

Tecniche di Ranging su Sistemi Wireless UWB e Wired PLC

**Corso di Laurea
Magistrale in
Ingegneria delle
Telecomunicazioni**

Laureando:
Francesco Lorenzon

Relatore:
Prof. Tomaso Erseghe

Data di Laurea:
12 Luglio 2011

**Anno Accademico
2010 - 2011**

Indice

1	Introduzione al ranging	7
1.1	Tecniche di ranging	8
1.1.1	Time-based ranging	8
1.1.2	Received Signal Strength-Based Ranging	9
1.2	Ranging nei sistemi UWB	10
1.3	Ranging nelle smart micro grids	10
1.3.1	Ottimizzazione delle reti Micro-Grid	11
2	Modello di canale Powerline Communications	17
2.1	Effetti della propagazione del segnale nel mezzo	17
2.2	Modello di canale	20
2.2.1	Modello di canale usato nelle simulazioni Matlab	21
3	Modello di canale Ultra-Wide Band	23
3.1	Modello statistico	23
3.1.1	Path-loss	24
3.1.2	Shadowing	26
3.1.3	Power delay profile	26
3.1.4	Small-scale fading	28
3.1.5	Parametri usati nelle simulazioni Matlab	28
4	Fonti di errore nelle tecniche di ranging time-based	33
4.1	Propagazione	34
4.2	Clock drift	36
4.3	Il limite di Cramér-Rao	39
4.3.1	Limite teorico in condizioni di propagazione ideale	39
4.3.2	Limite teorico in presenza di multipath	42
5	Algoritmi di stima del TOA	45
5.1	Modello di sistema	45
5.2	Stimatore ML	46
5.2.1	Metodi di ricerca ricerca del picco	48
5.2.2	Teoria sulla ricerca del cammino minimo con l'algoritmo ricerca e sottrai	50

5.2.3	Secondo modello di ricerca	52
5.3	Stimatore a soglia	53
6	Simulazioni e risultati	55
6.1	Algoritmo ricerca e sottrai	55
6.1.1	Canale UWB	55
6.1.2	Canale PLC	59
6.2	Algoritmo ricerca e sottrai con ottimo	60
6.2.1	Canale UWB	61
6.2.2	Canale PLC	62
6.3	Algoritmo a soglia	62
6.3.1	Canale UWB	63
6.3.2	Canale PLC	65
7	Estrazione del modello probabilistico tramite Gaussian mixture	73
7.1	Trattazione teorica dell'algoritmo EM	73
7.2	L'algoritmo EM per il modello Gaussian Mixture	76
7.3	Estrazione del modello in Matlab	79

Introduzione

Il ranging, ovvero la stima di distanza, è l'argomento portante di questa tesi che qui mi accingo ad illustrare. Il lavoro svolto ha lo scopo di valutare la capacità che due tipi di comunicazioni differenti hanno di effettuare misure di distanze in condizioni di lavoro reali; nello specifico si sono studiati i segnali di tipo Ultra Wide Band (UWB) e le Power Line Communication (PLC) per due motivi molto semplici: i primi perché posseggono una banda molto ampia che consente di raggiungere precisioni molto elevate, i secondi perché sono dei segnali ideali per la comunicazione nelle cosiddette Smart Grid, che come vedremo nel prosieguo della tesi, necessitano di misure di distanza tra i nodi della rete per ottimizzare i costi di distribuzione dell'energia.

Nel Capitolo 1, verranno presentati i concetti base del ranging, alcuni semplici algoritmi che permetteranno di capire quali sono i problemi che si affrontano quando è necessario eseguire una stima della distanza; inoltre in questo capitolo verranno espressi in modo più dettagliato le ragioni che portano alla localizzazione con sistemi wireless UWB e wired PLC. Nei Capitoli 2 e 3 saranno approfondite le tematiche riguardanti i canali rispettivamente PLC ed UWB; verranno quindi studiate le caratteristiche dei due segnali in modo da poter essere così riprodotti in ambiente Matlab nel modo più fedele possibile. Il Capitolo 4 ha lo scopo di porre l'accento sulle problematiche in essere di qualsiasi algoritmo atto alla stima della distanza, infatti saranno approfonditi problemi come la ricerca del cammino minimo, sia per le PLC che per segnali UWB; inoltre verrà trattato l'argomento del limite inferiore di Cramér-Rao, al fine di capire quale siano le prestazioni teoriche massime di un algoritmo di stima. Il Capitolo 5 è dedicato all'approfondimento degli algoritmi che sono stati implementati in ambiente Matlab; sostanzialmente gli algoritmi trattati saranno di due tipologie, uno è il cosiddetto "ricerca e sottrai", mentre il secondo è di tipo a soglia, il primo di questi algoritmi è stato trattato dettagliatamente dal punto di vista matematico ed è stato implementato un metodo per giungere ad una soluzione ottimizzata. Il Capitolo 6 è dedicato ai risultati ottenuti dall'implementazione in Matlab degli algoritmi di stima della distanza; i grafici con l'andamento dei parametri presi in esame saranno commentati al fine di capire l'effettiva valenza dei metodi usati. Infine il Capitolo 7 sarà volto alla spiegazione dell'algoritmo "Expectation Maximization" applicato al modello Gaussian Mixture; tale

metodo ha lo scopo di estrarre un modello di distribuzione probabilistica dei risultati ottenuti dagli algoritmi di stima.

Capitolo 1

Introduzione al ranging

Il ranging, ovvero la capacità di ottenere informazioni accurate sulla posizione di un dispositivo, oggi ha assunto una notevole importanza in applicazioni commerciali, di sicurezza pubblica o in ambito militare. Dispositivi in grado di ottenere, o far ottenere informazioni di posizione sono ormai quasi onnipresenti nella società moderna, basti pensare all'integrazione nei telefoni cellulari del Global Positioning System (GPS) coniugato con sistemi di localizzazione Wi-Fi. Nei prossimi anni si vedrà l'emergere di applicazioni denominate High-Definition Situation Aware (HDSA), ovvero in grado di operare in ambienti dove normalmente il GPS fallisce, cioè in luoghi come l'interno di edifici o all'interno di cave. In tali contesti però cambiano anche le aspettative che l'utilizzatore richiede al sistema, ovvero la precisione deve necessariamente scendere sotto il metro. In queste condizioni localizzazioni affidabili sono un fattore chiave per diversi tipi di applicazioni come: logistica, security tracking (ovvero il monitoraggio autorizzato di persone in zone ad alta sicurezza), servizi medici come il monitoraggio di pazienti, operazioni di ricerca e salvataggio ad esempio comunicazioni tra pompieri o la localizzazione di dispersi in disastri naturali, sistemi militari o un vasto insieme di diverse reti di sensori wireless. Vi sono inoltre applicazioni come protocolli di rete che ricavano dei vantaggi prestazionali dalla conoscenza di informazioni di posizione per eseguire il routing (georouting), oppure tecniche di interference avoidance nelle cosiddette cognitive radios.

Lo scopo della localizzazione è quello di ricavare la posizione di nodi partendo da un insieme di misurazioni; per fare ciò è necessario decidere la tipologia di misurazioni da effettuare che sostanzialmente possiamo riassumere nei seguenti tre tipi di misure basate su:

1. stima della distanza;
2. stima degli angoli che si formano tra i nodi;
3. stima cosiddetta di prossimità.

Tra le tre tipologie appena elencate la prima basata sulla distanza è quella che permette la maggiore precisione, soprattutto quando è possibile usare dispositivi a bassa complessità.

1.1 Tecniche di ranging

Le tecniche di ranging hanno un impatto fondamentale sulla precisione della localizzazione, la complessità del sistema ed anche sul suo costo. In questo paragrafo saranno analizzati due tra i più usati metodi di ranging, quelli basati sulla misurazione del tempo di arrivo e quelli basati sulla misura della potenza del segnale ricevuto.

1.1.1 Time-based ranging

Informazioni di distanza tra un nodo A ed un nodo B, possono essere ricavate dalla misurazione del tempo di propagazione di un segnale che viaggia per esempio da A verso B. Possiamo quindi definire $\tau_p = d/c$ il tempo che il segnale impiega a coprire la distanza esistente tra i due nodi d , dove con $c = 3 \cdot 10^8$ [m/s] si intende la velocità della luce. Tutto ciò può essere svolto usando tre tecniche: one-way TOA (Time Of Arrival), two-way TOA o TDOA (Time Difference Of Arrival).

One-way TOA

La tecnica è molto semplice e consiste in questo: al tempo t_1 , il nodo A trasmette al nodo B un pacchetto con all'interno un timestamp con indicato l'istante di spedizione, ovvero t_1 ; il nodo B riceve il pacchetto al tempo t_2 , se i timer di entrambi i nodi sono sincronizzati, allora diviene semplice calcolare il tempo di propagazione come $\tau_p = t_1 - t_2$ e da questo ricavare quindi la distanza. È facile capire come in questa tecnica l'errore di sincronizzazione sia un fattore fondamentale per la qualità della stima effettuata.

Two-way TOA

In questa tecnica il sistema stima la distanza non attraverso un tempo comune ai nodi ma attraverso il calcolo del round-trip time (RTT). Il nodo A trasmette un pacchetto al nodo B, il quale lo elabora in un tempo τ_d e risponde al mittente con un pacchetto di acknowledgment. In tal modo, supponendo τ_d noto, è facile calcolare il round-trip time come $\tau_{RTT} = 2\tau_p + \tau_d$, dal quale può essere estratta la distanza agevolmente. Attraverso l'uso di questa tecnica l'errore di sincronizzazione dei clock viene evitato, ma vi possono essere errori dovuti alla precisione nel tempo dei clock, in un ambiente come il ranging indoor nel quale la precisione deve essere spinta sino ai nano secondi, questi possono avere effetti significativi sulla qualità della stima,

infatti il tempo di propagazione è dell'ordine dei nano secondi, mentre il ritardo di risposta può essere anche di alcuni micro secondi, dovuto al fatto che il nodo deve effettuare una stima di canale ed una sincronizzazione di bit; così anche un offset di clock piccolo può diventare significativo sulla stima, dovuto all'accumulazione dell'errore su τ_d .

TDOA

Nei sistemi di localizzazione che si basano su questa tecnica, non ci si affida alla stima della distanza che intercorre tra due nodi; questi sistemi tipicamente si affidano ad uno dei seguenti schemi: nel primo diversi segnali sono spediti in broadcast da un nodo fisso e sincronizzato detto ancora, situato in una posizione nota, nodi denominati agenti misureranno così i vari tempi di arrivo ed anche le differenze tra loro (TDOA); nel secondo schema, un segnale di riferimento è spedito in broadcast da un nodo ancora e ricevuto da diversi nodi di tipo agente, quest'ultimi condividono i loro tempi di arrivo in modo da poter calcolare le varie differenze e sono sincronizzati tra loro da una rete cablata di connessione. Per arrivare a calcolare univocamente la posizione di un nodo agente sono necessari almeno tre nodi ancora e due TDOA, nel piano, mentre nello spazio tridimensionale servono almeno quattro nodi ancora e tre TDOA

1.1.2 Received Signal Strength-Based Ranging

Il principio di questa tecnica è che se un segnale viene lanciato con una certa potenza, l'intensità del segnale ricevuto sarà tanto più bassa quanto maggiore sarà la distanza che intercorrerà fra trasmettitore e ricevitore. Tale tecnica è usata in sistemi a basso costo come le reti di sensori wireless, perchè i costi dell'hardware necessario si attestano notevolmente sotto a quelli per tecniche basate sulla misurazione del tempo. Nei sistemi in esame un nodo B che riceve un segnale inviato da un nodo A, stima la distanza che intercorre tra i due nodi misurando la potenza del segnale ricevuto e sfruttando un modello semplificato della propagazione di segnali nello spazio in funzione della distanza

$$P_r(d) = P_0 - 10\gamma \log_{10} d + S \quad (1.1)$$

dove P_r (dBm) è la potenza ricevuta al nodo B, P_0 (dBm) è la potenza ricevuta alla distanza di riferimento di un metro, d (metri) è la distanza che separa A da B, S (dB), rappresenta la variazione di fading su larga scala (shadowing), solitamente per modellare S viene usata una variabile aleatoria Gaussiana con media nulla e deviazione standard σ_S [8], infine γ rappresenta il fattore di path-loss, il quale tipicamente assume valori compresi tra 2 e 6 [9].

L'inconveniente primario delle tecniche basate sull'intensità del segnale ricevuto sta nel fatto che in ambienti densi di ostacoli che causano rifrazioni del segnale originario e assorbimenti di potenza, la forza con cui il segnale arriva al ricevitore risulta scarsamente correlata alla distanza e quindi dando luogo a stime altamente affette da errore.

1.2 Ranging nei sistemi UWB

Ultra-Wide Band (UWB) è una tecnologia sviluppata per trasmettere e ricevere informazioni in una banda di frequenza molto ampia, da 500 MHz a circa 10 GHz, che sotto le dovute premesse dovrebbe essere in grado di condividere tale ampio spettro con altri utenti. La comunicazione avviene attraverso brevissimi impulsi radio con durata temporale variabile da poche decine di pico-secondi a qualche nano-secondo, grazie appunto alla durata estremamente ridotta l'impulso visualizzato in frequenza si estende su di un ampio spettro e la densità spettrale di potenza ad esso associata, "spalmata" sulla banda, risulta essere molto bassa, il che permette di avere due vantaggi fondamentali: la capacità di non interferire in linea di principio con altri sistemi di comunicazione ed inoltre consente di essere vista da sistemi esterni come una sorta di rumore di fondo, quindi difficilmente intercettabile; inoltre la potenza ridotta permette di realizzare dispositivi a basso consumo energetico.

La tecnologia Ultra-Wide Band permette di raggiungere performance di localizzazione molto elevate attraverso tecniche di stima TOA (Time Of Arrival), anche in ambienti in cui la propagazione è resa difficoltosa [2] e [3], grazie all'abilità di risoluzione del problema del multipath e di penetrare gli ostacoli. Lo standard IEEE 802.15.4a fu il primo protocollo basato sul sistema UWB per bassi bit rate in Wireless Personal Area Networks (WPANs) con capacità di localizzazione, nel quale la precisione si attesta nell'ordine del metro o inferiore nel 90% dei casi. Le tecniche di ranging che si basano sul TOA sono affette da una serie di problematiche quali il rumore, le componenti multipath, le interferenze ed il clock drift [4]; in ambienti con problematiche di multipath molto consistenti il primo impulso in arrivo al ricevitore non è necessariamente il più forte, ciò rende il problema di localizzazione complesso [5].

1.3 Ranging nelle smart micro grids

Le micro grids stanno diventando realtà al giorno d'oggi con la sempre maggior diffusione di piccole sorgenti di energia per uso residenziale ma non solo, come pannelli fotovoltaici, micro turbine o pale eoliche possibilmente integrati con dispositivi capaci di immagazzinare energia. Tali reti di generatori di energia distribuiti possono essere ottimizzate al fine di ridurre al minimo

i costi di distribuzione e produzione di energia, mantenendo comunque i vincoli imposti dal sistema. Gli obiettivi appena citati possono essere raggiunti soltanto se su tali reti è implementato un sistema di controllo e misura, cioè significa realizzare quello che viene comunemente denominata una smart micro grid. In questo contesto, è possibile agire sulla fase e sull'ampiezza delle correnti immesse dai generatori locali, per ottimizzare le perdite di linea e soddisfare le richieste degli eventuali utilizzatori, in tal modo si riducono i costi ed è anche possibile migliorare il dimensionamento della linea stessa. In [6] viene proposta una soluzione basata su un approccio di tipo token ring, nella quale i generatori locali lasciano circolare nella rete un token, il generatore che lo possiede ha la facoltà di aggiustare la corrente immessa nella smart micro grid. In [7] viene dimostrato che l'approccio token ring risulta essere il migliore sotto il punto di vista prestazionale, inoltre è mostrato come, assumendo che l'impedenza per unità di lunghezza sia la stessa in tutti i percorsi, un controllo ottimale viene raggiunto quando tutti i generatori locali conoscono la topologia della rete, in particolare la distanza con i loro rispettivi vicini. Nel nostro caso il problema di stima della distanza tra generatori locali di una smart micro grid, è affrontato utilizzando le cosiddette Power Line Communications (PLC). Questo tipo di comunicazione rappresenta l'ottimo per raggiungere entrambi gli obiettivi fissati, cioè l'implementazione di un'infrastruttura di comunicazione, necessaria per l'ottimizzazione di controllo e la realizzazione di un sistema di misura per stimare i parametri di rete.

1.3.1 Ottimizzazione delle reti Micro-Grid

Come già accennato nell'introduzione del ranging nelle micro-grid attraverso le Power Line Communication, la conoscenza topologica della rete da parte dei nodi diviene fondamentale nell'ottimizzazione dei costi di produzione e distribuzione dell'energia in una rete che presenta al suo interno dei piccoli generatori di corrente elettrica. In questo capitolo si vogliono approfondire le motivazioni teoriche che portano alla mappatura della rete attraverso tecniche di ranging.

Nelle micro-grid, le sorgenti locali sono interfacciate alla rete attraverso dei processori elettronici di potenza; se tali sorgenti riescono a lavorare in modo cooperativo, è possibile riuscire a raggiungere lo sfruttamento completo dei generatori locali, ridurre le perdite di distribuzione e stabilizzare la tensione. Il modello preso in esame da [7] è risultato essere la soluzione ottima, nel quale si affronta il problema attraverso la mappatura dinamica della rete e l'utilizzo della tecnica del token ring.

Dimostriamo ora come attraverso la tecnica di controllo token ring in tutti i nodi attivi della rete (cioè nodi dove le sorgenti locali si interfacciano alla rete attraverso dei processori di potenza), sia possibile raggiungere l'operatività ottima delle micro-grid. Quando un processore elettronico di

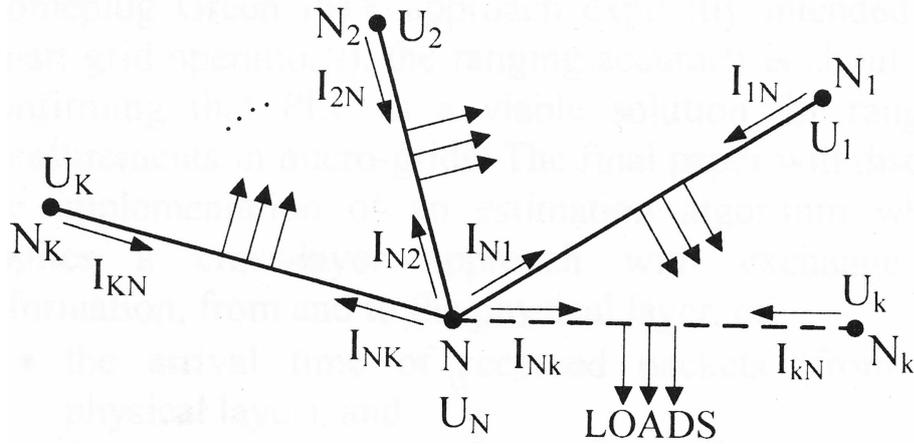


Figura 1.1: Nodi attivi “vicini” in una micro-grid.

potenza riceve il token, entra nella fase cosiddetta di controllo, l’abilitazione avviene fisicamente tramite la ricezione di un segnale di enable associato ad un pacchetto dati. Durante la fase di controllo il processore, in accordo con l’algoritmo ottimo di controllo, va ad agire sulla corrente in uscita dal proprio generatore, dopodiché passa il token ad un altro processore. Nel tempo che intercorre tra due fasi di controllo la corrente in uscita dalla sorgente viene mantenuta inalterata, cioè il processore lavora come una sorgente costante di corrente alternata; questa operazione è molto utile in quanto permette di evitare interazioni e stabilizza l’impedenza vista da ogni processore nella fase di controllo. L’algoritmo di controllo è scelto in modo tale da soddisfare due requisiti fondamentali del sistema:

1. la regolazione sulla corrente attiva, che è necessaria al fine di massimizzare lo sfruttamento delle sorgenti di energia locali, in particolare nel caso di sorgenti di energia rinnovabili lo scopo da raggiungere è quello di estrarre la maggior potenza possibile, mentre per quanto riguarda le unità di stoccaggio, l’energia è presa o data, a seconda delle necessità della rete;
2. la regolazione sulla corrente reattiva, che permette di controllare la tensione e minimizzare le perdite di distribuzione.

Considerando la sezione di rete raffigurata in Figura 1.1, si può notare che il nodo N ha un insieme di nodi attivi adiacenti N_1, \dots, N_K , essi sono collegati ad N tramite i rispettivi tratti di linea L_1, \dots, L_K . Sia U_N il voltaggio del nodo attivo N ed U_1, \dots, U_K le rispettive tensioni dei nodi sopra citati. È possibile dimostrare che le perdite dovute alla distribuzione dell’energia prodotta dalle sorgenti locali possono essere minimizzate se la

tensione al nodo N, U_N , è regolata in arrordo con la seguente relazione

$$U_N^{opt} = \sum_{k=1}^K \frac{U_k}{Z_k} \bigg/ \sum_{k=1}^K \frac{1}{Z_k}, \quad (1.2)$$

dove Z_k è l'impedenza associata al percorso L_k . Se il valore di impedenza per unità di lunghezza è la stessa per tutti i percorsi, la 1.2 diventa

$$U_N^{opt} = \sum_{k=1}^K \frac{U_k}{d_k} \bigg/ \sum_{k=1}^K \frac{1}{d_k}, \quad (1.3)$$

dove d_k è la lunghezza associata al percorso L_k .

La configurazione di corrente ottima che permette alla tensione al nodo N di raggiungere il valore U_N^{opt} , è facilmente determinata osservando che, se la corrente al nodo N , I_N , ha una variazione ΔI_N , la tensione diventa

$$U_N = U_N^0 + Z_{eq}\Delta I_N = U_N^0 + Z_{eq}(\Delta I'_N + j\Delta I''_N), \quad (1.4)$$

dove U_N^0 è la tensione iniziale, che assumiamo costante, mentre $Z_{eq} = R_{eq} + jX_{eq}$ è l'impedenza equivalente vista dal nodo N , la quale può essere ricavata dalle misurazioni sulla linea. Le variazioni di corrente attiva e reattiva si esprimono nel seguente modo

$$\Delta I'_N = \left[R_{eq}(U'_{ref} - U_N^0) + X_{eq}U''_{ref} \right] / Z_{eq}^2 \quad (1.5)$$

$$\Delta I''_N = \left[R_{eq}U''_{ref} - X_{eq}(U'_{ref} - U_N^0) \right] / Z_{eq}^2 \quad (1.6)$$

esse sono necessarie al fine della minimizzazione della differenza tra U_N ed U_N^{opt} . Nella pratica, solo la variazione di corrente reattiva $\Delta I''_N$ può essere scelta in maniera indipendente, mentre la variazione di corrente attiva deve soddisfare le condizioni flussi di potenza richiesti. Ad ogni modo un controllo ottimale della corrente reattiva ai nodi avrà come conseguenza una grossa diminuzione delle perdite di distribuzione e la stabilizzazione delle tensioni nell'intera rete.

Per realizzare il controllo ottimo descritto in precedenza è necessario soddisfare due condizioni:

- i nodi “vicini” devono essere identificati e la loro distanza misurata (mappatura della rete);
- i nodi “vicini” devono comunicare tra loro e scambiarsi dati sulle misurazioni di tensione.

Tali condizioni possono essere soddisfatte se tutti i nodi attivi della rete sono dotati di PLC (PowerLine Communication); inoltre assumiamo che ogni nodo sia univocamente riconoscibile grazie ad un codice (indirizzo),

che i nodi attivi condividano un tempo di riferimento e che si scambino informazioni di tensione tramite fasori.

Con il termine mappatura dinamica della rete si intende che ogni nodo che possiede il token, quindi quando si trova nella sua fase di controllo, operi un'identificazione in tempo reale dei propri vicini; questa operazione si svolge in due semplici fasi:

1. il nodo in fase di controllo spedisce una richiesta di informazioni via PLC, analizza le risposte salvando il loro indirizzo, tutti i nodi che rispondono alla richiesta vengono chiamati corrispondenti;
2. grazie alla tecnica di ranging utilizzata, stima le distanze di ogni nodo della rete e le associa ai vari indirizzi, viene così costruita una tabella delle distanze di tutti i nodi attivi in rete.

I nodi vicini vengono identificati facilmente grazie ad un semplice algoritmo, infatti due nodi n e k si possono definire vicini se la distanza tra loro d_n^k , soddisfa la seguente condizione:

$$d_n^k < d_n^\ell + d_k^\ell, \quad \ell = 1, \dots, L, \quad (1.7)$$

dove $\ell = 1, \dots, L$ sono tutti i nodi corrispondenti sia con n che con k . La mappatura della rete può essere aggiornata periodicamente per dare un'idea dell'evoluzione dinamica della rete stessa.

