

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

SECONDA FACOLTÀ DI INGEGNERIA CON SEDE A CESENA
Corso di Laurea triennale in ingegneria elettronica e delle telecomunicazioni

**SISTEMI RADAR MULTISTATICI UWB
PER LA DIAGNOSTICA PRECOCE
DEL CANCRO AL SENO**

Tesi di Laurea in TELECOMUNICAZIONI

Relatore:
Chiar.mo Prof. Ing. Marco Chiani
Correlatore:
Dott. Ing. Andrea Giorgetti

Presentata da:
Stefano Cardillo

Sessione II
Anno Accademico 2012-2013

Indice

Introduzione	6
CAPITOLO 1	7
Radar UWB	7
1.1 Radar multistatico	7
1.2 Possibili applicazioni del radar multistatico UWB	8
1.3 Configurazioni attuali	8
1.4 Mammografia e Risonanza magnetica	12
1.5 Perché le microonde?	13
CAPITOLO 2	14
Panoramica del sistema	14
2.1 Basi fisiche	14
2.2 Proprietà dielettriche dei tessuti del seno al variare della frequenza	15
2.2.1 Studi preliminari sulle proprietà elettriche di tessuti umani normali e maligni	15
2.2.2 Incidenza del contenuto d'acqua sulla permittività e dipendenza dalla frequenza	16
2.2.3 Modello Cole-Cole e Debye	18
2.2.4 Analisi della permittività del seno con modello Cole-Cole	20
CAPITOLO 3	24
Algoritmi di elaborazione dei segnali	24
3.1 Principio generale degli algoritmi	24
3.2 Clutter interfaccia pelle del seno	26
3.2.1 Algoritmo di rimozione dell'artefatto della pelle del seno	28
3.3 Delay-and-Sum	29
3.3.1 Introduzione al DAS	29
3.3.2 Basi matematiche del DAS	31
3.3.3 Scelta della finestra temporale e calcolo dell'energia	34
3.3.4 Delay-Multiply-and-Sum	35
3.4 Microwave Imaging via Space-Time	36
3.4.1 Introduzione al MIST	36

3.4.2 Basi matematiche del MIST	38
3.5 Multistatic Adaptive Microwave Imaging	40
3.5.1 Introduzione al MAMI	40
3.5.2 Pre-elaborazione	41
3.5.3 MAMI	42
3.6 Confronto degli algoritmi	45
3.6.1 Esempio numerico	45
3.6.2 Tempo di elaborazione	50
3.7 Target multipli	51
CAPITOLO 4	53
Riflessioni finali	53
4.1 Conclusioni	53

Elenco delle figure

1	Schema di analisi della mammella	7
2	Sistema radar <i>MARIA</i> composto da 31 elementi di antenna [1]	9
3	Nuovo sistema radar composto da 60 elementi di antenna [1]	10
4	Sistema di analisi completo [1]	11
5	Esempio di analisi su un paziente [2]	11
6	Permittività e conduttività del tessuto muscolare e adiposo in funzione della frequenza [3]	14
7	Permittività dei tessuti sani del seno in funzione della frequenza nella banda da 2.4 a 3.0 GHz [5]	17
8	Permittività dei tessuti maligni del seno in funzione della frequenza nella banda da 2.4 a 3.0 GHz [5]	18
9	Costante dielettrica e conduttività per i campioni di tessuto del Gruppo 1 nella banda da 0.5 a 20 GHz [6]	21
10	Costante dielettrica e conduttività per i campioni di tessuto del Gruppo 2 nella banda da 0.5 a 20 GHz [6]	21
11	Costante dielettrica e conduttività per i campioni di tessuto del Gruppo 3 nella banda da 0.5 a 20 GHz [6]	22
12	Schema di funzionamento del radar multistatico	24
13	Schema a blocchi del funzionamento di un generico algoritmo di imaging . .	25
14	Risposta <i>early-time</i> e <i>late-time</i> all'ingresso di sette canali di un <i>Beamforming</i> [11]	27
15	Schema a blocchi del funzionamento dell'algoritmo Delay-and-Sum	31
16	Schema a blocchi del funzionamento dell'algoritmo Delay-Multiply-and-Sum	35
17	Schema a blocchi del funzionamento dell'algoritmo Microwave Imaging via Space-Time	37
18	Configurazione multistatica per l'algoritmo MAMI [13]	40
19	Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione DAS monostatico [13]	46
20	Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione DAS multistatico [13]	47
21	Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione MIST monostatico [13]	48
22	Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione MAMI [13]	49

23	Panoramica di un modello di seno numerico 2-D realizzata con algoritmo di ricostruzione MIST [10]	51
----	---	----

Elenco delle tabelle

1	Permittività del tessuto mammario sano e maligno nel range di frequenze da 50 a 900 MHz [4]	16
2	Conduttività del tessuto mammario sano e maligno nel range di frequenze da 50 a 900 MHz [4]	16
3	Percentuali di acqua presenti nei tessuti sano e maligno dei pazienti P1, P2 e P3 [5]	17
4	Parametri Cole-Cole per i tessuti normali del seno ottenuti da operazioni di riduzione e di rimozione di un tumore, per i tre gruppi [6]	20
5	Rapporti signal-to-clutter ratio per gli algoritmi MAMI, DAS multistatico, MIST monostatico e DAS monostatico [13]	50
6	Tempo di calcolo in pixel/sec per gli algoritmi MS-MIST e MAMI [15] . . .	50

Introduzione

Il tumore al seno risulta essere la prima causa di mortalità femminile per cancro. Lo strumento tuttora rilevante nella diagnostica del carcinoma mammario è la mammografia a raggi X. Tale tecnica tuttavia presenta una serie di problematiche quali l'emissione di raggi ionizzanti che possono, anche se in piccola percentuale, aumentare le dimensioni del cancro alla mammella o addirittura fare insorgere una lesione maligna non presente prima dell'analisi. Bisogna considerare inoltre la fastidiosa compressione del seno ma soprattutto l'alto tasso di mancata rilevazione e falsi-positivi, in particolar modo nelle donne più giovani dove la maggiore densità del tessuto mammario non permette una facile analisi.

Questa tesi si propone di studiare una tecnologia complementare alla mammografia a raggi X per la diagnostica precoce del cancro al seno. Si tratta di un sistema radar multistatico UWB. Con tale strumento si cerca di fornire un nuovo metodo di analisi meno invasivo e più sicuro per la salute del paziente sfruttando le microonde a banda larga. Tale sistema lavora infatti con un livello di potenza delle microonde non dannoso per il tessuto del seno.

Nel primo capitolo forniremo una presentazione del sistema multistatico UWB e del suo principio di funzionamento e spiegheremo la scelta di utilizzare le microonde.

Nel secondo capitolo analizzeremo la possibile configurazione del nostro sistema con l'oggetto di analisi, ovvero la mammella, soffermandoci in particolar modo sulla descrizione delle proprietà elettriche del seno alle frequenze delle microonde di cui si serve l'apparato.

Nel terzo capitolo presenteremo i più rilevanti algoritmi di ricostruzione di immagine della mammella, confrontandoli, analizzandone i vantaggi e gli svantaggi.

Nel quarto capitolo forniremo le conclusioni di questo elaborato.

CAPITOLO 1

Radar UWB

1.1 Radar multistatico

Presentiamo innanzitutto una configurazione generica del sistema radar multistatico per spiegarne il principio di funzionamento, per introdurre in seguito le possibili configurazioni fino ad oggi proposte al caso specifico della mammella. Il sistema sarà costituito da un antenna trasmittente e da un certo numero di antenne riceventi che circondano l'area da analizzare, nel caso in esame il seno.

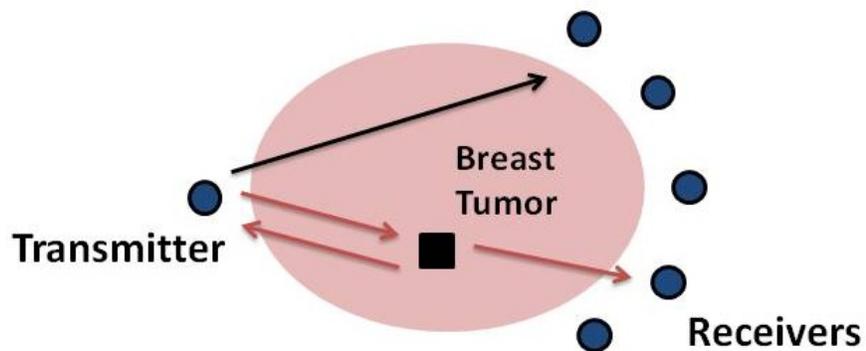


Figura 1: Schema di analisi della mammella

Il trasmettitore invia un impulso di tipo monociclo Gaussiano che attraverserà l'area di interesse nel tentativo di rilevare e localizzare il target. Quando l'obiettivo verrà

investito dall'impulso inviato dal trasmettitore rifletterà tale impulso inviando alle antenne riceventi una versione ritardata nel tempo del segnale. Attraverso il calcolo dei ritardi temporali con cui i segnali arrivano ai ricevitori è possibile ricostruire la panoramica dell'area da analizzare, tramite algoritmi di imaging. Per poter analizzare l'intera area di interesse e avere così una buona selettività spaziale è necessario servirsi di una tecnica di beamforming. L'antenna trasmittente sarà quindi un'antenna direttiva il cui lobo principale sarà diretto a tutte le angolazioni necessarie per garantire una scansione completa dell'area da analizzare. Conoscendo l'angolo di provenienza del segnale, l'array di antenne riceventi sarà in grado di calcolare il ritardo temporale del segnale ricevuto necessario per la ricostruzione finale dell'immagine.

1.2 Possibili applicazioni del radar multistatico UWB

Una possibile applicazione del sistema radar UWB è quella dei sistemi di anti-intrusione che affrontano il problema di rilevare oggetti non identificati e in movimento in un'area sorvegliata [17]-[19]. Un sistema radar per tale applicazione necessiterà di un sistema di antenne di grandi dimensioni distribuito intorno all'area da analizzare. Le problematiche principali legate a questo tipo di rilevazione sono l'identificazione di target in movimento, ma soprattutto l'impossibilità di conoscere a priori le caratteristiche elettriche dei materiali presenti nell'area analizzata. Successivamente si ipotizzò la possibilità di utilizzare il radar multistatico UWB nella diagnostica precoce del cancro al seno. Si tratta di una delle tante possibili applicazioni di un sistema di questo genere in ambito medico. Si affronterà un tipo di analisi che presenta caratteristiche simili a quelle dei sistemi descritti precedentemente anche se in questo caso il target da rilevare sarà fisso e potremo avere informazioni a priori riguardanti le caratteristiche elettriche dei materiali all'interno del seno. L'obiettivo è quindi quello di ricostruire una mappa energetica, della struttura interna dell'oggetto di analisi, nella quale le regioni di massima intensità rappresentano la lesione da rimuovere.

1.3 Configurazioni attuali

Nel caso di analisi del cancro al seno è necessario progettare un sistema che si configuri

con la particolare forma dell'oggetto di studio. E' stato quindi progettato un array emisferico di antenne posizionate lungo una sezione emisferica di un contenitore realizzato in materiale plastico ABS. Il primo prototipo è stato progettato presso il Breast Care Center a Bristol utilizzando 31 elementi di antenna. Si tratta di un sistema di antenne slot progettate per un sistema radar UWB denominato *MARIA* (Figura 2).

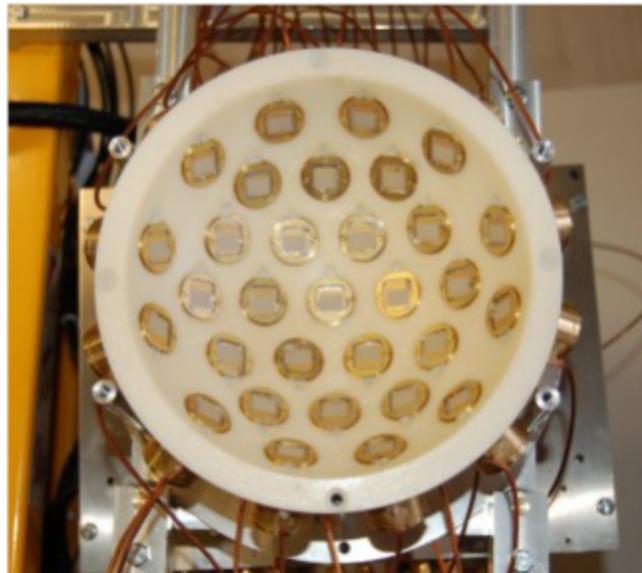


Figura 2: Sistema radar *MARIA* composto da 31 elementi di antenna [1]

Tale prototipo garantiva un tempo di scansione di 90 secondi. Esperimenti eseguiti su modelli di seno realizzati artificialmente fornivano risultati ottimali mentre le analisi su pazienti reali non sempre garantivano lo stesso successo nella rilevazione. Si è pertanto concluso che anche un lieve movimento del paziente poteva causare errori nella rilevazione. E' stata quindi realizzata una nuova configurazione comprendente 60 elementi di antenna (Figura 3) con un tempo di scansione di 10 secondi, garantendo una notevole riduzione dell'errore nell'analisi dovuto al movimento del paziente.

