

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

SCUOLA DI SCIENZE
Corso di Laurea in Informatica

**RASSEGNA DEI PIÙ RECENTI
SISTEMI DI
DEAD RECKONING**

Relatore:
Dott.
Luca Bedogni

Presentata da:
Riccardo Rolfini

Sessione III
Anno Accademico 2017/2018

Alla mia famiglia e ad Annarita

Sommario

Il *dead reckoning* si suppone essere la più antica tecnica di navigazione sviluppata dall'uomo. Concettualmente basato sulla misura e successiva concatenazione degli spostamenti nel tempo, oggi viene applicato nella realizzazione di sistemi di navigazione basati su sensori inerziali (accelerometro e giroscopio) e altri sensori (magnetometro fra tutti), i quali permettono di ricavare velocità e direzione di spostamento istantanee.

In questa tesi viene presentata una rassegna di alcuni tra i più moderni sistemi di *dead reckoning* e di *pedestrian dead reckoning* con riferimenti al *posizionamento indoor*.

Si conclude che i primi sono destinati ad accumulare errore nel tempo ottenendo comunque ottimi risultati se realizzati con sensori costosi ma accurati, risultando invece addirittura inutilizzabili se basati su sensori particolarmente economici; l'impiego di altre tecnologie (GPS, Wi-Fi, Bluetooth...), spesso limitato dallo scenario di utilizzo, permette di ottenere un'elevata precisione anche in sistemi con sensori inerziali di bassa qualità. Tecniche di *sensor fusion* (filtri di Kalman, filtri a particelle...) si rendono indispensabili o almeno molto utili in ogni situazione.

Per i sistemi di *pedestrian dead reckoning*, che altro non sono che sistemi di *dead reckoning* limitati a scenari di utilizzo in cui l'utente si sposta camminando, valgono sostanzialmente le stesse conclusioni già indicate. Alcuni accorgimenti, derivanti dalla possibilità di rilevare i passi e calcolarne la lunghezza, rendono possibile ottenere sistemi molto precisi senza servirsi di sensori di fascia alta.

È quindi possibile realizzare sistemi di navigazione indipendenti dal contesto in grado di operare in assenza di GPS e riferimenti esterni. Il *dead reckoning*, però, non si limita a questo e può essere un valido contributo in sistemi più complessi che prevedano un'infrastruttura o, comunque, varie fonti di dati sulla posizione.

Indice

1	Navigazione inerziale e Dead Reckoning	9
1.1	Introduzione e cenni storici	9
1.2	Localizzazione indoor e outdoor	10
1.3	Dead reckoning	12
2	Sensori e tecnologie	15
2.1	Sensori inerziali	15
2.1.1	Accelerometro	15
2.1.2	Giroscopio	16
2.1.3	Unità di misurazione inerziali	17
2.1.4	Errori nei sensori inerziali	18
2.2	Altri sensori	19
2.2.1	Odometro	19
2.2.2	Magnetometro	20
2.2.3	Barometro e profondimetro	20
2.3	Tecnologie	21
2.3.1	GNSS	21
2.3.2	Wi-Fi e bluetooth	21
2.4	Sensor fusion e filtri	22
2.4.1	Filtro passa-alto e passa-basso	23
2.4.2	Filtro di Kalman	24
2.4.3	Filtri di Kalman esteso e unscented	26
2.4.4	Filtro particellare	28
3	Rassegna di sistemi di dead reckoning	31
3.1	Ambiente sottomarino e tracciamento animali	31
3.2	Veicoli e robot su terra	37
3.2.1	Tracciamento autovetture	38
3.2.2	Collision avoidance	40
3.2.3	Robot su terra	41
3.3	Riepilogo	47

4	Rassegna di sistemi di Pedestrian Dead Reckoning	49
4.1	Introduzione al PDR	49
4.2	Sistemi di PDR senza infrastruttura	50
4.3	Un'alternativa all'infrastruttura	62
4.4	Posizionamento indoor	64
4.5	Sistemi di PDR dipendenti da infrastruttura	65
5	Conclusioni	77
5.1	Lo stato attuale della ricerca	77
5.2	Uno sguardo al futuro	80
	Bibliografia	81

Capitolo 1

Navigazione inerziale e Dead Reckoning

1.1 Introduzione e cenni storici

La *navigazione* è da sempre una delle più importanti materie di ricerca da parte dell'uomo. In passato si sono studiate la posizione delle stelle e le correnti marine; eventualmente, in tempi più moderni, si sono aggiunti sensori magnetici e segnali radio. Tutti questi metodi si affidano, però, a riferimenti esterni per stabilire direzione e posizione. Inoltre cielo nuvoloso e mare in tempesta sono ricorrenti elementi di disturbo che possono presentarsi in qualsiasi momento, per non parlare dei disturbi radio e magnetici che possono anche essere generati di proposito. La navigazione inerziale è immune ai problemi citati.

La *navigazione inerziale* si pone come obiettivo, sfruttando le leggi della fisica, di rilevare velocità, posizione e orientamento senza utilizzare riferimenti esterni, bensì si basa solo su accelerazione e velocità angolare. I primi sensori inerziali sono stati realizzati all'inizio del XIX secolo con la macchina di Bohnenberger che ha permesso di osservare il funzionamento del giroscopio (termine coniato da Foucault nel 1856). All'inizio del XX secolo, Anschultz in Germania e Sperry negli Stati Uniti hanno iniziato a impiegare giroscopi sulle imbarcazioni. Durante la seconda guerra mondiale, strumenti inerziali sono stati utilizzati per guidare il missile V2. Sempre negli Stati Uniti, Charles Stark Draper con il supporto degli odierni Draper Labs è stato il primo a utilizzare giroscopi per la navigazione inerziale. Tra il 1940 e il 1950 le ricerche si sono concentrate su sistemi inerziali per missili e sottomarini. Verso il 1960 molte aziende, tra cui l'attuale Northrop Grumman, hanno iniziato lo sviluppo del primo sistema di navigazione inerziale utilizzabile su aeromobili

non militari. Uno dei successori di tale sistema è stato certificato nel 1968 dal FAA¹. Da quel momento in poi è iniziata l'ampia diffusione dei sistemi di navigazione inerziale. [33]

Pensando al presente viene spontaneo associare all'idea di *posizione* l'utilizzo della tecnologia GNSS². Nonostante le prestazioni eccellenti dei sistemi GNSS in condizioni ottimali, ci sono ambiti in cui risultano inutilizzabili. Per funzionare correttamente un ricevitore GNSS ha bisogno di essere in contatto (quasi) visivo con almeno 3 satelliti (4 per posizionamento 3D).

In molte condizioni ci si ritrova a non avere a disposizione un segnale GNSS stabile o a non averlo affatto. Se ci si trova all'esterno si può pensare a boschi con vegetazione fitta, oppure a quando in auto si entra in una galleria. Anche in ambiente sottomarino, soggetto di esplorazioni di ogni genere, non può essere utilizzato alcun genere di sistema GNSS.

1.2 Localizzazione indoor e outdoor

Se in ambienti aperti le situazioni in cui non si ha a disposizione un sistema GNSS per rilevare la posizione possono sembrare poche o facilmente aggirabili, lo stesso non si può dire degli ambienti chiusi. L'esigenza di sistemi di posizionamento si fa sempre più pressante e i casi d'uso sono innumerevoli. [25]

- Ci sono tantissimi *servizi basati sulla posizione* ovvero applicazioni commerciali che, generalmente attraverso lo smartphone, fanno uso della posizione per fornire indicazioni dipendenti da essa agli utenti. Alcuni esempi: indicazioni per raggiungere il negozio richiesto all'interno di un centro commerciale, la sala giusta di un cinema, l'ufficio desiderato in un edificio comunale, l'espositore che più interessa in una fiera e così via. . .

Rientrano in questa categoria anche i servizi legati ai trasporti pubblici, alla profilazione degli utenti o la pubblicità legata alla posizione esatta dell'utente.

- Anche le *abitazioni private* possono beneficiare della localizzazione indoor: per trovare oggetti smarriti oppure per abilitare determinati scenari in una abitazione con impianto domotico accendendo il riscaldamento e l'illuminazione solo nelle stanze in cui sono presenti persone.

¹Federal Aviation Administration, agenzia del Dipartimento dei Trasporti statunitense incaricata di regolare e sovrintendere a ogni aspetto riguardante l'aviazione civile.

²Global Navigation Satellite System, sistema satellitare di navigazione globale

Si possono realizzare anche più importanti applicazioni di monitoraggio di pazienti con rilevazione di emergenze e cadute di una persona anziana a casa da sola.