Applicabilità delle tecniche TOA ai sistemi PLC

In uno scenario di canale ideale, ovvero senza distorsione e LOS, è noto che le prestazioni delle tecniche di stima di tipo time of arrival decrescono linearmente al calare del rapporto segnale su disturbo, per quanto riguarda invece degli scenari meno ideali, è altrettanto noto che le prestazioni dipendono dalla larghezza di banda dei segnali. Nello specifico, se la banda ha un valore B ed il periodo di campionamento T è espresso come

$$T = \frac{1}{B}, \quad (1.8)$$

allora ponendoci nel caso di usare la tecnica di ranging "two-way" (vedi Sezione 1.1.1), nella quale la distanza tra un nodo A ed uno B è espressa come

$$d = c \frac{(\tau_{RTT}) - \tau_d}{2}, \quad (1.9)$$

possiamo ricavare facilmente un valore di errore quadratico medio sotto radice (RMSE) associato alla stima della distanza \hat{d}

$$RMSE(\hat{d} - d) \simeq \frac{T \cdot c}{\sqrt{2}}, \quad (1.10)$$

	max rate at PHY [Mbit/s]	modulation type
TIA-1113 (Homeplug 1.0)	14 Mbit/s	baseband OFDM
IEEE P1901	545 Mbit/s	baseband OFDM
ITU-T G.hn (G.9960/G.9961)	1 Gbit/s	passband OFDM
Homeplug AV	200 Mbit/s	baseband OFDM
Homeplug Green PHY	10 Mbit/s	baseband OFDM
Opera	204.94 Mbit/s	passband OFDM

	band [MHz]	T [ns]	approx. RMSE [m]
TIA-1113 (Homeplug 1.0)	4.49 – 20.7	61.7	8.72
IEEE P1901	2 – 30	35.7	5.05
	2 – 48	21.7	3.07
ITU-T G.hn (G.9960/G.9961)	0 – 50	20	2.83
	0 – 100	10	1.41
Homeplug AV	2 – 30	35.7	5.05
Homeplug Green PHY	2 – 30	35.7	5.05
Opera	0 – 30	33.3	4.71

Tabella 1.1: Precisione del ranging per vari standard PLC in condizioni di canale LOS.

nel calcolo del quale abbiamo assunto indipendenti le varianze del TOA sia per τ_{RTT} che per la stima del tempo di propagazione τ_p . L'equazione (1.10) inoltre spiega il perchè i sistemi UWB siano i preferiti nella stima del tempo di arrivo, data la presenza al numeratore del tempo di campionamento, che in tali sistemi è ovviamente molto piccolo.

Le performance attese delle tecniche di ranging basate sulla stima del tempo di arrivo per gli standard PLC e tecniche [31], [32], sono mostrate nella Tabella 1.1, dove nel calcolo dell'RMSE approssimato abbiamo usato (1.10) con $c = 2 \cdot 10^8$ [m/s]. L'accuratezza del ranging nei sistemi PLC è dell'ordine di qualche metro, il che conferma la validità del sistema usato.

Capitolo 2

Modello di canale Powerline Communications

Le reti Powerline differiscono considerevolmente dai mezzi di comunicazione tradizionali come cavi coassiali, doppino telefonico o fibre ottiche, in base alla topologia, alla struttura ed alle proprietà fisiche. La strategia utilizzata per descrivere il modello di canale in [10] è di tipo top-down, considera il canale come una scatola e si descrive l'equazione caratteristica $H(f)$ in frequenza in un range compreso tra 500 KHz e 20 MHz. La struttura del modello è basata su un gran numero di misurazioni effettuate su vari canali fisici.

2.1 Effetti della propagazione del segnale nel mezzo

In questa sezione verrà innanzitutto descritta la topologia principale della rete considerata ed in seguito si analizzeranno la propagazione multipath di un segnale e le perdite dovute ai cavi di connessione.

Un tipico collegamento tra un utilizzatore ed una substation è costituito da uno o più cavi di distribuzione e da cavi che arrivano all'utenza finale, entrambi i tipi di cavo posseggono una determinata impedenza con valore reale Z_L . I cavi che arrivano all'utenza terminano in un box di connessione, dal quale escono i cavi interni dell'utilizzatore i quali possono essere modellati, dal punto di vista della rete d'accesso, come un'impedenza complessa $Z_H(f)$. L'impedenza del punto di connessione alla casa è generalmente bassa, questo è dovuto ai numerosi cavi che da questo punto partono e si diffondono all'interno dell'utenza. Molte riflessioni sono causate dai punti di collegamento tra i cavi necessari per il servizio dell'utilizzatore, dai box di connessione e dai cavi di distribuzione con diversa impedenza caratteristica.

La propagazione del segnale non avviene soltanto lungo il percorso diretto tra il trasmettitore ed il ricevitore ma in questo tipo di comunicazioni

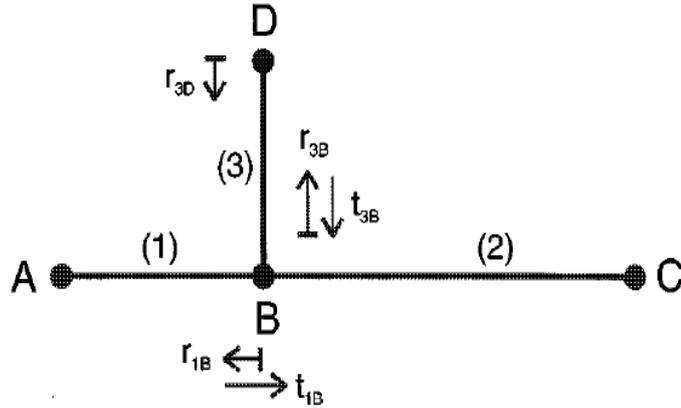


Figura 2.1: Effetto eco.

è necessario prendere in considerazione il cosiddetto effetto eco, il risultato è quindi uno scenario di tipo multipath con fading selettivo in frequenza. La propagazione multipath si può analizzare guardando la Figura 2.1, nella quale è rappresentato un collegamento con un solo braccio, raffigurato dai segmenti (1), (2) e (3) con rispettive lunghezze l_1 , l_2 ed l_3 ed impedenze caratteristiche Z_{L1} , Z_{L2} e Z_{L3} . Assumiamo ora che i nodi A e C abbiano impedenze caratteristiche uguali rispettivamente ai tratti 1 e 2, cioè $Z_{L1} = Z_A$ e $Z_{L2} = Z_C$, questo significa che nei suddetti nodi non vi saranno riflessioni, mentre nei nodi B e D sono presenti i fattori di riflessione r_{1B} , r_{3D} , r_{3B} ed i fattori di trasmissione t_{1B} e t_{3B} . Con questo tipo di configurazione sono possibili un numero infinito di percorsi che un segnale può seguire. Definiamo ora dei pesi da attribuire ai vari percorsi, quindi per il cammino i -esimo il fattore di peso g_i si calcola moltiplicando tra loro i fattori di trasmissione e riflessioni incontrati lungo il percorso. Tutti i fattori, sia di riflessione che di trasmissione sono al più uguali ad uno, questo è dovuto al fatto che la trasmissione avviene soltanto nei giunti tra due o più bracci in parallelo con carichi sempre inferiori rispetto al braccio di propagazione, per questo si può scrivere la seguente equazione

$$g_i \leq 1 \quad \forall i; \quad (2.1)$$

inoltre più il cammino sarà denso di trasmissioni e riflessioni più il fattore di peso sarà piccolo. I segnali prodotti dal non adattamento delle impedenze caratteristiche più spazio percorrono propagandosi più si attenuano, quindi al ricevitore essi saranno meno significativi rispetto al segnale di origine. In base a tali ragionamenti è corretto tener conto solo di un numero N di cammini dominanti, dove N si tenderà a far risultare il più piccolo possibile.

Il ritardo del cammino i -esimo τ_i si scriverà come

$$\tau_i = \frac{d_i \sqrt{\varepsilon_r}}{C_0} = \frac{d_i}{v_P}, \quad (2.2)$$

dove ε_r rappresenta la costante dielettrica del materiale isolante, C_0 è la velocità della luce, mentre le d_i sono le varie lunghezze dei cavi.

Le perdite nei cavi causano un'attenuazione $A(f, d)$ che si incrementa con la distanza percorsa dal segnale e con la frequenza. In questo contesto la risposta in frequenza da A a C si esprime come

$$H(f) = \sum_{i=1}^N g_i \cdot A(f, d_i) \cdot e^{-j2\pi f \tau_i}. \quad (2.3)$$

In un generico contesto di linea perfettamente adattata possiamo andare a riscrivere la risposta in frequenza $H(f)$ attraverso la costante di propagazione complessa

$$\gamma = \sqrt{(R' + j\omega L')(G' + j\omega C')} = \alpha + j\beta, \quad (2.4)$$

che dipende dai parametri della linea: R' che è una resistenza per unità di lunghezza, L' induttanza per unità di lunghezza, C' capacità per unità di lunghezza e G' che è la conduttanza sempre per unità di lunghezza; quindi la risposta in frequenza possiamo scriverla come

$$H(f) = \frac{U(x=l)}{U(x=0)} = e^{-\gamma l} = e^{-\alpha(f)l} e^{-j\beta(f)l} \quad (2.5)$$

dove $U(x)$ rappresenta la tensione in funzione della distanza x . I parametri L' e C' possono essere grossolanamente determinati dalle dimensioni geometriche e da alcune proprietà dei materiali; il fattore R' è dipendente dalla frequenza e se consideriamo frequenze nell'ordine dei mega Hertz allora si può considerare direttamente proporzionale a \sqrt{f} . La conduttanza per unità di lunghezza G' è dipendente dal fattore di dissipazione del materiale dielettrico, quindi essa sarà proporzionale ad f . In un contesto generico usualmente valgono le seguenti disuguaglianze

$$R' \ll \omega L', \quad G' \ll \omega C', \quad (2.6)$$

nell'intervallo di frequenze di interesse, così una linea che presenta una impedenza caratteristica reale si può considerare con deboli perdite. Un altro modo di rappresentare la costante di propagazione complessa che metta in evidenza la dipendenza di essa dalla frequenza è il seguente

$$\gamma = \underbrace{k_1 \sqrt{f} + k_2 f}_{\Re(\gamma)=\alpha} + j \underbrace{k_3 f}_{\Im(\gamma)=\beta} \quad (2.7)$$

con k_1 , k_2 e k_3 costanti che rappresentano le caratteristiche geometriche e le proprietà dei materiali. La parte reale del fattore di propagazione, cioè il fattore di attenuazione α , come è facile notare dall'equazione (2.7), cresce all'aumentare della frequenza, ma la dipendenza esatta tra α ed f è dipendente dalla dominanza o meno di k_1 o k_2 rispetto all'altro. Basandosi su tali ragionamenti ed attraverso una serie di misurazioni pratiche, è stato possibile approssimare ragionevolmente il fattore di attenuazione come

$$\alpha(f) = a_0 + a_1 f^k, \quad (2.8)$$

la quale è in grado di caratterizzare il fattore di attenuazione usando solamente tre parametri, i quali si possono facilmente derivare dalla misurazione della funzione di trasferimento. I parametri a_0 e a_1 sono detti di attenuazione, mentre k è una costante generalmente compresa tra 0.5 ed 1. È possibile riscrivere attraverso (2.5) e (2.8) l'attenuazione per un cavo utilizzato per le comunicazioni di tipo powerline

$$A(f, d) = e^{-\alpha(f) \cdot d} = e^{-(a_0 + a_1 f^k) \cdot d}. \quad (2.9)$$

2.2 Modello di canale

Combinando la propagazione multipath descritta dall'equazione (2.3) e l'attenuazione del segnale nel mezzo dipendente da frequenza e lunghezza data da (2.9), è possibile riscrivere la funzione di trasferimento nel seguente modo

$$H(f) = \sum_{i=1}^N \underbrace{|g_i(f)|}_{\text{fattore di peso}} \underbrace{e^{\varphi_{g_i}(f)} e^{-(a_0 + a_1 f^k) d_i}}_{\text{attenuazione}} \underbrace{e^{-j2\pi f \tau_i}}_{\text{ritardo}}, \quad (2.10)$$

la quale descrive la propagazione di un segnale lungo un cammino, la cui attenuazione aumenta con la distanza percorsa e la frequenza (caratteristica di tipo passa-basso). I fattori g_i sono il risultato del prodotto tra fattori di trasmissione e riflessione che il segnale incontra lungo il percorso, dato che in generale i punti di riflessione possono essere complessi e dipendenti dalla frequenza, i g_i sono stati scritti in (2.10) sotto forma di modulo e fase dipendenti da f .

Attraverso campagne di misurazione siamo in grado di poter dire che è possibile assumere i fattori di peso g_i complessi, ma non dipendenti dalla frequenza, inoltre in molti casi di interesse pratico tali fattori si possono considerare reali e costanti in frequenza. Per tali motivi è possibile riformulare la (2.10) in modo semplificato

$$H(f) = \sum_{i=1}^N g_i e^{-(a_0 + a_1 f^k) d_i} e^{-j2\pi f (\frac{vP}{d_i})} \quad (2.11)$$

nella quale si è messa in evidenza la dipendenza dalla distanza nell'ultimo esponenziale sfruttando (2.2). Quest'ultima equazione rappresenta un modello parametrico che descrive la risposta in frequenza complessa di un tipico canale PLC, nel quale si tiene conto di tutti gli effetti più importanti che caratterizzano la funzione di trasferimento in un range di frequenze compreso tra i 500 KHz ed i 20 MHz, attraverso un ristretto insieme di parametri che possono essere calcolati da misurazioni di canali fisici.

2.2.1 Modello di canale usato nelle simulazioni Matlab

Il modello di canale usato in Matlab sul quale sono stati implementati gli algoritmi di ranging analizzati, ricalca quello descritto nel Paragrafo 2.2. Andiamo ora nello specifico del programma usato, ponendo l'accento sugli elementi di differenza tra la teoria esposta pocanzi e la pratica usata nelle simulazioni. I dati di input di cui necessita il programma sono cinque:

- frequenza massima in Hertz, posta a 30 MHz, mentre la minima è posta a zero (range di frequenza diverso da quello considerato);
- parametri dell'attenuazione dipendente dalla frequenza, a_0 ed a_1 , ai quali sono stati posti rispettivamente i valori 10^{-5} e 0, mentre il parametro k che compare nella formula (2.8) è posto ad uno;
- lambda, ovvero il valore che diamo all'intensità del processo di Poisson con cui vengono generati gli arrivi, è stato posto uguale a 1/15 metri;
- la distanza massima in metri sino a cui si considerano validi gli arrivi generati con il processo di Poisson di cui sopra.

Oltre a questi parametri che vengono passati come input del programma ce ne sono altri posti nel programma stesso, come la suddetta frequenza minima posta a 0, il tempo di campionamento che è dato dalla seguente espressione

$$T_c = \frac{1}{2 \cdot \text{frequenza massima}}, \quad (2.12)$$

la costante dielettrica del materiale isolante $\varepsilon_r = 1$ e la velocità della luce c ha il valore consueto di $3 \cdot 10^8$ m/s. I fattori di peso g_i sono delle variabili uniformi tra $[-1, 1]$.

Gli output che il programma fornisce sono due vettori di pari lunghezza, uno da i valori del canale nel tempo e l'altro fornisce appunto i tempi dei campioni. In questo modo è possibile caratterizzare l'andamento del canale rispetto al tempo, sul quale è possibile applicare gli algoritmi di stima del tempo di arrivo. Un esempio di canale PLC è dato dalla Figura 2.2.

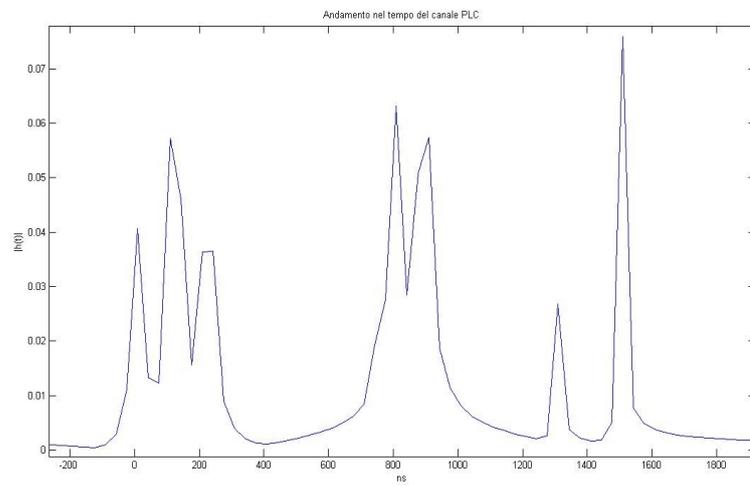


Figura 2.2: Canale PLC.

Capitolo 3

Modello di canale Ultra-Wide Band

Negli ultimi anni le Wireless Personal Area Networks (WPANs) hanno ricevuto un considerevole grado di attenzione dovuta al fatto che esse sono in grado di fornire un servizio di networking ad-hoc con mezzi a basso costo e basso consumo. La tecnologia Ultra Wide Band (UWB) applicata alle WPANs ha fatto nascere gli standard IEEE 802.15.3a e 802.15.4a, il primo può supportare alti bit rate su piccole distanze (fino a 110 Mbps a 10 metri e fino a 480 Mbps a distanze inferiori), mentre il secondo ha bassi bit rate su distanze maggiori (fino a 1 Mbps a 30 metri) e viene usato nel campo della localizzazione. Proprio a tal scopo è necessario studiare a fondo il canale UWB e riuscire a creare un modello il più accurato possibile. Qui di seguito verrà presentato un modello di canale multipath statistico UWB sviluppato per simulare ambienti di tipo indoor residenziale, il quale è usato nello standard IEEE 802.15.4a. Il modello è derivato da varie misurazioni di sistemi ultra-wide band in differenti scenari di propagazione, le quali hanno mostrato che le componenti multipath tendono a formare dei cluster o gruppi nel dominio del tempo; tale fenomeno può avere un impatto significativo sulla capacità del canale, perciò un modello di canale affidabile necessita di tener conto di tale fenomeno per non sovrastimare la capacità.

3.1 Modello statistico

Il modello statistico analizzato ed usato nelle simulazioni Matlab è preso da [11], nel quale vengono analizzate le problematiche in trasmissione e ricezione del segnale UWB; qui di seguito sarà svolta un'analisi sul path-loss, lo shadowing, il power delay e sul fading su piccola scala.

3.1.1 Path-loss

Il path-loss nei sistemi di tipo narrowband è convenzionalmente espresso nel seguente modo

$$PL(d) = \frac{\mathbb{E}\{P_{RX}(d, f_c)\}}{P_{TX}}, \quad (3.1)$$

dove P_{RX} e P_{TX} sono rispettivamente la potenza in ricezione e trasmissione, d indica la distanza fra trasmettitore e ricevitore ed infine f_c indica la frequenza centrale di trasmissione. Considerando la dipendenza in frequenza degli effetti della propagazione in un canale UWB, la descrizione del path-loss sull'intera banda è una funzione della distanza e della frequenza stessa come indicato dalla seguente espressione

$$PL(f, d) = \mathbb{E} \left\{ \int_{f-\Delta f/2}^{f+\Delta f/2} |H(\tilde{f}, d)|^2 d\tilde{f} \right\}, \quad (3.2)$$

dove $H(f, d)$ è la funzione di trasferimento da connettore di antenna a connettore di antenna, mentre Δf è preso abbastanza piccolo da considerare coefficienti dielettrici e di diffrazione delle semplici costanti. Per semplificare il computo totale assumiamo la funzione di path-loss dipendente sia dalla frequenza che dalla distanza come prodotto di due funzioni

$$PL(f, d) = PL(f)PL(d), \quad (3.3)$$

dove $PL(f)$ si può descrivere nel seguente modo

$$PL(f) \propto f^{-\kappa}, \quad (3.4)$$

con κ coefficiente di dipendenza in frequenza del path-loss.

La funzione di path-loss espressa in dB dipendente dalla distanza si esprime come

$$PL(d) = PL_0 + 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right), \quad (3.5)$$

dove la distanza di riferimento d_0 è posta a 1 metro e PL_0 è il path-loss a tale distanza, infine n rappresenta l'esponente del path-loss, il quale varia a seconda dell'ambiente in cui è in atto la comunicazione e rispetto al fatto che esista o meno un cammino diretto (LOS) fra trasmettitore e ricevitore.

Ora consideriamo il path-loss in modo differente rispetto a quanto fatto finora; il modello analizzato include gli effetti delle antenne in ricezione e trasmissione, descrivendo il path-loss come un rapporto tra potenza in ricezione e potenza in trasmissione. Qui di seguito verrà introdotto un modello che descrive solamente il canale, escludendo gli effetti dei parametri di antenna, inoltre lo scopo sarà di esplicitare la dipendenza in frequenza dell'efficienza dell'antenna e di mettere in evidenza invece la non dipendenza dalla direzione, il che implica l'impossibilità di tener conto nel computo totale del guadagno d'antenna.

Il calcolo della potenza in ricezione si snoda attraverso una successione di piccoli passi che verrà ora analizzata. Per prima cosa è necessario descrivere lo spettro della potenza trasmessa “on air”

$$P_t(f) = P_{TX\text{-amp}}(f) \cdot \eta_{TX\text{-ant}}(f), \quad (3.6)$$

dove $P_{TX\text{-amp}}(f)$ è lo spettro in uscita dall’amplificatore in trasmissione mentre $\eta_{TX\text{-ant}}(f)$ è l’efficienza dell’antenna in frequenza. Nel secondo passo andiamo a calcolare la densità di potenza alla distanza d dipendente dalla frequenza come

$$\hat{P}(f, d) = K_0 \frac{P_t(f)}{4\pi d_0^2} \left(\frac{d}{d_0}\right)^{-n} \left(\frac{f}{f_c}\right)^{-2\kappa}, \quad (3.7)$$

dove la costante di normalizzazione K_0 sarà determinata in seguito. Il terzo passo consiste nel determinare la potenza in ricezione dipendente dalla frequenza, moltiplicando la densità di potenza al ricevitore con l’area dell’antenna in ricezione $A_{RX}(f)$ espressa come

$$A_{RX}(f) = \frac{\lambda^2}{4\pi} G_{RX}(f), \quad (3.8)$$

dove $G_{RX}(f)$ è il guadagno d’antenna in ricezione ed inoltre moltiplicando per l’efficienza di antenna $\eta_{RX\text{-ant}}(f)$. Sino a qui, stiamo assumendo che la radiazione sia mediata su tutti gli angoli di incidenza, il guadagno di antenna, mediato su tutte le direzioni, è considerato unitario, indipendentemente dalla frequenza considerata. La potenza ricevuta in funzione della frequenza e della distanza si scrive come

$$P_r(f, d) = K_0 P_{TX\text{-amp}}(f) \cdot \eta_{\text{ant}}(f) \cdot \frac{c^2}{(4\pi d_0 f_c)^2} \cdot \frac{1}{(d/d_0)^n (f/f_c)^{2\kappa+2}}, \quad (3.9)$$

dove c è la velocità della luce, mentre con $\eta_{\text{ant}}(f)$ viene rappresentata l’efficienza totale

$$\eta_{\text{ant}}(f) = \eta_{TX\text{-ant}}(f) \cdot \eta_{RX\text{-ant}}(f). \quad (3.10)$$

La costante di normalizzazione K_0 deve essere scelta in modo che l’attenuazione alla distanza di riferimento d_0 ed alla frequenza centrale $f_c = 5$ GHz, sia uguale al valore di PL_0 espresso in seguito nelle tabelle, sotto l’assunzione di un’antenna isotropica ideale. Il concetto espresso poc’anzi è qui di seguito espresso in equazioni

$$\frac{P_r(d_0, f_c)}{P_{TX\text{-amp}}(f_c)} = PL_0 = K_0 \frac{c^2}{(4\pi d_0 f_c)^2}. \quad (3.11)$$

Quindi, invertendo l’equazione, K_0 risulta

$$K_0 = \frac{(4\pi d_0 f_c)^2}{c^2} PL_0. \quad (3.12)$$

Terminiamo la nostra analisi andando a valutare gli effetti della presenza di una persona nelle vicinanze di un'antenna; è stato dimostrato come in questa situazione si verifichi un'attenuazione del segnale in ricezione, di valori intermedi tra 1 e 10 dB dipendente dall'utente; tale processo è inoltre stocastico. Ad ogni modo, per semplicità, terremo conto di questo effetto attraverso il fattore di attenuazione d'antenna, il quale con buona approssimazione è stato posto costante ed uguale ad $1/2$.

È ora possibile scrivere l'espressione finale del path-loss nel seguente modo

$$PL(f) = \frac{P_r(f)}{P_{TX\text{-amp}}(f)} = \frac{1}{2} PL_0 \eta_{\text{ant}}(f) \frac{(f/f_c)^{-2(\kappa+1)}}{(d/d_0)^n}. \quad (3.13)$$

3.1.2 Shadowing

Il fading su larga scala, o shadowing, è la variazione locale media attorno al valore di path-loss, inoltre questo processo è abbastanza simile al fading nei sistemi narrowband, quindi il path-loss, mediato sul fading a piccola scala, può essere scritto come segue

$$PL(d) = PL_0 + 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + S, \quad (3.14)$$

dove S è una variabile aleatoria Gaussiana distribuita, con media zero e deviazione standard σ_S .

3.1.3 Power delay profile

Il modello statistico in esame [11] si basa sullo studio dell'effetto di raggruppamento delle componenti multipath descritto nell'introduzione di questo capitolo e sul modello convenzionale Saleh-Valenzuela(S-V) [1]. La risposta impulsiva del canale può essere espresso dalla seguente espressione

$$h(t) = \sum_{l=0}^L \sum_{k=0}^{K_l} a_{k,l} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}), \quad (3.15)$$

dove $\delta(\cdot)$ è la funzione delta di Dirac, L è il numero di cluster e K_l è il numero di componenti multipath all'interno dell' l -esimo cluster, $a_{k,l}$ è un coefficiente di guadagno della componente k -esima nell' l -esimo cluster, T_l è il ritardo del cluster l -esimo valutato come il tempo di arrivo della prima componente multipath, infine $\tau_{k,l}$ è il ritardo della componente multipath k -esima del cluster l -esimo.

