmi ai dati sperimentali grezzi del progetto PRIN (Capitolo 4), caratterizzati da una complessa geometria circolare e da un'elevata eterogeneità tissutale. Operando sulle interfacce anatomiche dei due profili paziente, l'approccio SLSC, coerentemente con la sua natura algoritmica, ha dimostrato una capacità superiore nell'isolare e localizzare i punti caratterizzati da un forte salto dielettrico, restituendo un contrasto decisamente più elevato e netto in corrispondenza del tessuto fibrogliandolare rispetto al DAS.

Ciononostante, operando esclusivamente sulla Matrice di *Scattering* totale non filtrata, nessuno dei due algoritmi si è rivelato in grado di localizzare correttamente la posizione del target tumorale, motivo per il quale servono maggiori approfondimenti. In virtù di quanto osservato, la conclusione principale di questo studio è che l'algoritmo SLSC, si configura come un buono strumento per una prima e rapida identificazione delle macro-strutture presenti, grazie al buon contrasto e alla robustezza al rumore, tuttavia, al momento, sono necessari ulteriori studi in scenari più complessi e realistici per validarne ulteriormente le potenzialità e comprenderne meglio le eventuali limitazioni nel campo delle onde millimetriche.

BIBLIOGRAFIA

- [1] A. Q. Khan *et al.*, “Advances in breast cancer diagnosis: a comprehensive review of imaging, biosensors, and emerging wearable technologies,” *Front. Oncol.*, vol. 15, Jun. 2025, doi: 10.3389/fonc.2025.1587517.
- [2] E. Porter and D. O’loughlin, “Pathway to Demonstrating Clinical Efficacy of Microwave Breast Imaging: Qualitative and Quantitative Performance Assessment,” *IEEE J. Electromagn. RF Microw. Med. Biol.*, vol. 6, no. 4, pp. 439–448, Dec. 2022, doi: 10.1109/JERM.2022.3218756.
- [3] N. K. Nikolova, “Microwave imaging for breast cancer,” *IEEE Microw. Mag.*, vol. 12, no. 7, pp. 78–94, Dec. 2011, doi: 10.1109/MMM.2011.942702.
- [4] R. Chandra, H. Zhou, I. Balasingham, and R. M. Narayanan, “On the Opportunities and Challenges in Microwave Medical Sensing and Imaging,” Jul. 01, 2015, *IEEE Computer Society*. doi: 10.1109/TBME.2015.2432137.
- [5] D. O’Loughlin, M. O’Halloran, B. M. Moloney, M. Glavin, E. Jones, and M. A. Elahi, “Microwave breast imaging: Clinical advances and remaining challenges,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 65, no. 11, pp. 2580–2590, Nov. 2018, doi: 10.1109/TBME.2018.2809541.
- [6] S. Di Meo *et al.*, “Dielectric properties of breast tissues: experimental results up to 50 GHz.”
- [7] M. Taghipour-Gorjikolaie *et al.*, “AI-based hierarchical approach for optimizing breast cancer detection using MammoWave device,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 100, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.bspc.2024.107143.
- [8] A. Fasoula *et al.*, “Wavelia Microwave Breast Imaging Phase#2 Clinical Investigation: Methodological Evolutions and Multidimensional Radiomics Analysis Towards Controlled Specificity,” *Cancers (Basel)*, vol. 17, no. 18, Sep. 2025, doi: 10.3390/cancers17182973.
- [9] R. Sidebottom, D. Webb, B. Bishop, K. Mohammed, and S. Allen, “Results for the London investigation into dielectric scanning of lesions study of the MARIA® M6 breast imaging system,” *British Journal of Radiology*, vol. 97, no. 1155, pp. 549–552, Mar. 2024, doi: 10.1093/bjr/tqae013.
- [10] E. C. Fear, X. Li, S. C. Hagness, and M. A. Stuchly, “Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localization of tumors in three dimensions,” *IEEE*