- Ancor più che nelle abitazioni è importante tracciare i pazienti negli *ospedali* assieme a macchinari costosi. Un posizionamento estremamente preciso è fondamentale anche per l'assistenza robotica agli interventi chirurgici destinata ad essere sempre più presente.
- Nel *monitoraggio ambientale* vengono spesso utilizzate reti di dispositivi incaricati di misurare a intervalli regolari valori di temperatura, pressione, umidità, inquinamento. . . Per poter analizzare correttamente questi dati vi è la necessità di conoscere l'esatta posizione dei sensori che li hanno misurati.
- Con miliardi di utenti, i *social network* fanno ormai parte delle vite di innumerevoli persone e una precisa localizzazione, sia indoor che outdoor, permette di localizzare i propri amici virtuali.
- In *situazioni di emergenza* quali incendi e catastrofi naturali e non, conoscere la posizione precisa di una persona ferita può determinarne la sopravvivenza, le squadre di soccorso e le forze armate possono inoltre trarre benefici dalla conoscenza della esatta posizione di ogni membro della squadra, compresi i cani in servizio.
Servizi di controllo degli accessi possono essere inoltre essere basati sulla posizione e prevenire furti.
- Le auto a *guida autonoma* saranno presto diffuse al pari delle auto odierne [24], rendendo fondamentale il preciso posizionamento di ogni vettura sia all'esterno che in parcheggi multipiano e gallerie. Negli stessi parcheggi multipiano il veicolo potrebbe recarsi autonomamente ad un posteggio libero di cui conosce la posizione.
- Così come negli ospedali, anche nell'*industria* si trovano macchinari costosi di cui si vuole mantenere sotto controllo la posizione. Le grandi realtà aziendali sono sempre più automatizzate e robotizzate, ogni componente della catena di produzione, semovente o non, dovrà avere il posizionamento costantemente tracciato per poter intervenire in caso di anomalie, ad esempio. Inoltre i dispositivi semoventi, comunicando reciprocamente la propria posizione, potranno applicare algoritmi per prevenire incidenti.
- Un aiuto concreto può essere dato a persone *diversamente abili*, ad esempio non vedenti, nel muoversi in ambienti sconosciuti.

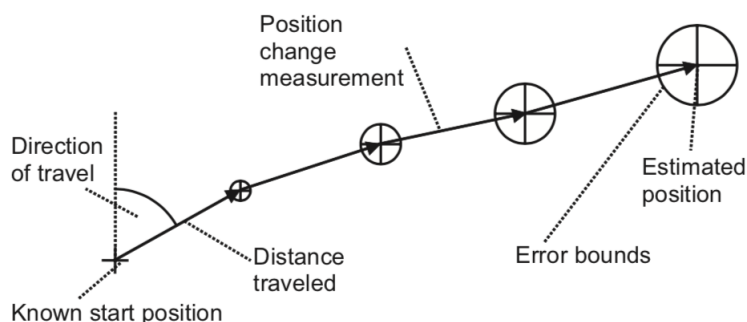


Figura 1.1: principio del dead reckoning (fonte: [16])

La lista non finisce qui e numerosi altri esempi possono essere trovati in letteratura.

1.3 Dead reckoning

Tutti i sistemi di navigazione sono basati su uno di due sistemi: *position fixing* (non inerziale) e/o *dead reckoning*³ (inerziale).

Per *position fixing* si intende quel tipo di navigazione basato sul rilievo di punti di riferimento circostanti, gli stessi sistemi di GNSS appartengono a questa categoria. Ne verrà data una breve introduzione in 2.3.1.

Il *dead reckoning* è probabilmente tanto antico quanto la navigazione stessa. L'idea di fondo è, noto il punto di partenza, quella di mantenere traccia della direzione e della distanza percorsa potendo quindi ricostruire il percorso effettuato. Tale tecnica di navigazione veniva utilizzata in origine per tracciare la rotta delle imbarcazioni. Il sistema permetteva ai marinai di determinare la posizione corrente sulla base delle posizioni e delle velocità passati dell'imbarcazione. Inoltre il dead reckoning permetteva anche di pianificare la rotta da intraprendere e la relativa velocità in base al tempo di percorrenza desiderato. Nonostante adesso i metodi siano chiaramente più moderni, le idee di fondo rimangono le stesse.

In un moderno sistema di dead reckoning troviamo non più osservazioni effettuate dagli utenti del sistema ma dispositivi elettronici (approfonditi in 2.1) che, nella configurazione più semplice, rilevano a intervalli regolari i valori di accelerazione, tramite accelerometri, e di velocità angolare, tramite giroscopi, subiti dai dispositivi. Se si potessero avere letture senza alcun

³si presume derivante da *deduced reckoning*, traducibile in italiano come *navigazione stimata*

tipo di errore, tanto basterebbe per permettere di realizzare un sistema di navigazione in grado di stimare la posizione senza alcun riferimento esterno.

Questo perché la fisica ci insegna che l'accelerazione è la doppia derivata della posizione, quindi integrando rispetto al tempo i valori letti dall'accelerometro si ottiene la velocità e, integrando nuovamente, si ottiene la posizione. Dalle misurazioni di velocità angolare poi, conoscendo la direzione iniziale del sistema, si è in grado di ricavare tutte le rotazioni relative subite dal dispositivo.

Combinando i dati della velocità e della direzione ricavati dai sensori, siamo giunti alle stesse metodologie utilizzati dai navigatori nelle imbarcazioni, ed è possibile ricostruire la rotta percorsa. Purtroppo sensori senza errore non esistono e quelli con errori contenuti hanno costi proibitivi (come illustrato in 2.1.3). Il risultato, illustrato in figura 1.1, è un susseguirsi di stime di posizione con errore crescente in maniera incontrollabile, a meno di calibrazione o interventi esterni.

Capitolo 2

Sensori e tecnologie

2.1 Sensori inerziali

È bene chiarire fin da subito cosa si intenda per sensore inerziale. Sono sensori inerziali quei sensori che misurano *forze inerziali*. Ovvero, abusando di semplificazione, misurano quelle forze che non dipendono da agenti esterni.

La maggior parte delle informazioni che seguono sono tratte da [16].

2.1.1 Accelerometro

Un accelerometro è un dispositivo in grado di misurare un'accelerazione, ovvero una variazione di velocità nel tempo.

Si può immaginare un accelerometro come rappresentato in figura 2.1. Una massa è libera di spostarsi all'interno del sensore, rispettivamente all'asse di misurazione. Tale massa è poi vincolata agli estremi del sensore mediante due molle. Quando un'accelerazione, lungo l'asse di misurazione, viene applicata al sensore, la massa si sposta comprimendo una delle

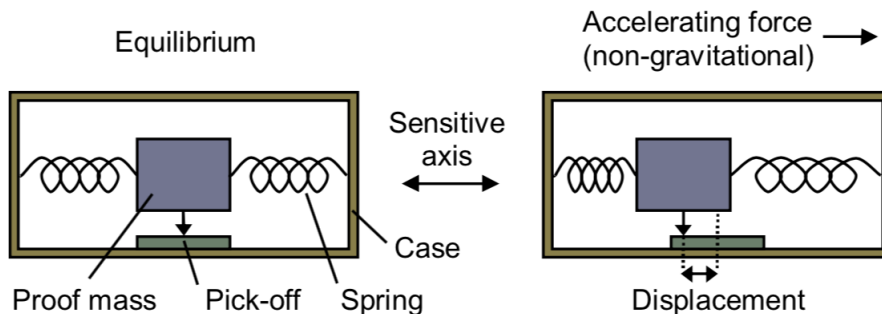


Figura 2.1: un semplice accelerometro (fonte: [16])

due molle ed estendendo l'altra. La compressione e l'estensione delle due molle saranno proporzionali all'accelerazione applicata. Misurando questo spostamento si può risalire all'accelerazione che lo ha provocato. Tutti gli accelerometri si basano su questo principio di funzionamento.

Ovviamente si notano subito i limiti di un sistema realizzato esattamente come indicato in figura 2.1: la massa ha bisogno di essere strettamente vincolata all'asse di misurazione perché ogni movimento in un'altra direzione sarebbe indesiderato e causerebbe errori.

Immaginandosi un tale sistema si potrebbe essere subito portati a chiedersi come l'accelerazione gravitazionale agisca su di un accelerometro: la risposta è che si somma costantemente a qualsiasi misurazione effettuata. Questo permette agli accelerometri di essere usati, con successo, nell'identificazione dell'orientamento dell'oggetto a cui sono ancorati. Qualora si voglia misurare l'accelerazione al netto della forza di gravità è necessario isolarne la relativa componente; una procedura non sempre semplice e libera da errori.

Il valore massimo misurabile da un accelerometro viene solitamente indicato in g . Si ricorda che 1 g corrisponde all'accelerazione gravitazionale, ovvero circa 9.80665 m/s^2 . Per farsi un'idea di cosa significhi si pensi che un uomo può sopportare solo pochi g , fino a circa 10 g se dovutamente equipaggiato ed allenato.

2.1.2 Giroscopio

Il giroscopio è un dispositivo rotante che, per effetto della legge di conservazione del momento angolare, tende a mantenere il proprio asse di rotazione orientato in una direzione fissa. Un banale esempio di questo fenomeno si può osservare giocando con una trottola: quando la si fa ruotare su di un piano non inclinato essa mantiene il proprio asse di rotazione ortogonale al piano finché l'attrito non riduce la velocità di rotazione al punto da farla cadere.