Il modello di canale proposto nella (3.15) è basato su due tipi di parametri, quelli definiti inter-cluster ed i parametri intra-cluster, i quali caratterizzano rispettivamente cluster e componenti multipath, $\{L, T_l\}$ sono i valori inter-cluster mentre $\{K_l, a_{k,l}, \tau_{k,l}\}$ sono di tipo intra-cluster. Le distribuzioni che

caratterizzano gli arrivi dei cluster (T_l) e gli arrivi dei singoli raggi ($\tau_{k,l}$) sono entrambe date da due processi di Poisson, quindi le densità di probabilità degli inter-arrivi e degli intra-arrivi sono indipendenti l'una dall'altra e si possono descrivere nelle due seguenti espressioni

$$p(T_l|T_{l-1}) = \Lambda e^{-\Lambda(T_l - T_{l-1})}, \quad l > 0 \quad (3.16)$$

$$p(\tau_{k,l}|\tau_{(k-1),l}) = \beta\lambda_1 e^{-\lambda_1(\tau_{k,l} - \tau_{(k-1),l})} + (1 - \beta)\lambda_2 e^{-\lambda_2(\tau_{k,l} - \tau_{(k-1),l})}, \quad k > 0, \quad (3.17)$$

dove Λ è la media dei tempi di arrivo dei cluster, β è un valore di probabilità mentre λ_1 e λ_2 sono le medie dei tempi di arrivo dei vari raggi all'interno dei cluster e vi sono due valori per tenere conto di più situazioni ambientali; tipicamente quindi $\lambda_i \gg \Lambda$ come è facile intuire.

L'andamento medio della potenza sia dei cluster sia delle componenti multipath è assunto come un decadimento esponenziale, il power delay profile è quindi anch'esso esponenziale all'interno di ogni cluster

$$\mathbb{E}\{a_{k,l}^2\} = \Omega_l \frac{1}{\gamma_l[(1 - \beta)\lambda_1 + \beta\lambda_2 + 1]} e^{-\tau_{k,l}/\gamma_l}, \quad (3.18)$$

dove Ω_l è l'energia connessa all' l -esimo cluster e γ_l è la costante di decadimento temporale delle componenti multipath dell' l -esimo cluster. Questa costante dipende linearmente dai tempi di arrivo dei cluster come indicato nella seguente espressione

$$\gamma_l \propto k_\gamma T_l + \gamma_0, \quad (3.19)$$

dove k_γ è una costante che descrive l'incremento della costante di decadimento con il tempo. Come detto in precedenza anche l'energia associata ai cluster ha un andamento esponenziale, questo può essere rappresentato attraverso l'espressione

$$10 \log_{10}(\Omega_l) = 10 \log_{10} \left(e^{-T_l/\Gamma} \right) + M_{cluster}, \quad (3.20)$$

dove $M_{cluster}$ è una variabile aleatoria Gaussiana con media zero e deviazione standard $\sigma_{cluster}$, Γ invece è la costante di decadimento temporale dei cluster.

Nel modello di canale S-V originale, i coefficienti di guadagno multipath sono delle variabili complesse casuali con distribuzioni statisticamente indipendenti di Rayleigh, con ampiezze e fasi ($\in [0, 2\pi]$) uniformemente distribuite e statisticamente indipendenti. Il modello di fading Rayleigh è il risultato di interazioni coerenti tra segnali sinusoidali, date dai diversi cammini ad un certo ritardo temporale, che perciò sono irrisolvibili per il fatto che la banda del sistema non consente risoluzioni temporali adeguate. Nei sistemi UWB è possibile invece avere una risoluzione temporale elevata, in virtù dell'ampiezza della banda usata. Per tale motivo la distribuzione delle ampiezze differisce rispetto al modello di fading Rayleigh nel convenzionale sistema a banda stretta.

3.1.4 Small-scale fading

La distribuzione del fading su piccola scala segue la seguente distribuzione di Nakagami

$$pdf(x) = \frac{2}{\Gamma(m)} \left(\frac{m}{\Omega}\right)^m x^{2m-1} e^{-(m/\Omega)x^2}, \quad (3.21)$$

dove $m \geq 1/2$ è il fattore di Nakagami, $\Gamma(m)$ è la funzione Gamma ed Ω è il valore quadratico medio di ampiezza e corrisponde anche al valore medio di potenza. Volendo passare da tale distribuzione ad una di Rice possiamo servirci delle seguenti due equazioni di conversione

$$m = \frac{(K_r + 1)^2}{(2K_r + 1)}, \quad (3.22)$$

$$K_r = \frac{\sqrt{m^2 - m}}{m - \sqrt{m^2 - m}}, \quad (3.23)$$

dove K_r è il fattore di Rice. Il fattore di Nakagami m , è modellato come una variabile aleatoria con distribuzione log-normale, il cui logaritmo ha media μ_m e deviazione standard σ_m ; entrambi i valori hanno dipendenza temporale

$$\mu_m(\tau) = m_0 - k_m \tau, \quad (3.24)$$

$$\sigma_m(\tau) = \hat{m}_0 - \hat{k}_m \tau. \quad (3.25)$$

Per la prima componente di ogni cluster il fattore di Nakagami è modellato diversamente dagli altri, infatti viene assunto deterministico ed indipendente dal ritardo

$$m = \tilde{m}_0. \quad (3.26)$$

3.1.5 Parametri usati nelle simulazioni Matlab

Nel corso delle varie simulazioni effettuate in ambiente Matlab, si è deciso di utilizzare il canale UWB precedentemente descritto con l'aggiunta di un rumore bianco a diverse varianze; il canale è stato generato nella modalità "indoor residential LOS". Può essere utile fare un piccolo riassunto dei vari parametri con i rispettivi significati:

- PL_0 , path-loss alla distanza di riferimento di un metro;
- n , esponente di path-loss;
- σ_S , deviazione standard dello shadowing;
- A_{ant} , attenuazione d'antenna;
- κ , fattore di dipendenza in frequenza del path-loss;
- \bar{L} , numero medio di cluster;

- Λ , media dei tempi di arrivo dei cluster;
- $\lambda_1, \lambda_2, \beta$, parametri del modello degli arrivi di Poisson delle componenti multipath;
- Γ , costante di decadimento temporale dei cluster;
- k_γ, γ_0 , parametri di decadimento temporale delle componenti multipath;
- $\sigma_{cluster}$, deviazione standard dello shadowing nei cluster;
- m_0, k_m , fattori di Nakagami per il calcolo della media;
- \hat{m}_0, \hat{f}_m , fattori di Nakagami per il calcolo della varianza;
- \tilde{m}_0 , fattore di Nakagami delle componenti ad alta energia.

La seguente parametrizzazione è stata basata su misure che non coprono l'effettivo range di frequenze a disposizione dei sistemi UWB, ma vanno da 2 a 10 MHz, da un punto di vista scientifico quindi, tale parametrizzazione vale soltanto nel range di frequenze adottato dalle misurazioni. Ad ogni modo i parametri estratti vengono comunque usati per tutto lo spettro delle comunicazioni UWB. I valori mostrati nella Tabella 3.1 sono stati estratti da misurazioni per distanze comprese tra 7 e 20 metri.

Nella Figura 3.1 è riportato un esempio di canale UWB generato con Matlab senza rumore bianco.

	Residential	
	LOS	NLOS
Pathloss		
PL_0 [dB]	43.9	48.7
n	1.79	4.58
S [dB]	2.22	3.51
A_{ant}	3dB	3dB
κ	1.12 ± 0.12	1.53 ± 0.32
Power delay profile		
\bar{L}	3	3.5
Λ [1/ns]	0.047	0.12
λ_1, λ_2 [1/ns], β	1.54, 0.15, 0.095	1.77, 0.15, 0.045
Γ [ns]	22.61	26.27
k_γ	0	0
γ_0 [ns]	12.53	17.50
σ_{cluster} [dB]	2.75	2.93
Small-scale fading		
m_0 [dB]	0.67	0.69
k_m	0	0
\hat{m}_0 [dB]	0.28	0.32
\tilde{k}_m	0	0
\tilde{m}_0	NA: all paths have	same m-factor distribution

Tabella 3.1: Parametri per la creazione di un canale UWB di tipo indoor residential e LOS.

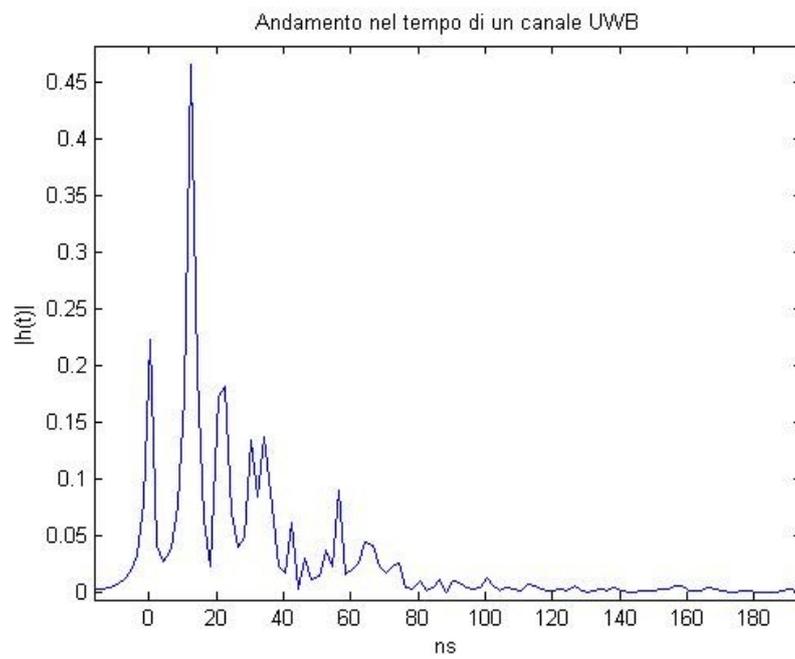


Figura 3.1: Esempio di un canale UWB generato da una simulazione in ambiente Matlab.

Capitolo 4

Fonti di errore nelle tecniche di ranging time-based

La qualità della localizzazione è chiaramente influenzata dalla bontà del ranging eseguito, per questa ragione è fondamentale capire quali errori possono degradare la precisione del ranging. In questo capitolo saranno analizzate le problematiche che possono peggiorare in maniera significativa le prestazioni delle tecniche di ranging basate sulla misura del tempo. Infatti gli algoritmi sviluppati in questa tesi appartengono alla suddetta famiglia.

Per prima cosa introduciamo dei termini per definire vari tipi di trasmissione, con riferimento alla Figura 4.1, diremo che un collegamento è DP (Direct Path) quando il segnale che viaggia in linea retta dal trasmettitore al ricevitore attraversa uno o più mezzi con permittività nota e costante, come nel caso $TX - RX_1$. Nel caso $TX - RX_2$ il DP c'è ma è ostacolato dal muro che indebolisce e rallenta il segnale, mentre nell'ultimo caso $TX - RX_3$ il DP è completamente interrotto dagli ostacoli trovati lungo il cammino. Una comunicazione line-of-sight (LOS) avviene quando il primo arrivo coincide con il cammino diretto, mentre una comunicazione non-LOS (NLOS) si verifica quando DP è completamente bloccato, quindi il primo arrivo deriva da riflessioni, oppure quando DP subisce un ritardo, cioè quando attraversa un materiale con permittività diversa come un muro.

Nelle comunicazioni wired come le Power Line Communication, non vi sono ovviamente i problemi appena descritti, ma una serie di altri inconvenienti intervengono e rendono la stima del tempo di arrivo un problema non facile da risolvere. Come già visto nel Capitolo 2 le riflessioni all'interno della rete producono il cosiddetto effetto "eco" che rende il canale PLC multipath, tali riflessioni sono dovute a carichi con impedenza caratteristica non adattata in modo ottimale, le cui cause non si possono trascurare. Un altro inconveniente, sono le interferenze che si creano con altri sistemi di comunicazione che operano sulle stesse bande delle Power Line, i cavi possono assorbire il campo elettrico di apparecchiature di interferenza e quindi

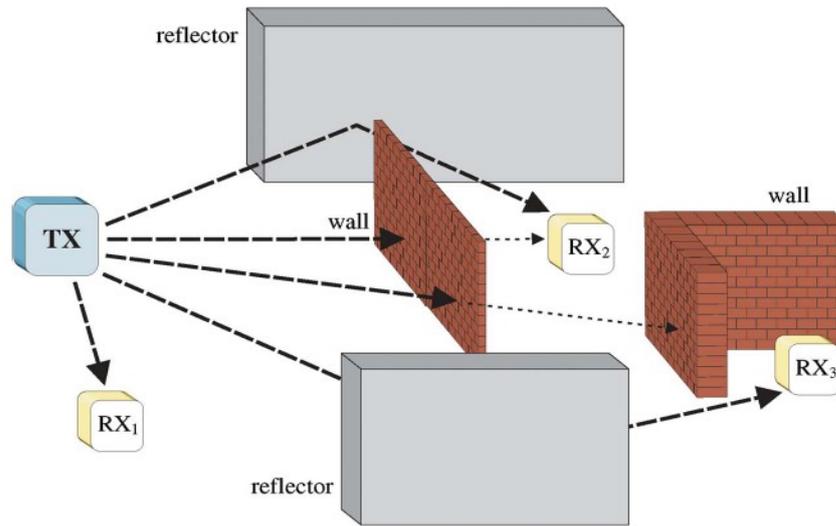


Figura 4.1: Tre possibili tipi di trasmissione di segnale; TX-RX1 è LOS, TX-RX2 è NLOS con DP mentre TX-RX3 è NLOS con DP interrotto.

introdurre distorsione dei segnali trasmessi.

Nelle sezioni successive saranno presi in considerazione tre problematiche che affliggono le tecniche di ranging time-based ed infine verrà analizzato il limite inferiore teorico di precisione denominato di Cramér-Rao, il quale sarà utile per trarre delle conclusioni sulle performance degli algoritmi sviluppati.

4.1 Propagazione

Nella propagazione di un segnale in ambienti wireless o wired le problematiche principali sono tre: il multipath, ritardi del DP, bloccaggio del DP.

1. *Multipath*: il fading dato dal multipath è causato da interferenze costruttive e distruttive dovute ad arrivi di segnali al ricevitore attraverso percorsi differenti. Quando sistemi di tipo narrowband vengono usati in ambienti wireless densi di ostacoli o ambienti wired con molte connessioni, genericamente diventa impossibile risolvere i vari arrivi con cammini differenti, tutto ciò sfocia nelle interferenze costruttive e distruttive di segnali, che rendono la ricerca del DP, se esiste, impresa ardua. I segnali di tipo UWB sono in grado di risolvere il problema delle componenti multipath [12] [13], ad ogni modo il grande numero di componenti multipath in ambienti densi di ostacoli rendono la ricerca del DP non banale.

Consideriamo uno scenario nel quale un impulso $p(t)$ con energia unitaria e durata T_p è trasmesso in un canale affetto da multipath e rumore termico. Il segnale ricevuto può essere scritto come

$$r(t) = s(t) + n(t), \quad (4.1)$$

dove $s(t)$ è la risposta del canale all'impulso $p(t)$ mentre $n(t)$ è un rumore bianco Gaussiano (AWGN) con media zero e densità spettrale di potenza $N_0/2$. Consideriamo ora il canale con fading selettivo in frequenza, quindi

$$s(t) = \sqrt{E_p} \sum_{l=1}^L \alpha_l p(t - \tau_l) + n(t), \quad (4.2)$$

dove L è il numero di componenti multipath ricevute, mentre α_l e τ_l sono rispettivamente ampiezza e ritardo dell' l -esimo raggio, con la normalizzazione

$$\sum_{l=1}^L \alpha_l = 1, \quad (4.3)$$

infine E_p rappresenta l'energia media ricevuta dell'impulso $p(t)$. Il fine è quello di arrivare a stimare il tempo di arrivo (TOA) $\tau = \tau_1$, cioè il tempo di arrivo del primo raggio osservando il segnale ricevuto $r(t)$, questo può essere arduo a causa della presenza del rumore termico e delle componenti multipath.

2. *Ritardi del DP*: un'altra fonte di errore dei sistemi di ranging time-based è il ritardo che il cammino diretto accumula, nel caso wireless, quando nel percorso attraversa ostacoli come muri o altro che rallentano la velocità dell'impulso. Il tempo di propagazione di questi segnali quindi non dipende solo dalla distanza percorsa ma anche dai mezzi incontrati lungo il tragitto; considerando il fatto che la propagazione di onde elettromagnetiche è più lenta in alcuni materiali rispetto a quella nell'aria, tutto ciò introduce un ritardo inatteso che va ad incrementare il valore di distanza stimata. Questo tipo di errore può essere caratterizzato come segue: la velocità dell'onda elettromagnetica che viaggia in un materiale omogeneo è ridotta di un fattore $\sqrt{\epsilon_r}$, con riferimento alla velocità della luce c , dove ϵ_r è la permittività elettrica relativa del materiale attraversato; il ritardo introdotto per uno spessore di materiale d_W sarà rappresentato come

$$\Delta\tau = (\sqrt{\epsilon_r} - 1) \frac{d_W}{c}. \quad (4.4)$$

Empiricamente è stato dimostrato come questo ritardo, in ambienti comuni come degli uffici, possa incidere significativamente nella

precisione della stima della distanza in sistemi UWB. Campagne di misurazione hanno dimostrato come la media dell'errore abbia una relazione diretta con lo spessore di materia attraversata dai segnali [14].

3. *Bloccaggio del DP*: in ambienti wireless quando il cammino diretto è completamente bloccato, il ricevitore può solamente osservare le componenti NLOS di una trasmissione, il che ha come conseguenza una distanza stimata sicuramente maggiore rispetto a quella reale. Un'osservazione elementare è che sia il bloccaggio del cammino diretto che l'attraversamento dello stesso di mezzi a diversa costante di permittività da come effetto una stima di distanza maggiore; tali problemi si verificano in condizioni di NLOS ed è importante l'identificazione della situazione per adottare l'algoritmo di ranging più adatto. Vi sono varie tecniche, una volta identificata la situazione NLOS, da adottare per migliorare la qualità del rangig, ad esempio si possono ignorare le informazioni date dalle misurazioni NLOS come in [15], anche se in [16], [17] e [18] è mostrato come tali misurazioni possano essere utili per migliorare la precisione. Approcci con programmazione quadratica e lineare sono stati usati per mitigare gli effetti del NLOS in [19] e [20] rispettivamente. La conoscenza a priori dell'ambiente o la cooperazione tra nodi sono altri modi per migliorare le stime come mostrato in [21], [22] e [23]. L'effetto della propagazione NLOS può anche essere attenuato attraverso l'introduzione di memoria nel sistema con l'uso per esempio di filtri di Bayes, [24], [25] e [26].

4.2 Clock drift

Le tecniche di ranging basate sulla misurazione del tempo necessitano chiaramente di una risoluzione temporale notevole (errori nell'ordine di 1 ns o minore quando la precisione di stima è nell'ordine dei centimetri), a questo scopo i nodi sono dotati di oscillatori i quali permettono la misurazione del tempo. Per numerose cause fisiche la frequenza di tali oscillatori tende a non rimanere costante nel tempo causando la cosiddetta deriva del clock, dall'inglese "clock drift", essa ha quindi come effetto una stima erronea del tempo di arrivo tanto più grande tanto meno elevata è la qualità degli oscillatori. L'andamento del tempo in un nodo che possiede un oscillatore si può esprimere come $C(t)$, dove t è il tempo reale, quindi in un clock ideale si ha che $C(t) = t$, perciò nella realtà sarà possibile avere solo una stima del tempo reale $C(t) = \hat{t}$. Per un piccolo intervallo temporale possiamo scrivere

$$C(t) = (1 + \delta)t + \mu \quad (4.5)$$

dove δ è il coefficiente di deriva, mentre μ rappresenta l'offset del clock; si può notare da questa formula che l'incremento temporale infinitesimo

$dC(t)/dt$ è pari ad uno nel caso $\delta = 0$. L'effetto del clock drift influenza la stima del tempo di un intervallo, in particolare se un nodo desidera misurare l'intervallo $\tau = t_2 - t_1$, ciò che stimerà si può scrivere nel seguente modo

$$\hat{\tau} = C(t_2) - C(t_1) = (1 + \delta)\tau. \quad (4.6)$$

Quando invece un nodo vuole generare un ritardo temporale τ_d , in realtà genererà un ritardo dato dalla seguente formula

$$\hat{\tau}_d = \frac{\tau_d}{(1 + \delta)}. \quad (4.7)$$

Per rendere più chiari gli effetti della deriva del clock sarà fatta una breve analisi di due protocolli di stima, one-way e two-way ranging, nei quali il nodo A ed il nodo B hanno δ_A e δ_B come coefficienti di deriva, μ_A e μ_B come offset rispettivamente.

One-way ranging

In questo sistema i nodi sono sincronizzati tra loro, per esempio attraverso un protocollo di sincronizzazione di rete; in questo caso μ_A e μ_B sono il residuo offset di sincronizzazione assumendo, senza perdita di generalità, che il tempo nel quale sia avvenuta l'ultima sincronizzazione di rete sia $t = 0$. Per capire gli effetti del clock drift in questo protocollo ci poniamo nel caso che al tempo locale $C_A(t_1)$ il nodo A trasmette un pacchetto al nodo B, il quale lo riceve al tempo locale $C_B(t_2)$; il nodo B a questo punto calcola la stima del tempo di propagazione come

$$\begin{aligned} \hat{\tau}_p &= C_B(t_2) - C_A(t_1) \\ &= \tau_p + \delta_B t_2 - \delta_A t_1 + \mu_B - \mu_A. \end{aligned} \quad (4.8)$$

L'equazione (4.8) fa capire bene come questo protocollo sia affetto sia da problemi di clock drift, sia da clock offset. Ad ogni modo l'offset di clock può essere dell'ordine di alcuni μs , quindi la precisione del ranging dipende fortemente dalle caratteristiche della rete di sincronizzazione, per questo motivo il protocollo one-way necessita di una rete con prestazioni molto elevate che non sempre è possibile implementare in un sistema di comunicazione.

Two-way ranging

In questo protocollo sia la generazione di ritardo che la misura del tempo debbono essere il più accurate possibili al fine di una stima di ranging il più veritiera possibile. In accordo con l'equazione (4.7), l'effettivo valore del tempo di risposta $\hat{\tau}_d$ al nodo B in presenza di clock drift δ_B , è dato da

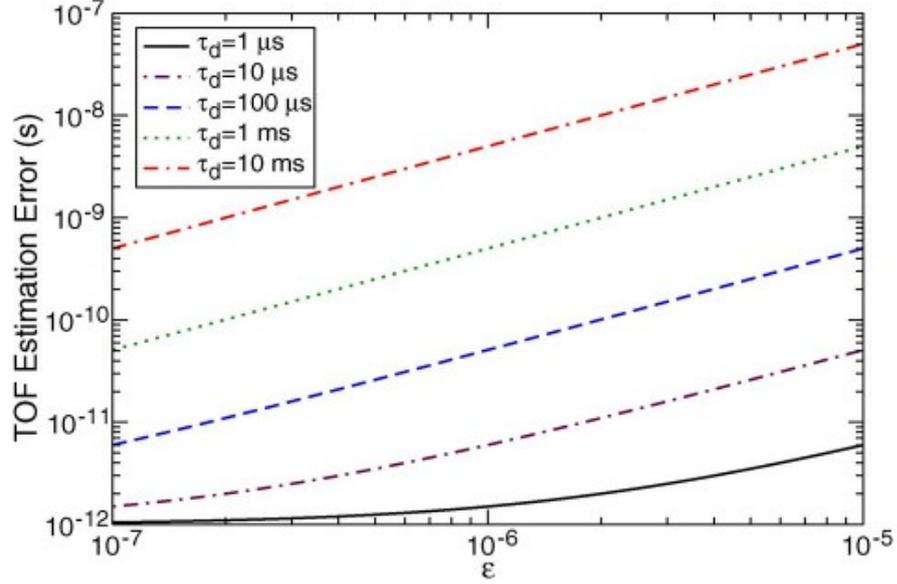


Figura 4.2: Errore nella stima del tempo di volo dovuto all'offset di clock relativo con $\delta_A = 10^{-5}$ e $\tau_p = 100$ ns.

$\hat{\tau}_d = \tau_d / (1 + \delta_B)$, mentre il valore stimato per il RTT, visto al nodo A si calcola nel seguente modo

$$\hat{\tau}_{RTT} = 2\tau_p(1 + \delta_A) + \frac{\tau_d(1 + \delta_A)}{(1 + \delta_B)}. \quad (4.9)$$

In assenza di altre informazioni, il nodo A può stimare il tempo di propagazione $\hat{\tau}_p$, mettendo a sistema l'equazione (4.9) con il tempo di round-trip supposto, cioè $2\hat{\tau}_p + \tau_d$, dove il secondo membro non ha il cappello perchè si suppone che il tempo di risposta sia noto al nodo A; a questo punto possiamo scrivere la seguente equazione

$$\hat{\tau}_p = \tau_p(1 + \delta_A) + \frac{\varepsilon\tau_d}{2(1 + \delta_A - \varepsilon)}, \quad (4.10)$$

dove $\varepsilon = \delta_A - \delta_B$ rappresenta un offset di clock relativo.