- Trans. Biomed. Eng.*, vol. 49, no. 8, pp. 812–822, 2002, doi: 10.1109/TBME.2002.800759.
- [11] E. J. Bond, X. Li, S. C. Hagness, and B. D. Van Veen, “Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 51, no. 8, pp. 1690–1705, Aug. 2003, doi: 10.1109/TAP.2003.815446.
 - [12] H. Been Lim, N. Thi Tuyet Nhung, E. P. Li, and N. Duc Thang, “Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Delay-multiply-and-sum image reconstruction algorithm,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 6, pp. 1697–1704, Jun. 2008, doi: 10.1109/TBME.2008.919716.
 - [13] B. Guo, Y. Wang, J. Li, P. Stoica, and R. Wu, “Microwave Imaging Via Adaptive Beamforming Methods for Breast Cancer Detection,” *J. Electromagn. Waves Appl.*, vol. 20, no. 1, pp. 53–63, Jan. 2006, doi: 10.1163/156939306775777350.
 - [14] M. A. Lediju, G. E. Trahey, B. C. Byram, and J. J. Dahl, “Short-lag spatial coherence of backscattered echoes: Imaging characteristics,” *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 58, no. 7, pp. 1377–1388, 2011, doi: 10.1109/TUFFC.2011.1957.
 - [15] A. Wiacek, E. Oluyemi, K. Myers, L. Mullen, and M. A. L. Bell, “Coherence-Based Beamforming Increases the Diagnostic Certainty of Distinguishing Fluid from Solid Masses in Breast Ultrasound Exams,” *Ultrasound Med. Biol.*, vol. 46, no. 6, pp. 1380–1394, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.ultrasmedbio.2020.01.016.
 - [16] G. Matrone, M. A. L. Bell, and A. Ramalli, “Spatial Coherence Beamforming with Multi-Line Transmission to Enhance the Contrast of Coherent Structures in Ultrasound Images Degraded by Acoustic Clutter,” *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 68, no. 12, pp. 3570–3582, Dec. 2021, doi: 10.1109/TUFFC.2021.3099730.
 - [17] M. Lazebnik *et al.*, “A large-scale study of the ultrawideband microwave dielectric properties of normal breast tissue obtained from reduction surgeries,” *Phys. Med. Biol.*, vol. 52, no. 10, May 2007, doi: 10.1088/0031-9155/52/10/001.
 - [18] M. Lazebnik *et al.*, “A large-scale study of the ultrawideband microwave dielectric properties of normal, benign and malignant breast tissues obtained from cancer surgeries,” *Phys. Med. Biol.*, vol. 52, no. 20, pp. 6093–6115, Oct. 2007, doi: 10.1088/0031-9155/52/20/002.

- [19] S. Di Meo, G. Matrone, and M. Pasian, “Experimental Validation on Tissue-Mimicking Phantoms of Millimeter-Wave Imaging for Breast Cancer Detection,” 2021, doi: 10.3390/app.
- [20] H. Been Lim, N. Thi Tuyet Nhung, E. P. Li, and N. Duc Thang, “Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Delay-multiply-and-sum image reconstruction algorithm,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 6, pp. 1697–1704, Jun. 2008, doi: 10.1109/TBME.2008.919716.
- [21] A. J. Nair, S. Rajagopalan, N. K. Radhakrishna Pillai, M. Donelli, and S. K. Menon, “Tumor Detection and Characterization Using Microwave Imaging Technique—An Experimental Calibration Approach,” *Sensors*, vol. 26, no. 3, Feb. 2026, doi: 10.3390/s26031014.
- [22] M. A. Lediju Bell, J. J. Dahl, and G. E. Trahey, “Resolution and brightness characteristics of short-lag spatial coherence (SLSC) images,” *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 62, no. 7, pp. 1265–1276, Jul. 2015, doi: 10.1109/TUFFC.2014.006909.
- [23] E. P. Vienneau, K. A. Ozgun, and B. C. Byram, “Spatiotemporal Coherence to Quantify Sources of Image Degradation in Ultrasonic Imaging,” *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 69, no. 4, pp. 1337–1352, Apr. 2022, doi: 10.1109/TUFFC.2022.3152717.
- [24] E. C. Fear, X. Li, S. C. Hagness, and M. A. Stuchly, “Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localization of tumors in three dimensions,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 49, no. 8, pp. 812–822, 2002, doi: 10.1109/TBME.2002.800759.
- [25] N. K. Nikolova, “Microwave imaging for breast cancer,” *IEEE Microw. Mag.*, vol. 12, no. 7, pp. 78–94, Dec. 2011, doi: 10.1109/MMM.2011.942702.
- [26] K.-Y. Guo, X.-Z. Han, and X.-Q. Sheng, “Scattering center models of backscattering waves by dielectric spheroid objects,” *Opt. Express*, vol. 26, no. 4, p. 5060, Feb. 2018, doi: 10.1364/oe.26.005060.
- [27] P. Soille, “Generalized geodesy via geodesic time,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 15, no. 12, pp. 1235–1240, Dec. 1994, doi: 10.1016/0167-8655(94)90113-9.