In questa trattazione, d'ora in poi, ci si riferirà al *giroscopio* come strumento di misura della velocità angolare che sfrutta i principi di funzionamento appena citati.

Il giroscopio, purtroppo, non ha principio di funzionamento altrettanto intuitivo come quello dell'accelerometro. La tipologia di giroscopio più adottata nei sensori MEMS¹ è quella del giroscopio a massa vibrante, di cui il caso più semplice è il giroscopio a corda vibrante [11].

Per misurare la velocità angolare viene imposta alla corda del giroscopio a corda vibrante una vibrazione costante lungo l'asse in direzione v in figu-

¹Micro Electro-Mechanical Systems, sistemi elettro-meccanici microscopici

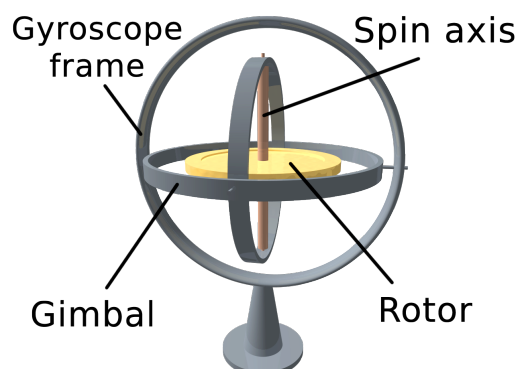


Figura 2.2: schema di un giroscopio (fonte: [13])

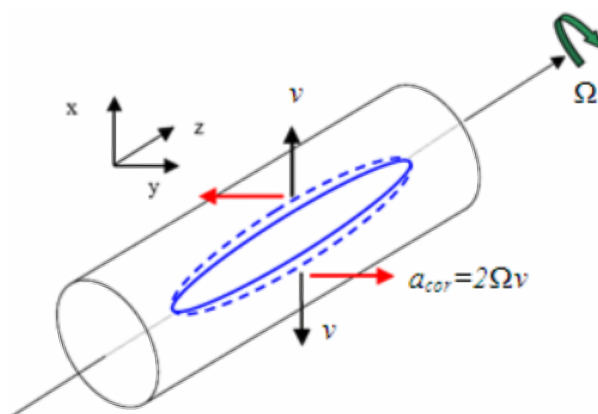


Figura 2.3: giroscopio a corda vibrante (fonte: [16])

ra 2.3. In presenza di velocità angolare lungo l'asse z si ha una componente di vibrazione anche lungo l'asse y , proporzionale alla velocità angolare (indicata con Ω in figura 2.3). Misurando tale componente è possibile risalire alla velocità angolare.

2.1.3 Unità di misurazione inerziali

Le IMU², sono dispositivi che integrano al loro interno accelerometri e giroscopi, nella maggior parte dei casi tre per tipo posizionati in maniera ortogonale l'uno all'altro, in modo da rilevare accelerazione e velocità angolare nelle tre dimensioni.

²Inertial Measurement Unit, unità di misurazione inerziale

grado	utilizzati in	descrizione	fascia di prezzo (in euro)
marina	navi militari, sottomarini, missili balistici intercontinentali	errore in navigazione di meno di 1,8 km al giorno	più di 800000
aviazione	aerei militari	errore in navigazione di circa 1,5 km in un ora	circa 80000
intermedio	piccoli aerei, elicotteri	errore in navigazione di circa 15 km in un ora	tra 16000 e 40000
tattico	armi controllate a distanza, droni	affidabile solo per alcuni minuti	tra 1600 e 25000
consumatore	pedometri, ABS, airbags	non utilizzabile in navigazione senza calibrazione	a partire da 1

Tabella 2.1: Classificazione delle IMU, prezzi al 2008 [16]

È possibile individuare 5 categorie di appartenenza per le IMU dividendole per sensibilità, precisione e, indirettamente, per fascia di prezzo. Si veda tabella 2.1.

Una tipica IMU non contiene solo i 6 sensori ma anche un regolatore di tensione per alimentarli e un processore incaricato di digitalizzare gli output dei sensori e trasmetterli su un bus. Eventuali errori possono essere calibrati e memorizzati e possono variare con la temperatura, per questo alcune IMU ne comprendono un sensore.

2.1.4 Errori nei sensori inerziali

Gli errori in cui tutte le IMU incorrono possono essere di vario genere, non si può fare a meno di citarne alcuni che ricorreranno per tutta la trattazione.

Il *bias* è un errore, in parte costante, di cui soffrono tutti i tipi di accelerometri e giroscopi. Il bias non dipende dall'entità della misurazione in corso e si può suddividere nella componente statica e in quella dinamica. La componente statica consiste in una traslazione del valore misurato, ovvero l'errore aggiunge o toglie una certa quantità costante ad ogni misurazione. La componente dinamica si comporta allo stesso modo di quella statica con la differenza che non è prevedibile e varia nel tempo. Si passa da errori di bias,

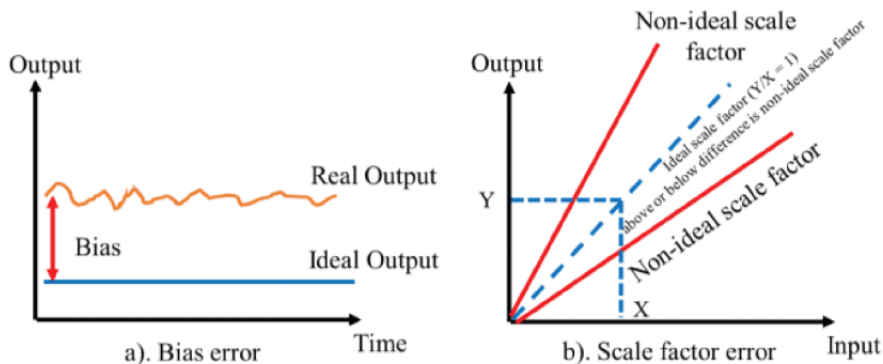


Figura 2.4: errori di bias a sinistra e di scala a destra (fonte: [12])

rispettivamente per accelerometro e giroscopio, di 0.01 mg e 0.001 gradi/ora per IMU di grado marina a errori di più di 3 mg e più di 100 gradi/ora per IMU di grado consumatore. L'errore di bias è solitamente il più ingente.

Vi è poi una categoria di errori che sono direttamente proporzionali al valore misurato. Ad esempio il sensore può avere una scala non ottimale (idealmente il sensore deve fornire misurazioni in scala 1:1). Errore di bias e di scala sono rappresentati in figura 2.4.

Altri errori possono essere dovuti a un non perfetto allineamento tra i singoli sensori e il dispositivo IMU, oppure possono essere propri dei sensori.

Infine rumore di vario genere può interferire e diventare fonte di errore. Ad esempio i segnali all'interno dei MEMS, essendo di bassissima potenza, sono suscettibili a campi elettrici e magnetici.

2.2 Altri sensori

2.2.1 Odometro

L'odometria è la tecnica che permette di determinare la velocità e la distanza percorsa da un veicolo su terra misurando la velocità di rotazione delle sue ruote. Questa tecnica è molto antica, se ne hanno notizie documentate dai tempi dei romani nel 20 a.C. [31]. Il relativo sensore è detto *odometro*.

Al giorno d'oggi troviamo generalmente un odometro in ogni ruota dei veicoli sotto forma di WSS³. Questi sensori vengono utilizzati in maniera congiunta, ad esempio, dal sistema ABS⁴ che garantisce la guidabilità dei veicoli durante le frenate brusche evitando il bloccaggio delle ruote. L'o-

³Wheel Speed Sensor, sensore di velocità della ruota

⁴Antilock Braking System, sistema anti bloccaggio in frenata

odometro può essere utilizzato anche per calcolare l'angolo di sterzata di un veicolo con due ruote sterzanti calcolandone la differenza nella velocità di rotazione.

Un esempio semplice di odometro (tutt'oggi ampiamente utilizzato) consiste in un ingranaggio dentato montato sulla ruota stessa e vincolato in modo da ruotare alla stessa velocità e da una coppia di sensori (ricevitore e trasmettitore) posizionati ai lati dell'ingranaggio. Ogni volta che un dente passa tra la coppia trasmettitore-ricevitore la densità del flusso magnetico cambia producendo una serie di impulsi con frequenza direttamente proporzionale alla velocità di rotazione della ruota.

Nelle autovetture le misurazioni dell'odometro possono essere ottenute attraverso l'interfaccia diagnostica OBD⁵ (o OBD-II o qualsiasi presente).

Numerosi esempi di utilizzo di odometri e relative interfacce verranno presentati in 3.2.1.

2.2.2 Magnetometro

Il magnetometro è lo strumento di misura del campo magnetico e ne misura la componente lungo una particolare direzione dello spazio. I magnetometri triassiali, spesso inclusi nelle IMU MEMS, misurando le componenti del campo magnetico lungo le tre direzioni ortogonali, permettono di definire unicamente il vettore campo magnetico nel punto in cui si effettua la misurazione.