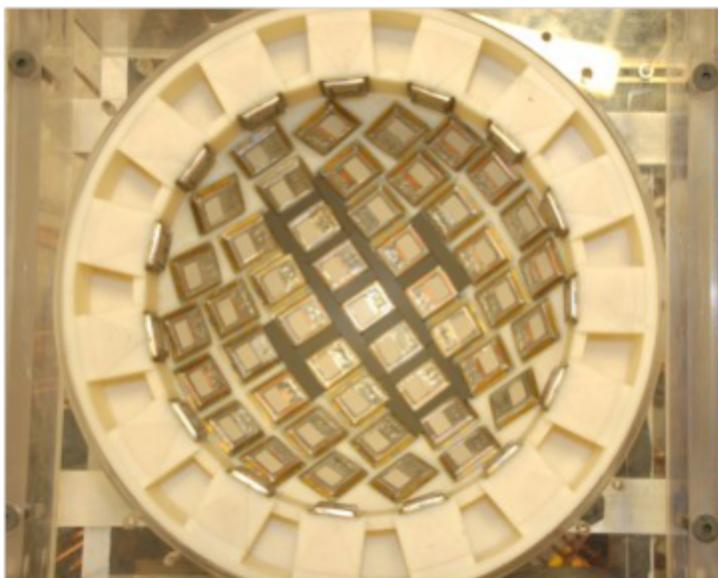


Figura 3: Nuovo sistema radar composto da 60 elementi di antenna [1]

Grazie all'ausilio di un guscio di ceramica (*con permittività elettrica $\varepsilon_r = 10$*) con basse perdite, posizionato sull'array di antenne, è possibile adattare la dimensione del seno del paziente alla macchina di scansione. Infine si ricorre a un mezzo di accoppiamento in paraffina (*con permittività elettrica $\varepsilon_r = 9$*) per eliminare qualsiasi vuoto d'aria tra l'array di antenne e la coppa di ceramica. Tale processo è fondamentale perché i vuoti d'aria tra il seno del paziente e l'array di antenne costituiscono uno dei problemi principali nell'analisi in quanto causano la maggiore incertezza nella ricostruzione dell'immagine. Il sistema completo è infine adagiato su un trolley (Figura 4).



Figura 4: Sistema di analisi completo [1]

L'analisi clinica prevede che il paziente sia disposto in posizione prona e che l'array venga posizionato meccanicamente sul seno (Figura 5).



Figura 5: Esempio di analisi su un paziente [2]

1.4 Mammografia e Risonanza magnetica

La mammografia tradizionale a raggi X risulta essere tuttora la tecnica principale per l'analisi del seno. Tale tecnica è in grado di rilevare circa l'85-90% dei tumori anche se la maggior parte di quelli segnalati risultano essere benigni. L'esame mammografico permette di individuare il cancro a uno stadio iniziale in modo da poter intervenire tempestivamente. Durante l'analisi, radiazioni ionizzanti vengono emesse dal tubo radiogeno e attraversando la mammella vanno ad impressionare una pellicola in seguito sviluppata. Le mammelle vengono precedentemente compresse una alla volta fra due piatti per impedire movimenti durante l'esame. La compressione ha inoltre lo scopo di avvicinare le mammelle al film e aumentare la qualità dell'immagine riducendo la radiazione diffusa che è causa della diminuzione delle prestazioni. L'esame presenta una durata di circa 15 minuti.

Negli ultimi anni sono stati sviluppati mammografi digitali per rispondere a esigenze di maggiore risoluzione di contrasto, vantaggi in termini di acquisizione, capacità di memorizzare un maggior numero di immagini e ridurre i costi a livello dell'iter diagnostico.

Un'altra tecnica per la rilevazione del cancro al seno è la Risonanza Magnetica. Essa integra la Mammografia a raggi X attraverso analisi che presentano una sensibilità molto elevata di circa 94-100% ma con bassa specificità, 37-97%. Tale metodo serve a sopperire i limiti della mammografia consentendo di:

- analizzare seni con protesi mammarie;
- diagnosticare casi di multifocalità;
- analizzare seni che presentano estese cicatrici che complicano la rilevazione;
- analizzare tessuti mammari molto densi.

Durante l'esame la paziente viene distesa su un lettino con le mammelle poste all'interno di una bobina incavata che funge da antenna che trasmette e riceve alle radiofrequenze. In seguito il soggetto in analisi sarà posto all'interno di un tunnel dove sarà immerso nel campo magnetico per l'intera durata dell'esame che è dell'ordine di circa quindici minuti [16].

1.5 Perché le microonde?

L'imaging a microonde si dimostra interessante nell'analisi del cancro al seno poiché evita sia l'utilizzo di radiazioni ionizzanti che la disagiata compressione del seno, garantendo quindi un'analisi più sicura e confortevole.

La mammografia genera una vera e propria fotografia del seno, garantendo una risoluzione molto elevata. Le microonde non riescono ancora ad assicurare una tale risoluzione, ma negli anni a seguire un maggiore sviluppo delle tecnologie utilizzate e l'evoluzione di algoritmi di imaging potrebbero portare a risultati simili se non migliori. L'utilizzo delle microonde si rivela inoltre molto adatto nel rilevare tumori di piccole dimensioni, aspetto fondamentale in quanto un modo efficace per garantire la sopravvivenza di un paziente affetto dal carcinoma mammario è quello di una diagnosi precoce e di un intervento tempestivo. Inoltre un'apparecchiatura radar multistatica UWB appare molto più economica rispetto agli attuali impianti per la mammografia e la risonanza magnetica. La stessa analisi risulterà più economica per il paziente.

L'analisi a microonde garantisce un'indagine più veloce e specifica in quanto in grado di rilevare solo tumori cancerosi discriminando lesioni di tipo benigno. Infine le microonde sembrano conciliare le esigenze contrastanti di una migliore risoluzione spaziale (frequenze più alte) e di una migliore profondità di penetrazione (basse frequenze). Il sistema funzionerà pertanto in una banda di frequenze compresa tra 1-10 GHz [3].

CAPITOLO 2

Panoramica del sistema

2.1 Basi fisiche

L'interazione dei campi elettromagnetici con i materiali è definita dalla permittività complessa ϵ . Essa è costituita dalla costante dielettrica stessa, ovvero la sua parte reale ϵ' , e dal fattore di perdita, ovvero la parte immaginaria ϵ'' . La parte reale indica la capacità della materia di immagazzinare l'energia dei campi irradiati mentre la parte immaginaria indica in quale misura l'energia rilasciata dal campo incidente viene dissipata in calore. Chiaramente, diversi tipi di tessuto presentano diverse permittività.

Presentiamo di seguito un grafico molto semplice che ci permette di visualizzare la variazione della permittività e della conduttività di due diversi tipi di tessuto quali quello muscolare e quello adiposo, in un range di frequenze da 1 a 10 GHz.

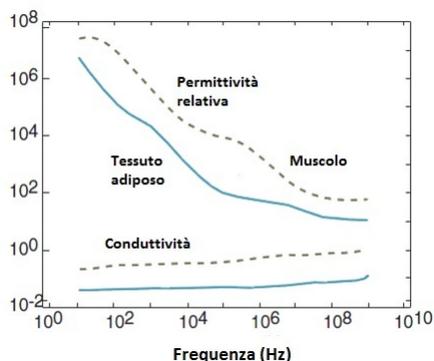


Figura 6: Permittività e conduttività del tessuto muscolare e adiposo in funzione della frequenza [3]

Questo grafico ci permette di capire che a basse frequenze i tessuti presentano un'elevata permittività mentre la conduttività aumenta con la frequenza in quanto tale aumento consente una maggiore conduzione attraverso la membrana cellulare. Studi eseguiti sulle proprietà dei tessuti hanno dimostrato che il contenuto di acqua è l'elemento dominante nel determinare la permittività, quindi tessuti come quello muscolare, il sangue e gli organi interni presentano i maggiori valori di permittività nel nostro corpo. Proprio su questo concetto si fonda l'analisi a microonde dei tessuti del seno. Il carcinoma mammario presenta infatti, rispetto ai tessuti sani del seno, una maggiore quantità di acqua e sangue, il che determina un maggior contrasto dielettrico. L'imaging a microonde consiste quindi nel vedere la struttura interna di un corpo fisico mediante campi elettromagnetici nel campo delle microonde. Le onde che si propagano all'interno dell'oggetto incontrano disomogeneità delle proprietà elettriche, portando l'onda incidente a disperdere in modi diversi a seconda del materiale incontrato. I ricevitori quindi rilevano diverse quantità di energia, espressione dei diversi contenuti del corpo analizzato.

2.2 Proprietà dielettriche dei tessuti del seno al variare della frequenza

2.2.1 Studi preliminari sulle proprietà elettriche di tessuti umani normali e maligni

Prima di definire le caratteristiche elettriche specifiche dei tessuti mammari, analizziamo in maniera generale le differenze di permittività e conduttività fra generici tessuti umani sani e maligni [4].

Uno studio sperimentale eseguito presso la Duke University nel nord Carolina ha permesso di raccogliere i dati della permittività e della conduttività di vari tipi di tessuti in un range di frequenze tra 50 e 900 MHz. I tessuti maligni analizzati erano campioni dei seguenti organi: vescica, colon, rene, fegato, polmone, nodi linfatici, ghiandola mammaria, milza e testicoli. Per i tessuti sani i campioni di vescica, dei nodi linfatici, della milza e dei testicoli non erano disponibili. Tali misurazioni mostrarono che in generale fra campioni di tessuto dello stesso tipo di organo quelli maligni presentavano una permittività e una conduttività superiori. Vi è quindi una chiara differenza nelle proprietà

elettriche tra tessuti sani e maligni che porta ad un diverso assorbimento di energia a diverse frequenze. Tale esperimento rivelò infine che i campioni che presentavano il maggior contrasto nelle proprietà elettriche erano quelli del seno come evidenziato in tabella 1 e 2.

Permittività	FREQUENZA MHz									
Tessuto del seno	50	100	200	300	400	500	600	700	800	900
Sano	21.0	20.5	20.2	20.0	19.0	18.0	17.0	16.5	16.0	15.0
Maligno	80.0	69.0	60.5	58.2	57.9	57.6	57.4	57.3	57.2	57.1

Tabella 1: Permittività del tessuto mammario sano e maligno nel range di frequenze da 50 a 900 MHz [4]

Conduttività	FREQUENZA MHz									
Tessuto del seno	50	100	200	300	400	500	600	700	800	900
Sano	0.11	0.11	0.12	0.12	0.13	0.13	0.14	0.15	0.16	0.18
Maligno	0.77	0.78	0.79	0.82	0.85	0.90	0.95	1.01	1.08	1.16

Tabella 2: Conduttività del tessuto mammario sano e maligno nel range di frequenze da 50 a 900 MHz [4]

Tali differenze evidenti nei valori della permittività e della conduttività tra campioni di tessuto sano e maligno del seno suggerirono la possibilità di sfruttare questa caratteristica per la diagnostica precoce di carcinomi mammari.

2.2.2 Incidenza del contenuto d'acqua sulla permittività e dipendenza dalla frequenza

Il fattore fondamentale che determina la differenza nel dielettrico tra tessuto mammario sano e maligno è la diversa quantità di acqua da cui è costituito il tessuto. Riportiamo in tabella 3 le percentuali di acqua presenti nei tessuti sano e maligno di tre diversi pazienti.

% di acqua		
Paziente	Tessuto sano	Tessuto maligno
P1	41	73
P2	45	75
P3	43	69

Tabella 3: Percentuali di acqua presenti nei tessuti sano e maligno dei pazienti P1, P2 e P3 [5]

È evidente la maggiore percentuale di acqua presente nei tessuti maligni rispetto a quelli sani. È proprio grazie a questa maggiore quantità di acqua che è possibile distinguere, con un'analisi a microonde, il carcinoma dal resto del tessuto mammario. Infatti la maggiore presenza di acqua nel tumore determina una maggiore quantità di energia riflessa rispetto al normale tessuto del seno. Tale quantità di acqua determina inoltre la maggiore permittività del tessuto maligno in rapporto a quello sano, come visibile in Figura 7 e 8.

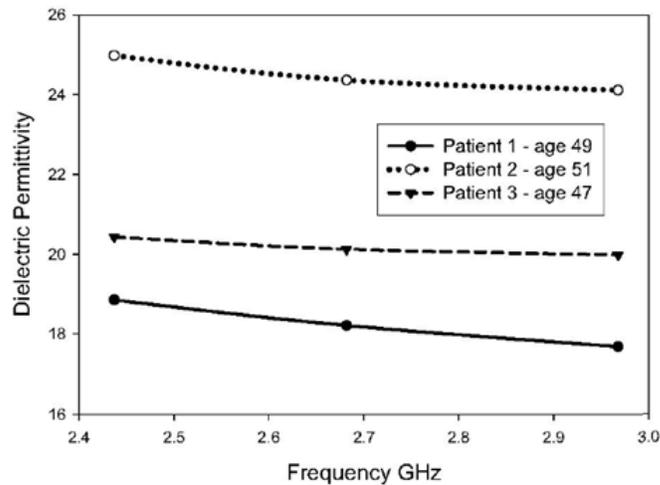


Figura 7: Permittività dei tessuti sani del seno in funzione della frequenza nella banda da 2.4 a 3.0 GHz [5]

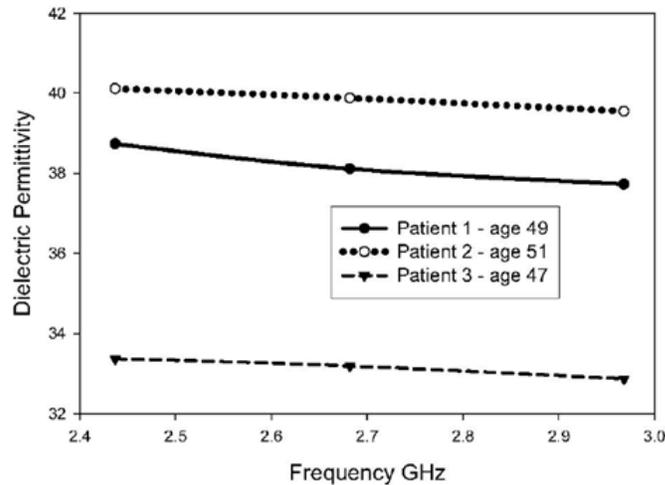


Figura 8: Permittività dei tessuti maligni del seno in funzione della frequenza nella banda da 2.4 a 3.0 GHz [5]

Analizzando i valori della permittività in funzione della frequenza si nota come essi diminuiscono con l'aumentare della stessa. E' lecito chiedersi a questo punto come sia possibile definire modelli della costante dielettrica al variare della frequenza. Questo risulta fondamentale nelle sperimentazioni e nell'analisi vera e propria di un seno reale. Presentiamo di seguito due modelli che rispondono perfettamente alla variazione della permittività del seno nel range di frequenze delle microonde.

2.2.3 Modello Cole-Cole e Debye

Per lo sviluppo di modelli elettromagnetici del seno ci si serve di metodi numerici basati su tecniche Finite Difference Time Domain (FDTD) [7]. Si tratta appunto di tecniche numeriche per lo studio della propagazione elettromagnetica. I seni artificiali studiati con FDTD necessitano di un modello realistico di dispersione in frequenza della permittività della mammella.