Per dare l'idea di come l'offset relativo influisca sulle prestazioni del ranging possiamo analizzare la Figura 4.2, dove è mostrato l'errore sulla stima del tempo di volo (TOF), inteso come $\hat{\tau}_p - \tau_p$, in funzione di ε per diversi tempi di risposta, usando un valore tipico di coefficiente di deriva al nodo A, $\delta_A = 10^{-5}$ (10 ppm) ed un tempo di propagazione reale $\tau_p = 100$ ns. La Figura 4.2 mostra come sia l'offset di clock relativo, sia il tempo di risposta influiscano pesantemente sulla precisione della stima. Per esempio, se si desidera avere un errore sul tempo di volo non più grande di 33 ps (circa

1 cm), affinché tale vincolo sia rispettato con ε non più grande di 10^{-5} il ritardo di risposta τ_d deve necessariamente attestarsi sotto i $10 \mu s$, oppure con un offset relativo meno pessimistico $\varepsilon = 10^{-6}$, il vincolo su τ_d può essere rilassato sino a valori di circa $100 \mu s$.

È possibile migliorare le prestazioni nella misurazione del RTT per esempio adottando oscillatori di qualità elevata, soluzione che però non si sposa bene in un ottica low-cost, qual'è quella delle Sensor Networks. Un'alternativa è quella di adottare delle tecniche di sincronizzazione rapida a livello fisico come mostrato in [27], [28] e [29]. Infine un'altra opzione è quella di generare i pacchetti di risposta al livello MAC (Medium Access Control) per evitare i grossi ritardi prodotti nella generazione ai livelli superiori.

4.3 Il limite di Cramér-Rao

Nelle sezioni passate si è visto come gli algoritmi di ranging di tipo time-based si fondino sulla misura del tempo di arrivo del primo raggio, perciò capire i limiti teorici della stima del TOA gioca un ruolo importantissimo nella progettazione di stimatori. Il problema viene qui di seguito riassunto in tre punti:

- lo scopo è di stimare il tempo di arrivo $\tau = \tau_1$ del cammino diretto osservando il segnale ricevuto $r(t)$ per un tempo di osservazione compreso nell'intervallo $[0, T_{oss})$;
- consideriamo τ una variabile aleatoria uniformemente distribuita nell'intervallo $[0, T_a)$, il quale rappresenta l'incertezza iniziale sul tempo di arrivo del cammino diretto, con $T_a < T_{oss}$, così tutte le componenti multipath cadranno nell'intervallo di osservazione;
- in accordo con le equazioni (4.1) e (4.2), il segnale ricevuto dipende da un insieme di parametri “rumorosi” denominati

$$\mathbf{u} = \{\tau_2, \tau_3, \dots, \tau_L, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L\}, \quad (4.11)$$

i quali grazie a rumore e fading possono fortemente influenzare la stima del TOA; l'insieme completo di parametri sconosciuti del canale viene indicata come

$$\mathbf{v} = \{\tau_1, \tau_1, \dots, \tau_L, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L\}. \quad (4.12)$$

4.3.1 Limite teorico in condizioni di propagazione ideale

Lo scopo di questa trattazione è quello di capire i limiti della stima del tempo di arrivo in condizioni di canale AWGN, per determinare quali sono i parametri fondamentali del sistema che più influiscono sulla precisione del

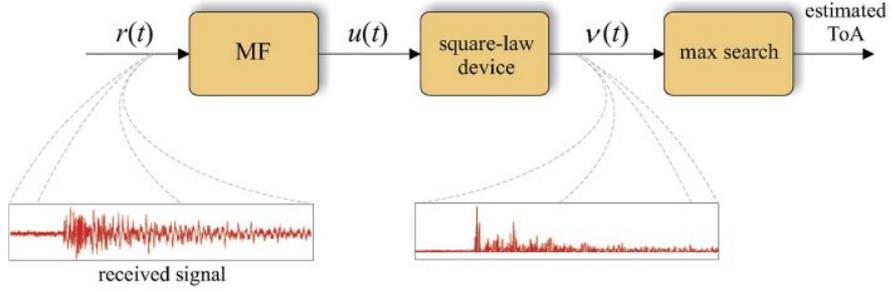


Figura 4.3: Ricevitore per la stima del TOA basato su MF.

ranging. In un canale AWGN ed in assenza di altre fonti di errore, il segnale ricevuto può essere scritto come

$$r(t) = \sqrt{E_p}p(t - \tau) + n(t). \quad (4.13)$$

In un modello come questo, la stima del TOA diventa un problema non lineare di stima di parametri, con una soluzione basata sull'utilizzo di un ricevitore con filtro matched (MF), il cui diagramma a blocchi è raffigurato nella Figura 4.3. Secondo tale schema, il segnale ricevuto $r(t)$, viene in primo luogo processato da un filtro matched, il quale è così chiamato perchè la sua risposta impulsiva è uguale alla forma d'onda $p(t)$ presente nel segnale ricevuto. La stima del TOA è data dall'osservazione dell'istante temporale nel quale è presente il massimo assoluto del segnale $v(t)$ con riferimento alla Figura 4.3, tale schema è chiamato in letteratura con il nome di stimatore a massima verosimiglianza (Maximum Likelihood), il quale è definito come asintoticamente efficiente, cioè raggiunge il limite di Cramér-Rao (CRB) per rapporti di segnale su disturbo molto alti.

L'errore quadratico medio (Mean Square Error) per ogni stima assoluta $\hat{\tau}$ di τ può essere delimitata inferiormente da

$$\mathbb{V}\{\hat{\tau}\} = \mathbb{E}\{\xi^2\} \geq CRB, \quad (4.14)$$

dove $\xi = \hat{\tau} - \tau$ è l'errore di stima e

$$CRB = \frac{N_0/2}{(2\pi)^2 E_p \beta^2} = \frac{1}{8\pi^2 \beta^2 SNR}, \quad (4.15)$$

è il Cramér-Rao Bound; nel contesto in esame $SNR = E_p/N_0$, mentre β rappresenta la larghezza di banda effettiva dello spettro $P(f)$ di $p(t)$, oppure β^2 è definito come momento del secondo ordine, che per definizione si esprime con la seguente espressione

$$\beta^2 = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} f^2 |P(f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} |P(f)|^2 df}. \quad (4.16)$$

In questo modo la migliore precisione raggiungibile nella stima della distanza \hat{d} derivata dalla stima del tempo di arrivo soddisfa la seguente disuguaglianza

$$\mathbb{V}\{\hat{d}\} \geq \frac{c^2}{8\pi^2\beta^2 SNR}, \quad (4.17)$$

nella quale si può notare che il limite inferiore decresce sia per alti SNR e sia per alti valori della costante β^2 , la quale dipende dalla forma dell'impulso. Questo rivela che segnali ad alta potenza ed ampia larghezza di banda sono particolarmente adatti ad essere sfruttati in sistemi di ranging; infatti se analizziamo il limite inferiore di Cramér-Rao per la stima della distanza \hat{d} nelle tecniche di ranging basate sulla potenza del segnale ricevuto, con riferimento alla (1.1), possiamo scrivere che

$$\mathbb{V}\{\hat{d}\} \geq \left(\frac{\ln 10}{10} \frac{\sigma_S}{\gamma} d \right)^2, \quad (4.18)$$

dove si può notare che il limite non dipende dalla forma dell'impulso come nelle tecniche di ranging di tipo time-based.

Per le tecniche di ranging basate sulla misurazione del tempo la forma dell'impulso e quindi la larghezza di banda, giocano un ruolo importante nella precisione del ranging; tipicamente l' n -esima derivata di un impulso Gaussiano standard

$$p_0(t) = e^{-\frac{2\pi t^2}{\tau_p^2}}, \quad (4.19)$$

è adottata nei sistemi UWB per descrivere la forma d'onda dell'impulso in trasmissione $p(t)$, la cui espressione è descritta come

$$p(t) = p_0^{(n)}(t) \sqrt{\frac{(n-1)!}{(2n-1)! \pi^n \tau_p^{(1-2n)}}} \quad \text{per } n > 0, \quad (4.20)$$

dove τ_p è un parametro che interviene nella larghezza di banda dell'impulso, $p_0^{(n)}(t)$ è la derivata n -esima di $p_0(t)$ rispetto al tempo t . È facile vedere come il segnale $p(t)$ abbia energia unitaria, inoltre la banda effettiva $\beta^{(n)}$ è data da

$$\beta^{(n)} = \sqrt{\frac{2n+1}{2\pi\tau_p^2}}, \quad (4.21)$$

nella quale possiamo osservare che un CRB inferiore nella stima del TOA si può raggiungere aumentando n o decrementando τ_p . In alternativa, lo standard IEEE 802.15.4a suggerisce l'uso del seguente impulso in banda passante con frequenza centrale f_0 ed inviluppo del tipo a radice di coseno rialzato

$$p(t) = \frac{4\nu\sqrt{2} \cos((1+\nu)\pi t/\tau_p) + \frac{\sin((1-\nu)\pi t/\tau_p)}{4\nu t/\tau_p}}{\pi\sqrt{\tau_p} (1 - (4\nu t/\tau_p)^2)} \cos(2\pi f_0 t), \quad (4.22)$$

dove il parametro τ_p ed il fattore di roll-off ν , determinano la larghezza di banda $W = (1 + \nu)/\tau_p$. Anche nel caso delle comunicazioni Power Line è possibile utilizzare la forma d'onda espressa nella (4.22) in quanto il modello di segnale ricevuto ha le stesse caratteristiche del segnale UWB.

4.3.2 Limite teorico in presenza di multipath

Gli stimatori del tempo di arrivo, che operano in presenza di multipath e canale rumoroso (AWGN), sono principalmente affetti da uno dei seguenti due tipi di errore dipendenti dal rapporto segnale su disturbo:

- *errori globali*, si verificano per valori di SNR bassi, quando l'uscita del MF, progettato solo per un canale AWGN (che non è più la scelta ottima in un canale con multipath), da come risultato dei picchi adiacenti al raggio del cammino diretto con ampiezza comparabile, questo genera ambiguità nella scelta del picco corretto (vedi $v(t)$ nella Figura 4.3), perciò le prestazioni della stima sono dominate da errori di ampiezza maggiore della larghezza dell'impulso, questo fatto ha come conseguenza una stima del TOA nella quale il MSE tenderà a salire drasticamente per valori di SNR decrescenti al di sotto di una certa soglia;
- *errori locali*, avvengono quando un sistema opera in condizioni di SNR elevati e gli effetti del multipath possono essere trascurabili, perciò in queste condizioni le prestazioni di stima sono dominate da errori di ampiezza limitata dell'ordine della larghezza dell'impulso in trasmissione.

In presenza di multipath, la funzione di log-likelihood, per l'insieme di parametri \mathcal{V} , assume la seguente formulazione

$$\mathcal{L}(\mathcal{V}) = \frac{1}{N_0} \int_0^{T_{oss}} \left| r(t) - \sqrt{E_p} \sum_{l=1}^L \alpha_l p(t - \tau_l) \right|^2 dt, \quad (4.23)$$

dalla quale il CRB su τ può essere derivato calcolando la corrispondente matrice di Fisher. Come mostrato in [30], tale matrice può essere espressa nel seguente modo

$$\begin{bmatrix} J_{1,1} & \mathbf{B} \\ \mathbf{B}^T & \mathbf{C} \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

dove $J_{1,1}$ è l'informazione di Fisher corrispondente al caso di singolo percorso, mentre le sottomatrici \mathbf{B} e \mathbf{C} dipendono dai parametri di multipath. Il limite di Cramér-Rao può essere valutato usando (4.24) nel seguente modo

$$CRB = (J_{1,1} - \mathbf{B}\mathbf{C}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1}. \quad (4.25)$$

Quando il multipath può essere risolto, cioè quando siamo nella condizione in cui $|\tau_i - \tau_j| \geq T_p \forall i \neq j$, allora la matrice \mathbf{B} diventa nulla, così (4.25), si riscrive come

$$CRB = \frac{N_0}{8\pi^2 E_p \alpha_1^2 \beta^2}. \quad (4.26)$$

Tale equazione ha la stessa forma dell'equazione (4.15) nella sezione precedente in cui, nel calcolo del CRB, si teneva solamente conto del canale AWGN; la (4.26) quindi dà credito alla supposizione che la stima del primo cammino sia disaccoppiata dalle altre componenti in un canale multipath. A ogni modo, la stima pratica del primo cammino può essere dipendente anche dagli altri raggi, anche se il canale è risolvibile, nelle condizioni di SNR intermedi o bassi.

Capitolo 5

Algoritmi di stima del TOA

5.1 Modello di sistema

Consideriamo un canale multipath con una forma d'onda impulsiva data da

$$c(t) = \sum_{k=1}^N A_k \delta(t - \tau_k), \quad (5.1)$$

dove A_k e τ_k sono rispettivamente le ampiezze ed i ritardi temporali degli N cammini di propagazione. In questo caso il segnale ricevuto può essere espresso come

$$r(t) = \sum_{k=1}^N A_k w(t - \tau_k) + n(t), \quad (5.2)$$

nella quale $w(t)$ è l'impulso ideale ricevuto di durata pari a T_p , mentre $n(t)$ è il rumore Gaussiano con media zero e densità spettrale $N_0/2$. Il nostro obiettivo è quello di riuscire a stimare il ritardo τ_1 , che corrisponde al percorso diretto, se esiste. Tale risultato è perseguito tramite l'osservazione del segnale ricevuto nello spazio temporale $[0, T]$. La presenza di percorsi multipli implica la dipendenza della forma d'onda ricevuta da una serie di parametri denominati $\mathcal{U} = [\mathbf{A}, \boldsymbol{\tau}]$ dove $\mathbf{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}^T$ e $\boldsymbol{\tau} = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N\}^T$. Il segnale trasmesso ed il ricevuto sono rispettivamente composti da Z ed M campioni ($Z < M$), alla frequenza di campionamento di $1/T_s$ così da ottenere $T = M \cdot T_s$ e $T_p = Z \cdot T_s$. In questa situazione il segnale ricevuto può essere scritto come

$$\mathbf{r} = \mathbf{W}(\boldsymbol{\tau})\mathbf{A} + \mathbf{n}, \quad (5.3)$$

dove è possibile esprimere $\mathbf{W}(\boldsymbol{\tau})$ come

$$\mathbf{W}(\boldsymbol{\tau}) = [\mathbf{w}^{(D_1)}, \mathbf{w}^{(D_2)}, \dots, \mathbf{w}^{(D_N)}]. \quad (5.4)$$

Definiamo ora gli elementi $\mathbf{w}^{(D_k)}$ nel seguente modo

$$\mathbf{w}^{(D_k)} = [\mathbf{0}_{D_k}, \mathbf{w}, \mathbf{0}_{M-Z-D_k}]^T \quad \text{per } k = 1, 2, \dots, N \quad (5.5)$$

dove il vettore \mathbf{w} ha elementi $w_i = w(iT_s)$ per $i = 1, 2, \dots, Z$, mentre il vettore $\mathbf{0}_{D_k}$ è inteso come

$$\mathbf{0}_{D_k} = \underbrace{[0, \dots, 0]}_{D_k}. \quad (5.6)$$

Il valore D_k rappresenta la quantizzazione del ritardo τ_k , cioè è possibile scrivere che $\tau_k \simeq D_k \cdot T_s$. Tutto il suddetto sistema rappresenta L colonne della matrice $\mathbf{W}(\boldsymbol{\tau})$, le quali non sono nient'altro che le versioni campionate della forma d'onda $w(t)$ e ritardate dei fattori τ_k con $k = 1, 2, \dots, N$ dove $0 < \tau_1 < \tau_2 < \dots < \tau_N$ ed il $\max_k \{\tau_k\} \leq T - T_p$.

5.2 Stimatore ML

Quando il rumore osservato è di tipo Gaussiano il criterio Maximum Likelihood (ML), è equivalente al criterio Minimum Mean Square Error (MMSE). Perciò dato un segnale \mathbf{r} , l'applicazione del metodo ML equivale alla ricerca dei vettori $\boldsymbol{\tau}$ e \mathbf{A} , rispettivamente ritardi ed ampiezze, che minimizzano il seguente errore quadratico medio

$$S(\boldsymbol{\tau}, \mathbf{A}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |r_i - \hat{r}_i|^2, \quad (5.7)$$

dove

$$\hat{r}_i = \hat{r}(iT_s) = \sum_{k=1}^N A_k w(iT_s - \tau_k) \quad \text{per } i = 1, 2, \dots, M \quad (5.8)$$

è il segnale ricostruito a tempo discreto con i parametri \mathbf{U} . Si può dimostrare che l'applicazione del criterio ML da come risultato i vettori $\boldsymbol{\tau}$ ed \mathbf{A} espressi in valori discreti nel seguente modo

$$\hat{\boldsymbol{\tau}} = \arg \max_{\boldsymbol{\tau}} \{ \boldsymbol{\chi}^T(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{R}_w^{-1}(\boldsymbol{\tau}) \boldsymbol{\chi}(\boldsymbol{\tau}) \} \quad \hat{\mathbf{A}} = \mathbf{R}_w^{-1}(\hat{\boldsymbol{\tau}}) \boldsymbol{\chi}(\hat{\boldsymbol{\tau}}), \quad (5.9)$$

dove

$$\boldsymbol{\chi}(\boldsymbol{\tau}) = \mathbf{W}^T(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{r} = [\mathbf{w}^{(D_1)T} \mathbf{r}, \mathbf{w}^{(D_2)T} \mathbf{r}, \dots, \mathbf{w}^{(D_N)T} \mathbf{r}], \quad (5.10)$$

è la correlazione tra il segnale ricevuto e le varie versioni ritardate di $w(t)$, mentre

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_w(\boldsymbol{\tau}) &= \mathbf{W}^T(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{W}(\boldsymbol{\tau}) \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{w}^{(D_1)T} \mathbf{w}^{(D_1)} & \mathbf{w}^{(D_1)T} \mathbf{w}^{(D_2)} & \dots & \mathbf{w}^{(D_1)T} \mathbf{w}^{(D_N)} \\ \mathbf{w}^{(D_2)T} \mathbf{w}^{(D_1)} & \mathbf{w}^{(D_2)T} \mathbf{w}^{(D_2)} & \dots & \mathbf{w}^{(D_2)T} \mathbf{w}^{(D_N)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{w}^{(D_N)T} \mathbf{w}^{(D_1)} & \mathbf{w}^{(D_N)T} \mathbf{w}^{(D_2)} & \dots & \mathbf{w}^{(D_N)T} \mathbf{w}^{(D_N)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.11)$$

è la matrice di autocorrelazione di $w(t)$.

Quando il canale è detto non separabile, cioè

$$|\tau_i - \tau_j| < T_p \quad \text{per alcuni valori } i \neq j, \quad (5.12)$$

possiamo notare dalle equazioni (5.9) che il tempo di arrivo del primo cammino non dipende fortemente dalla stima degli altri parametri del canale. La diretta ottimizzazione delle formule (5.9) è computazionalmente molto complesso, in quanto per ogni ipotetico vettore $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ è necessario massimizzare una funzione non lineare multidimensionale che presente diversi massimi locali.

D'altro canto, quando il canale è separabile, ovvero quando

$$|\tau_i - \tau_j| \geq T_p \quad \forall i \neq j, \quad (5.13)$$

le espressioni (5.9) possono essere semplificate nelle seguenti formulazioni

$$\hat{\boldsymbol{\tau}} = \arg \max_{\boldsymbol{\tau}_k} \left\{ \sum_{k=1}^N \frac{[\chi(\tau_k)]^2}{R_w(0)} \right\} = \arg \max_{\boldsymbol{\tau}_k} \left\{ \sum_{k=1}^N \frac{[\mathbf{w}^{(D_k)^T} \mathbf{r}]^2}{E_w} \right\} \quad (5.14)$$

$$\hat{\mathbf{A}} = \frac{\boldsymbol{\chi}(\hat{\boldsymbol{\tau}})}{R_w(0)} = \frac{\mathbf{W}^T(\hat{\boldsymbol{\tau}})\mathbf{r}}{E_w} \quad (5.15)$$

dove $R_w(0) = E_w$ è l'energia di $w(t)$. In questo caso la stima del tempo di arrivo del percorso diretto è disaccoppiato dalla stima degli altri parametri del canale, cioè l'ottimizzazione in (5.14) può essere raggiunta attraverso la massimizzazione di ogni singolo termine della somma in modo indipendente. Possiamo notare dalla (5.10) che il sistema può essere implementato con la versione discretizzata di filtri *matched* (MF). Come risultato la (5.10) può essere ottenuta come uscita dei MF a determinati istanti. La risposta impulsiva dei MF è esprimibile come

$$\mathbf{h} = [w(ZT_s), w((Z-1)T_s), \dots, w(T_s)]^T, \quad (5.16)$$

e l'uscita campionata dei MF si può esprimere come convoluzione tra la risposta impulsiva dei filtri (\mathbf{h}) ed il segnale ricevuto (\mathbf{r}) come risulta dalle seguenti formule

$$\mathbf{y} = \mathbf{h} * \mathbf{r} \quad \text{con elementi} \quad (5.17)$$

$$y_i = \sum_{j=1}^Z h_j r_{i-j+1} \quad \text{con } i = Z, Z+1, \dots, M. \quad (5.18)$$

Considerando un impulso trasmesso senza lobi laterali ed in assenza di rumore, i valori τ_k per $k = 1, 2, \dots, N$ possono essere facilmente calcolati attraverso la misura dei tempi t_k dei picchi del segnale in uscita ai MF, possiamo scrivere $\tau_k = t_k - T_p$.

In presenza di rumore e di lobi laterali non trascurabili dell'impulso in ingresso, cioè in una situazione molto realistica, il riconoscimento dei picchi nel segnale d'uscita dei MF diventa molto più arduo. Nella prossima sezione saranno analizzati due modi differenti per risolvere tale problema ed ottenere le prestazioni migliori.

5.2.1 Metodi di ricerca ricerca del picco

Saranno considerati ora tre algoritmi basati sulla rilevazione di picco, essi sono: *ricerca singola*, *ricerca e sottrai* e *ricerca, sottrai e riaggiusta*. Tali algoritmi si basano sulla ricerca dei Q picchi maggiori sia positivi che negativi del segnale in uscita dai MF, dove Q è il numero di percorsi considerato nella ricerca; ad ogni percorso è associato un tempo $t_{k_1}, t_{k_2}, \dots, t_{k_Q}$. I tre algoritmi danno risultati identici quando il canale è separabile, i risultati invece differiscono nel caso opposto in quanto nei due ultimi algoritmi questo effetto è preso in considerazione.

Ricerca singola

I vettori dei ritardi e delle ampiezze sono stimati con una singola ricerca:

1. calcolare l'uscita dei MF usando la (5.18);
2. dato il valore assoluto $\mathbf{v} = |\mathbf{y}|$ dell'uscita dei MF, ricerca Q campioni v_{k_i} con $i = 1, 2, \dots, Q$, corrispondenti ai maggiori picchi, sia positivi che negativi, del segnale y ;
3. convertire gli indici k_i nei valori temporali $t_{k_i} = k_i \cdot T_s$ dei picchi e da questi derivare il ritardo stimato $\hat{\tau}_{k_i} = t_{k_i} - T_p$, successivamente trovare il minimo dei $\{\hat{\tau}_{k_i}\}_{i=1}^Q$ e porlo uguale a $\hat{\tau}_1$ il quale rappresenta il tempo d'arrivo del percorso diretto.

Ricerca e sottrai

Questo algoritmo fornisce un modo per determinare parametri di un canale multi percorso e non separabile grazie ai seguenti passi:

1. calcolare l'uscita dei MF con (5.18);
2. trovare il campione v_{k_1} corrispondente al picco maggiore del valore assoluto di y , convertire l'indice nel corrispondente ritardo temporale $t_{k_1} = k_1 \cdot T_s$ e successivamente derivare il ritardo stimato come $\hat{\tau}_{k_1} = t_{k_1} - T_p$, il quale coincide con il cammino a potenza maggiore, che non necessariamente è anche il cammino diretto;
3. calcolare l'ampiezza del cammino a potenza maggiore risolvendo la seconda equazione delle (5.9), che può essere riscritta nel seguente modo

$$\hat{A}_{k_1} = (\mathbf{w}^{(k_1)T} \mathbf{w}^{(k_1)})^{-1} \mathbf{w}^{(k_1)T} \mathbf{r}; \quad (5.19)$$

4. con il coefficiente calcolato al punto precedente, è possibile eliminare il picco più grande dal segnale ricevuto \mathbf{r} , secondo la seguente formula: $\mathbf{r}' = \mathbf{r} - \hat{A}_{k_1} \mathbf{w}^{(k_1)}$;

5. ricalcolare la convoluzione $\mathbf{y}' = \mathbf{h} * \mathbf{r}'$, andiamo a cercare ora il nuovo massimo v'_{k_2} corrispondente al picco del nuovo segnale \mathbf{r}' , successivamente convertire l'indice nella locazione temporale $t_{k_2} = k_2 \cdot T_s$ ed in seguito ricavare il ritardo $\hat{\tau}_{k_2} = t_{k_2} - T_p$;

6. ricalcolare l'ampiezza del cammino a potenza maggiore seguendo l'equazione:

$$\hat{A}_{k_2} = (\mathbf{w}^{(k_2)T} \mathbf{w}^{(k_2)})^{-1} \mathbf{w}^{(k_2)T} \mathbf{r}'; \quad (5.20)$$

7. come al punto 4 sottraiamo il valore di picco attuale moltiplicato per l'impulso ritardato per poi sottrarlo al segnale \mathbf{r}' :

$$\mathbf{r}'' = \mathbf{r}' - \hat{A}_{k_2} \mathbf{w}^{(k_2)};$$

8. ripetere il procedimento sopra descritto fino a trovare il Q -esimo valore $\hat{\tau}_k$, successivamente trovare il minimo dei $\{\hat{\tau}_{k_i}\}_{i=1}^Q$ e porlo uguale a $\hat{\tau}_1$, cioè il tempo di arrivo del cammino diretto.