Il magnetometro è molto interessante per i sistemi di navigazione inerziale. In [30] i ricercatori sostengono che nella stima dell'orientamento di un oggetto le misurazioni del nord magnetico effettuate tramite un magnetometro siano più affidabili delle misurazioni dell'accelerazione gravitazionale effettuate con un accelerometro; soprattutto quando si traccia un oggetto in rapido movimento. Purtroppo, però, i magnetometri risentono terribilmente dei disturbi, presenti soprattutto in ambienti interni.

2.2.3 Barometro e profondimetro

Sia barometro che profondimetro possono tornare utili in sistemi di navigazione inerziale come riferimento assoluto, rispettivamente, dell'altitudine e della profondità entrambe rispetto al livello del mare.

Troviamo un'applicazione pratica dell'impiego del barometro in [9] dove i ricercatori hanno con successo realizzato un sistema in grado di rilevare

⁵On-Board Diagnostics, diagnostica a bordo

la posizione all'interno di un edificio. Il barometro ha permesso di risalire all'altitudine e quindi al piano dell'edificio a cui ci si trovava.

Vari esempi di utilizzo del profondimetro verranno illustrati in 3.1.

2.3 Tecnologie

Numerose tecnologie possono essere utilizzate per fornire un riferimento esterno ad un sistema di navigazione inerziale. Se ne troveranno vari esempi lungo tutta la trattazione, ne andiamo subito a introdurre qualcuna.

2.3.1 GNSS

Con *GNSS*⁶ si intende l'insieme di quei sistemi di navigazione che consentono di rilevare la posizione 3D in maniera passiva utilizzando i segnali radio trasmessi da satelliti.

Esistono vari sistemi appartenenti a questa categoria. Quello più conosciuto è sicuramente lo statunitense *GPS*⁷. Esistono anche il russo *GLO-NASS*, sviluppato parallelamente al GPS negli anni settanta, e l'europeo *Galileo* che si prevede entrerà in funzione nel 2020. Anche Cina, India e Giappone stanno sviluppando i propri sistemi.

Ogni costellazione di satelliti GNSS è progettata per avere almeno 24 satelliti. In questo modo, da ogni posizione del globo terrestre, sono disponibili i segnali di almeno 4 satelliti, ovvero il minimo indispensabile per poter calcolare una posizione 3D. Ovviamente più satelliti sono visibili più è accurata la stima della posizione, condizione quasi sempre verificata. Il concetto di base è illustrato in figura 2.5.

Il sistema GPS impiega dai 10 ai 30 secondi per rilevare correttamente la posizione dei satelliti (prima di svolgere i successivi calcoli). Per le esigenze di tempi di risposta più rapidi sono stati sviluppati sistemi come il *Fastloc-GPS*, il quale permette tempi più rapidi a discapito della precisione, con errori fino a 100 metri. Ne verrà illustrato un esempio d'uso in 3.1.

2.3.2 Wi-Fi e bluetooth

Quando si pensa alle due tecnologie oggetto di questo paragrafo di certo non si pensa al posizionamento. Al contrario, molti sistemi di localizzazione

⁶Global Navigation Satellite System, sistema satellitare di navigazione globale

⁷Global Positioning System, sistema di posizionamento globale

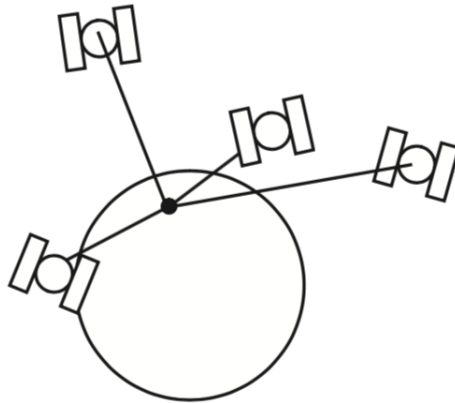


Figura 2.5: Individuazione del segnale trasmesso da 4 satelliti (fonte: [16])

all'interno di edifici si basano proprio sull'utilizzo di questo genere di tecnologie: ne vedremo esempi di utilizzo congiunto al pedestrian dead reckoning nel capitolo 4.

Wi-Fi o WiFi è una tecnologia per WLAN⁸ che utilizza dispositivi basati sugli standard IEEE 802.11⁹. I dispositivi compatibili Wi-Fi possono connettersi a Internet tramite una WLAN e un AP¹⁰ wireless.

Il *bluetooth* è uno standard tecnico-industriale di trasmissione dati per WPAN¹¹. Fornisce un metodo standard ed economico per scambiare informazioni tra dispositivi diversi attraverso una frequenza radio sicura. Questi dispositivi possono essere di vario genere purché provvisti delle specifiche hardware e software richieste dallo standard stesso. Il bluetooth si è diffuso da tempo anche nel settore industriale (strumenti di misura, lettori ottici...) per il dialogo con i relativi datalogger. Va annoverata l'esistenza, dalla versione 4.0, di una funzionalità opzionale, denominata bluetooth-LE¹², la quale punta alla riduzione dei consumi energetici.

2.4 Sensor fusion e filtri

Si è già accennato agli errori di misura di accelerometri e giroscopi, in alcuni ambiti possono essere trascurabili, ma quando si cerca di utilizzare una IMU di grado consumatore per tracciare una rotta, l'integrazione li porta a crescere in maniera esponenziale, la figura 1.1 rende bene l'idea. I dati provenienti

⁸Wireless Local Area Network, rete locale senza fili

⁹<https://standards.ieee.org>

¹⁰Access Point, punto di accesso

¹¹Wireless Personal Area Network, rete personale senza fili

¹²bluetooth Low Energy, bluetooth a basso consumo energetico

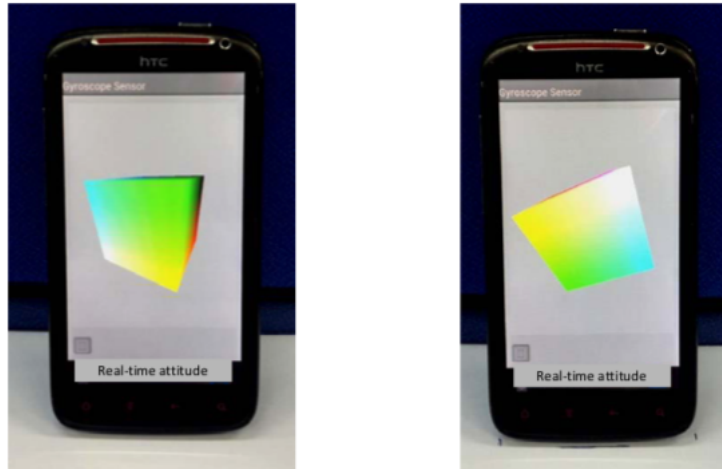


Figura 2.6: stima dell'orientamento iniziale (a sinistra) e dopo un minuto (a destra) (fonte: [40])

dal giroscopio subiscono una sola integrazione ma questo non basta a rendere insignificante l'errore. In [40] viene fatto un semplice esperimento utilizzando la IMU di uno smartphone: il giroscopio per la precisione. Dopo solo un minuto di utilizzo, lo smartphone, rimesso nella posizione iniziale, mostra rilevazioni completamente diverse rispetto ad un minuto prima (figura 2.6).

Alcune delle soluzioni adottate riguardano l'utilizzo di riferimenti (interni o esterni al sistema) che permettono di azzerare l'errore, ne verranno illustrate in abbondanza nei capitoli successivi.

Con *sensor fusion* si intende l'insieme di tecniche utilizzate per unire insieme rilevazioni ottenute da sensori diversi ma con obiettivo comune. Permettono di migliorare notevolmente i risultati ottenuti dai sistemi di navigazione inerziale. Verrà analizzato leggermente più nel dettaglio solo il filtro di Kalman in quanto alla base di molti di tali sistemi.

2.4.1 Filtro passa-alto e passa-basso

I filtri passa-alto e passa-basso sono i più semplici dei filtri impiegati nei sistemi di navigazione inerziale. Non prevedono applicazione di alcun algoritmo ma semplicemente consentono il passaggio di segnali con frequenza al di sopra (passa-alto) o al di sotto (passa-basso) di una certa soglia impostata. Vengono utilizzati per rimuovere il rumore rilevato insieme al movimento effettivo dai sensori, supponendo che dati a frequenze troppo alte o troppo basse non possano corrispondere a movimenti reali.