- 1) Modello Cole-Cole a polo singolo

Si tratta del primo modello realizzato per caratterizzare le proprietà dielettriche in funzione della frequenza, in particolar modo per quando riguarda la banda di frequenze tipiche dei sistemi UWB. Secondo tale modello la permittività complessa all'interno del seno è data da:

$$\hat{\varepsilon}(w) = \varepsilon'_c(w) - j\varepsilon''_c(w) = \varepsilon_\infty + \frac{\Delta\varepsilon_c}{1+(jw\tau_c)^{1-\alpha}} + \frac{\sigma_s}{jw\varepsilon_0}$$

dove:

- $\varepsilon'_c(w)$ è la costante dielettrica dipendente dalla frequenza;
- $\varepsilon''_c(w)$ rappresenta la perdita del dielettrico dipendente dalla frequenza;
- $\varepsilon_\infty, \Delta\varepsilon_c, \sigma_s, \tau_c$ e α sono i parametri di Cole-Cole.

2) Modello Debye:

A causa della complessità computazionale nell'adattare il modello Cole-Cole alla tecnica FDTD si è investigato un modello più semplice. È stato quindi proposto il modello Debye:

$$\hat{\varepsilon}_d(w) = \varepsilon'_d(w) - j\varepsilon''_d(w) = \varepsilon_\infty + \sum_{n=1}^N \frac{\Delta\varepsilon_{dn}}{1+jw\tau_{dn}} + \frac{\sigma_s}{jw\varepsilon_0}$$

dove d indica "Debye" e N è il numero di poli. Tale modello ci permette di descrivere le proprietà dielettriche dei tessuti del seno e si adatta meglio alle tecniche FDTD. Il modello Debye è quindi un'approssimazione di quello Cole-Cole. La corretta approssimazione si ottiene scegliendo il valore più adatto per il parametro N e minimizzando la seguente funzione errore:

$$e = \frac{\sum_{i=1}^M \left(\frac{\varepsilon'_{i,c}(w) - \varepsilon'_{i,d}(w)}{\text{median}[\varepsilon'_d(\bar{w})]} \right)^2 + \sum_{i=1}^M \left(\frac{\varepsilon''_{i,c}(w) - \varepsilon''_{i,d}(w)}{\text{median}[\varepsilon''_d(\bar{w})]} \right)^2}{M}$$

dove M indica il numero di punti in frequenza e \bar{w} è il vettore di tutte le frequenze di misurazione.

2.2.4 Analisi della permittività del seno con modello Cole-Cole

Attraverso il modello Cole-Cole è possibile descrivere l'andamento delle proprietà elettriche del seno nella banda di interesse [6]. Si consideri un intervallo di frequenze abbastanza ampio che va da 0.5 a 20 GHz. L'analisi è stata svolta su 354 campioni di tessuto normale ottenuti tramite operazioni di riduzione del seno, perciò provenienti da pazienti sane, e 92 campioni di tessuto normale del seno ottenuti da operazioni di rimozione del cancro. I campioni sono stati suddivisi in tre gruppi in base al contenuto di tessuto adiposo:

- Gruppo 1: 0-30 % tessuto adiposo;
- Gruppo 2: 31-84 % tessuto adiposo;
- Gruppo 3: 85-100% tessuto adiposo.

Valori medi della costante dielettrica e della conduttività sono stati calcolati tramite il modello Cole-Cole e rappresentati nell'intervallo di frequenze prima definito. Si riportano in tabella 4 i parametri Cole-Cole per i tre gruppi di analisi.

	Gruppo 1		Gruppo 2		Gruppo3	
Operazione chirurgica	Riduzione	Rim. cancro	Riduzione	Rim. cancro	Riduzione	Rim. cancro
n° di campioni	99	41	84	16	171	35
ε_{∞}	7.821	8.229	5.573	6.080	3.140	3.450
$\Delta\varepsilon$	41.48	44.38	34.57	19.26	1.708	3.679
τ (ps)	10.66	10.55	9.149	11.46	14.65	14.51
α	0.047	0.033	0.095	0.057	0.061	0.049
σ_s (S/m)	0.713	0.808	0.524	0.297	0.036	0.050

Tabella 4: Parametri Cole-Cole per i tessuti normali del seno ottenuti da operazioni di riduzione e di rimozione di un tumore, per i tre gruppi [6]

Nelle figure 9, 10 e 11 le linee grigie rappresentano le curve per il tessuto normale ottenuto dalle operazioni di riduzione. Quelle nere invece rappresentano i campioni di tessuto normale ottenuti da operazioni di rimozione di un tumore.

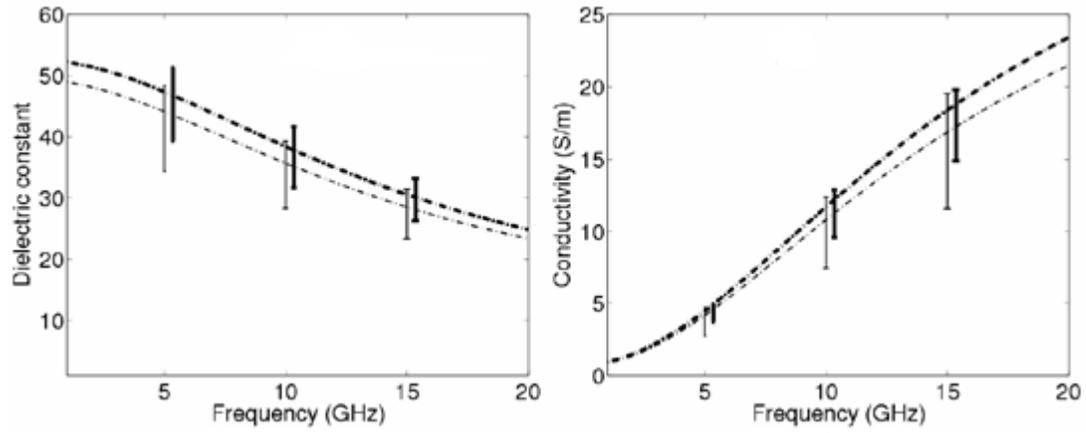


Figura 9: Costante dielettrica e conduttività per i campioni di tessuto del Gruppo 1 nella banda da 0.5 a 20 GHz [6]

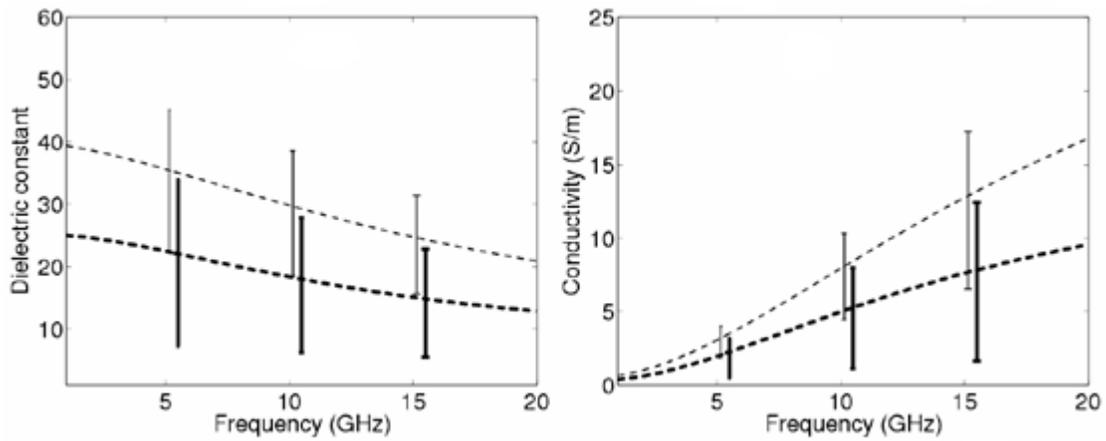


Figura 10: Costante dielettrica e conduttività per i campioni di tessuto del Gruppo 2 nella banda da 0.5 a 20 GHz [6]

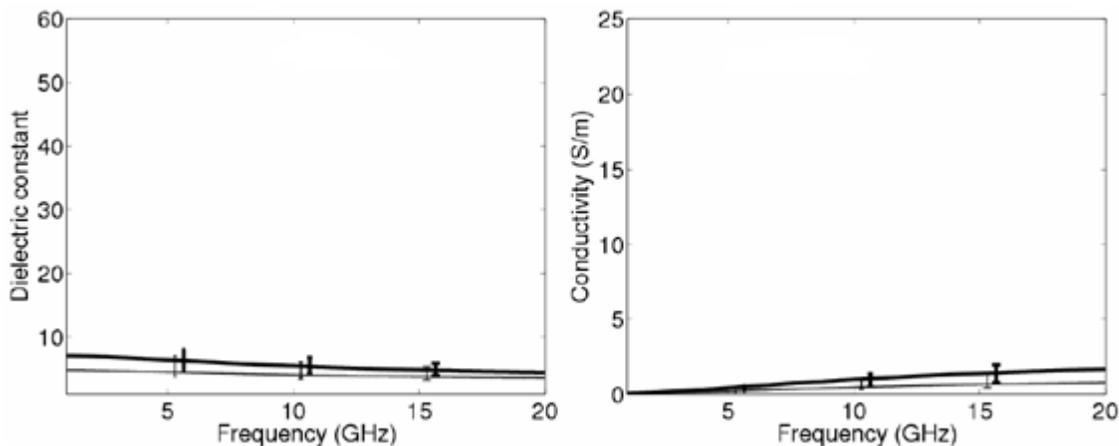


Figura 11: Costante dielettrica e conduttività per i campioni di tessuto del Gruppo 3 nella banda da 0.5 a 20 GHz [6]

Analizzando i grafici dei dielettrici si nota innanzitutto il maggior valore di permittività per i tessuti con minore contenuto di tessuto adiposo. Una minore concentrazione di tessuto adiposo significa infatti maggiore quantità di acqua, a dimostrazione ancora una volta dell’impatto fondamentale che ha la percentuale di acqua del tessuto sul valore della permittività; quindi dal gruppo 1 fino al gruppo 3 i valori del dielettrico diminuiscono progressivamente.

Si passi ora a uno studio delle differenze nei valori della permittività tra i tessuti analizzati di uno stesso gruppo. Si nota immediatamente che mentre nel gruppo 1 e 3 i tessuti normali del seno ottenuti da operazioni di riduzione e quelli ottenuti da operazioni di rimozione di tumori presentano valori molto vicini, nel gruppo 2 le differenze tra questi valori sono notevoli. Questa differenza è da imputare a due fattori: innanzitutto la maggiore eterogeneità dei tessuti con una percentuale di tessuto adiposo compreso tra 31% e 84 %; in secondo luogo il fatto che il numero di campioni di tessuto sano ottenuto da operazioni di riduzione, rispetto a quello derivato da operazioni di rimozione di tumori, erano notevolmente superiori, ovvero 84 contro 16. In generale, pertanto, relativamente

ai 3 gruppi analizzati si notano valori coerenti di permittività secondo il modello Cole-Cole tra i tessuti ottenuti in base alle due diverse modalità di asportazione. Tutto ciò è confortante poiché significa che il tessuto sano intorno alla zona tumorale presenta caratteristiche simili a quelle di tessuto sano proveniente da un soggetto privo di carcinoma mammario, fornendo quindi un contrasto dielettrico consistente col cancro.

CAPITOLO 3

Algoritmi di elaborazione dei segnali

3.1 Principio generale degli algoritmi

Tutti gli algoritmi di imaging descritti dalla letteratura presentano una stessa linea di principio [8]. L'obiettivo è quello di collezionare alle antenne riceventi il maggior numero di segnali possibili in quanto maggiori informazioni significano maggiore risoluzione e precisione nel creare l'immagine dell'interno della mammella. Nel generico modello si consideri sempre una schiera di M antenne, in configurazione multistatica, che circondano la mammella. Nell'assetto multistatico l'antenna trasmittente illumina il seno e le onde riflesse vengono registrate sia dall'antenna trasmittente che da tutte le altre antenne riceventi. Tale processo è ripetuto da tutte le antenne che, una alla volta, passano dalla configurazione di ricevitore a quella di trasmettitore.

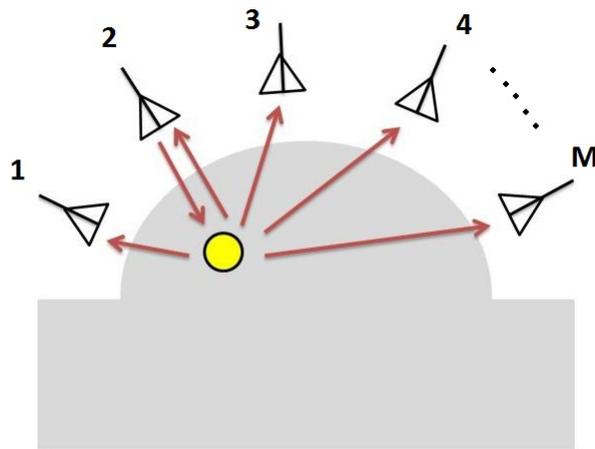


Figura 12: Schema di funzionamento del radar multistatico

L'impulso inviato è di tipo monociclo Gaussiano descritto da:

$$w(t) = -\sqrt{e} \cdot \frac{2\pi}{\tau}(t - T_c) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \left(2\pi \frac{t-T_c}{\tau}\right)^2\right)$$

dove T_c è il fattore di shift temporale e τ la larghezza di impulso. Le forme d'onda visualizzate comprendono due contributi principali ovvero il segnale incidente, di percorso diretto dall'antenna trasmittente a quella ricevente, e la riflessione dell'interfaccia della pelle del seno. Tale segnale di disturbo sarà rimosso tramite un processo di calibrazione che permette di stimarlo e di sottrarlo da tutti i segnali registrati alle antenne. Tutto ciò riguarda una fase di pre-elaborazione che precede l'esecuzione dell'algoritmo di ricostruzione vero e proprio che può essere schematizzato come in figura 13.