Ricerca, sottrai e riaggiusta

1. calcolare l'uscita dei MF con (5.18);

2. trovare il campione v_{k_1} corrispondente al picco maggiore del valore assoluto di y , convertire l'indice nel corrispondente ritardo temporale $t_{k_1} = k_1 \cdot T_s$ e successivamente derivare il ritardo stimato come $\hat{\tau}_{k_1} = t_{k_1} - T_p$, il quale coincide con il cammino a potenza maggiore;

3. calcolare l'ampiezza del cammino a potenza maggiore tramite (5.19);

4. con il coefficiente calcolato al punto precedente, è possibile eliminare il picco più grande dal segnale ricevuto \mathbf{r} , secondo la seguente formula: $\mathbf{r}' = \mathbf{r} - \hat{A}_{k_1} \mathbf{w}^{(k_1)}$;

5. ricalcolare la convoluzione $\mathbf{y}' = \mathbf{h} * \mathbf{r}'$, andiamo a cercare ora il nuovo massimo v'_{k_2} corrispondente al picco del nuovo segnale \mathbf{r}' , successivamente convertire l'indice nella locazione temporale $t_{k_2} = k_2 \cdot T_s$ ed in seguito ricavare il ritardo $\hat{\tau}_{k_2} = t_{k_2} - T_p$;

6. dati $\hat{\tau}_{k_1}$ e $\hat{\tau}_{k_2}$, stimare la corrispondente ampiezza dei cammini a potenza maggiore del segnale ricevuto. Questo passo può essere compiuto attraverso la risoluzione della seguente equazione:

$$\begin{bmatrix} \hat{A}_{k_1} \\ \hat{A}_{k_2} \end{bmatrix} = \left([\mathbf{w}^{(k_1)}, \mathbf{w}^{(k_2)}]^T [\mathbf{w}^{(k_1)}, \mathbf{w}^{(k_2)}] \right)^{-1} \times [\mathbf{w}^{(k_1)}, \mathbf{w}^{(k_2)}]^T \begin{bmatrix} r_1 \\ \vdots \\ r_M \end{bmatrix}; \quad (5.21)$$

7. sottrarre i due percorsi stimati ad \mathbf{r} , nel modo indicato nella seguente formula: $\mathbf{r}'' = \mathbf{r} - \hat{A}_{k_1} \mathbf{w}^{(k_1)} - \hat{A}_{k_2} \mathbf{w}^{(k_2)}$;
8. ripetere il procedimento sopra descritto fino a trovare il Q -esimo valore $\hat{\tau}_k$, successivamente trovare il minimo dei $\{\hat{\tau}_{k_i}\}_{i=1}^Q$ e porlo uguale a $\hat{\tau}_1$, cioè il tempo di arrivo del cammino diretto.

Conclusioni

Nei tre algoritmi sopra descritti il parametro Q necessita di essere stimato attraverso un processo di ottimizzazione, il quale deve tenere in considerazione che tale scelta influenzerà anche la complessità computazionale degli algoritmi; in particolare sia il secondo che il terzo algoritmo necessitano di una inversione matriciale per ogni ritardo temporale che si desidera calcolare.

L'algoritmo scelto per le simulazioni pratiche in ambiente Matlab è il secondo, in quanto dai risultati ottenuti in [33] si evince che tale algoritmo è un buon compromesso tra semplicità del codice e precisione della stima ottenuta. Successivamente tale algoritmo è stato ottimizzato al fine di studiare il massimo livello di precisione che si può ottenere attraverso un localizzatore basato sulla ricerca del picco del segnale ricevuto. La teoria matematica che sta alla base dell'algoritmo ricerca e sottrai è stata analizzata nel dettaglio nella sezione 5.2.2, mentre l'ottimizzazione di questo algoritmo di ricerca verrà trattata nella sezione 5.2.3.

5.2.2 Teoria sulla ricerca del cammino minimo con l'algoritmo ricerca e sottrai

In questa sezione verrà analizzato l'algoritmo sopra citato chiamato *ricerca e sottrai*. In particolare saranno analizzati i passaggi matematici che porteranno alla stesura dell'algoritmo nel linguaggio Matlab. In primo luogo vedremo l'algoritmo nella sua forma base, ovvero come è stato presentato poc'anzi, successivamente studieremo un metodo di ottimizzazione dei risultati che l'algoritmo dà nella sua forma classica; infatti dai valori di $\hat{\tau}$ stimati è possibile operare un'ottimizzazione che porterà ad un risultato sub-ottimo di stima (data la non convessità delle funzioni da minimizzare per arrivare all'ottimo).

Primo modello di ricerca

Il primo modello di ricerca di cammino minimo è basato sulla minimizzazione della seguente norma:

$$\|r(t) - \hat{A}w(t - \hat{\tau})\|^2 \quad (5.22)$$

questa equazione rappresenta il modello di ricerca denominato ricerca e sottrai, dove $r(t)$ rappresenta il segnale ricevuto, $w(t)$ è la forma d'onda che si sottrae al segnale ricevuto per eliminare il picco maggiore al tempo τ , quindi

\hat{A} e $\hat{\tau}$ sono rispettivamente l'ampiezza ed il tempo di arrivo stimati del picco più alto di $r(t)$. Analizzando (5.22) si può notare, attraverso alcuni passaggi matematici quale sia effettivamente il termine da minimizzare

$$\begin{aligned} \|r(t) - \hat{A}w(t - \hat{\tau})\|^2 &= \int [(r(t) - \hat{A}w(t - \hat{\tau})) \cdot (r^*(t) - \hat{A}^*w^*(t - \hat{\tau}))] dt \\ &= \int |r(t)|^2 dt + |\hat{A}|^2 \int |w(t - \hat{\tau})|^2 dt - \\ &\quad - 2\Re \left[\hat{A} \int r(t)w^*(t - \hat{\tau}) dt \right] \end{aligned} \quad (5.23)$$

$$\arg \min_{\hat{A}, \hat{\tau}} |\hat{A}|^2 E_w - 2\Re \left[\hat{A} \int r(t)w^*(t - \hat{\tau}) dt \right]. \quad (5.24)$$

Attraverso una proiezione ortogonale su $\langle w(t - \hat{\tau}) \rangle$ si riesce ad ottenere il valore stimato per A ; indichiamo una base ortogonale per $\langle w(t - \hat{\tau}) \rangle$

$$u(t) = \frac{w(t - \hat{\tau})}{\sqrt{E_w}} \quad (5.25)$$

dove $\hat{\tau}$ rappresenta la stima di τ cioè il tempo di arrivo del picco più elevato di $r(t)$, calcolato nel seguente modo

$$\hat{\tau} = \arg \max_t |r * w_-(t)|, \quad (5.26)$$

mentre E_w rappresenta l'energia del filtro $w(t)$ calcolata come

$$E_w = \int |w(t)|^2 dt. \quad (5.27)$$

Scriviamo ora l'espressione della proiezione

$$p(a) = \int r(t)u^*(t) dt, \quad (5.28)$$

quindi la ricostruzione può essere espressa esplicitamente come prodotto di u e p come si vede dalla (5.29), nella quale si mette in evidenza il valore di \hat{A}

$$u(t)p(a) = w(t - \hat{\tau}) \underbrace{\frac{\int r(t)w(t - \hat{\tau}) dt}{E_w}}_{\hat{A}} \quad (5.29)$$

5.2.3 Secondo modello di ricerca

Il secondo modello di ricerca di seguito esplicitato, si basa su una precedente ricerca dei valori τ_k , cioè gli istanti di arrivo degli impulsi (picchi) del segnale ricevuto $r(t)$, che verranno ottimizzati attraverso l'algoritmo che ora andiamo ad illustrare. Partimo anche in questo caso da una norma quadrata di una differenza che andrà minimizzata

$$\begin{aligned} \|r(t) - \sum_{k=1}^Q A_k w(t - \tau_k)\|^2 &= \int |r(t)|^2 dt + \\ &+ \sum_{l,k=1}^Q A_k w(t - \tau_k) A_l^* w^*(t - \tau_l) dt - \\ &- 2\Re \left[\int r(t) \left(\sum_{k=1}^Q A_k^* w^*(t - \tau_k) \right) dt \right] \end{aligned}$$

dove A_k sono le ampiezze dei picchi al tempo τ_k , Q è il numero di istanti di arrivo stimati precedentemente mentre $w(t)$ è la forma d'onda che si sottrae al segnale ricevuto. Al secondo membro dell'equazione andiamo a minimizzare gli ultimi due addendi che riscriviamo nel seguente modo

$$\arg \min_{A_k, \tau_k} \sum_{l,k=1}^Q A_k A_l^* C_w(\tau_l - \tau_k) - 2\Re \left[\sum_{k=1}^Q A_k^* (r * w_-^*(\tau_k)) \right], \quad (5.30)$$

dove si è introdotto $C_w(t)$ il quale rappresenta il segnale di autocorrelazione di w . Passiamo ora in forma matriciale per riuscire a risolvere il problema della minimizzazione. Introduciamo quindi le seguenti matrici che saranno utilizzate per riscrivere la (5.30)

$$\mathbf{R}(\boldsymbol{\tau}) = [C_w(\tau_l - \tau_k)] \quad l, k = 1, \dots, Q \quad (5.31)$$

$$\mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) = [r * w_-^*(\tau_k)] \quad k = 1, \dots, Q \quad (5.32)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_Q \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\tau} = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \vdots \\ \tau_Q \end{bmatrix}. \quad (5.33)$$

Ora sostituiamo queste matrici alla (5.30)

$$\arg \min_{\mathbf{A}, \boldsymbol{\tau}} \mathbf{A}^* \mathbf{R}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} - 2\Re [\mathbf{A}^* \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})] \quad (5.34)$$

andiamo quindi ad esplicitare alcuni passaggi matematici che consentiranno, partendo dalla (5.34), di riscrivere ulteriormente il problema

$$\mathbf{A}^* \mathbf{R}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} - 2\Re [\mathbf{A}^* \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})] = \mathbf{A}^* \mathbf{R}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} - \mathbf{A}^* \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) - \mathbf{p}^*(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} \quad (5.35)$$

$$\mathbf{A}^* \mathbf{R}^{1/2}(\boldsymbol{\tau}) \underbrace{\mathbf{R}^{1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A}}_{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}^* \mathbf{R}^{1/2}(\boldsymbol{\tau}) \underbrace{\mathbf{R}^{-1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})}_{\mathbf{Z}} - \mathbf{p}^*(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{R}^{-1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{R}^{1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} \quad (5.36)$$

$$\mathbf{Y}^* \mathbf{Y} - \mathbf{Y}^* \mathbf{Z} - \mathbf{Z}^* \mathbf{Y} = \|\mathbf{Y} - \mathbf{Z}\|^2 - \|\mathbf{Z}\|^2. \quad (5.37)$$

A questo punto siamo in grado di scrivere una prima equazione che ci possa far ricavare i valori stimati di A e τ

$$(\hat{\mathbf{A}}, \hat{\boldsymbol{\tau}}) = \arg \min_{\mathbf{A}, \boldsymbol{\tau}} \|\mathbf{R}^{1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} - \mathbf{R}^{-1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})\|^2 - \|\mathbf{R}^{-1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})\|^2, \quad (5.38)$$

la prima norma dell'equazione (5.38) si azzerava se e solo se

$$\begin{aligned} \mathbf{R}^{1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{A} &= \mathbf{R}^{-1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) \\ \mathbf{A} &= \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) \\ \hat{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\tau}) &= \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) \end{aligned} \quad (5.39)$$

quindi (5.38) si può riformulare nel seguente modo

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\tau}} &= \arg \min_{\boldsymbol{\tau}} -\|\mathbf{R}^{-1/2}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})\|^2 \\ &= \arg \min_{\boldsymbol{\tau}} -\mathbf{p}^*(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) \end{aligned} \quad (5.40)$$

perciò concludendo riscriviamo le equazioni (5.39) ed (5.40) sotto forma di sistema, utilizzabile per ottimizzare $\hat{\boldsymbol{\tau}}$ attraverso una ricerca di un minimo locale sulla funzione $-\mathbf{p}^*(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau})$ ed $\hat{\mathbf{A}}$ come indicato in (5.39)

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\tau}} = \arg \min_{\boldsymbol{\tau}} -\mathbf{p}^*(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{R}^{-1}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{p}(\boldsymbol{\tau}) \\ \hat{\mathbf{A}}(\hat{\boldsymbol{\tau}}) = \mathbf{R}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\tau}}) \mathbf{p}(\hat{\boldsymbol{\tau}}) \end{cases} \quad (5.41)$$

5.3 Stimatore a soglia

In questa sezione analizzeremo uno stimatore a soglia. L'algoritmo in esame è stato usato nelle simulazioni Matlab ed è l'algoritmo più semplice implementato in questa tesi; andiamo ora ad elencare i semplici passaggi che compongono lo stimatore analizzato:

1. per il calcolo del segnale in uscita dal MF si usa la (5.18);
2. ricavare il valore assoluto dal segnale in uscita dal MF ed eseguirne il quadrato;
3. filtrare il segnale con un filtro "rect" centrato nell'origine e di lunghezza variabile $\mathcal{L} = \{0, 5T_s, 10T_s\}$ ed ampiezza unitaria;

4. chiamando il segnale in uscita dalla finestra di durata variabile $s(\cdot)$, andiamo a calcolare massimo e minimo di tale segnale, s_{min} ed s_{MAX} , i cui valori saranno usati come parametri nella seguente formula

$$\frac{s(nT_s) - s_{min}}{s_{MAX} - s_{min}} \leq \lambda, \quad (5.42)$$

dove λ è la soglia oltre la quale il campione di segnale $s(nT_s)$ viene salvato e dal quale verrà estratto il valore di ritardo temporale corrispondente $t = n \cdot T_s$ e successivamente sarà derivato il ritardo stimato come $\hat{\tau} = t - T_p$, i valori di soglia presi in esame sono i seguenti $\{0.04, 0.06, 0.08, 0.1, 0.2\}$.

Tra gli algoritmi trattati, come già detto, esso è sicuramente il più semplice, computazionalmente parlando, nonostante nelle simulazioni venisse fatta variare sia la durata della finestra, sia il valore di soglia λ ; quest'ultimo è molto importante che sia dimensionato correttamente al fine di una stima il più precisa possibile, infatti se il suo valore dovesse essere molto basso, si rischierebbe di selezionare come $\hat{\tau}$ un valore temporale corrispondente a del rumore e quindi dare una stima di distanza inferiore alla realtà. Oppure con una soglia troppo elevata il rischio è quello di perdere il picco corrispondente al cammino diretto e quindi stimare una distanza maggiore della realtà. Al fine di ottenere una stima quanto più veritiera possibile, è quindi stata fatta una statistica con vari valori di λ e ne sono stati selezionati solamente i cinque più significativi.

Capitolo 6

Simulazioni e risultati

In questo capitolo saranno analizzati nel dettaglio i risultati che sono stati prodotti dalle simulazioni in ambiente Matlab, in particolare porremo l'accento sui valori di errore quadratico medio di stima in funzione dell'SNR e sulle curve di distribuzione prodotte da tali valori di errore; a seconda dell'algoritmo usato saranno inoltre presi in considerazione il numero ottimo di ricerche di picco (ricerca e sottrai), oppure il valore di lambda ottimale (soglia).

6.1 Algoritmo ricerca e sottrai

L'algoritmo ricerca e sottrai, come già spiegato, si basa sulla ricerca del massimo del segnale ricevuto e filtrato dal MF, dal quale è possibile ricavarne l'istante temporale $\hat{\tau}_1$, successivamente si esegue una stima dell'ampiezza del picco \hat{A}_1 ; i due valori serviranno per costruire un impulso con ritardo e ed ampiezza uguali a quelli del picco, il quale verrà sottratto al segnale d'origine come illustrato in Figura 6.1. A questo punto si riesegue la procedura appena spiegata e di volta in volta i valori di $\hat{\tau}_n$ verranno salvati. L'algoritmo prevede di continuare la ricerca del massimo sino ad un valore N di ricerche, il quale differisce a seconda del canale in cui si fa girare l'algoritmo. Quando le ricerche sono completate saranno stati salvati N valori di ritardi stimati, a questo punto è quindi necessario eseguire un'operazione di ricerca del minimo

$$\tau = \min_n(\tau_n), \quad (6.1)$$

dove con τ si è voluto indicare il ritardo del cammino minimo.

6.1.1 Canale UWB

L'algoritmo ricerca e sottrai applicato al canale UWB consente di raggiungere risultati significativi in termini di errore quadratico medio; come possiamo notare dalla Figura 6.2 per 10 ricerche di massimo del segnale $C_r(t)$ già

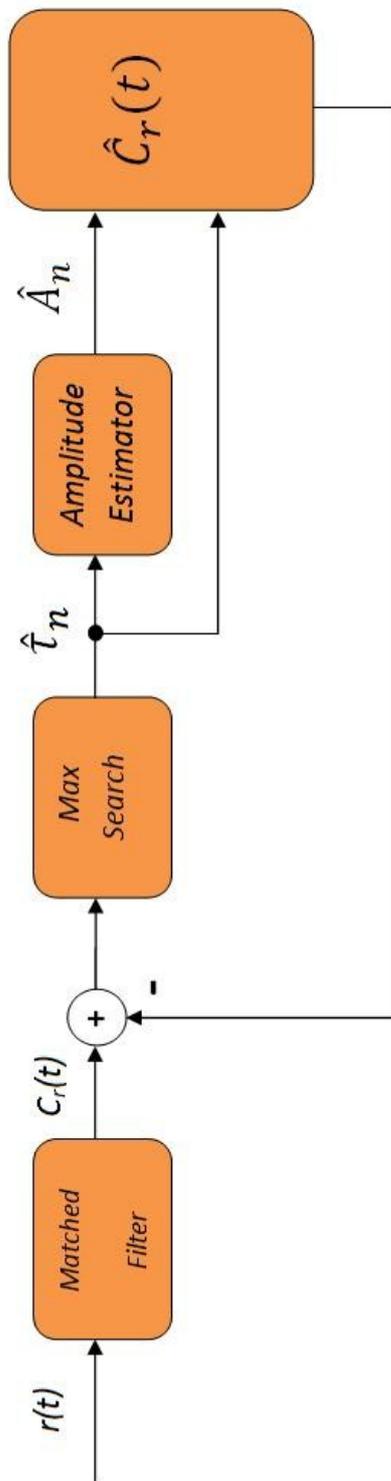


Figura 6.1: Schema dell'algoritmo ricerca e sottrai.

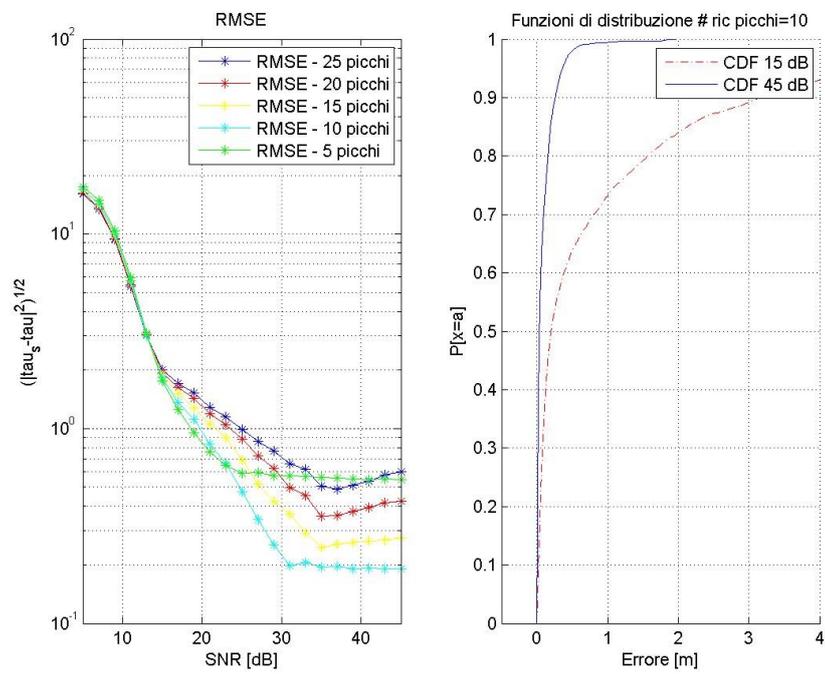


Figura 6.2: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali UWB (ricerca e sottrai).

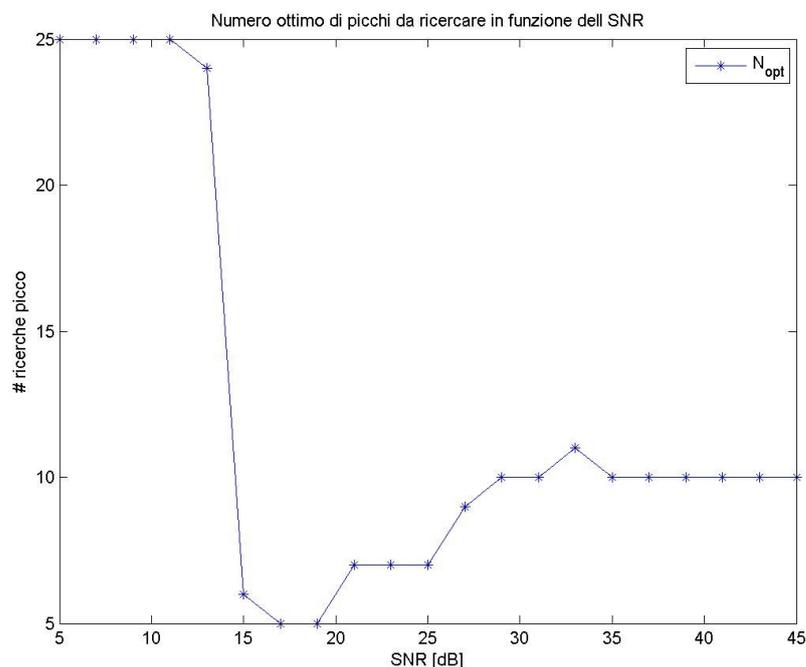


Figura 6.3: Grafico relativo all'andamento del numero ottimo di ricerche di picco per canali UWB (ricerca e sottrai).

a 31 dB arriviamo ad un valore di RMSE prossimo a 10^{-1} ; inoltre guardando le curve di distribuzione sempre della Figura 6.2 notiamo che già per valori bassi di SNR (15 dB) abbiamo un errore di stima inferiore al metro per oltre 70 casi su 100; se consideriamo invece rapporti di segnale su disturbo elevati invece la precisione si attesta sempre o quasi attorno ai 50 cm, tutto ciò dovuto al fatto che i segnali UWB posseggono una banda molto elevata e di conseguenza anche la precisione potrà essere alta.

Consideriamo ora la Figura 6.3, essa rappresenta il valore di ricerche migliore al fine di ottenere un errore quadratico medio di stima il più basso possibile. L'andamento del valore ottimo del numero di ricerche si attesta per bassi SNR sempre a 25 unità, infatti 25 è il numero N di ricerche massime effettuate nel programma matlab, questo accade perchè il rumore sovrasta quasi completamente il segnale trasmesso quindi l'algoritmo compie grossi errori, non dipendenti dal valore imposto ad N . Successivamente intorno ai 15 dB la curva decade rapidamente e raggiunge il suo minimo poco dopo a 17 dB, per poi salire ed attestarsi sulle 10 unità, quindi nonostante la presenza di rumore e di un canale multipath il numero di ricerche ottimali in situazioni di SNR accettabili non è molto elevato permettendo quindi all'algoritmo di non essere eccessivamente lento computazionalmente parlando.

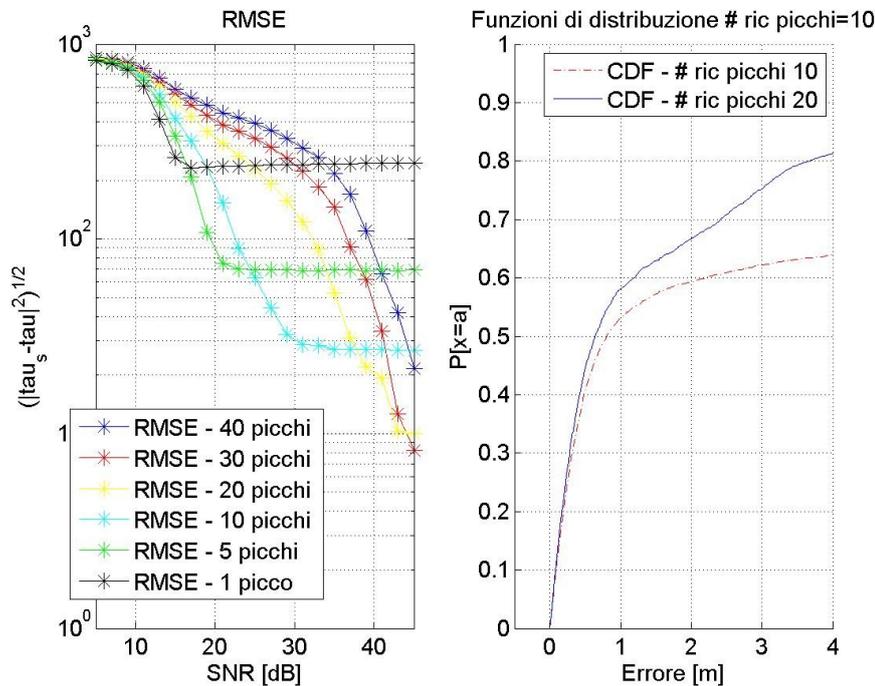


Figura 6.4: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali PLC (ricerca e sottrai).