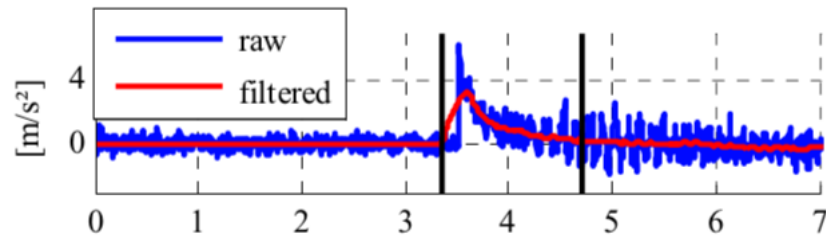


Figura 2.7: accelerazione catturata da un accelerometro a singolo asse prima e dopo l'applicazione del filtro passa-basso (fonte: [19])

Un esempio di applicazione di un filtro passa-basso si può vedere in figura 2.7 tratta da [19] dove i ricercatori lo hanno utilizzato proprio allo scopo suddetto.

2.4.2 Filtro di Kalman

Si cercherà di dare una breve introduzione al funzionamento del filtro di Kalman, principalmente tratta da [5, 16].

Il *filtro di Kalman* produce stime in tempo reale di parametri (ad esempio posizione e velocità) di un sistema dinamico. Le stime sono aggiornate sulla base di misure soggette a rumore.

Sappiamo che è nota a priori la posizione iniziale. Sappiamo anche che l'intervallo tra una misurazione e l'altra è molto breve, massimo un secondo per i sistemi più lenti. Dalla posizione iniziale, l'oggetto di cui si vogliono tracciare i movimenti, potrà spostarsi liberamente e non è possibile stabilire a priori la posizione e la velocità che avrà. È però possibile fare delle considerazioni: se adesso l'oggetto si trova in un determinato punto ed è fermo, si può supporre che all'istante successivo l'oggetto sia molto vicino alla posizione iniziale e la velocità rimanga prossima allo zero. Un ragionamento simile si può fare se l'oggetto è in rapido movimento: tra una misurazione e l'altra è molto difficile che l'oggetto si fermi improvvisamente.

Il filtro Kalman basa il suo funzionamento su questo genere di considerazioni, trattando posizione, velocità (o qualsiasi dato in questione) come variabili aleatorie con distribuzione Gaussiana. Ad ogni passaggio aggiorna la stima come la media pesata dei valori precedenti e dei nuovi derivati dalle misurazioni. Affinché tale media sia pesata in maniera ottimale il filtro Kalman mantiene un certo grado di incertezza nella stima e misura la correlazione tra gli errori commessi nella stima dei diversi parametri. Tiene anche conto dell'incertezza derivante dal rumore.

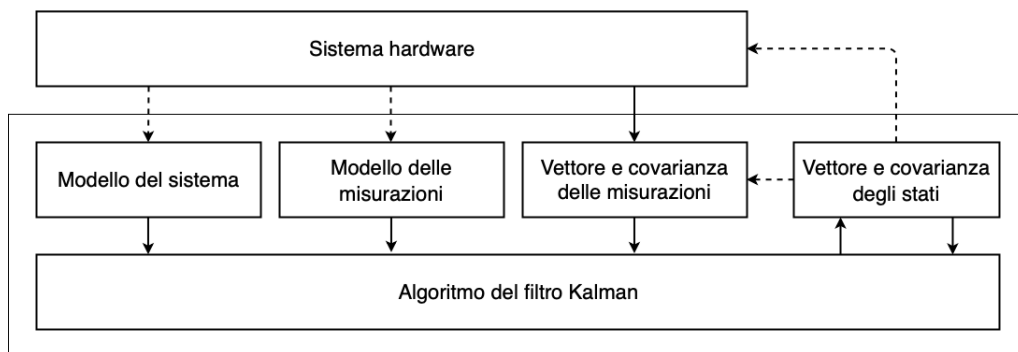


Figura 2.8: Elementi del filtro di Kalman; con la linea tratteggiata sono indicati scambi di dati presenti solo in alcuni sistemi. (fonte: [16])

La figura 2.8 mostra i cinque elementi principali del filtro di Kalman, di cui segue la descrizione.

- *Vettore e covarianza degli stati.* Il vettore degli stati è l'insieme dei parametri che descrivono il sistema: gli *stati*, oggetto delle stime del filtro di Kalman. Ogni stato può essere costante o variare nel tempo. Esempi di stati di un filtro Kalman utilizzato in navigazione sono posizione, velocità, orientamento, errore della posizione... Associato al vettore degli stati si trova la matrice di covarianza degli errori. Essa rappresenta il margine d'errore nelle stime degli stati e il grado di correlazione tra gli errori in tali stime.
- *Modello del sistema.* Il modello del sistema descrive come gli stati del filtro e la matrice di covarianza variano nel tempo. Ad esempio, lo stato della posizione in un sistema di navigazione varierebbe nel tempo come l'integrale dello stato della velocità; quindi il margine d'errore della posizione crescerebbe nel tempo come l'integrale del margine d'errore della velocità; infine aumenterebbe la correlazione tra le stime del margine d'errore della posizione e della velocità. Il modello del sistema è costante in quanto rappresenta tutto ciò che si conosce sul sistema. Sempre in questo elemento del filtro di Kalman lo sviluppatore dovrà tenere conto della crescita del margine d'errore nel tempo derivante dai cambiamenti, sconosciuti a priori, che potrebbero avvenire nel sistema nel caso in cui ci fosse assenza di misurazioni per un lasso di tempo più o meno lungo. I cambiamenti riscontrati potrebbero essere dinamiche non misurate oppure disturbi casuali.
- *Vettore e covarianza delle misurazioni.* Il vettore delle misurazioni è l'insieme delle misurazioni, effettuate simultaneamente, delle proprietà

del sistema che sono funzioni del vettore degli stati. Queste sono le informazioni da cui tutte le stime degli stati vengono derivate dopo l'inizializzazione. Si ricorda che il filtro di Kalman deve essere inizializzato manualmente o mediante una procedura apposita. Associato al vettore delle misurazioni si trova la matrice di covarianza del rumore sulle misurazioni: la quale descrive le statistiche del rumore sulle misurazioni. Nella maggior parte dei sistemi le misurazioni avvengono ad intervalli regolari ma non sempre è così.

- *Modello delle misurazioni.* Il modello delle misurazioni descrive come il vettore delle misurazioni cambi in funzione del vettore degli stati veri del sistema in assenza di errori e disturbi sulle misurazioni. Ad esempio la differenza nella misurazione della velocità tra un INS in fase di calibrazione e il sistema di riferimento è direttamente proporzionale all'errore nella misurazione della velocità da parte del INS. Come il modello del sistema anche il modello delle misurazioni è costante e rappresenta ciò che si sa a priori sulle proprietà del sistema.
- *Algoritmo del filtro Kalman.* L'algoritmo del filtro di Kalman utilizza il vettore delle misurazioni, il modello delle misurazioni e il modello del sistema per mantenere aggiornate e più accurate possibile le stime degli stati del sistema.

Dare una spiegazione dettagliata dei passaggi compiuti da un ipotetico algoritmo per un filtro di Kalman non è lo scopo di questa trattazione. Cercheremo di rendere l'idea di tali passaggi con un esempio (figura 2.9). Si leggano i grafici da sinistra a destra dall'alto al basso. Inizialmente il filtro propone un margine d'errore molto ampio. Riceve poi una misurazione rappresentante una linea di posizione (potrebbe essere la distanza rispetto ad un punto di riferimento). A questo punto il filtro propone un margine d'errore più ridotto perché sa che la posizione reale non potrà discostarsi più di tanto dalla posizione misurata. Prima della seconda misurazione, all'iterazione successiva (le iterazioni sono dette epoche), il filtro allarga il margine d'errore prevedendo il possibile spostamento. A questo punto riceve una nuova misurazione, sempre di una linea di posizione ma ortogonale a quella della prima epoca. Infine, incrociando la stima e la misurazione, il filtro riesce a dare una nuova stima molto più accurata della precedente.