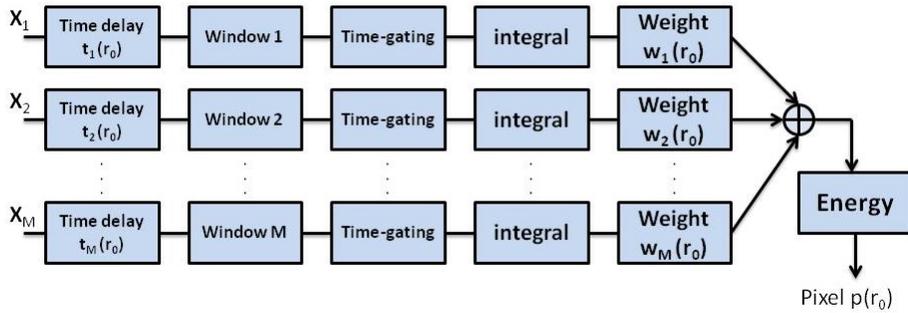


Figura 13: Schema a blocchi del funzionamento di un generico algoritmo di imaging

Il generico segnale ricevuto all'ingresso del canale m-esimo, $X_m(t)$, sarà trasformato con DFT in modo da avere N campioni: $\mathbf{X}_m = (X_{m,1}, X_{m,2}, \dots, X_{m,N})$. Siano $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M$ i vettori dei segnali calibrati ricevuti alle M antenne. Dopo la pre-elaborazione i segnali subiscono un processo di allineamento temporale in modo che le risposte tumorali si sommino coerentemente, mentre le risposte dovute a disturbi o zone particolarmente dense del seno si sommino incoerentemente. Prima di essere sommati, i

segnali saranno filtrati con una finestra rettangolare per eliminare ulteriori disturbi dovuti all'eterogeneità del seno. A causa dell'impulso di zero-crossing per una posizione del punto focale sintetico coincidente con le coordinate di un oggetto di dispersione, le onde riflesse danno contributo nullo nel calcolo dell'energia, ovvero $X_m(\tau_m(\vec{r})) \approx 0$, con \vec{r} che indica la posizione dell'oggetto di scattering. Per ottenere un risultato diverso da zero è necessario integrare i segnali nel tempo in modo da ottenere i vettori $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_M$. L'immagine sarà quindi ricavata dalla somma di ciascun segnale calibrato, shiftato nel tempo e integrato per ciascun punto focale nel petto. L'intensità di un pixel per uno specifico punto focale \mathbf{r}_0 è dato dalla seguente formula [8]:

$$I(\mathbf{r}_0) = \left[\sum_{m=1}^M w_m \cdot B_m(\tau_m(\mathbf{r}_0)) \right]^2$$

dove B_m sono i segnali calibrati, shiftati e integrati, w_m sono dei pesi introdotti per compensare la perdita dovuta alla diffusione radiale dell'onda cilindrica quando si propaga dall'antenna trasmittente verso l'ambiente. Nel seguito si parlerà di calcolo dell'energia e di intensità di un pixel indistintamente in quanto l'intensità di un pixel è proporzionale all'energia.

In seguito sono descritti i tre tipi di algoritmi che vengono più spesso nominati in letteratura e ne sono analizzati i vantaggi e gli svantaggi, presentando anche un esempio di esperimento eseguito coinvolgendo tutte e tre le tipologie di algoritmi di cui saranno verificate le prestazioni.

3.2 *Clutter* interfaccia pelle del seno

I segnali ricevuti agli ingressi dei canali del *Beamforming* sono costituiti principalmente da due componenti:

- Componente *early-time*: comprende la riflessione dovuta all'interfaccia della pelle del seno;
- Componente *late-time*: comprende la risposta del rumore e altri disturbi aggiuntivi dovuti a interferenze e *clutter* causato dalla eterogeneità del seno.

La risposta *early-time* è costituita solamente da un segnale indesiderato. Tale segnale è di notevole intensità, molto più intenso della risposta del tumore. Ciò quindi rischia di oscurare il nostro target e si rende perciò necessaria la formulazione di un algoritmo di eliminazione di tale componente.

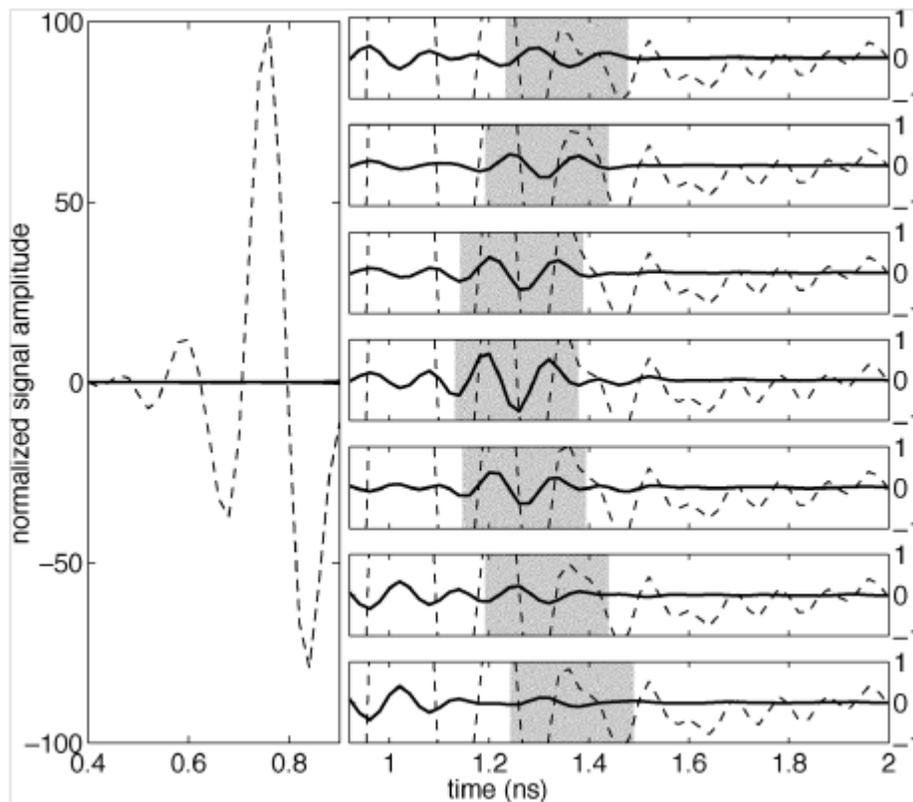


Figura 14: Risposta *early-time* e *late-time* all'ingresso di sette canali di un *Beamforming* [11]

In figura 14 sono riportati i segnali registrati all'ingresso di sette canali di un generico *Beamforming* preso come esempio. I segnali tratteggiati rappresentano la risposta *early-time*, a sinistra, e *late-time*, a destra, prima dell'applicazione dell'algoritmo di rimozione

del *clutter* dell'interfaccia della pelle del seno. La risposta di *early-time* non viene distinta nei sette casi in quanto si presenta simile all'ingresso di ogni canale. Le linee nere continue rappresentano invece i segnali elaborati e privati del suddetto disturbo. Dai segnali tratteggiati possiamo notare come la riflessione della pelle del seno presenti un picco notevolmente superiore rispetto alla risposta del tumore e quindi l'impossibilità di rilevarla senza aver prima applicato un algoritmo di rimozione del *clutter*. I rettangoli oscurati nei sette canali di ricezione circoscrivono l'intervallo temporale in cui ci si aspetta di rilevare la risposta del carcinoma una volta rimosso il contributo di *early-time*.

3.2.1 Algoritmo di rimozione dell'artefatto della pelle del seno

E' presentata di seguito una generica procedura di rimozione del disturbo che deve sempre essere applicata sui segnali prima di essere elaborati dall'algoritmo di ricostruzione [10]. Per rendere i calcoli più semplici si consideri una generica configurazione monostatica di N antenne. All'ingresso dei canali saranno quindi registrati N segnali. Siano $b_i(t)$ i segnali ricevuti, affetti dal disturbo dell'interfaccia della pelle del seno, e $b_i[n]$ la corrispettiva versione campionata. Poichè l'artefatto della pelle è simile all'ingresso di ogni canale, esso può essere stimato come combinazione filtrata dei segnali ricevuti dalle altre antenne. I pesi utilizzati per generare la stima sono scelti in modo da minimizzare l'errore ai minimi quadrati del segnale residuo sulla risposta dominata dall'artefatto. Ad esempio per il canale 1 avremo:

$$x_1[n] = b_1 - \mathbf{q}^T \cdot \mathbf{b}_{N-1}[n]$$

dove \mathbf{q}^T è il vettore dei pesi mentre $\mathbf{b}_{N-1}[n] = [b_2[n], \dots, b_N[n]]$. La scelta dei pesi è vincolata da:

$$\mathbf{q} = \arg \min_q \left\{ \sum_n |b_1[n] - \mathbf{q}^T \cdot \mathbf{b}_{N-1}[n]|^2 \right\}$$

Tale equazione avrà soluzione:

$$\mathbf{q} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}$$

con:

$$\mathbf{R} = \frac{1}{m} \sum_n \mathbf{b}_{N-1} [n] \mathbf{b}_{N-1}^T [n]$$

e:

$$\mathbf{p} = \frac{1}{m} \sum_n \mathbf{b}_{N-1} [n] b_1 [n]$$

Gli n campioni considerati nelle sommatorie sono tali da incorporare soltanto la risposta *early-time* in modo da evitare di sottrarre le componenti utili di *late-time* come quelle della risposta del tumore.

3.3 Delay-and-sum

3.3.1 Introduzione al DAS

In questo paragrafo viene presentata una spiegazione matematica dell'applicazione dell'algoritmo di ricostruzione Delay-and-Sum nella sua configurazione monostatica per rendere i calcoli più semplici e di facile comprensione. La sua trasposizione al caso multi-statico presenta infatti solo piccole differenze di scarsa importanza teorica. L'obiettivo è quello di creare un segnale focalizzato sinteticamente. I segnali ricevuti da un target in posizione \mathbf{r}_0 si sommano generando:

$$z [n, \mathbf{r}_0] = \sum_{i=1}^N x_i [n - n_i (\mathbf{r}_0)]$$

dove $n_i(r_0) = n_{max} - \tau_i(r_0)$ è il numero di campioni di cui viene ritardato il segnale $x_i [n]$; τ_i è stimato attraverso la velocità di propagazione media nel mezzo e la distanza di round-trip tra la posizione dell' i -esima antenna \mathbf{r}_i e \mathbf{r}_0 ; n_{max} rappresenta un riferimento temporale che viene scelto considerando il ritardo temporale maggiore τ_i dei vari segnali

registarti alle antenne riceventi. Si considerino i segnali all'ingresso dei canali come già privati del *clutter* dovuto all'interfaccia della pelle del seno. Il punto di messa a fuoco viene regolato variando per ciascuna antenna ricevente lo shift temporale. Se un oggetto di scattering è presente in \mathbf{r}_0 i segnali si sommano coerentemente, al contrario incoerentemente. Il semplice DAS presenta due grossi limiti:

- non compensa gli effetti di propagazione dipendenti dalla frequenza;
- la dispersione allarga la durata del segnale ricevuto, causando una diminuzione della risoluzione.

Il primo problema però è risolvibile, anche se in maniera grossolana, attuando un processo di compensazione, ovvero calcolando dei pesi che aggiustano fase e ampiezza. Si consideri nel seguente esempio un array di M antenne. Nella configurazione monostatica avremo quindi M segnali da elaborare. Una volta shiftati nel tempo, tali segnali vengono trasformati tramite Discrete Fourier Transform (DFT), con frequenza di campionamento f_s , e infine filtrati. Gli obiettivi principali saranno:

- equalizzare l'impulso trasmesso;
- equalizzare i fenomeni di dispersione e attenuazione;
- interpolare ogni ritardo di tempo frazionario;
- discriminare spazialmente il *clutter*.

Ogni canale del *Beamforming* avrà un peso $\mathbf{B}_i[k]$ dipendente dal canale stesso i -esimo e dalla frequenza k . I segnali pesati vengono sommati e anti-trasformati tramite IDFT e tale somma è filtrata infine con una finestra temporale per eliminare il *clutter* residuo. Infine viene calcolata l'energia in funzione dello spazio $p(r_0)$.

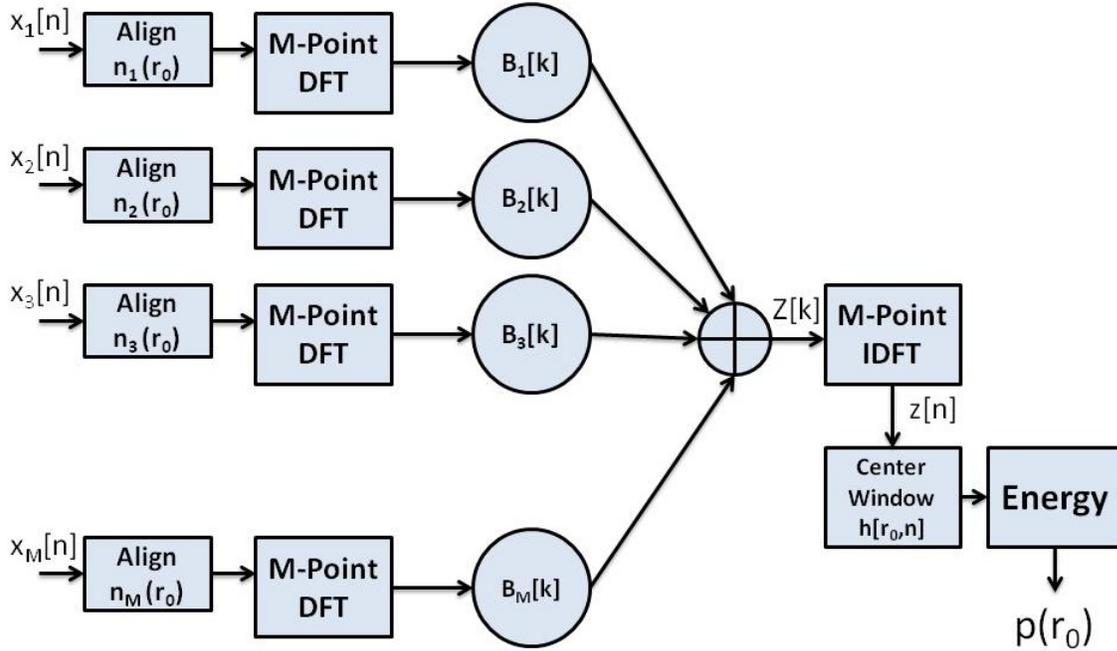


Figura 15: Schema a blocchi del funzionamento dell'algorithmo Delay-and-Sum

3.3.2 Basi matematiche del DAS

I segnali, una volta calibrati e shiftati nel tempo, verranno elaborati nel dominio delle frequenze. Sia quindi:

$$X_i[\omega_k] = I(\omega_k) \cdot S_{ii}[r_0, \omega_k]$$

la trasformata di Fourier del segnale x_i all'ingresso del canale i -esimo. ω_k è la pulsazione e k è l'indice delle frequenze una volta trasformato il segnale con DFT. $I(\omega_k)$ è l'impulso iniziale inviato dall'antenna trasmittente mentre $S_{ii}[r_0, \omega_k]$ è la risposta monostatica in frequenza:

$$S_{ii}(\mathbf{r}, \omega) = \left[\frac{1}{(\mathbf{r}-\mathbf{r}_i)^{1/2}} + e^{-\alpha(\omega)|\mathbf{r}-\mathbf{r}_i|} e^{-j\beta(\omega)|\mathbf{r}-\mathbf{r}_i|} \right]^2$$

Tale modello assume ogni antenna immersa in un mezzo uniforme in posizione \mathbf{r}_i e l'oggetto di scattering approssimato a un cilindro circolare che conduce, di lunghezza infinita e raggio infinitesimo. Questa espressione incorpora gli effetti dipendenti dalla propagazione precedentemente nominati tramite i parametri:

- $\alpha(\omega)$, fattore di attenuazione dipendente dalla frequenza;
- $\beta(\omega)$, fattore di fase dipendente dalla frequenza.