6.1.2 Canale PLC

L'algoritmo ricerca e sottrai applicato al canale PLC, come possiamo vedere in Figura 6.4, non consente di raggiungere risultati simili al canale UWB, infatti i valori più bassi di RMSE sono poco inferiori a 10, quindi ben lontani dal 10^{-1} raggiunto con l'altro canale. Ad ogni modo questi valori di errore quadratico medio sono in linea con quelli attesi e dato il fatto che il ranging nelle smart grid non necessita precisioni molto elevate, è possibile dire che i risultati ottenuti soddisfano lo scopo prefisso. Analizzando ora il grafico riguardante le curve di distribuzione in Figura 6.4, notiamo, confrontandolo con quello in Figura 6.2 la netta perdita di precisione per quanto riguarda il canale PLC il quale riesce ad avere un errore inferiore al metro per neanche il 60 per cento delle volte, a 45 dB. Questa perdita di prestazione è sicuramente dovuta alla minor banda utilizzata dalle comunicazioni PLC ed alle caratteristiche stesse del canale.

Nella Figura 6.5 viene raffigurato l'andamento del numero ottimo di ricerche da effettuare al fine di minimizzare l'errore quadratico medio, come possiamo notare, al contrario della curva raffigurata nella 6.3, essa per valori piccoli di SNR ha valori bassi di N_{opt} e con l'aumentare del rapporto segnale su disturbo cresce linearmente sino a raggiungere le 28 unità, questa differen-

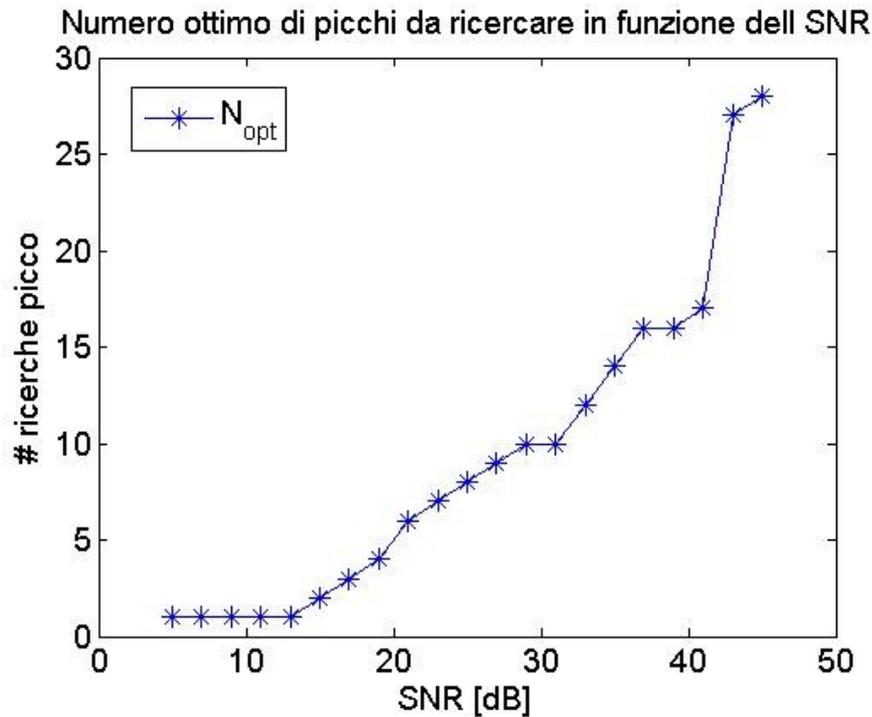


Figura 6.5: Grafico relativo all'andamento del numero ottimo di ricerche di picco per canali PLC (ricerca e sottrai).

za sostanziale nelle due curve è dovuta alle caratteristiche del canale PLC, nel quale i picchi in ampiezza dovuti ai vari cammini hanno tutti ampiezze confrontabili, al contrario del canale UWB dove vi sono differenze enormi tra i vari picchi.

6.2 Algoritmo ricerca e sottrai con ottimo

L'algoritmo in questione, è suddiviso sostanzialmente in due fasi, la prima ricalca passo passo l'algoritmo ricerca e sottrai illustrato poc'anzi, mentre la seconda consiste nell'elaborazione dei ritardi acquisiti al fine di una ottimizzazione degli stessi. La Figura 6.6 vuole riassumere brevemente la procedura secondo la quale si ottengono i valori di ritardo ottimizzati. In realtà l'algoritmo non arriva sempre al valore ottimo, infatti la funzione da minimizzare, presente sempre in Figura 6.6, è di tipo non convessa, il che significa che il minimo che verrà trovato dall'algoritmo non sarà con assoluta certezza un minimo assoluto, ma sarà quindi locale. Per quanto riguarda la complessità computazionale il metodo in questione è chiaramente molto più lento dell'algoritmo ricerca e sottrai, perciò è necessario analizzare i risultati ottenuti per capire se la strada dell'ottimizzazione dia dei grossi vantaggi o meno.

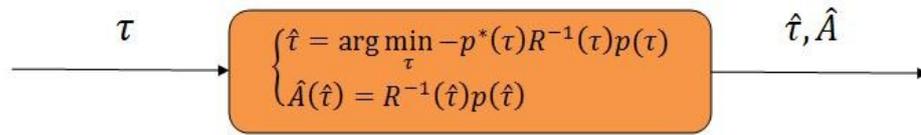


Figura 6.6: Schema di massima del procedimento per estrarre la stima ottima.

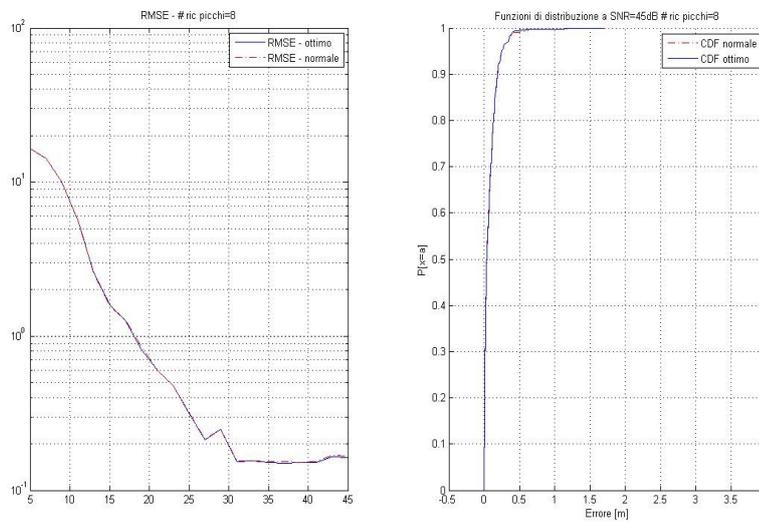


Figura 6.7: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali UWB, con 8 ricerche di picco (ricerca e sottrai con ottimo).

6.2.1 Canale UWB

L'algoritmo ricerca e sottrai con stima ottima eseguita sul canale UWB non da vantaggi apprezzabili rispetto al metodo classico. Come si può notare dalla Figura 6.7 le curve che danno l'andamento dell'errore quadratico medio per l'algoritmo ricerca e sottrai e per l'ottimo sono quasi sovrapponibili; tali curve sono state eseguite con un numero di ricerche $N = 8$, ma il risultato non varia con un numero di ricerche differente. Anche le curve di distribuzione sono ovviamente sovrapposte, quindi in sostanza nel canale UWB l'ottimizzazione dei ritardi non da migliorie degne di nota quindi si può affermare che la massima precisione si raggiunge sostanzialmente già con l'algoritmo classico.

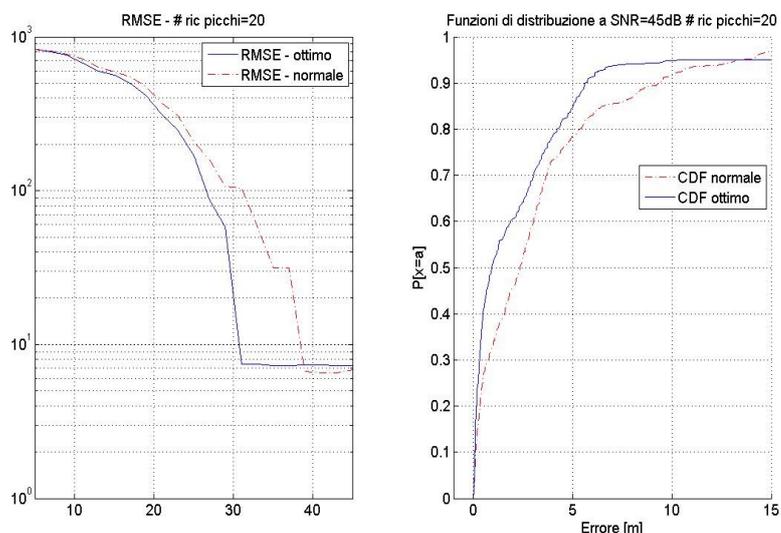


Figura 6.8: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali PLC, con 20 ricerche di picco (ricerca e sottrai con ottimo).

6.2.2 Canale PLC

Nel canale PLC l'algoritmo ricerca e sottrai con stima ottima dei tempi di arrivo permette, al contrario del canale UWB, un significativo incremento delle prestazioni. Analizzando la Figura 6.8 possiamo notare l'incremento di prestazioni netto che sussiste utilizzando questo algoritmo, infatti l'errore quadratico medio dell'ottimo raggiunge il minimo circa 8 dB prima di quanto non faccia il metodo normale, per poi stabilizzarsi poco al di sotto del valore 10. Dal grafico sulle funzioni di distribuzione notiamo che 90 volte su cento l'errore si attesta poco oltre i 5 metri, che è un valore congruo con le stime fatte nella Tabella 1.1, mentre l'algoritmo normale ha un errore di circa 10 metri alla medesima percentuale di casi. Concludendo quindi l'analisi dell'algoritmo in questione, esso è utile nelle Power Line Communication, ma il costo computazionale che esso richiede non è irrilevante, inoltre, a differenza del canale UWB, il numero di ricerche nell'ottimo si attesta sulle 20 unità, cioè più del doppio delle ricerche UWB, per il semplice motivo che nelle PLC il numero ottimo di ricerche è decisamente maggiore.

6.3 Algoritmo a soglia

L'algoritmo a soglia è senza dubbio il più veloce, computazionalmente parlando, esso non richiede N ricerche di massimi del segnale ricevuto ma solamente un confronto tra la soglia prescelta ed il segnale in ingresso. La Figura 6.9 descrive con lo schema a blocchi dell'algoritmo, in primo luogo il

segnale ricevuto $r(t)$ viene filtrato da un matched filter, del segnale che ne esce, $C_r(t)$, viene preso il modulo e successivamente elevato al quadrato, a questo punto l'algoritmo esegue un secondo filtraggio, questa volta con un filtro $h(t) = \text{rect}(t/K)$, dove con K si indica la durata temporale, variabile tra 0 e 10. Il segnale uscente $s(t)$ viene infine processato secondo la seguente espressione al fine di ricavare un valore stimato di tempo di arrivo

$$\frac{s(t) - S_{min}}{S_{MAX} - S_{min}} \leq \lambda, \quad (6.2)$$

dove con S_{min} ed S_{MAX} sono indicati rispettivamente il minimo ed il massimo del segnale $s(t)$. Nel primo istante temporale in cui l'equazione non viene più soddisfatta allora l'algoritmo porrà

$$\hat{\tau} = t. \quad (6.3)$$

Nell'algoritmo sviluppato in ambiente Matlab λ può assumere 5 valori:

$$\lambda = \{0.04, 0.06, 0.08, 0.1, 0.2\}. \quad (6.4)$$

$$K = \{0, 5, 10\}. \quad (6.5)$$

La stima eseguita in tale modo risulta chiaramente molto veloce, ma allo stesso tempo anche più imprecisa rispetto ai precedenti metodi di ricerca, ma in determinati contesti può essere usato con risultati apprezzabili come si vedrà nelle sezioni successive.

6.3.1 Canale UWB

I risultati che si ottengono con l'algoritmo a soglia applicato a segnali UWB non si discostano moltissimo dai risultati ottenuti nell'algoritmo ricerca e sottrai, infatti per alti valori del rapporto segnale su disturbo l'errore quadratico medio si attesta a metà (in scala logaritmica) tra 10 e 10^{-1} , come è possibile vedere nelle Figure 6.10, 6.11 e 6.12. Nelle stesse figure si può inoltre notare come, variando la durata K , del filtro $h(\cdot)$, la soglia dell'SNR, per la quale le prestazioni migliorano rapidamente, si abbassi progressivamente con l'aumentare della durata del filtro, senza però riuscire ad ottenere prestazioni migliori (in termini di RMSE) per alti SNR. Analizzando invece le curve di distribuzione possiamo notare come la diversa durata del filtro $h(\cdot)$, non vada a modificare molto tali curve. le distribuzioni raffigurate nelle 6.10, 6.11 e 6.12 sono tutte a 45 dB e si può notare quindi che per valori di SNR elevati le prestazioni di questo algoritmo possono essere rilevanti, infatti 90 volte su cento l'errore di stima si attesta al di sotto dei 30 cm circa. Per tali motivi la scelta di algoritmi semplici come quello proposto può risultare ottima facendo un compromesso tra complessità del metodo di stima e precisione ottenuta.

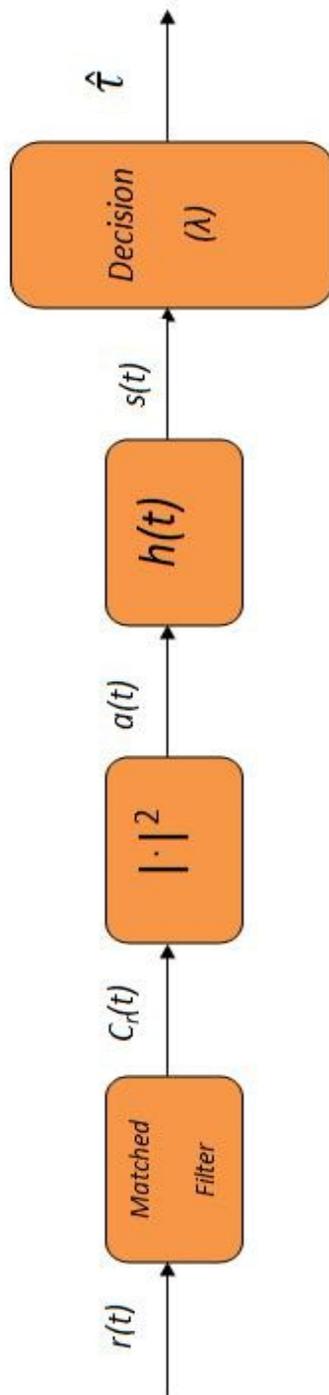


Figura 6.9: Schema dell'algoritmo a soglia.

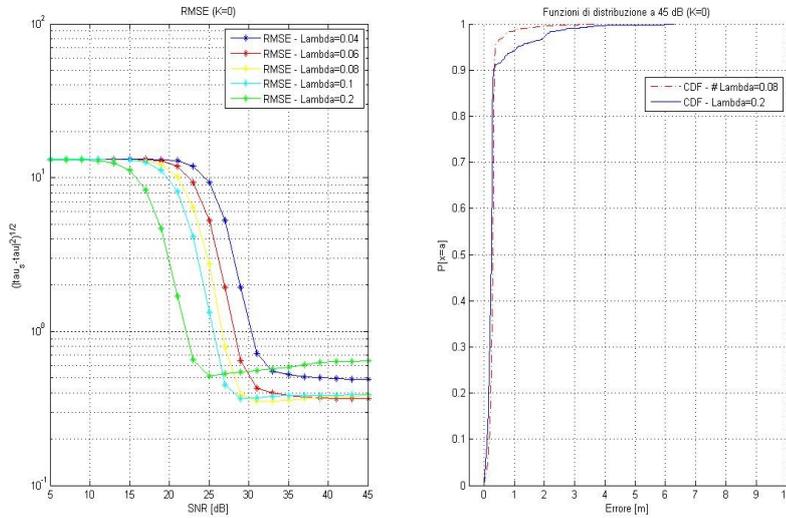


Figura 6.10: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali UWB, con finestra $K=0$ (soglia).

Il significato dei grafici che rappresentano i valori ottimali di λ , è il medesimo delle curve del numero di ricerche ottime viste in precedenza, infatti per tali valori l'errore quadratico medio risulta il minore tra quelli ottenuti per i diversi valori di λ . Andando ad analizzare le Figure 6.13, 6.14 e 6.15, si nota che con l'aumentare della durata K del filtro $h(\cdot)$ le curve decrescono ad SNR sempre minori per andare a toccare il limite inferiore a 0.06. Tale andamento era facilmente ipotizzabile dai grafici che descrivevano l'errore quadratico medio, infatti, per come è implementato l'algoritmo, per SNR elevati la stima risulterà sempre migliore per valori di λ elevati, mentre quando il rumore è basso la soglia si andrà a stabilizzare su valori più piccoli.

6.3.2 Canale PLC

L'algoritmo a soglia applicato a segnali PLC produce risultati decisamente peggiori, in termini di errore quadratico medio, rispetto a quello applicato a segnali UWB. Come si può notare dalle Figure 6.16, 6.17 e 6.18 l'andamento dell'RMSE rispecchia quello appena visto per il canale UWB, ovvero le curve tendono ad abbassarsi per SNR sempre minori al crescere della durata del filtro $h(\cdot)$, raggiungendo un valore minimo di circa 10. Anche per quanto riguarda le curve di distribuzione vi è un'analogia con il caso UWB, infatti rimangono quasi inalterate rispetto ai vari valori di K , ciò che si differenzia è il fatto che a 45 dB e per $\lambda = 0.08$, con tutti e tre i valori di K , 90 volte su 100 l'errore di stima è sempre minore o uguale a 10 metri, un valore decisamente maggiore rispetto ai segnali UWB.

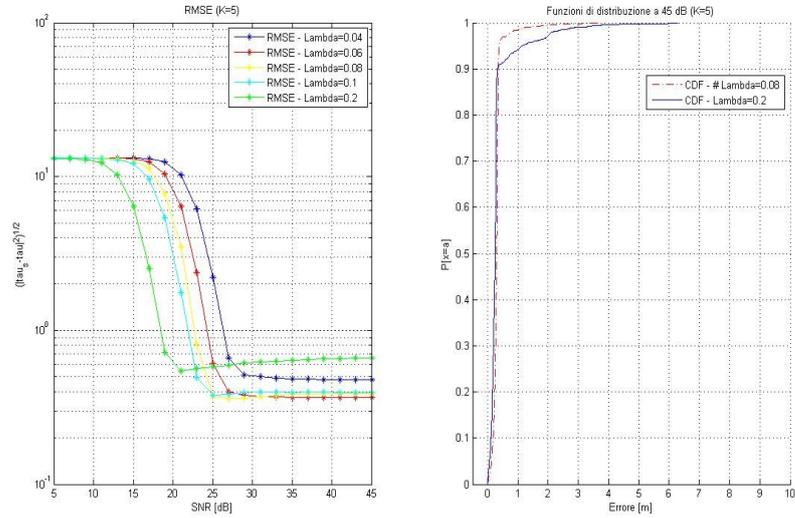


Figura 6.11: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali UWB, con finestra $K=5$ (soglia).

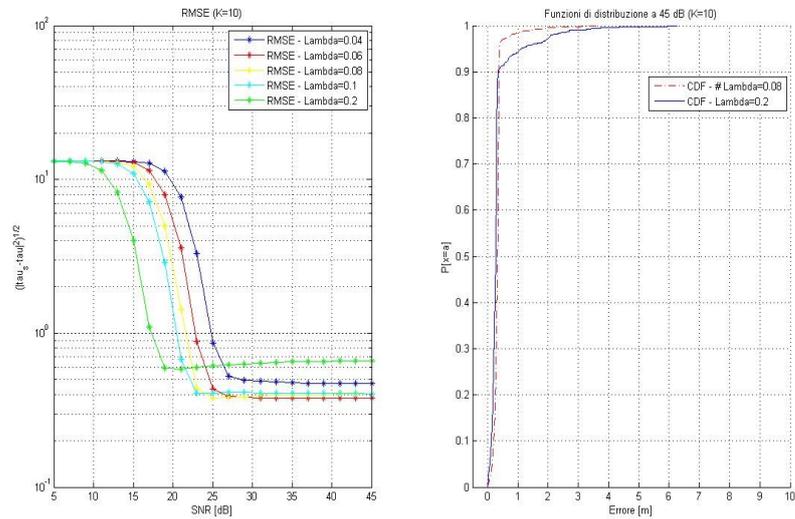


Figura 6.12: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali UWB, con finestra $K=10$ (soglia).

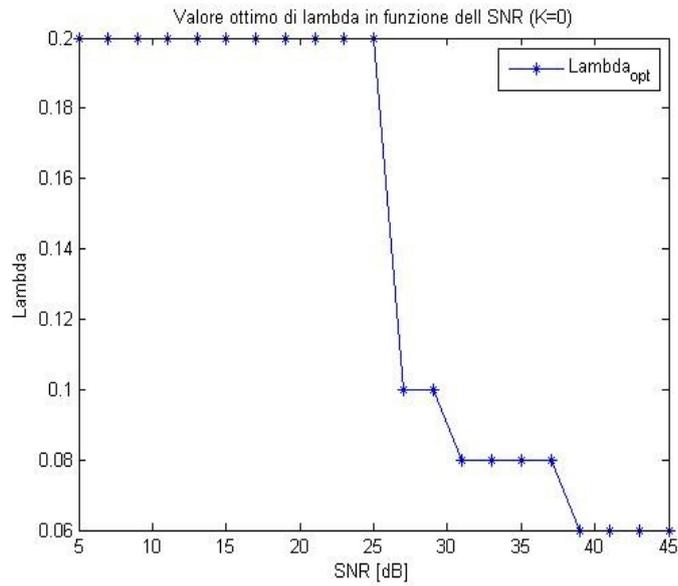


Figura 6.13: Grafico relativo all'andamento del valore di lambda ottimo per canali UWB, con finestra $K=0$ (soglia).

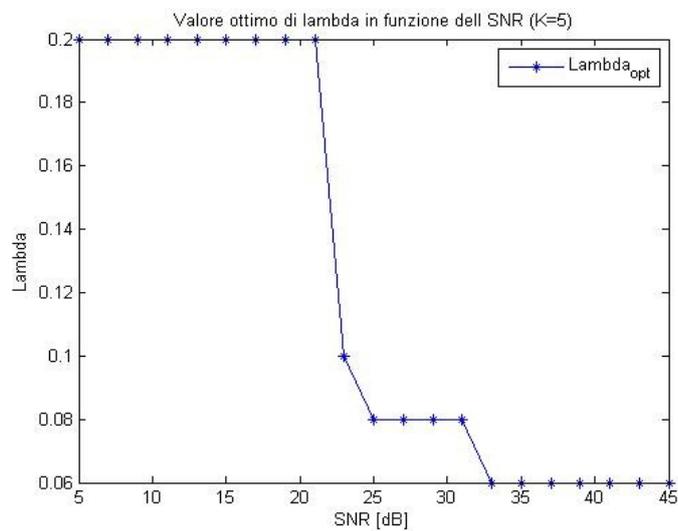


Figura 6.14: Grafico relativo all'andamento del valore di lambda ottimo per canali UWB, con finestra $K=5$ (soglia).

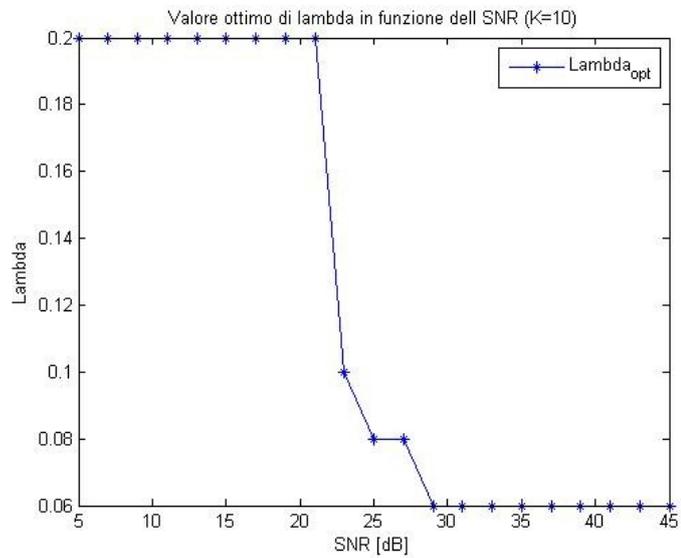


Figura 6.15: Grafico relativo all'andamento del valore di lambda ottimo per canali UWB, con finestra $K=10$ (soglia).

Le Figure 6.19, 6.20 e 6.21 mostrano l'andamento delle curve dei valori di λ ottimi al fine di minimizzare l'errore quadratico medio. Come è facile attendersi, tali curve ricalcano l'andamento di quelle che si ottengono per segnali UWB e come per essi, anche in questo caso, il valore di λ migliore per SNR alti è pari a 0.06.