2.4.3 Filtri di Kalman esteso e unscented

Nel filtro di Kalman classico il modello delle misurazioni e il modello del sistema sono supposti essere lineari (ad esempio, il vettore delle misurazioni

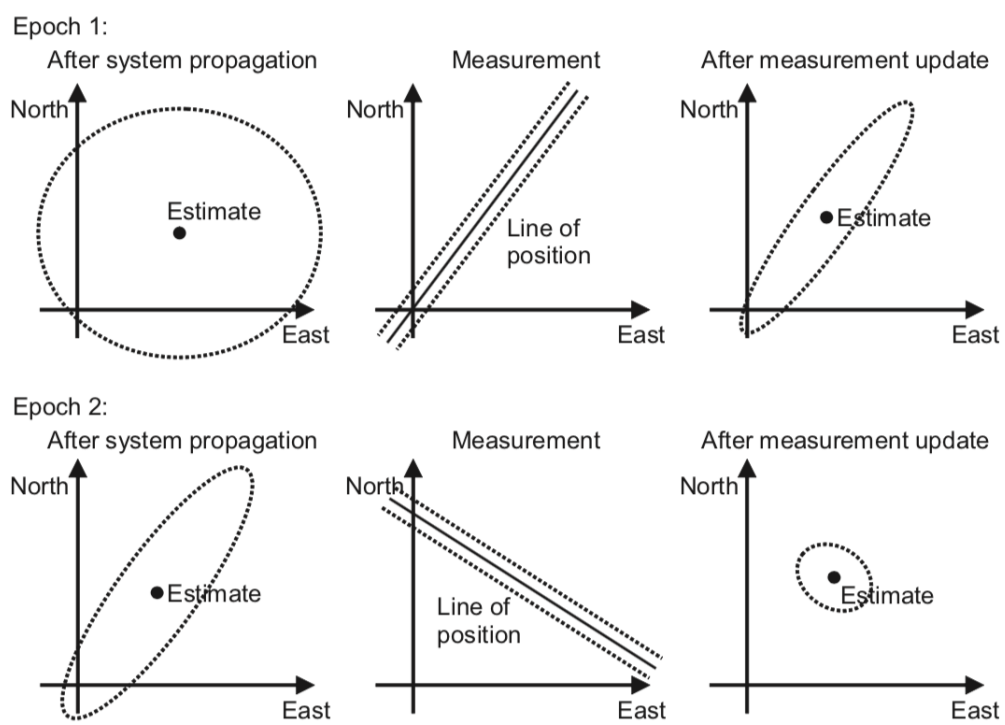


Figura 2.9: Stima di una posizione 2D da due misurazioni incomplete successive. (fonte: [16])

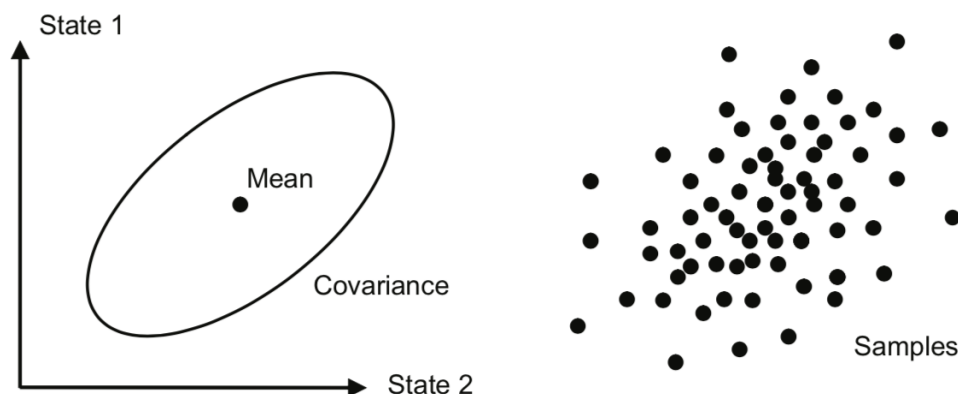


Figura 2.10: Distribuzione Gaussiana (a sinistra) e relativo insieme di particelle. (fonte: [16])

è una funzione lineare del vettore degli stati). Non è sempre così. Talvolta un'approssimazione lineare di un sistema di navigazione inerziale è utile ma può anche inserire nuovi errori. Una versione non lineare del filtro di Kalman è detta *filtro di Kalman esteso*. Un'altra versione, sempre non lineare, sviluppata successivamente è il *filtro di Kalman unscented*.

In [2] viene dimostrato, mediante un confronto diretto, che il filtro di Kalman unscented ottiene risultati migliori rispetto al filtro di Kalman esteso in un sistema di tracciamento mediante IMU e GPS.

2.4.4 Filtro particellare

Il filtro particellare, a differenza del filtro di Kalman, è non lineare e non Gaussiano. La seconda caratteristica permette di svincolarsi dall'obbligo di modellare ogni stima come una distribuzione Gaussiana con media e varianza. Le stime degli stati sono, invece, distribuzioni di probabilità qualsiasi. I sistemi di pattern matching, ad esempio, producono misurazioni riconducibili a distribuzioni non Gaussiane. Anche la distribuzione di errore di un sistema di navigazione inerziale può essere non Gaussiana.

Il filtro particellare è un particolare *metodo Monte Carlo*. Le stime degli stati sono rappresentati come un insieme di vettori di variabili discrete, dette particelle, che sono sparse nelle relative distribuzioni di proprietà. La figura 2.10 mostra la differenza tra una distribuzione di probabilità Gaussiana generata con media e covarianza e un possibile relativo insieme generato di particelle. In questo modo anche distribuzioni di probabilità non Gaussiane possono essere facilmente rappresentate, come nella figura 2.11.

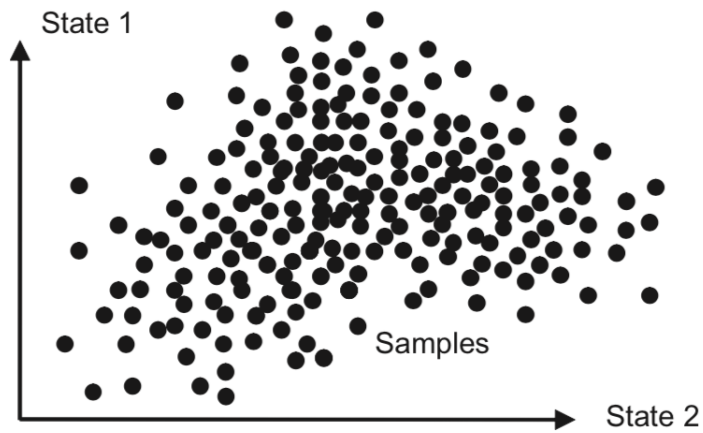


Figura 2.11: Rappresentazione di due stati con distribuzione non Gaussiana usando un insieme di particelle. (fonte: [16])

Più particelle vengono utilizzate, più è accurata la rappresentazione della distribuzione di probabilità delle stime degli stati. Allo stesso tempo, più è complessa la distribuzione, più elevato sarà il numero delle particelle necessarie per rappresentarla al grado desiderato di accuratezza.

Capitolo 3

Rassegna di sistemi di dead reckoning

Nelle sezioni seguenti verranno presentati alcuni lavori che vedono il dead reckoning, oggetto principale della ricerca, proposto come soluzione per i problemi portati all'attenzione.

3.1 Ambiente sottomarino e tracciamento animali

Lo scenario di utilizzo sottomarino è un chiaro esempio di scenario in cui si è impossibilitati ad utilizzare ricevitori GPS. Nonostante questo è comunque molto importante tracciare gli spostamenti al di sotto del livello del mare, si pensi ai sottomarini: i primi sistemi INS sono stati utilizzati proprio in sottomarini e missili [33].

Vengono illustrati due casi d'uso di tecnologie di dead reckoning tanto simili come soluzione adottata quanto diversi come scenario d'utilizzo.

Il primo sistema [2] riguarda lo sviluppo di un sistema di tracciamento per un AUV¹, mentre il secondo [38] propone un sistema per tracciare esemplari di megattera liberi di muoversi in mare aperto.

Come premesso si tratta di scenari completamente diversi ma viene adottata la stessa soluzione: i sensori inerziali si occupano di tracciare gli spostamenti sotto il livello del mare e gli errori accumulati vengono annullati con periodiche misurazioni della posizione tramite GPS. Il veicolo sottomarino, seguendo una rotta prefissata, riemerge ad intervalli regolari, mentre non è possibile prevedere quando e dove riemerga una megattera in libertà: questo

¹Autonomous Underwater Vehicle, veicolo sottomarino autonomo

ha reso impossibile una stima precisa dell'errore in questo secondo esperimento. Inoltre, l'imprevedibilità della durata delle pause in superficie delle megattere, ha reso necessario l'utilizzo della tecnologia Fastloc-GPS al posto del semplice GPS.

Ciononostante, entrambi i casi dimostrano l'attendibilità dei sistemi di navigazione inerziale se affiancati a un sistema di rilevamento di posizione assoluta come il GPS.

Si potrebbe pensare che i sistemi di navigazione inerziale siano inutili laddove si sia in presenza di buona copertura GPS; l'articolo [14] dimostra che non è così.

Entrando più nel dettaglio dei singoli sistemi sviluppati vediamo in [2] l'utilizzo di un AUV sviluppato in Italia già oggetto di numerosi altri test scientifici. Il veicolo sottomarino in questione, denominato TifTu, può raggiungere i 300 m di profondità, ha una lunghezza di 3,7 metri, diametro di 35 centimetri e pesa circa 150 chilogrammi. Con un'autonomia tra le 8 e le 10 ore può raggiungere una velocità massima di 3 metri al secondo e la velocità di crociera è di 1 metro al secondo. Il sistema di propulsione adottato permette inoltre la massima libertà di movimento.

I sensori presenti nel AUV e utilizzati durante la navigazione comprendono: una IMU composta da accelerometro, giroscopio e magnetometro tutti triassiali, un sensore di profondità e un ricevitore GPS. È presente anche un sensore acustico non utilizzato nell'esperimento. Non è invece specificato il modello della IMU e non è quindi possibile risalirne al grado e alla qualità.