Affinchè il *Beamformer* compensi tali effetti di propagazione è necessario che la sua uscita sia a fase lineare e guadagno unitario. Deve quindi valere la seguente equazione di vincolo:

$$I[\omega_k] \sum_{i=1}^M \tilde{S}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] \cdot e^{-j2\pi\omega_k\tau_i(\mathbf{r}_0)T_S} \cdot e^{-j2\pi\omega_k n_i(\mathbf{r}_0)T_S} \cdot \mathbf{B}_i^*[k] = e^{-j2\pi\omega(\tau_0+n_{max})T_S}$$

con $\tilde{S}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k]$ la risposta monostatica in frequenza senza il ritardo temporale dovuto alla propagazione; τ_0 è il ritardo introdotto dal *Beamformer* mentre $T_S = \frac{1}{f_S}$ è la durata di un campione. Ricordando che $n_{max} = n_i + \tau_i$, l'equazione di vincolo assume la seguente espressione:

$$I[\omega_k] \sum_{i=1}^M \tilde{S}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] \cdot \mathbf{B}_i^*[k] = e^{-j2\pi\omega\tau_0 T_S}$$

che in forma compatta diventa:

$$\mathbf{B}^T[k] \cdot \tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] = e^{-j2\pi\omega\tau_0 T_S}$$

con $\mathbf{B}^T[k] = [B_1[k], B_2[k], \dots, B_M[k]]^T$ e

$$\tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] = I[\omega_k] \left[\tilde{S}_{11}[\mathbf{r}_0, \omega_k], \tilde{S}_{22}[\mathbf{r}_0, \omega_k], \dots, \tilde{S}_{MM}[\mathbf{r}_0, \omega_k] \right]^T$$

Da quest'ultima espressione siamo ora in grado di ricavare i pesi necessari per compensare le perdite dovute alla propagazione:

$$\mathbf{B} [k] = \frac{\tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] \cdot e^{j2\pi\omega\tau_0 T_S}}{\widetilde{\mathbf{S}}_{ii}^T[\mathbf{r}_0, \omega_k] \cdot \tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k]}$$

E' però necessario porre un limite alla dimensione dei pesi. Se infatti il denominatore diminuisce notevolmente e, di conseguenza, i pesi aumentano, cresce sconsideratamente il guadagno di rumore la cui espressione è infatti:

$$G_n [k] = \frac{1}{\widetilde{\mathbf{S}}_{ii}^T[\mathbf{r}_0, \omega_k] \cdot \tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k]} = \frac{1}{\sum_{i=1}^M |\tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k]|^2}$$

quindi per piccoli $|\tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k]|$ il guadagno diventa elevato. Per evitare questo inconveniente è necessario risolvere un problema di minimi quadrati con penalità:

$$\mathbf{B} [k] = \arg \min_{\mathbf{B}[k]} \left\{ \left| \mathbf{B}^T [k] \cdot \tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] - e^{-j2\pi\omega\tau_0 T_S} \right|^2 + \sum_{i=1}^N \lambda_i [k] \cdot |\mathbf{B}_i [k]|^2 \right\}$$

I due argomenti all'interno della formula rappresentano rispettivamente l'errore di approssimazione e la funzione di penalità. $\lambda_i [k]$ rappresentano dei pesi che esprimono il grado di penalità in funzione della frequenza k . Da tale equazione ricaviamo l'espressione finale dei pesi:

$$\mathbf{B}_i [k] = \frac{\tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k] \cdot e^{j2\pi\omega\tau_0 T_S}}{|\widetilde{\mathbf{S}}_{ii}^T[\mathbf{r}_0, \omega_k]| \cdot \left(1 + \sum_{j=1}^N |\tilde{\mathbf{S}}_{ii}[\mathbf{r}_0, \omega_k]| \right)}$$

Se il vincolo è soddisfatto allora l'uscita $Z [\omega_k]$ è una versione traslata nel tempo, attenuata e campionata dell'impulso trasmesso:

$$Z [\omega_k] = e^{-j2\pi\omega_k(\tau_0 + n_{max})T_S}$$

3.3.3 Scelta della finestra temporale e calcolo dell'energia

Il modulo dell'uscita nel dominio del tempo, $z[n]$, ha la forma simile a quella di una funzione sinc con un lobo principale e, ai lati, diversi lobi secondari di intensità decisamente inferiore rispetto a quello centrale. L'energia del tumore è contenuta prevalentemente nel lobo principale, ma una piccola parte è presente anche nei lobi secondari. Decidere per una finestra stretta significa discriminare meglio il rumore ma perdere robustezza nei confronti delle dispersioni. Scegliere una finestra larga significa invece catturare più energia ma anche rumore. Bisogna quindi trovare un compromesso tra queste due opzioni, scegliendo la finestra che massimizzi il rapporto S/C (signal-to-clutter ratio).

Il problema principale che affligge la scelta della finestra è l'allungamento della durata del segnale, dovuto agli effetti dispersivi. L'aumento della durata è direttamente proporzionale alla grandezza del tumore. L'obiettivo, come ormai noto, è quello di rilevare tumori di piccole dimensioni, per permettere una diagnostica precoce del cancro al seno. Si sceglierà pertanto la finestra $h[\mathbf{r}_0, n]$, considerando il tumore come un punto di scattering, in modo da ottenere il più alto S/C per piccoli tumori. Tale scelta, ovviamente, riduce l' S/C per tumori più grandi, tuttavia l'energia riflessa da tumori di maggiori dimensioni è notevolmente superiore e quindi un più piccolo S/C non compromette la rilevabilità del carcinoma. Definendo pertanto $[n_h, n_h + l_h]$ l'intervallo di campioni in cui è presente la risposta del target, la finestra avrà la seguente espressione:

$$h[\mathbf{r}_0, n] = \begin{cases} 1 & n_h \leq n \leq n_h + l_h \\ 0 & \text{altrove} \end{cases}$$

E' possibile ora calcolare l'energia di scattering per un punto focale sintetico \mathbf{r}_0 :

$$p(\mathbf{r}_0) = \sum_n |z[n] \cdot h[\mathbf{r}_0, n]|^2$$

3.3.4 Delay-Multiply-and-Sum

Il semplice DAS garantisce una bassa capacità di discriminare artefatti e rumore nonché una bassa risoluzione. Esiste tuttavia una versione leggermente differente del DAS denominata Delay-Multiply-and-Sum o DMAS [9]. Tramite una serie di moltiplicazioni accoppiate tra i segnali calibrati e shiftati nel tempo, tale algoritmo genera molti più segnali di studio che, una volta sommati, forniscono informazioni più dettagliate e precise rispetto al semplice DAS. L'algoritmo è schematizzato in figura 16.

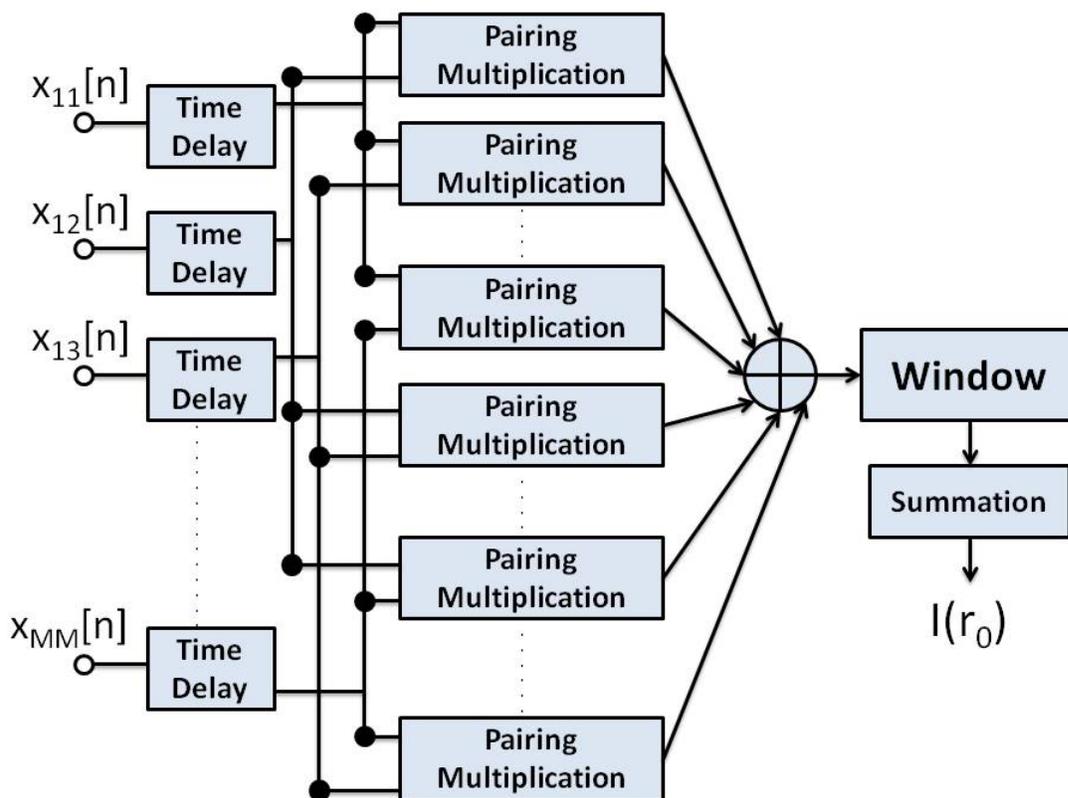


Figura 16: Schema a blocchi del funzionamento dell'algoritmo Delay-Multiply-and-Sum

Definito $S[n]$ il segnale finale ottenuto dalla somma di tutti gli altri segnali, l'intensità ad un dato punto focale \mathbf{r}_0 è data dalla espressione:

$$I(\mathbf{r}_0) = \sum_{n=1}^a S[n] \cdot \Delta t$$

dove a è una finestra temporale scelta per selezionare l'energia utile e discriminare disturbi e rumore, mentre Δt è il passo di campionamento nel tempo.

3.4 Microwave Imaging via Space-Time

3.4.1 Introduzione al MIST

L'algoritmo MIST [10] presenta una tecnica di *Beamforming* molto simile a quella del Delay-and-Sum anche se, rispetto a quest'ultimo, pone una maggiore attenzione nel compensare le perdite dovute agli affetti della propagazione dipendenti dalla frequenza e nel discriminare *clutter* e interferenze. Tutto ciò è attuato tramite l'utilizzo di filtri di tipo Finite Impulse Response (FIR). Essi hanno lo scopo di:

- interpolare ritardi frazionari;
- filtrare il segnale con un filtro passa banda.

Come per l'algoritmo DAS verrà affrontato il caso monostatico per ottenere una maggiore semplicità nei calcoli e per capire anche le analogie e le differenze rispetto all'algoritmo precedentemente esposto. Il modello di propagazione assunto è il medesimo e quindi si farà riferimento alla stessa risposta monostatica in frequenza $S_{ii}(\mathbf{r}_0, \omega)$. Come per il caso DAS i segnali, prima di essere elaborati, saranno calibrati per eliminare la risposta di *early-time* costituita dall'artefatto dell'interfaccia della pelle del seno e shiftati nel tempo in base a un ritardo che dipende dal tempo di riferimento n_a e al ritardo di round-trip dell' i -esima antenna considerata:

$$n_i(\mathbf{r}_0) = n_a - \tau_i(r_0)$$

Per n_a si sceglie il ritardo nel caso peggiore tra i vari ritardi a tutte le antenne del sistema:

$$n_a \geq \text{round} (\max_{i,r_0} \tau_i(\mathbf{r}_0))$$

I segnali allineati vengono poi filtrati con una finestra per eliminare le interferenze e il *clutter* presente prima di n_a :

$$g[n] = \begin{cases} 1 & n \geq n_a \\ 0 & \text{altrove} \end{cases}$$

Infine i segnali vengono filtrati dai filtri FIR, sommati per creare un punto focale sintetico e utilizzati per calcolare l'energia in funzione della posizione come schematizzato in figura 17.