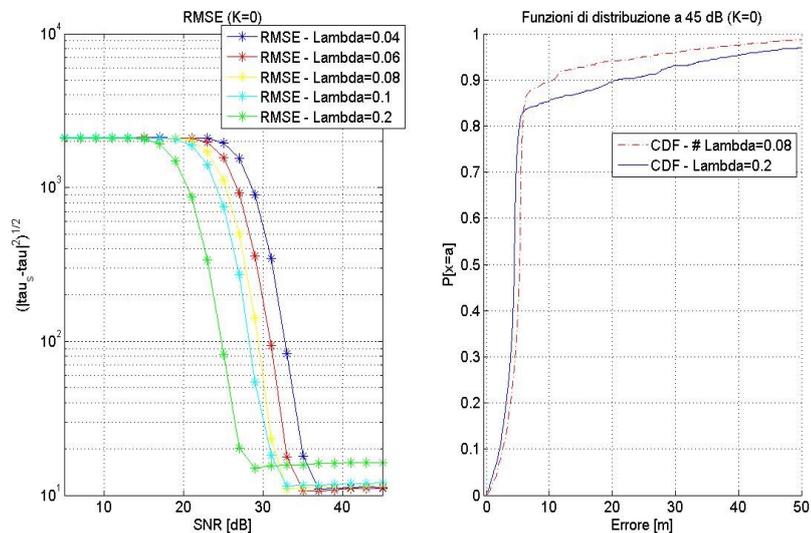


Figura 6.16: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali PLC, con finestra $K=0$ (soglia).

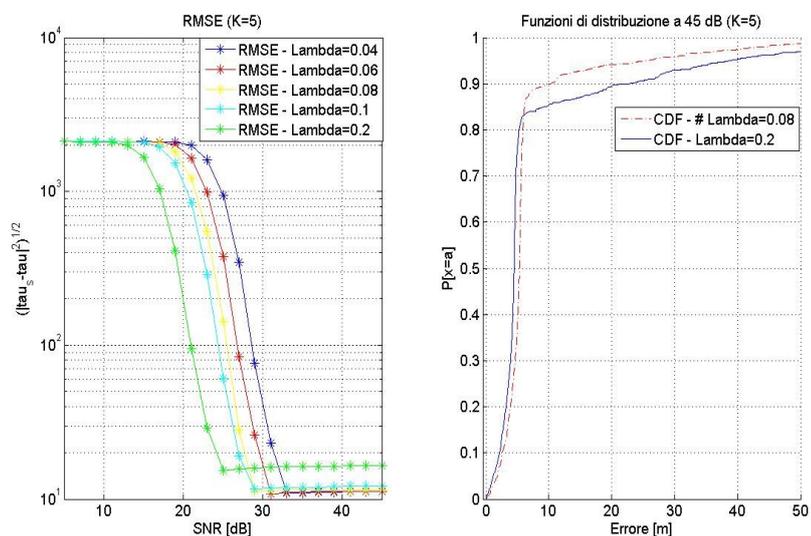


Figura 6.17: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali PLC, con finestra $K=5$ (soglia).

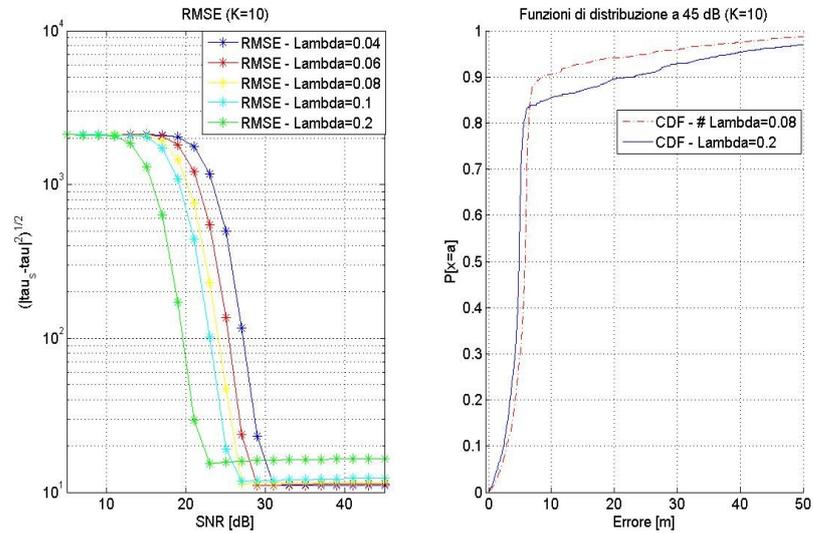


Figura 6.18: Grafici relativi all'errore di stima ed alle funzioni di distribuzione per canali PLC, con finestra $K=10$ (soglia).

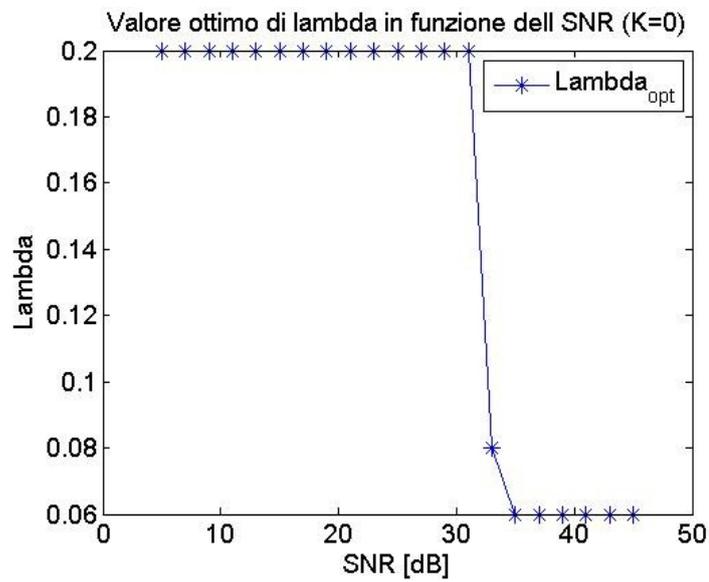


Figura 6.19: Grafico relativo all'andamento del valore di lambda ottimo per canali PLC, con finestra $K=0$ (soglia).

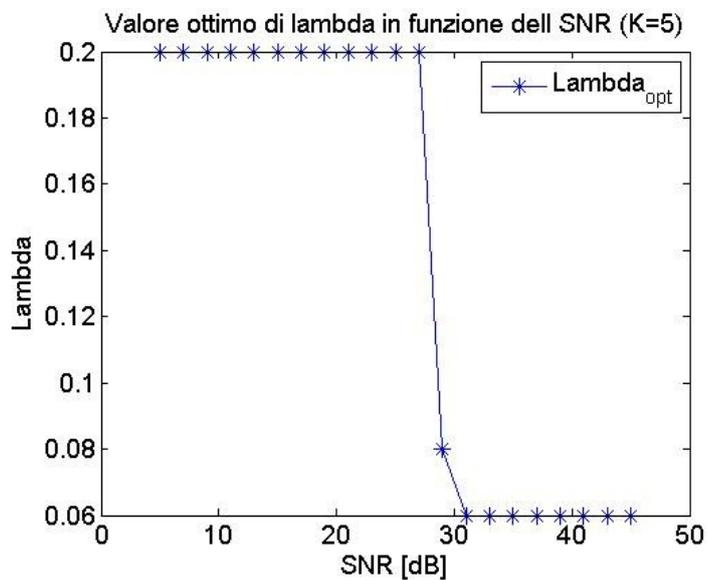


Figura 6.20: Grafico relativo all'andamento del valore di lambda ottimo per canali PLC, con finestra K=5 (soglia).

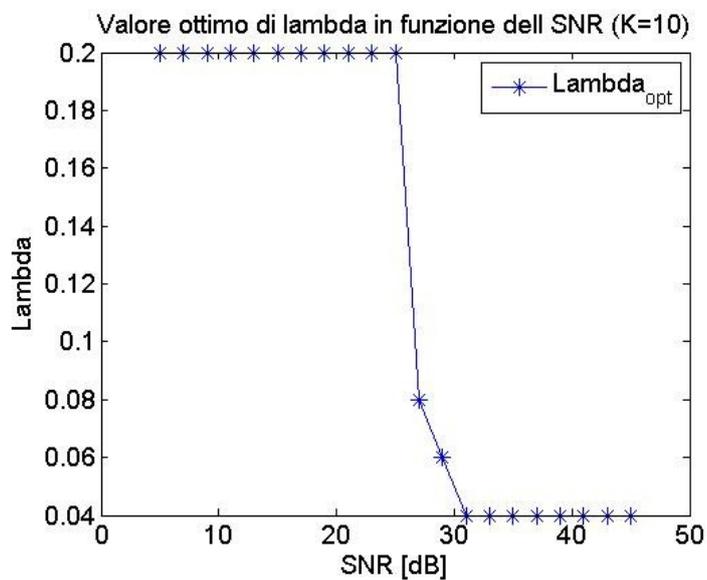


Figura 6.21: Grafico relativo all'andamento del valore di lambda ottimo per canali PLC, con finestra K=10 (soglia).

Capitolo 7

Estrazione del modello probabilistico tramite Gaussian mixture

7.1 Trattazione teorica dell'algoritmo EM

L'algoritmo di ottimizzazione iterativa Expectation Maximization è una tecnica specificatamente ideata per i modelli probabilistici; esso usa una strategia differente rispetto al gradiente o al metodo di Newton e qualche volta porta a convergenza in maniera più rapida. Ad ogni modo, questa è una tecnica che porta a risultati locali, quindi è suscettibile a problemi di minimi o massimi locali.

La differenza tra EM ed il metodo del gradiente è ben rappresentata in Figura 7.1, cominciando dal primo punto di stima denominato current guess, il gradiente traccia un'approssimazione lineare alla funzione obiettivo, poi si passa al new guess; sfortunatamente non sappiamo a priori quanto buona sia l'approssimazione lineare, perciò non vi è modo di sapere dove prendere il nuovo punto di stima (new guess). Il metodo EM fa invece un'approssimazione locale chiamata in Figura 7.1 lower bound alla funzione obiettivo. La funzione lower bound può avere qualsiasi forma in principio e deve sempre essere minore della funzione da approssimare; prendendo un nuovo punto di stima per massimizzare il lower bound, vi sarà sempre una miglioria rispetto al punto precedente sino ad arrivare ad un punto in cui il gradiente della funzione obiettivo sarà nullo. Perciò l'idea è quella di alternare due fasi, quella di computazione del lower bound (E-step) e quella di massimizzazione dello stesso (M-step), fino al punto in cui il gradiente non si annulla.

La stima MAP (Maximum-A-Posteriori) ha lo scopo di massimizzare la funzione

$$f(\theta) = p(\mathbf{X}, \theta), \quad (7.1)$$

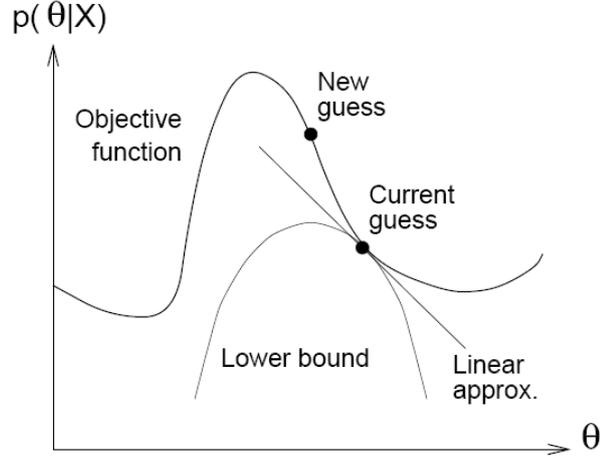


Figura 7.1: Massimizzazione di una funzione con l'approssimazione lower-bound contro l'approssimazione lineare.

dove \mathbf{X} è la matrice dei dati osservati. Se $f(\theta)$ è una funzione semplice allora il suo massimo è spesso possibile trovarlo analiticamente, mettendo a sistema con il suo gradiente uguale a zero. Ad ogni modo accade spesso che la funzione da massimizzare sia un insieme di funzioni semplici

$$f(\theta) = p(\mathbf{X}, \theta) = \int_{\mathbf{h}} p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta) d\mathbf{h}. \quad (7.2)$$

Questa è la situazione in cui è possibile applicare l'algoritmo EM. Data una prima stima di θ , l'idea è quella di delimitare inferiormente la funzione $f(\theta)$ con una funzione $g(\theta, q(\mathbf{h}))$, parametrizzata dalle variabili $q(\mathbf{h})$

$$f(\theta) = \int_{\mathbf{h}} \frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)}{q(\mathbf{h})} q(\mathbf{h}) d\mathbf{h} \geq g(\theta, q(\mathbf{h})) = \prod_{\mathbf{h}} \left(\frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)}{q(\mathbf{h})} \right)^{q(\mathbf{h})} \quad (7.3)$$

$$\int_{\mathbf{h}} q(\mathbf{h}) d\mathbf{h} = 1. \quad (7.4)$$

L'equazione (7.4), indica che $q(\mathbf{h})$ è una distribuzione di probabilità valida per \mathbf{h} . Definiamo ora la variabile G come il logaritmo del limite inferiore g

$$G(\theta, q) = \log g(\theta, q) = \int_{\mathbf{h}} [q(\mathbf{h}) \log p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta) - q(\mathbf{h}) \log q(\mathbf{h})] d\mathbf{h}. \quad (7.5)$$

La disequazione (7.3) è vera per qualsiasi q , ma vogliamo anche che la funzione g tocchi la funzione obiettivo nel punto current guess per il

valore dato di θ , perciò prendere una q tale da massimizzare G ; questa operazione permette al lower bound in Figura 7.1 di toccare la funzione obiettivo. Aggiungendo un moltiplicatore di Lagrange come vincolo su q risulta

$$G(\theta, q) = \lambda(1 - \int_{\mathbf{h}} q(\mathbf{h}) d\mathbf{h}) + \int_{\mathbf{h}} [q(\mathbf{h}) \log p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta) - q(\mathbf{h}) \log q(\mathbf{h})] d\mathbf{h} \quad (7.6)$$

$$\frac{\partial G}{\partial q(\mathbf{h})} = -\lambda - 1 + \log p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta) - \log q(\mathbf{h}) = 0 \quad (7.7)$$

$$q(\mathbf{h}) = \frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)}{\int_{\mathbf{h}} p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)} = p(\mathbf{h}|\mathbf{X}, \theta); \quad (7.8)$$

per la scelta di q il limite diventa

$$\begin{aligned} g(\theta, q) &= \prod_{\mathbf{h}} \left(\frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)}{p(\mathbf{h}|\mathbf{X}, \theta)} \right)^{q(\mathbf{h})} = \prod_{\mathbf{h}} (p(\mathbf{X}, \theta))^{q(\mathbf{h})} \\ &= p(\mathbf{X}, \theta)^{\left(\int_{\mathbf{h}} q(\mathbf{h}) d\mathbf{h} \right)} = p(\mathbf{X}, \theta), \end{aligned} \quad (7.9)$$

in questo modo si vede che effettivamente g tocca la funzione obiettivo $f(\theta)$ al punto di stima corrente per θ . Un altro modo per vedere questo risultato è di riscrivere $G(\theta, q)$ nel seguente modo

$$\begin{aligned} G(\theta, q) &= \mathbb{E}_{q(\mathbf{h})} \left[\log \frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)}{q(\mathbf{h})} \right] \\ &= -\mathbb{E}_{q(\mathbf{h})} \left[\log \frac{q(\mathbf{h})}{p(\mathbf{h}|\mathbf{X}, \theta)} \right] + \log p(\mathbf{X}, \theta) \\ &= -\mathbb{D}(q(\mathbf{h}) \| p(\mathbf{h}|\mathbf{X}, \theta)) + \log p(\mathbf{X}, \theta), \end{aligned} \quad (7.10)$$

dove $\mathbb{D}(q\|p)$ indica l'entropia relativa e rappresenta la misura di distanza tra le distribuzioni q e p . Inoltre $G(\theta, q)$ è massimizzata su q , quando la distanza tra le due funzioni è nulla, quindi per

$$q(\mathbf{h}) = p(\mathbf{h}|\mathbf{X}, \theta), \quad (7.11)$$

perciò come conseguenza si ha che la (7.10) diventa

$$G(\theta, q) = \log p(\mathbf{X}, \theta). \quad (7.12)$$

L'operazione appena eseguita della ricerca di q per avere un buon limite inferiore è il cosiddetto "E-step" dell'algoritmo EM. Il passo successivo, come è facile intuire, è il "M-step", nel quale il limite viene massimizzato su θ . Il termine rilevante di G è quindi il seguente

$$\int_{\mathbf{h}} q(\mathbf{h}) \log p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta) d\mathbf{h} = \mathbb{E}_{q(\mathbf{h})} [\log p(\mathbf{X}, \mathbf{h}, \theta)]. \quad (7.13)$$

Da questo punto in poi la trattazione teorica risulta dipendente dal problema specifico al quale si applica l'algoritmo iterativo. La soluzione trattata nella prossima sezione sarà basata su Gaussian Mixture.

7.2 L'algoritmo EM per il modello Gaussian Mixture

Il modello Gaussian Mixture rappresenta l'approssimazione di un fenomeno osservato, attraverso una sommatoria di gaussiane mediate da valori di probabilità dati da una variabile aleatoria. Il modello appena descritto può essere espresso matematicamente dalla seguente espressione

$$p_{\mathbf{x}}(a) = \sum_{i=1}^M \lambda_i \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_a - \mu_i}{\sigma_i}\right)^2}, \quad (7.14)$$

dove con \mathbf{x} si è indicato il fenomeno osservato, x_n $n = 1, \dots, N$ con N numero di campioni, λ_i sono dei valori di probabilità dati dalla variabile aleatoria h nel seguente modo

$$P[h_n = i] = \lambda_i, \quad (7.15)$$

infine μ_i e σ_i sono rispettivamente medie e varianza delle M variabili gaussiane usate nel modello. A questo punto possiamo andare a scrivere la densità di probabilità di \mathbf{x} dati i valori $\theta = \{\mu_i, \sigma_i, \lambda_i\}$ per $i = 1, \dots, M$, nel seguente modo

$$p(\mathbf{x}; \theta) = \sum_{i=1}^M p(\mathbf{x}|h_i; \theta)p(h_i; \theta), \quad (7.16)$$

perciò se $p(\mathbf{x}|h_i; \theta)$ è una variabile aleatoria Gaussiana allora $p(\mathbf{x}; \theta)$ è una somma pesata di M Gaussiane.

Seguendo lo schema teorico dato dalla Sezione 7.1 cerchiamo di estrarre la soluzione dell'algoritmo EM per un modello Gaussian Mixture. Nelle condizioni in cui ci siamo posti è possibile scrivere la seguente espressione

$$p(x_n, h_n; \theta) = p(x_n|h_n; \theta)p(h_n; \theta) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{h_n}^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_n - \mu_{h_n}}{\sigma_{h_n}}\right)^2} \right] [\lambda_{h_n}], \quad (7.17)$$

dove con μ_{h_n} , σ_{h_n} e λ_{h_n} si rappresentano rispettivamente medie, varianze e valori di probabilità come in precedenza, ma si è voluto sottolineare la dipendenza di questi dalla variabile h . È semplice a questo punto scrivere l'equazione

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{h}; \theta) = \prod_{n=1}^N p(x_n, h_n; \theta), \quad (7.18)$$

quindi andando a riprendere l'equazione (7.8) è possibile arrivare al cosiddetto "E-step"

$$q(\mathbf{h}) = \frac{p(\mathbf{x}, \mathbf{h}; \theta)}{\sum_{i=1}^M p(\mathbf{x}, \mathbf{h}, \theta)}, \quad (7.19)$$

perciò i singoli punti della funzione $q(\mathbf{h})$ sono

$$q_n(i) = \frac{p(x_n, i; \theta)}{\sum_{i=1}^M p(x_n, i; \theta)}. \quad (7.20)$$

Il passo successivo, "M-step", prevede la massimizzazione secondo θ della funzione $G(\theta, q)$ (vedi equazione 7.5)

$$\max_{\theta} \sum_{\mathbf{h}} q(\mathbf{h}) \log p(\mathbf{x}, \mathbf{h}; \theta) \quad (7.21)$$

$$\text{dato} \quad \sum_{i=1}^M \lambda_i = 1, \quad (7.22)$$

perciò attraverso una serie di passaggi matematici qui brevemente elencati si arriva ad una formulazione che ci permetterà di massimizzare secondo λ , μ e σ^2

$$= \max_{\theta} \sum_{K=1}^N \left(\sum_{h_k} q_k(h_k) \log p(x_k, h_k; \theta) \right) \quad (7.23)$$

$$= \max_{\theta} \sum_{k=1}^N \left(\sum_{i=1}^M q_k(i) [\mathfrak{F}(k, i)] \right), \quad (7.24)$$

dove con $\mathfrak{F}(k, i)$ si è voluto indicare

$$\mathfrak{F}(k, i) = \underbrace{-\frac{1}{2} \log(2\pi)}_{\substack{\text{trascurabile} \\ \text{nella} \\ \text{massimizzazione}}} - \frac{1}{2} \log(\sigma_i^2) - \frac{(x_k - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} + \log \lambda_i. \quad (7.25)$$

È possibile a questo punto svolgere le tre singole massimizzazioni, cominciando da λ

$$\mathcal{A} = \max_{\lambda_i} \sum_{i=1}^M \left(\sum_{k=1}^N q_k(i) \right) \log \lambda_i - \nu \left(\sum_{i=1}^M \lambda_i - 1 \right), \quad (7.26)$$

dove con ν indica il coefficiente di Laplace, che nel nostro caso è uguale a

$$\nu = \sum_{k=1}^N \left(\sum_{i=1}^M q_k(i) \right) = N; \quad (7.27)$$

per cercare il massimo sui vari λ_i eseguiamo quindi l'operazione di derivata in λ_i e ne poniamo a zero il risultato

$$\frac{\partial \mathcal{A}}{\partial \lambda_i} = \left(\sum_{k=1}^N q_k(i) \right) \frac{1}{\lambda_i} - \nu = 0, \quad (7.28)$$

a questo punto è possibile dare la definizione esplicita di λ_i come

$$\lambda_i = \frac{\sum_{k=1}^N q_k(i)}{N}. \quad (7.29)$$

Partendo ancora dall'equazione (7.24), possiamo ora andare ad eseguire la massimizzazione su μ_i come mostrato nella seguente espressione

$$\mathcal{B} = \max_{\mu_i} \sum_{k=1}^N q_k(i) \left(-\frac{(x_k - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right); \quad (7.30)$$

anche in questo caso eseguiamo una derivata (in μ_i) e la poniamo a zero ai fini della massimizzazione

$$\frac{\partial \mathcal{B}}{\partial \mu_i} = \sum_{k=1}^N q_k(i) \frac{x_k - \mu_i}{\sigma_i^2} = 0, \quad (7.31)$$

attraverso semplici passaggi matematici si riesce ad estrarre μ_i , che risulta

$$\mu_i = \frac{\sum_{k=1}^N q_k(i) x_k}{\sum_{k=1}^N q_k(i)}. \quad (7.32)$$

Partendo sempre dall'equazione (7.24) andiamo ora ad effettuare l'ultima massimizzazione, ovvero quella su σ_i^2 , come indicato nell'espressione seguente

$$\mathcal{C} = \max_{\sigma_i^2} \sum_{k=1}^N q_k(i) \left[-\frac{1}{2} \log \sigma_i^2 - \frac{(x_k - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right], \quad (7.33)$$

eseguiamo la derivata in σ_i^2 e la poniamo a zero

$$\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial (\sigma_i^2)} = \sum_{k=1}^N q_k(i) \left[-\frac{1}{2\sigma_i^2} + \frac{(x_k - \mu_i)^2}{2(\sigma_i^2)^2} \right] = 0, \quad (7.34)$$

dalla quale si estrae la soluzione finale

$$\sigma_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^N q_k(i) (x_k - \mu_i)^2}{\sum_{k=1}^N q_k(i)}. \quad (7.35)$$

I risultati appena ottenuti sono da intendere in un contesto di un algoritmo iterativo, infatti come già detto l'algoritmo inizia attribuendo dei

valori iniziali al vettore $\theta_{ini} = \{\lambda_i^{(1)}, \mu_i^{(1)}, (\sigma_i^2)^{(1)}\}$ e calcolando come primo parametro la funzione a posteriori $q_k^{(t)}(i)$, successivamente si possono trovare i nuovi parametri di θ

$$\lambda_i^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^N q_k^{(t)}(i)}{N} \quad (7.36)$$

$$\mu_i^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^N q_k^{(t)}(i)x_k}{\sum_{k=1}^N q_k^{(t)}(i)} \quad (7.37)$$

$$(\sigma_i^2)^{(t)} = \frac{\sum_{k=1}^N q_k^{(t)}(i)(x_k - \mu_i^{(t)})^2}{\sum_{k=1}^N q_k^{(t)}(i)}. \quad (7.38)$$

Continuando ad iterare l'algoritmo appena illustrato si arriva a convergenza quando i valori di θ si assestano.