L'IMU impiegata comprende all'interno un'unità di elaborazione in grado di stimare velocità angolare, accelerazione lineare del veicolo e campo magnetico misurato, tutti e tre comprensivi di stima dell'errore di misurazione. Inoltre la IMU, mediante il filtro integrato, restituisce la stima dell'orientamento del veicolo, sempre comprensiva di stima dell'errore di misurazione. Non sono indicati dettagli riguardo gli algoritmi applicati.

I dati appena citati in aggiunta alla profondità rilevata e alle occasionali rilevazioni tramite GPS sono stati analizzati, successivamente alla loro raccolta, mediante un filtro di Kalman esteso e un filtro di Kalman unscented. È stato effettuato un percorso di test di circa 190 metri in 1150 secondi. Confrontando la posizione stimata dai sistemi di dead reckoning con quella rilevata dal GPS nei momenti in cui il veicolo è riemerso, il filtro di Kalman esteso ha ottenuto un errore medio di 18,6 metri e massimo di 40,3 metri, mentre il filtro di Kalman unscented ha registrato un errore medio di 12,4 metri e massimo di 20,8 metri. Questo dimostra che il filtro di Kalman unscented risulta essere più affidabile.

Il tracciamento di animali tramite dead reckoning è effettuato da almeno 25 anni [10] e quello dei mammiferi marini, che risalgono periodicamente per respirare, è uno scenario perfetto per applicare il dead reckoning con saltuarie integrazioni del segnale GPS. Questo avviene, come introdotto in precedenza, in [38].

I ricercatori hanno raccolto dati da 13 esemplari di megattera mediante un dispositivo fissato ai cetacei tramite ventosa. Il dispositivo utilizzato integra un sensore di temperatura, un sensore di pressione, accelerometro e magnetometro triassiali e ricevitori acustici utilizzati per scambiare informazioni sulla posizione con l'imbarcazione dei ricercatori. Al posto di un normale ricevitore GPS, nel dispositivo, trova sede anche un ricevitore Fastloc-GPS.

Il Fastloc-GPS, nel momento in cui l'animale riemerge, "scatta una fotografia" di quella che è la situazione dei satelliti rilevati e la memorizza, al contrario del GPS che aspetta di ricevere segnale da almeno 4 satelliti e poi comincia a stimare la posizione. Tale immagine dei satelliti permette poi un'analisi a posteriori, da cui si deduce la posizione con precisione crescente in maniera proporzionale al numero di satelliti "fotografati".

Anche in questo articolo non vengono approfonditi gli algoritmi utilizzati per ricavare orientamento e spostamento dei cetacei mediante dead reckoning, viene però specificato che i dati ottenuti, comprese le rilevazioni visive compiute dalla barca e i segnali acustici scambiati tra barca e dispositivo, sono analizzati assieme mediante un metodo Monte Carlo (come il filtro particellare (2.4.4)) basato su catena di Markov.

Non sono disponibili dati sull'affidabilità del sistema non essendoci dati certi da confrontare. I risultati dei test sono comunque consultabili in forma grafica: in figura 3.1 è mostrato l'esempio del percorso di un esemplare.

In [14] i ricercatori hanno sviluppato un sistema di navigazione inerziale allo scopo di tracciare animali quadrupedi in libertà. Il sistema prevede la rilevazione della posizione GPS a intervalli regolari (12 ogni ora per i risultati citati in seguito).

L'esperimento ha coinvolto 9 cani di taglia media a cui è stato fatto indossare un collare dotato di ricevitore GPS e IMU composta da accelerometro e magnetometro triassiali di grado consumer. I dati raccolti, processati da un microcontrollore e memorizzati su memory card, sono poi analizzati in un secondo momento utilizzando la piattaforma MATLAB.

L'utilità di un sistema di navigazione inerziale in questo genere di situazioni è presto detta: il sistema proposto permette di ottenere un errore molto ridotto, nonostante le lunghe distanze percorse, tracciando ben 10 mesi di spostamenti con un'unica batteria. Con l'utilizzo del solo sensore GPS la stessa batteria durerebbe appena 11 giorni. I ricercatori affermano anche di

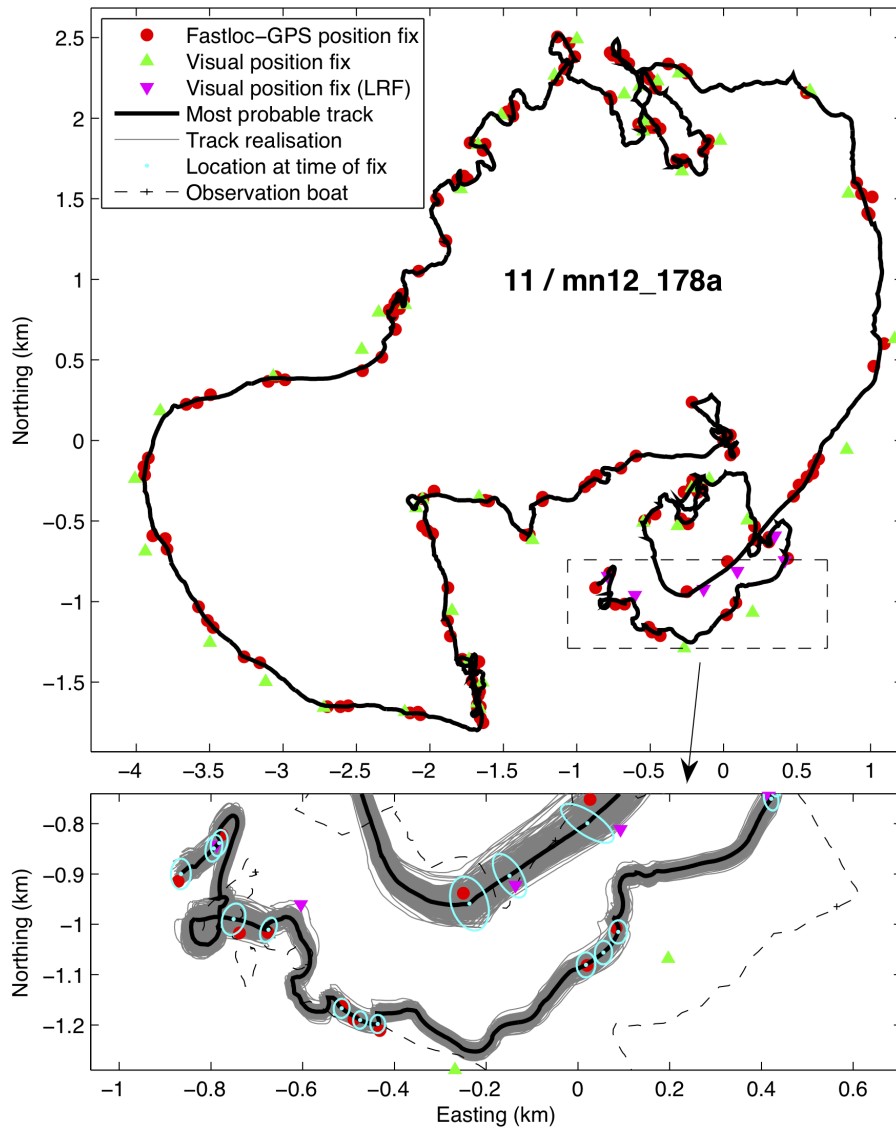


Figura 3.1: Esempio di tracciamento di una megattera. (fonte: [38])

poter aumentare ulteriormente la durata della batteria, mantenendo invariata la precisione ottenuta, applicando meccanismi che risparmino batteria qualora l'animale sia stazionario (ad esempio perché sta riposando).

Lasciando liberi di muoversi gli animali, sono stati raccolti tra 160 e 335 minuti di dati per ogni cane. Il sensore GPS, in questi esperimenti, è stato fatto lavorare a 1Hz in modo da poterne confrontare i tracciati con quelli ricostruiti tramite dead reckoning.

Il dead reckoning combina i dati della velocità rilevati dall'accelerometro con quelli dell'orientamento rilevati dal magnetometro generando un vettore composto dai due valori ogni due secondi. L'intervallo è stato scelto empiricamente dai ricercatori per ottenere un buon compromesso tra precisione e occupazione di memoria. Da quei dati si calcola facilmente la distanza percorsa in ogni intervallo che, sommata a quella precedentemente tracciata, permette di ottenere la posizione.

Per trovare la velocità viene prima calcolato il VeDBA^2 che è dimostrato essere in relazione approssimativamente lineare con la velocità:

$$\text{VeDBA} = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \quad (3.1)$$

dove A_x , A_y e A_z sono le medie dei quadrati dei valori dell'accelerazione al netto dell'accelerazione gravitazionale.

Il modello lineare che consente di risalire alla velocità è il seguente:

$$y = m\text{VeDBA} + c \quad (3.2)$$

dove y è la velocità e m e c sono costanti. Tali costanti possono essere ricavate, in fase di calibrazione del sistema, dalla velocità rilevata dal GPS come riferimento e poi memorizzate per il futuro.