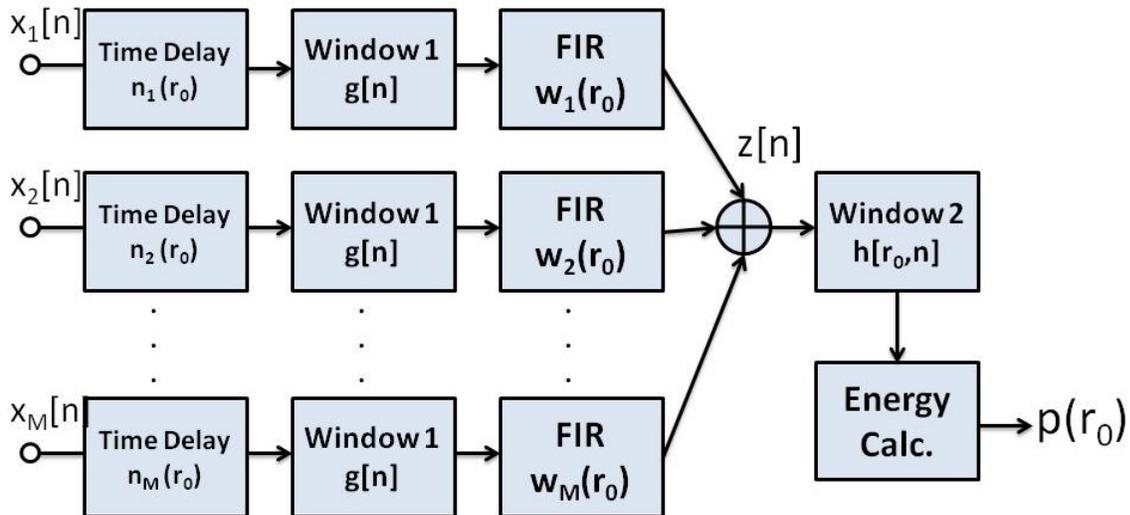


Figura 17: Schema a blocchi del funzionamento dell'algorithm Microwave Imaging via Space-Time

3.4.2 Basi matematiche del MIST

L'elaborazione dei segnali avverrà nel dominio della frequenza. Si consideri ancora una volta un sistema monostatico di M antenne e, di conseguenza, M segnali registrati alle antenne riceventi. I filtri FIR avranno dimensione L e quindi per il filtro del canale i -esimo si avrà il vettore dei pesi $\mathbf{w}_i = [w_{i0}, w_{i1}, \dots, w_{i(L-1)}]^T$. Passando nel dominio delle frequenze il generico filtro avrà risposta:

$$W_i(\omega) = \sum_{l=1}^{L-1} w_{il} \cdot e^{-j\omega l T_S} = \mathbf{w}_i^T \cdot \mathbf{d}(\omega) \quad \text{con} \quad \mathbf{d}(\omega) = [1, e^{-j\omega T_S}, \dots, e^{-j\omega(L-1)T_S}]^T$$

dove ω indica la pulsazione e T_S è il tempo di campionamento dei segnali.

Analogamente al caso DAS, per ottenere guadagno unitario e fase lineare, è necessario imporre la seguente equazione di vincolo:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^M S_{ii}(\mathbf{r}_0, \omega) \cdot e^{-j\omega n_i(\mathbf{r}_0)} \cdot W_i(\omega) \\ &= \sum_{i=1}^M \tilde{S}_{ii}(\mathbf{r}_0, \omega) \cdot e^{-j\omega \tau_i(\mathbf{r}_0)} \cdot e^{-j\omega n_i(\mathbf{r}_0)} \cdot \mathbf{w}_i^T \cdot \mathbf{d}(\omega) \\ & \approx e^{-j\omega \left(n_a + \frac{T_S(L-1)}{2} \right)} \end{aligned}$$

dove $\frac{T_S(L-1)}{2}$ è il ritardo introdotto dal filtro FIR. Sapendo che $n_a = n_i + \tau_i$ l'equazione assume la seguente forma semplificata:

$$\sum_{i=1}^M \tilde{S}_{ii}(\mathbf{r}_0, \omega) \cdot \mathbf{w}_i^T \cdot \mathbf{d}(\omega) \approx e^{-j\omega T_S \frac{(L-1)}{2}}$$

Tale equazione permette di calcolare i pesi ottimali per i filtri FIR. A questo scopo si riscrive l'equazione precedente nella seguente forma compatta:

$$\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{d}(\mathbf{r}_0, \omega) \approx e^{-j\omega T_S \frac{(L-1)}{2}}$$

dove $\mathbf{d}(\mathbf{r}_0, \omega)$:

$$\mathbf{d}(\mathbf{r}_0, \omega) = \begin{bmatrix} \tilde{S}_{11}(\mathbf{r}_0, \omega) \cdot \mathbf{d}(\omega) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \tilde{S}_{MM}(\mathbf{r}_0, \omega) \cdot \mathbf{d}(\omega) \end{bmatrix}$$

I filtri vengono progettati in una banda di frequenze di interesse $[\omega_l, \omega_n]$. Perciò si definisce $\mathbf{d}(\mathbf{r}_0, \omega)$ a ciascuna delle N frequenze:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{d}(\mathbf{r}_0, \omega_1), \dots, \mathbf{d}(\mathbf{r}_0, \omega_N)]$$

L'equazione vincolo presenta ora la seguente forma:

$$\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{A} \approx \mathbf{f}_d$$

con $\mathbf{f}_d = [e^{-j\omega_1 T_S(L-1)/2}, \dots, e^{-j\omega_N T_S(L-1)/2}]$.

Per calcolare il valore dei pesi è ora sufficiente risolvere un problema di minimi quadrati con penalità. La penalità, ancora una volta, si impone per evitare di causare alto guadagno in posizioni diverse da \mathbf{r}_0 e provocare quindi rumore elevato:

$$\min_{\mathbf{w}} \left\| \mathbf{w}^T \mathbf{A} - \mathbf{f}_d \right\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_2^2$$

che ha soluzione:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{A}\mathbf{A}^T + \lambda\mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}\mathbf{f}_d^T$$

Se l'equazione di vincolo viene soddisfatta, scegliendo correttamente i pesi dei filtri FIR, l'uscita sarà una versione dell'impulso trasmesso shiftata nel tempo, attenuata e campionata $z[n]$. La finestra $h[\mathbf{r}_0, n]$ viene scelta seguendo gli stessi principi descritti per il DAS. Possiamo quindi calcolare l'energia:

$$p(\mathbf{r}_0) = \sum_n |z[n] \cdot h[\mathbf{r}_0, n]|^2$$

3.5 Multistatic Adaptive Microwave Imaging

3.5.1 Introduzione al MAMI

Si tratta di un algoritmo di imaging multistatico di tipo adattivo che si fonda sull'applicazione di un altro algoritmo di *Beamforming* ovvero il Robust Capon Beamforming [12]. Esso è strutturato in due fasi in ognuna delle quali viene sfruttato l'RCB. Di tale algoritmo non esiste la versione monostatica e quindi affronteremo uno studio multistatico considerando un sistema di M antenne disposte intorno al modello di seno emisferico in P strati di Q antenne ciascuno, tale che $M = P \cdot Q$.

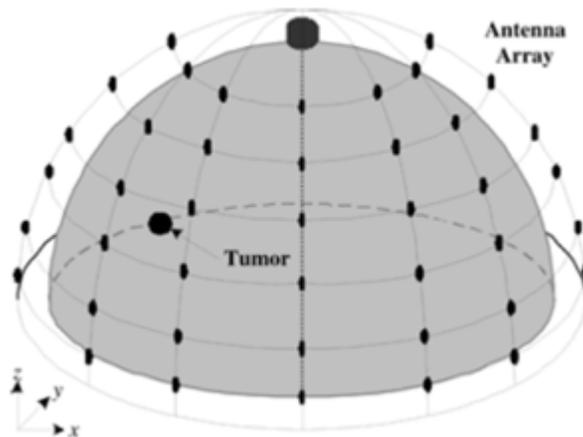


Figura 18: Configurazione multistatica per l'algoritmo MAMI [13]

3.5.2 Pre-elaborazione

Prima di eseguire l'algoritmo vero e proprio [14] è necessario eseguire un'ulteriore elaborazione dei segnali per rimuovere i segnali di backscatter diversi dal tumore e compensare le perdite dovute alla propagazione. I segnali di disturbo comprendono:

- l'impulso incidente;
- riflessi da parte della pelle, tessuti adiposi e ghiandolari e della pelle toracica;
- segnali parassiti dovuti all'accoppiamento delle antenne.

Attraverso la media dei segnali contenenti tali disturbi si stima un segnale di disturbo che verrà sottratto da quelli iniziali. Come già noto in base ai casi precedenti, il segnale calibrato $x_{ij}(t)$, ovvero il segnale trasmesso dall'antenna i -esima e ricevuto dall'antenna j -esima, sarà allineato nel tempo per creare un punto focale sintetico \mathbf{r}_0 . I ritardi temporali saranno ottenuti tramite la seguente espressione:

$$n_{ij}(\mathbf{r}_0) = \frac{1}{\Delta t} \left\lfloor \frac{\|\mathbf{r}_{iT} - \mathbf{r}_0\|}{c} + \frac{\|\mathbf{r}_{jR} - \mathbf{r}_0\|}{c} \right\rfloor$$

dove c è la velocità media della luce nei mezzi attraversati all'interno del seno esaminato; \mathbf{r}_{iT} e \mathbf{r}_{jR} sono rispettivamente le posizioni dell'antenna trasmittente e ricevente rispetto al punto analizzato \mathbf{r}_0 . Infine $\lfloor x \rfloor$ rappresenta l'arrotondamento al più grande intero minore di x . Il segnale traslato nel tempo è espresso da:

$$\hat{x}_{ij}(\mathbf{r}_0, t) = x_{ij}(t + n_{ij}(\mathbf{r}_0))$$

Per compensare infine le perdite di propagazione, in particolare la diminuzione dell'ampiezza, si moltiplica ogni segnale ricevuto per un fattore di compensazione che dipende dalle reciproche posizioni delle antenne trasmittenti e riceventi rispetto al punto focalizzato.

$$K_{ij}(\mathbf{r}_0) = \|\mathbf{r}_{iT} - \mathbf{r}_0\|^2 \cdot \|\mathbf{r}_{iR} - \mathbf{r}_0\|^2$$

Il segnale compensato è quindi dato da:

$$y_{ij}(\mathbf{r}_0, t) = K_{ij}(\mathbf{r}_0) \cdot \hat{x}_{ij}(\mathbf{r}_0, t)$$

3.5.3 MAMI

Come già anticipato l'algoritmo si sviluppa in due fasi.

FASE 1:

Il segnale pre-elaborato può essere scritto nella seguente forma vettoriale:

$$\mathbf{y}_i(t) = \mathbf{a}(t) \cdot S_i(t) + \mathbf{e}_i(t)$$

con $\mathbf{y}_i(t) = [y_{ij}(t), \dots, y_{iM}(t)]^T$ dove:

- $S_i(t)$ rappresenta il segnale di backscatter corrispondente al segnale di esplorazione dell'antenna i -esima;
- $\mathbf{a}(t)$ è l'array del vettore di steering, idealmente $1_{M \times 1}$;
- $\mathbf{e}_i(t)$ rappresenta il rumore e le interferenze causate dalle riflessioni.

Nella realtà $\mathbf{a}(t)$ sarà impreciso e diverso da 1. Per questo ci si serve dell'algoritmo di RCB che permette di ottenere una stima della forma d'onda d'interesse, ovvero quella riflessa dal tumore, anche con un vettore di steering impreciso o non noto. Si assuma che il vero vettore di steering ad un tempo t_0 si discosti da quello ideale $\bar{\mathbf{a}} = [1, \dots, 1]^T$ di un termine piccolo a piacere:

$$\|\mathbf{a}(t_0) - \bar{\mathbf{a}}\|^2 \leq \varepsilon$$

Ci si serve dell'RBC per stimare il vettore di steering $\mathbf{a}(t_0)$ in un tempo $t_0 = 0, \dots, N - 1$:

$$\min_{\mathbf{a}(t_0)} \mathbf{a}^T(t_0) \cdot \mathbf{R}_Y^{-1} \cdot \mathbf{a}(t_0) \quad \text{subject to} \quad \|\mathbf{a}(t_0) - \bar{\mathbf{a}}\|^2 \leq \varepsilon$$

dove $\mathbf{R}_Y^{-1}(t_0) \triangleq \frac{1}{M} \mathbf{Y}(t_0) \cdot \mathbf{Y}^T(t_0)$ è la matrice di covarianza di $\mathbf{Y}(t_0) = [\mathbf{y}_1(t_0), \dots, \mathbf{y}_M(t_0)]$. Tale equazione è risolvibile tramite il metodo dei moltiplicatori di Lagrange che porta a una stima del vettore di steering:

$$\hat{\mathbf{a}}(t_0) = \bar{\mathbf{a}}(t_0) - [\mathbf{I} - \lambda \mathbf{R}_Y(t_0)]^{-1} \bar{\mathbf{a}}$$

dove $\lambda \geq 0$ è il moltiplicatore di Lagrange a valore reale. Nota ora una stima del vettore di steering, è possibile calcolare un vettore peso tramite $\hat{\mathbf{a}}(t_0)$ rifacendoci alla versione standard dell'algoritmo RCB, ovvero l'SCB (Standard Capon Beamforming):

$$\hat{\mathbf{w}}_{MAMI1}(t_0) = \frac{\|\hat{\mathbf{a}}(t_0)\|}{M^{1/2}} \cdot \frac{[\hat{\mathbf{R}}_Y(t_0) + \frac{1}{\lambda} \mathbf{I}]^{-1} \bar{\mathbf{a}}}{\bar{\mathbf{a}}^T [\hat{\mathbf{R}}_Y(t_0) + \frac{1}{\lambda} \mathbf{I}]^{-1} \hat{\mathbf{R}}_Y(t_0) [\hat{\mathbf{R}}_Y(t_0) + \frac{1}{\lambda} \mathbf{I}]^{-1} \bar{\mathbf{a}}}$$

Tale vettore peso permette di stimare l'uscita del Beamformer:

$$\hat{\mathbf{S}}(t_0) = [\hat{\mathbf{w}}_{MAMI1}(t_0) \mathbf{Y}(t_0)]^T$$

dove $\hat{\mathbf{S}}(t_0)$ rappresenta la stima della forma d'onda di uscita a t_0 dovuta ai contributi di tutti i segnali riflessi degli M segnali di esplorazione. Ripetendo il processo per $t_0 = 0$ fino a $t_0 = N - 1$ si ottengono le stime complete di tutti i segnali riflessi. Per poter calcolare l'energia è necessario disporre di forme d'onda scalari in quanto quelle ottenute sono di tipo vettoriale. Dal momento che i segnali esploratori sono identici si possono

considerare identici anche i segnali riflessi dallo stesso punto \mathbf{r}_0 .