7.3 Estrazione del modello in Matlab

Attraverso l'utilizzo di Matlab, si è cercato, in un primo momento, di implementare le equazioni iterative (7.37), (7.38) e (7.38). Per fare questo è stato necessario risolvere alcuni problemi pratici come il numero di iterazioni necessarie per far convergere i valori di λ , μ e σ^2 e la scelta dei loro valori iniziali. Il primo problema è stato risolto empiricamente, cioè mettendo su dei grafici gli andamenti dei parametri ed andando ad analizzare quando lo scostamento dei valori da un'iterazione all'altra era sufficientemente piccolo da poter fermare l'algoritmo. Per quanto riguarda invece i valori iniziali da attribuire ai parametri λ , μ e σ^2 , è stato deciso di assegnare come media e varianza iniziali rispettivamente media e varianza della curva di distribuzione che si sta cercando di riprodurre, mentre il coefficiente λ è stato inizializzato dando maggiore peso al primo coefficiente

$$\lambda_1 = 1 - q \quad \lambda_i = q/M \quad i = 1, \dots, M \quad (7.39)$$

dove $q = 0.3$.

Al fine di ottimizzare l'algoritmo e di dare una misura di quanto il fitting sia buono, viene calcolata una differenza punto a punto tra la funzione di distribuzione originale e quelle che di volta in volta si creano cambiando il numero delle gaussiane che compongono la funzione di fitting. Nella Figura 7.2 vi è un esempio del funzionamento dell'algoritmo, che crea funzioni di distribuzione con un numero di Gaussiane che varia da una a 5, da questo grafico è facile intuire come nasca il vettore delle differenze citato poc'anzi e rappresentato graficamente nella Figura 7.3 per 10 funzioni di distribuzioni create con un numero crescente di Gaussiane, in alto a sinistra vi è l'errore di fitting dato dalla stima con una Gaussiana, mentre in basso a destra la stima è fatta con 10. Si nota chiaramente come l'errore diventi molto piccolo

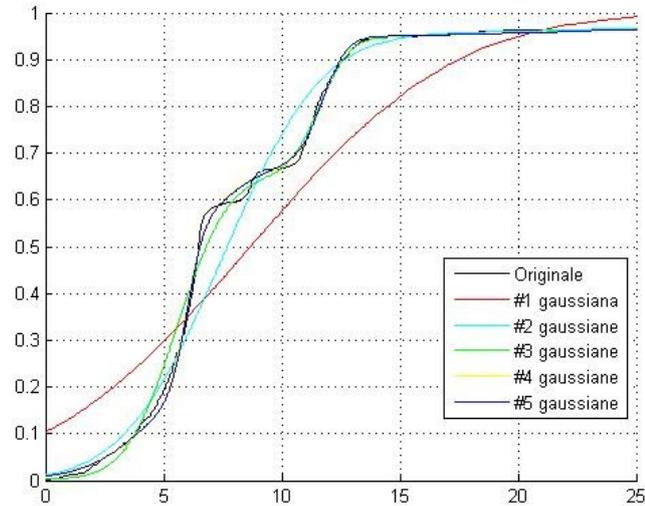


Figura 7.2: Illustrazione del funzionamento dell'algoritmo EM applicato su Gaussian Mixture).

già con 5-6 Gaussian ed i miglioramenti da questo punto in poi diventino abbastanza marginali.

La fase successiva del lavoro in Matlab è stata quella di applicare l'algoritmo ai dati ottenuti dal ranging con i vari algoritmi di ricerca del cammino minimo e di mediare i risultati ottenuti sui valori del rapporto segnale su disturbo, in questo modo sono stati creati dei grafici che danno l'andamento dei parametri λ , μ , σ^2 e dell'errore di fitting, al variare dell'SNR. Nelle Figure 7.4 e 7.5 sono rappresentati i suddetti andamenti per il fitting sui dati ottenuti dall'algoritmo ricerca e sottrai. Si può notare come gli andamenti dei parametri μ e σ^2 non siano affatto lineari, ma entrambi hanno la tendenza ad abbassare i propri valori con l'aumentare del rapporto segnale su disturbo come era lecito attendersi. Per quanto riguarda invece i coefficienti λ invece non vi sembrano grosse correlazioni con l'SNR, se non per il fatto che per bassi dB il coefficiente a maggior peso è sempre il primo. Infine, l'andamento dell'errore di fitting ad una prima analisi può sembrare errato, in quanto esso aumenta proporzionalmente con l'aumentare del rapporto segnale su disturbo, in realtà è un andamento atteso per il semplice motivo che le curve di distribuzione che si producono da stime a bassi SNR, hanno la caratteristica di essere molto simili a delle funzioni di distribuzione prodotte da delle Gaussian, quindi il fitting risulta assai preciso, al contrario, per alti SNR le curve di distribuzione perdono gradualmente la loro somiglianza con una funzione di distribuzione prodotta da una o più Gaussian, perciò l'errore risulta più elevato.

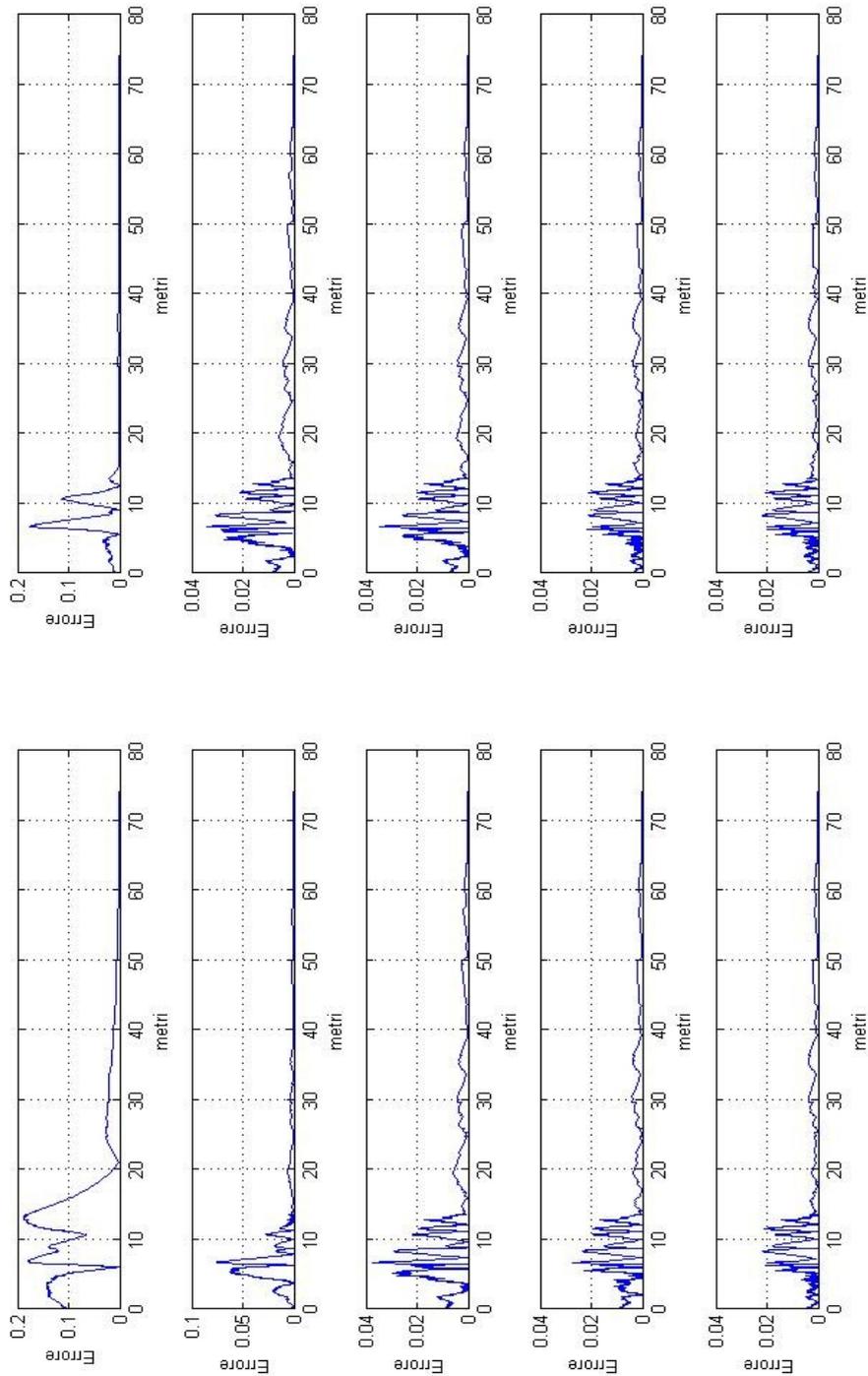


Figura 7.3: Grafici relativi all'andamento degli errori tra distribuzione originale e ricostruita tramite Gaussian Mixture.

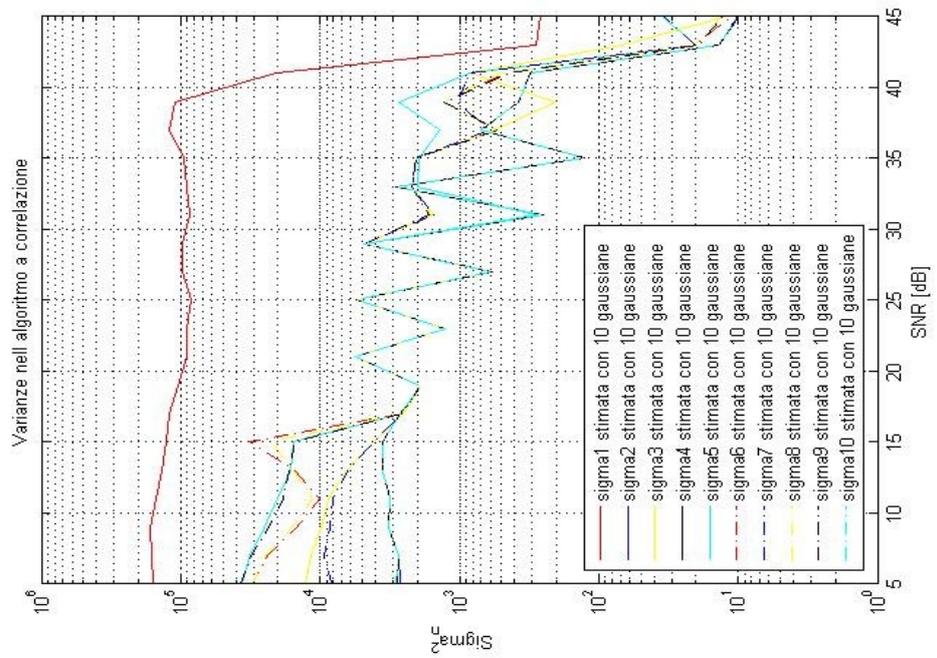
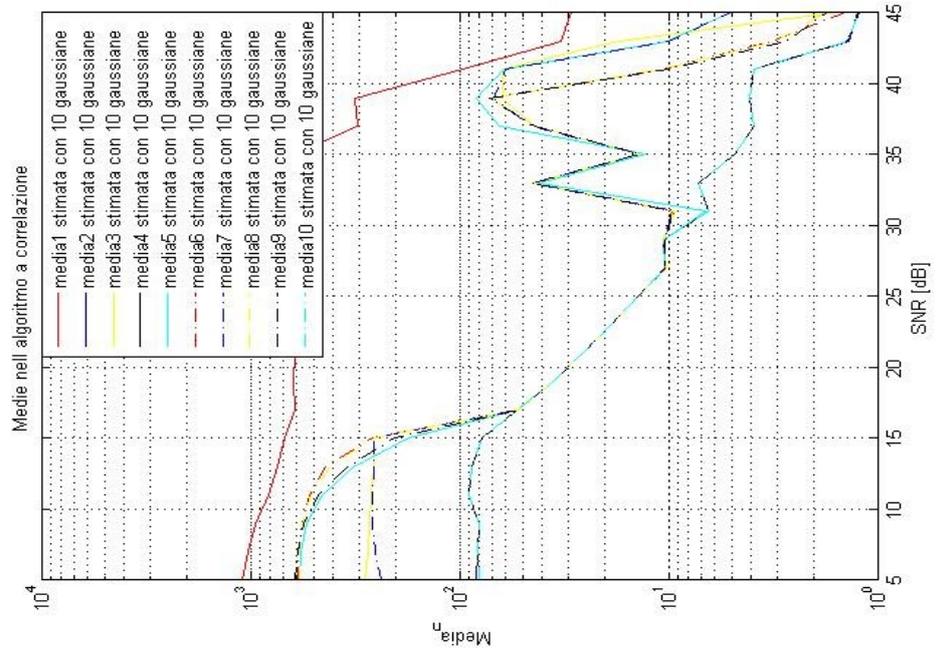


Figura 7.4: Grafici relativi all'andamento dei coefficienti di varianza e media con 10 gaussiane.

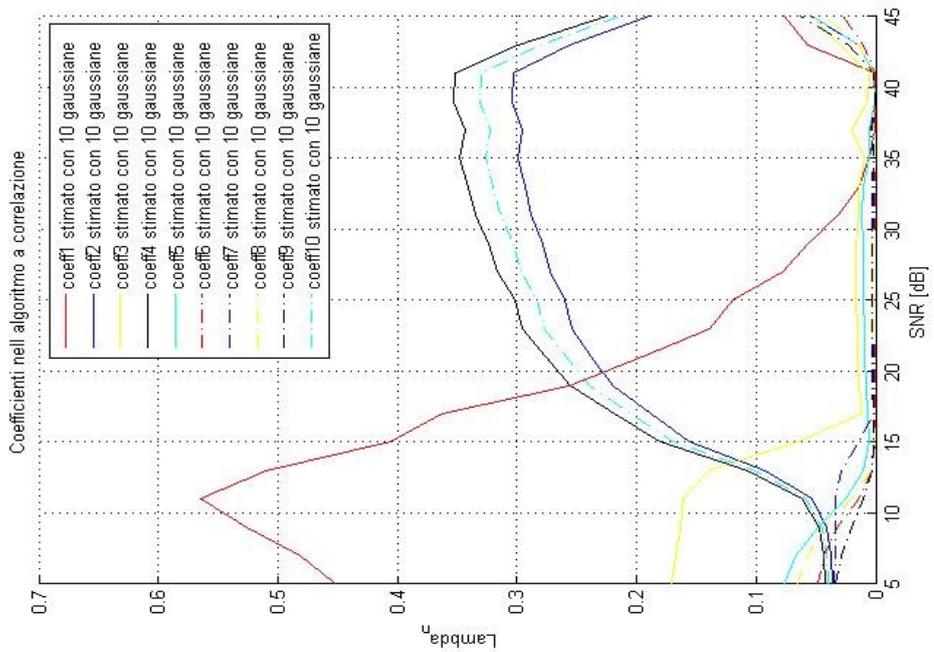
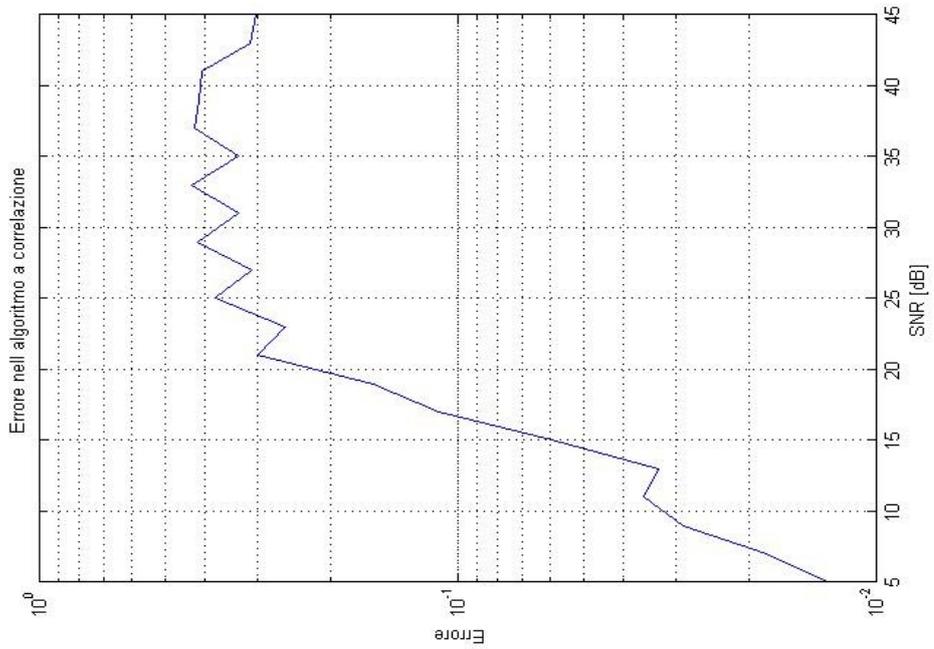


Figura 7.5: Grafici relativi all'andamento dei coefficienti lambda e dell'errore medio con 10 gaussiane.

Bibliografia

- [1] A. A. M. Saleh and R. A. Valenzuela, "A statistical model for indoor multipath propagation". *IEEE 1 Select. Areas. Commun.* vol. 5, no. 2. pp. 128-137, Feb. 1987.
- [2] R. J. Fontana and S. J. Gunderson, "Ultra-wideband precision asset location system". *Proc. IEEE Conf. Ultra Wideband Syst. Technol. UWBST*, vol. 21, no. 1, pp. 147 - 150, May 2002.
- [3] D. B. Jourdan, D. Dardari, and M. Z. Win, "Position error bound for UWB localization in dense cluttered environments", *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 44, no. 2, Apr. 2008.
- [4] S. Gezici, Z. Sahinoglu, H. Kobayashi, and H. V. Poor, "Ultra wideband geolocation", in *Ultrawideband Wireless Communications*. New York: Wiley, 2006.
- [5] K. Yu and I. Oppermann, "Performance of UWB position estimation based on time-of-arrival measurements", in *Proc. Int. Workshop Ultra Wideband Syst. (IWUWBS)*, Kyoto, Japan, May 2004, pp. 400-404.
- [6] P. Tenti, D. Trombetti, A. Costabeber and P. Mattavelli, "Distribution loss minimization by token ring control of power electronic interfaces in residential micro-grids", *Industrial Electronics (ISIE)*, 2010 IEEE International Symposium on, July 2010, pp. 2377-2381.
- [7] A. Costabeber, T. Erseghe, P. Tenti and S. Tomasin, "Optimization of micro-grid operation by dynamic grid mapping and token ring control", in *Proceedings of the 14th European Conference on Power Electronics and Applications*, ser. EPE '11, 2011.
- [8] A. F. Molisch, "Wireless Communications", 1st ed. Piscataway, NJ: IEEE Press/Wiley, 2005.

- [9] T. S. Rappaport, “Wireless Communications”, 1st ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1996.
- [10] M. Zimmermann, K. Dostert, “A Multipath Model for the Powerline Channel” in IEEE transactions on communications, Vol. 50, No. 4, April 2002.
- [11] Andreas F. Molisch, Kannan Balakrishnan “IEEE 802.15.4a channel model - final report”, anno(Chiedi a Tomaso).
- [12] M. Z. Win and R. A. Scholtz, “On the energy capture of ultra-wide bandwidth signals in dense multipath environments”, IEEE Commun. Lett., vol. 2, pp. 245-247, Sep. 1998.
- [13] D. Cassioli, M. Z. Win, and A. F. Molisch, “The ultra-wide bandwidth indoor channel: From statistical model to simulations”, IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 20, pp. 1247-1257, Aug. 2002.
- [14] D. Dardari, A. Conti, J. Lien, and M. Z. Win, “The effect of cooperation on localization systems using UWB experimental data”, EURASIP J. Adv. Signal Process. (Special Issue on Cooperative Localization in Wireless Ad Hoc and Sensor Networks), vol. 2008, 12 p., article ID 513873, 2008.
- [15] Y. T. Chan, W. Y. Tsui, H. C. So, and P. C. Ching, “Time of arrival based localization under NLOS conditions”, IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 55, pp. 17-24, Jan. 2006.
- [16] D. B. Jourdan, D. Dardari, and M. Z. Win, “Position error bound for UWB localization in dense cluttered environments”, IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 44, no. 2, Apr. 2008.
- [17] Y. Shen, “Fundamental limits of wideband localization”, Master’s thesis, Dept. of Electrical Engineering and Computer Science, Massachusetts Inst. of Technology, Cambridge, MA, Feb. 2008.
- [18] H. Wymeersch, J. Lien, and M. Z. Win, “Cooperative localization in wireless networks”, Proc. IEEE, vol. 97, no. 2, Feb. 2009.

- [19] X. Wang, Z. Wang, and B. O’Dea, “A TOA-based location algorithm reducing the errors due to non-line-of-sight (NLOS) propagation”, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 52, pp. 112-116, Jan. 2003.
- [20] S. Venkatesh and R. M. Buehrer, “A linear programming approach to NLOS error mitigation in sensor networks”, in *Proc. IEEE Inf. Process. Sensor Netw.*, Nashville, TN, Apr. 2006.
- [21] D. B. Jourdan, D. Dardari, and M. Z. Win, “Position error bound for UWB localization in dense cluttered environments”, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 44, no. 2, Apr. 2008.
- [22] D. Dardari, A. Conti, J. Lien, and M. Z. Win, “The effect of cooperation on localization systems using UWB experimental data”, *EURASIP J. Adv. Signal Process.* (Special Issue on Cooperative Localization in Wireless Ad Hoc and Sensor Networks), vol. 2008, 12 p., article ID 513873, 2008.
- [23] B. Denis, J. B. Pierrot, and C. Abou-Rjeily, “Joint distributed synchronization and positioning in UWB ad hoc networks using TOA”, *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.*, vol. 54, pp. 1896-1911, Jun. 2006.
- [24] H. Wymeersch, J. Lien, and M. Z. Win, “Cooperative localization in wireless networks”, *Proc. IEEE*, vol. 97, no. 2, Feb. 2009.
- [25] D. B. Jourdan, J. J. Deyst, M. Z. Win, and N. Roy, “Monte-Carlo localization in dense multipath environments using UWB ranging”, in *Proc. IEEE Int. Conf. Ultra-Wideband (ICUWB)*, Zürich, Switzerland, Sep. 2005, pp. 314-319.
- [26] C. Morelli, M. Nicoli, V. Rampa, and U. Spagnolini, “Hidden Markov models for radio localization in mixed LOS/NLOS conditions”, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 55, pp. 1525-1542, Apr. 2007.
- [27] R. Verdone, D. Dardari, G. Mazzini, and A. Conti, “Wireless Sensor and Actuator Networks: Technologies, Analysis and Design”. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 2008.

- [28] B. Zhen, H.-B. Li, and R. Kohno, "Clock management in ultra-wideband ranging", in Proc. IST Mobile Wireless Commun. Summit, Jul. 2007, pp. 1-5.
- [29] Y. Jiang and V. Leung, "An asymmetric double sided two-way ranging for crystal offset", in Proc. Int. Symp. Signals, Syst. Electron. (ISSSE), Jul. 30-Aug. 2, 2007, pp. 525-528.
- [30] J. Zhang, R. A. Kennedy, and T. D. Abhayapala, "Cramer-Rao lower bounds for the synchronization of UWB signals", EURASIP J. Wireless Commun. Netw., vol. 3, 2005.
- [31] S. Galli and O. Logvinov, "Recent developments in the standardization of power line communications within the IEEE", Communications Magazine, IEEE, vol. 46, no. 7, pp. 64-71, July 2008.
- [32] S. Galli, A. Scaglione, and Z. Wang, "Power line communications and the smart grid", in Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2010 First IEEE International Conference on, Oct. 2010, pp. 303-308.
- [33] C. Falsi, D. Dardari, L. Mucchi, M. Z. Win, "Time of Arrival Estimation for UWB Localizers in Realistic Environments", April 2006.

Riconoscimenti

In questo spazio desidero ringraziare innanzitutto la mia famiglia, che mi ha sempre sostenuto e rincuorato durante questi lunghi anni universitari pieni di difficoltà, senza di loro tutto questo non sarebbe mai potuto accadere e perciò il ringraziamento maggiore spetta a papà Danillo, mamma Flora e Giovanni. Un altro ringraziamento per me molto importante va a Monica, che mi ha sopportato per quasi quattro anni di studio, capendomi e dandomi forza per proseguire ogni giorno il lungo percorso sin qui compiuto. Un grazie molto sentito va ai “compari di merende” Alberto e David, che hanno allietato i primi anni di questo viaggio con la loro simpatia ed amicizia e con i quali ho spesso dimenticato i pensieri che ogni tanto mi affliggevano la mente. Una persona che mi è vicina dalla nascita è l’amico, confidente, mentore, nonché cugino Tommaso, con il quale ho condiviso molti momenti felici e non della mia vita e che mi ha sempre sostenuto nel mio percorso. Un grazie va anche ad un altro cugino, Leonardo, dispensatore di consigli e di utilissime nozioni di ogni genere senza del quale la fatica per arrivare fino a qui sarebbe stata senza dubbio maggiore. Un grazie particolare va anche all’amico, collega e confidente Pippo, al quale mi sono sempre aggrappato quando non capivo un accidente e con il quale sono sempre riuscito a fare due risate. Grazie di cuore ai colleghi ed amici Luchino, Carlu, Da Lio, Sandro, Diego, Federico, Ballarin, Bacco e Luca, i quali hanno avuto la pazienza di sopportarmi e mi hanno dato sempre una mano a studiare quando ne ho avuto bisogno ed infine un grazie all’amico e collega Fiè, “amico di trenitalia” come me, al quale mi sono sempre rivolto ogni volta che Latex mi faceva impazzire. Un grazie va inoltre a tutti gli amici che hanno contribuito ad allietare questi anni di università con le numerose uscite in loro compagnia. Infine, un ultimo ma non meno importante ringraziamento al mio relatore, il Prof. Tomaso Erseghe, che con la sua gentilezza e le sue enormi proprietà di divulgatore, è riuscito a farmi svolgere questa tesi nel migliore dei modi possibili.