Sulla base di questa approssimazione, nella seconda fase del MAMI, si otterranno M forme d'onda scalari dagli M insiemi vettoriali dei segnali ricevuti.

FASE 2:

Il vettore delle forme d'onda $\hat{\mathbf{S}}(t_0)$ è rappresentabile come:

$$\hat{\mathbf{S}}(t_0) = \mathbf{a}_S S(t) + \mathbf{e}_S(t)$$

dove:

- \mathbf{a}_S è approssimativamente $1_{M \times 1}$;
- $S(t)$ è il segnale in forma scalare;
- $\mathbf{e}_S(t)$ rappresenta la differenza tra $\hat{\mathbf{S}}(t_0)$ e $S(t)$;

Sono evidenti le analogie con la fase 1 a partire dall'espressione iniziale e dal fatto che, anche in questo caso, \mathbf{a}_S presenta delle incertezze. E' possibile quindi applicare ancora una volta l'algoritmo RCB per ricavare una stima di \mathbf{a}_S che sarà poi utilizzata per il calcolo del vettore dei pesi, necessario per stimare la forma d'onda di interesse $S(t)$. In maniera del tutto analoga si avrà quindi:

$$\hat{\mathbf{a}}_S = \bar{\mathbf{a}} - [\mathbf{I} - \nu \hat{\mathbf{R}}_S]^{-1} \bar{\mathbf{a}}$$

con $\nu \geq 0$ il moltiplicatore di Lagrange e $\hat{\mathbf{R}}_S \triangleq \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} \hat{\mathbf{S}}(t) \hat{\mathbf{S}}^T(t)$ la matrice temporale di covarianza. Si troverà pertanto l'espressione dei pesi:

$$\hat{\mathbf{w}}_{MAMI2}(t_0) = \frac{\|\hat{\mathbf{a}}_S\|}{M^{1/2}} \cdot \frac{(\hat{\mathbf{R}}_S + \frac{1}{\nu} \mathbf{I})^{-1} \bar{\mathbf{a}}}{\bar{\mathbf{a}}^T (\hat{\mathbf{R}}_S + \frac{1}{\nu} \mathbf{I})^{-1} \hat{\mathbf{R}}_S (\hat{\mathbf{R}}_S + \frac{1}{\nu} \mathbf{I})^{-1} \bar{\mathbf{a}}}$$

e infine il segnale di interesse:

$$\hat{S}(t) = \hat{\mathbf{w}}^T_{MAMI2}(t_0)\hat{\mathbf{S}}(t)$$

Si hanno ora tutti gli elementi per calcolare l'energia:

$$p(\mathbf{r}_0) \triangleq \sum_{t=0}^{N-1} \hat{S}(t)^2$$

3.6 Confronto degli algoritmi

3.6.1 Esempio numerico

Per confrontare gli algoritmi precedentemente descritti è presentato di seguito un esempio numerico di analisi di un modello di seno 3-D costituito da tessuto adiposo, distribuito in maniera casuale all'interno del seno, tessuto ghiandolare e pelle di 2 mm di spessore [14]. Si consideri anche la parete toracica per rendere l'esperimento ancora più realistico. Tale modello di seno sarà infine immerso in un mezzo privo di perdite con permittività simile a quella del tessuto adiposo. Ciò servirà ad attenuare le riflessioni provenienti dall'interfaccia della pelle del seno. Il tumore da rilevare sarà di 6 mm di diametro, posto 27 mm sotto la pelle del seno alle coordinate $x=70$ mm, $y=90$ mm, $z=60$ mm. Verrà mantenuta la stessa configurazione nell'analisi di tutte e tre gli algoritmi, ovvero DAS monostatico e multistatico, MIST monostatico e MAMI. Sono presentate di seguito le immagini di una sezione del modello di seno analizzato.

1) DAS monostatico, figura 19:

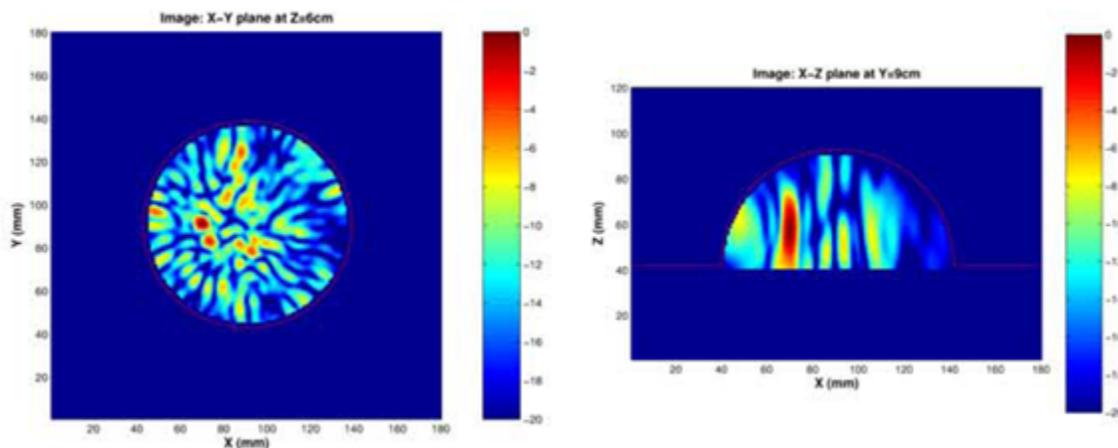


Figura 19: Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione DAS monostatico [13]

Il DAS monostatico garantisce una pessima soppressione del *clutter*, causato dalla riflessione dell'interfaccia della pelle, e dei disturbi dovuti alla eterogeneità del seno. Il tumore, infatti, anche se rilevato nella posizione corretta, è completamente immerso nel *clutter*. Questo fatto non determina particolari problemi nella sezione X-Z dove l'area del tumore spicca visibilmente sul resto dei disturbi. Risulta invece molto imprecisa l'analisi sul piano X-Y dove sono presenti aree di *clutter* di intensità simile a quella del tumore, che potrebbero essere erroneamente interpretate come lesioni maligne. In questo caso, pertanto, senza una conoscenza a priori della posizione del carcinoma, non sarebbe stato possibile distinguerlo dal resto dei falsi-target.

2) DAS multistatico, figura 20:

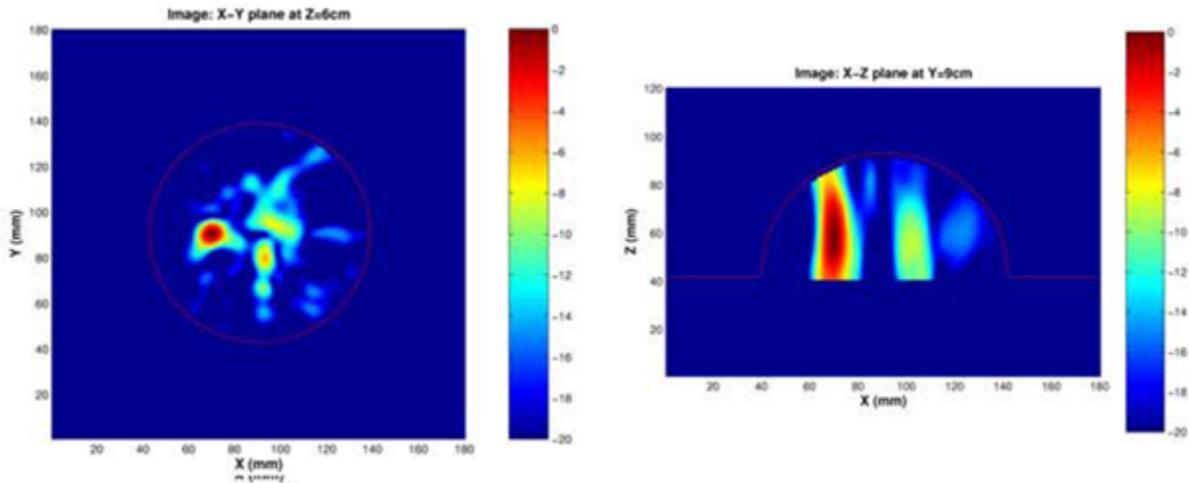


Figura 20: Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione DAS multistatico [13]

Il confronto fra i risultati dell'analisi con DAS monostatico, precedentemente riportata, e quelli dell'analisi con DAS multistatico, dimostra la netta superiorità della configurazione multistatica rispetto a quella monostatica. Il tumore ora spicca in entrambe le sezioni in maniera molto evidente e decisa rispetto al *clutter* circostante che, nonostante non sia stato del tutto soppresso, è decisamente inferiore rispetto al caso sopra riportato.

3) MIST monostatico, figura 21:

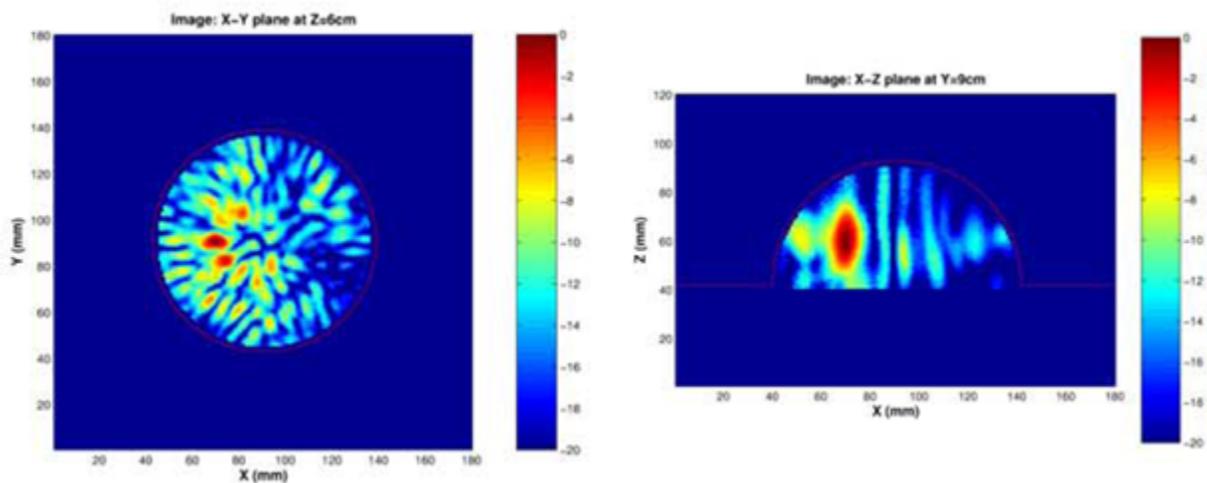


Figura 21: Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione MIST monostatico [13]

Sono riportati i risultati ottenuti con MIST monostatico per dimostrare la sua superiorità rispetto al DAS monostatico. Le aree di *clutter* infatti risultano meno intense e più assottigliate rispetto al caso 1, a dimostrazione della miglior capacità del MIST di sopprimere i disturbi e di compensare maggiormente le perdite dovute alla propagazione mostrando aree tumorali più intense e meglio definite. Gli esiti risultano comunque di qualità inferiore rispetto al caso 2 a dimostrazione, ancora una volta, dell'importanza di utilizzare una configurazione multistatica rispetto a quella monostatica.

4) MAMI, figura 22:

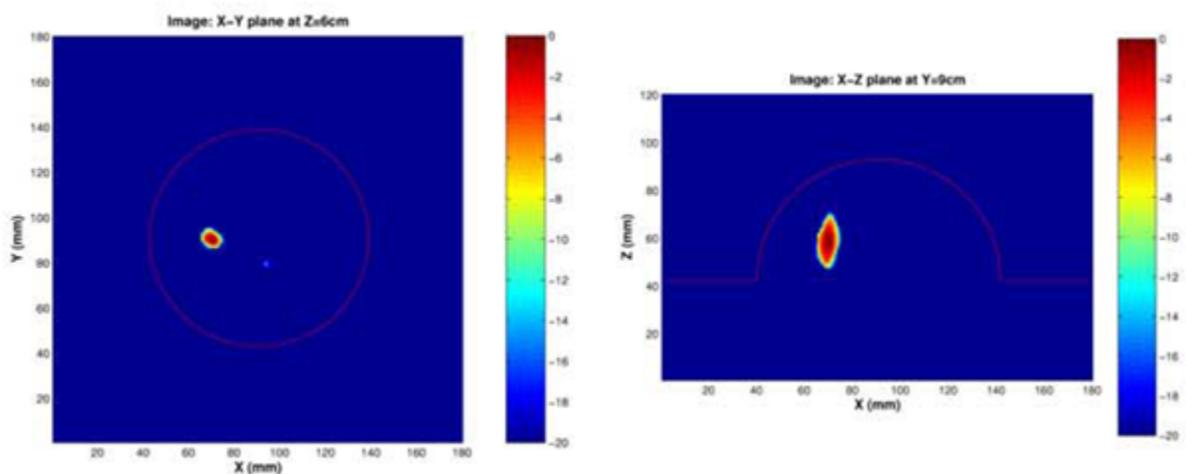


Figura 22: Sezione X-Y e X-Z di una scansione di un modello di seno numerico con algoritmo di ricostruzione MAMI [13]

L'algoritmo MAMI fornisce immagini *clutter-free* con tumore situato nella posizione corretta. La risoluzione è ottima e il carcinoma è perfettamente definito senza aree di dispersione, a più bassa energia, intorno al tumore. Si tratta ovviamente di una situazione ideale favorita dall'utilizzo di un modello di seno che non presenta tutti i problemi legati ad un'analisi di un seno reale ma, nonostante queste condizioni favorevoli, il risultato è da ritenere considerevole.

E' possibile quantificare le prestazioni degli algoritmi tramite un calcolo del rapporto signal-to-clutter ratio (Tabella 5), ovvero del rapporto tra la risposta massima del tumore e la risposta massima del *clutter* nella stessa immagine.

Algoritmo	SCR(dB)
MAMI	35.9
DAS multistatico	11.1
MIST monostatico	3.0
DAS monostatico	1.1

Tabella 5: Rapporti signal-to-clutter ratio per gli algoritmi MAMI, DAS multistatico, MIST monostatico e DAS monostatico [13]

I suddetti rapporti riconfermano i risultati di screening dell’analisi precedente che mostrano una superiorità considerevole del MAMI rispetto gli altri algoritmi.

3.6.2 Tempo di elaborazione

Si analizzeranno infine, sotto l’aspetto del tempo di calcolo, quelli che in letteratura sono considerati gli algoritmi di *Beamforming* più promettenti, ovvero MIST multistatico o MS-MIST e MAMI [15]. Si consideri un modello di seno contenente un tumore di 3 mm di diametro: si tratta ancora una volta di un esempio numerico. Sia MS-MIST che MAMI consentono di rilevare con chiarezza il tumore. Come è noto dall’analisi precedente, MAMI è l’algoritmo che garantisce la migliore soppressione dei disturbi e delle interferenze e che fornisce immagini dove il carcinoma appare con alta risoluzione e perfettamente definito rispetto allo sfondo. In tutto ciò MS-MIST presenta prestazioni inferiori garantendo però un tempo di elaborazione dell’immagine nettamente inferiore rispetto a quello del MAMI. Nel ricostruire le immagini utilizzando una CPU a 2.4 GHz con processore pentium 4, l’algoritmo MS-MIST ha impiegato un tempo di calcolo di circa 1/9 rispetto al MAMI (Tabella 6).

	MS-MIST	MAMI
Tempo (pixel/sec)	21	186

Tabella 6: Tempo di calcolo in pixel/sec per gli algoritmi MS-MIST e MAMI [15]

In base a questa analisi si può affermare che il MAMI non è da ritenere assolutamente preferibile agli altri algoritmi come MS-MIST. Le alte prestazioni di screening del MAMI richiedono infatti un elevato tempo di elaborazione.

3.7 Target multipli

Si considerino infine i risultati di un esperimento numerico che consiste nella rilevazione di due tumori di piccole dimensioni a distanza ravvicinata tra loro. Per tale esperimento si è utilizzato un modello 2-D FDTD del seno con permittività $\varepsilon_r(w)$ descritta dal modello Debye nella banda da 100 MHz a 20 GHz, in cui sono stati posti due tumori di 2 mm di diametro separati da 1.5 cm, col tumore più in basso posto a una profondità di 3.1 cm. L'analisi è stata eseguita attraverso l'algoritmo MIST che ha generato la seguente ricostruzione:

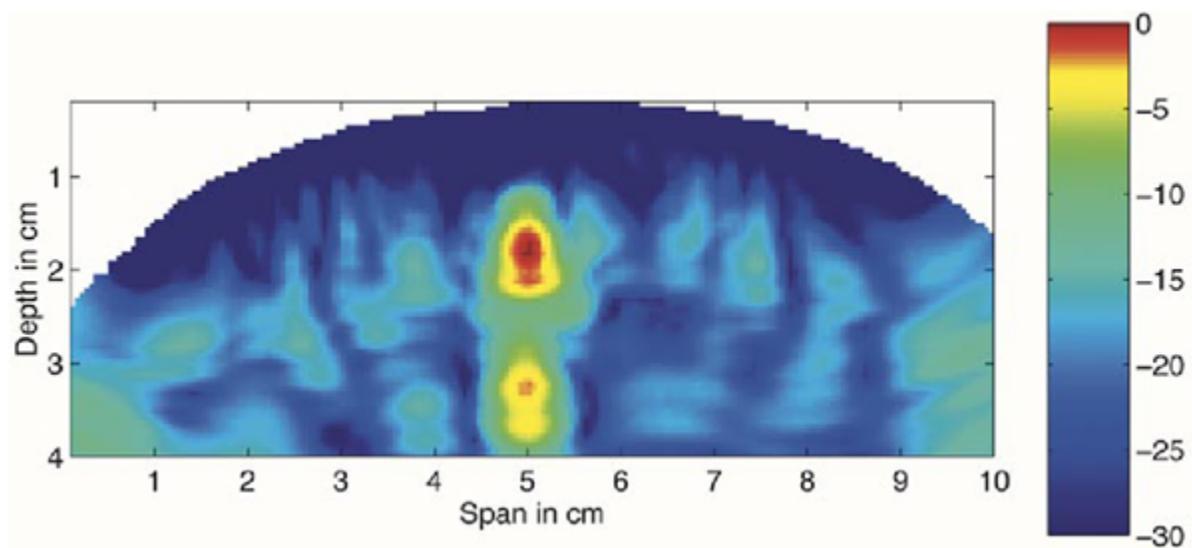


Figura 23: Panoramica di un modello di seno numerico 2-D realizzata con algoritmo di ricostruzione MIST [10]

Il tumore più vicino alla pelle presenta un S/C minimo di 18 dB mentre quello più in profondità, di 16 dB. Le posizioni delle due aree di scattering corrispondono a quelle dei due carcinomi anche se i picchi di maggiore intensità risultano essere 2-3 mm più profondi rispetto alle reali posizioni fisiche dei due target. Tutto ciò è dovuto all'imprecisa assunzione nel modello assunto di considerare il cancro da rilevare come un punto di scattering e di un conseguente *bias* nel metodo di *Beamforming*. Nonostante questa imprecisione, i due oggetti di scattering vengono rilevati con successo mostrando quindi una risoluzione potenzialmente elevata che non solo permette di rilevare i tumori di piccole dimensioni ma anche di distinguere più lesioni poste in posizioni ravvicinate.

CAPITOLO 4

Riflessioni finali

4.1 Conclusioni

L'obiettivo principale di questo elaborato è stato quello di fornire una panoramica della nuova tecnica per la rilevazione e localizzazione del cancro al seno tramite radar multistatico a microonde. Sono stati proposti diversi algoritmi di imaging a dimostrazione della fattibilità dell'utilizzo delle microonde nella ricostruzione della struttura interna del seno. Chiaramente lo studio affrontato è stato facilitato da diverse semplificazioni che hanno reso ideali alcune situazioni. In particolare il modello di seno utilizzato nell'esperimento finale, anche se progettato per essere il più fedele possibile alla realtà, non rappresenta lo stesso livello di sfida di una scansione di un seno di un paziente affetto da reale cancro al seno. Inoltre l'analisi sperimentale non tiene conto di tutti i problemi meccanici che riguardano una analisi realistica quali la rimozione dei vuoti d'aria tra il seno e il sistema di scansione e, soprattutto, il movimento del paziente che perturba l'analisi. Il passo successivo per lo sviluppo di questa tecnica di imaging potrebbe consistere in uno sviluppo di modelli di seno sempre più realistici e la formulazione di algoritmi di ricostruzione dell'immagine ancora più efficienti e veloci.

Un'altra problematica riguarda la ricerca dell'antenna ottimale per la scansione. Un maggior numero di antenne infatti permette l'acquisizione di più dati e quindi una maggiore risoluzione. Questa risulta essere una sfida interessante essendo lo spazio in cui adagiare le antenne molto ristretto.

Si tratta quindi di un sistema da perfezionare ma di grandi potenzialità. Non si sa ancora se tale strumento potrà rimpiazzare la mammografia a raggi X, ma sicuramente potrebbe affiancare questo strumento in un'analisi preliminare meno invasiva e più sicura dal momento che non utilizza radiazioni ionizzanti. E' stata dimostrata la fattibilità di rilevazione di un carcinoma mammario tramite l'utilizzo di tre diversi algoritmi di *Beamforming*. L'analisi è avvenuta con successo mettendo in risalto in particolar modo

l'algoritmo MAMI rispetto agli altri per capacità di messa a fuoco e corretta localizzazione oltre che per soppressione dei disturbi. Si tratta certamente di algoritmi da perfezionare, ma comunque molto promettenti, che sono in grado di fornire potenzialmente una risoluzione e una capacità di mettere in risalto il carcinoma rispetto al tessuto mammario con un grado di precisione mai raggiunta. L'obiettivo è riuscire a rilevare non solo la posizione del tumore ma anche la sua forma e dimensione. Di notevole importanza è infine la possibilità di individuare target multipli di piccole dimensioni a distanza ravvicinata tra loro.

Riferimenti bibliografici

- [1] T. Henriksson, M. Klemm, D. Gibbins, J. Leendertz, T. Horseman, A. W. Preece, R. Benjamin, I. J. Craddock, "Clinical Trials of a Multistatic UWB Radar for Breast Imaging", *Proc. of Antennas and Propagation Conference (LAPC)*, Loughborough, pp. 1-4, Nov. 2011.
- [2] M. Klemm, I. Craddock, J. Leendertz, A. Preece, and R. Benjamin, "Experimental and clinical results of breast cancer detection using UWB microwave radar", *Proc. of the IEEE Int. Symp. on Antennas and Propag.*, San Diego, CA, Jul. 7-12, 2008.
- [3] E. C. Fear, P. M. Meaney, M. A. Stuchly, "Microwaves for breast cancer detection?", *IEEE Potentials*, Vol. 22, No 1, pp. 12-18, Feb-Mar 2003.
- [4] W. T. Joines, Y. Zhang, C. Li, and R. L. Jirtle, "The measured electrical properties of normal and malignant human tissues from 50 to 900 MHz", *Med. Phys.*, Vol. 21, pp. 547-550, 1994.
- [5] G. Bindu, S. J. Abraham, C. K. Aanandan, K. T. Mathew, "Microwave Characterization of Female Human Breast Tissues", *Proc. of 9th European Conference on Wireless Technology*, Manchester UK, pp. 123-126, Sep. 2006.
- [6] M. Lazebnik, C. B. Watkins, S. C. Hagness, J. H. Booske, D. Popovic, L. Mc- Cartney, M. Okoniewski, M. J. Lindstrom, T. M. Breslin, J. Harter, S. Sewall, W. Temple, D. Mew, A. Magliocco, and T. Ogilvie, "The dielectric properties of normal and malignant breast tissue at microwave frequencies: analysis, conclusions, and implications from the Wisconsin/Calgary study," in *Proc. IEEE International Symposium on Antennas and Propagation*, pp. 2172-2175, 9-15 June 2007.
- [7] M. Lazebnik, M. Okoniewski, J. H. Booske, and S. C. Hagness, "Highly accurate debye models for normal and malignant breast tissue dielectric properties at microwave frequencies," *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, Vol. 17, No. 12, pp. 822-824, 2007.
- [8] Xu Li and S. C. Hagness, "A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection", *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, Vol. 11, No. 3, pp. 130-132, 2001.
- [9] H. B. Lim, N. T. T. Nhung, Er-Ping Li, and N. D. Thang, "Confocal Microwave Imaging for Breast Cancer Detection: Delay-Multiply-and-Sum Image Reconstruction Algorithm", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 55, No. 6, pp. 1697-1704, Jun. 2008.
- [10] 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 Propagat.*, Vol. 51, pp. 1690-1705, Aug. 2003.

- [11] X. Li, S. K. Davis, S. C. Hagness, D. W. van der Weide and B. D Van Veen, “ Microwave Imaging via Space-Time Beamforming: Experimental Investigation of Tumor Detection in Multilayer Breast Phantoms”, *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, Vol. 52, No. 8, pp.1856-1864, Aug. 2004.
- [12] P. Stoica, Z. Wang, and J. Li, “Robust Capon Beamforming”, *IEEE Signal Process. Lett.*, Vol. 10, No. 6, pp. 172-175, Jun. 2003.
- [13] Y. Xie, B. Guo, L. Xu, J. Li, and P. Stoica, “Multi-static adaptive microwave imaging for early breast cancer detection”, in *Proc. 39th Asilomar Conf. on Signals, Syst. and Comput.*, Nov. 1, 2005, pp. 285-289.
- [14] M. Klemm, I. J. Craddock, J. A. Leendertz, et al, “Radar- Based Breast Cancer Detection Using a Hemispherical Antenna Array-Experimental Results”, *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, Vol. 57, No 6, pp. 1692-1704, 2009.
- [15] K. Suzuki, Y. Kuwahara, “Microwave Mammography using Multi-Static UWB Radar”, *Proc. IEEE International Symposium on Antennas and Propagation*, 2009.
- [16] R. Passariello, “Radiologia: Elementi di Tecnologia”, Idelson-Gnocchi, 4 ed., 2005.
- [17] S. Bartoletti, A. Conti, and A. Giorgetti, “Analysis of UWB radar sensor networks,” in *Proc. IEEE Int. Conf. on Commun. (ICC)*, pp. 1-6, Cape Town, SOUTH AFRICA, May 2010
- [18] M. Chiani, A. Giorgetti, M. Mazzotti, R. Minutolo, and E. Paolini, “Target detection metrics and tracking for UWB radar sensor networks,” in *Proc. IEEE Int. Conf. on Ultra-Wideband (ICUWB)*, Vancouver, CANADA, Sept. 2009, pp. 469–474.
- [19] E. Paolini, A. Giorgetti, M. Chiani, R. Minutolo, and M. Montanari, “Localization capability of cooperative anti-intruder radar systems”, *EURASIP journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, pp. 1–14, 2008.

Ringraziamenti

I miei ringraziamenti vanno a tutti coloro che mi hanno accompagnato e sostenuto in questi anni di carriera universitaria e hanno contribuito alla realizzazione di questa tesi di laurea.

Al mio relatore prof. Marco Chiani, per avermi offerto l'opportunità di svolgere questa tesi, e al mio correlatore Andrea Giorgetti che mi ha seguito nello sviluppo dell'elaborato.

Alla mia famiglia, Paolo, Cristina e Giulia per avermi supportato in questi anni e aver sempre creduto in me, ma soprattutto per avermi trasmesso la voglia di migliorare me stesso sempre più permettendomi di raggiungere con successo questo primo traguardo importante.

A Milena che mi ha sostenuto nei momenti più difficili di questo ultimo periodo universitario trasmettendomi serenità e forza.

Ai miei compagni di università, in particolare Luca, Silvia, Alessandro, Karin, Marco e Gianluca con i quali ho affrontato questo percorso e ho condiviso momenti di divertimento rendendo questo cammino meno duro e facendo sentire l'ambiente universitario familiare.

Stefano.