Anche il magnetometro viene calibrato: in spazio aperto e prima di essere indossato dal cane viene fatto ruotare in modo da catturare tutti i diversi orientamenti possibili relativamente al campo magnetico terrestre.

I dati provenienti dal dead reckoning vengono quindi uniti alle rilevazioni GPS tramite un filtro Kalman ottenendo una periodica correzione dell'errore accumulato. La figura 3.2 rappresenta il percorso di uno dei cani oggetto degli esperimenti. È interessante notare come solo 12 rilevazioni della posizione GPS all'ora migliorino notevolmente il tracciamento. Nella stessa immagine è evidente che il solo dead reckoning risenta troppo degli errori per poter essere utilizzato senza alcun riferimento (utilizzando sensori MEMS di grado consumatore).

²Vector of the Dynamic Body Acceleration, vettore delle accelerazioni di un corpo in movimento

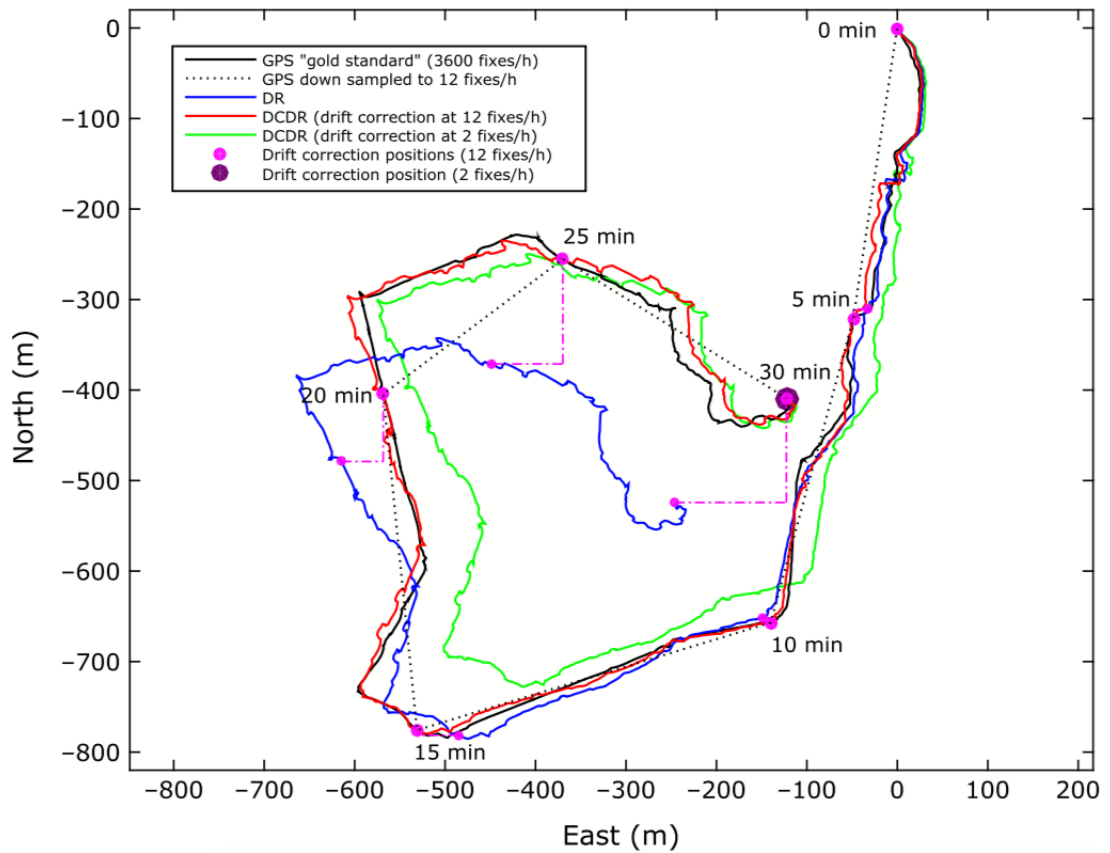


Figura 3.2: Traccia 2D del percorso di un cane tra gli esperimenti in [14]. Dove DR e DCDR significano, rispettivamente, Dead Reckoning e Drift Corrected Dead Reckoning. (fonte: [14])

Anche la soluzione, spesso adottata in scenari simili per avere sistemi funzionanti per tempi prolungati, di utilizzare solo il GPS sporadicamente, da risultati imprecisi.

In conclusione, i ricercatori hanno rilevato, in un percorso di lunghezza media di 16,42 chilometri, un errore di posizionamento di 26,30 metri contro i 274,96 metri di errore del sistema composto dal solo GPS con 12 rilevazioni all'ora.

Nella tabella 3.1 sono confrontati i tre articoli [2, 14, 38] appena trattati.

	sensori utilizzati	algoritmi utilizzati	lunghezza percorso	errore
[2]	3-accelerometro, 3-giroscopio, 3-magnetometro, profondimetro, GPS	Kalman esteso, Kalman unscented	190m	media: 18,6m max: 40,3m, media: 12,4m max:20,8m
[38]	3-accelerometro, 3-magnetometro, profondimetro, fastloc-GPS	Markov Chain Monte Carlo	nell'ordine dei km	N/D
[14]	3-accelerometro, 3-magnetometro, GPS	N/D	circa 16km	media: 26,30m

Tabella 3.1: Confronto articoli: [2] (tracciamento AUV), [38] (tracciamento megattere), [14] (tracciamento quadrupedi)

3.2 Veicoli e robot su terra

I veicoli a guida automatica stanno cominciando a comparire sulle strade pubbliche, per ora sono disponibili solo a costi altissimi ma si prevede che nel giro di qualche decade comporranno una larga fetta dei veicoli circolanti su strada [24]. Queste sono solo previsioni e, per quanto autorevoli, tali rimangono. Si può però essere certi che la guida automatica sia una tecnologia su cui si sta investendo molto in termini di ricerca.

Il tracciamento della posizione di un veicolo è semplice da ottenere qualora ci si trovi in presenza di segnali GPS stabili. I veicoli a guida autonoma hanno bisogno di un sistema di posizionamento con il più alto tasso di precisione possibile ed eventuali perdite di segnale GPS, anche molto brevi, esporrebbero a rischi altissimi i passeggeri del veicolo. Strade strette con palazzi alti, gallerie, parcheggi sotterranei, sono tutti esempi di situazioni ricorrenti che mettono in crisi i ricevitori GPS. In queste situazioni, il dead reckoning è in grado di offrire un preciso posizionamento.

Il dead reckoning, senza riferimenti esterni, non è in grado di riconoscere i propri errori e li accumula nel tempo. Vincolandolo ad un veicolo, però, è possibile ricorrere all'aiuto di alcuni riferimenti in più rispetto ai soli sensori inerziali. Ad esempio è possibile utilizzare il sistema di rilevamento della velocità presente di serie su ogni veicolo, oppure applicare un sistema di map-matching. L'idea di un sistema di navigazione inerziale basato su odometro (per la velocità) e giroscopio (per l'orientamento) risale a ben prima dell'avvento del GPS quando lo propose la Honda Motor Co. nel 1981 [32].

3.2.1 Tracciamento autovetture

Gli articoli [29] e [28] sono tra i più recenti tentativi di implementare il dead reckoning su autovetture disponibili in letteratura. In [29] i ricercatori si pongono il problema esattamente come lo abbiamo descritto in precedenza, ovvero utilizzando il dead reckoning come supporto quando non è disponibile il GPS, mentre in [28] si cerca di realizzare un sistema in grado di funzionare completamente senza l'ausilio del GPS. Avendo scopi diversi è difficile effettuare un confronto diretto ma si può ricavare da entrambi punti critici e efficacia dei sistemi e degli algoritmi utilizzati.

In [29] viene utilizzata una IMU MEMS di grado consumer composta da accelerometro, giroscopio e magnetometro tutti triassiali. Vengono anche utilizzati un ricevitore GPS e un adattatore OBD-II allo scopo di comunicare con il sistema di diagnostica dell'auto e ricavare la velocità istantanea. Tutti i dati sono acquisiti alla massima frequenza possibile e (ad eccezione delle misurazioni del GPS) vengono smussati con un filtro Kalman subito dopo la misurazione.

Per stimare l'orientamento del veicolo viene utilizzato un algoritmo già proposto precedentemente in [18] il quale utilizza le velocità angolari provenienti dal giroscopio come fonte principale per stimare le rotazioni. I dati dell'accelerometro sono poi utilizzati per correggere le rotazioni attorno agli assi x e y , ovvero il roll e il pitch, mentre quelli del magnetometro per correggere le rotazioni attorno all'asse z , ovvero lo yaw. In figura 3.3 sono riportati gli assi rispetto al veicolo. I dati così acquisiti vengono uniti attraverso un filtro di Kalman per ridurre l'errore.

Anche la velocità rilevata dal ricevitore GPS e quella, già smussata, rilevata dall'odometro del veicolo, vengono unite tramite filtro di Kalman per la riduzione dell'errore.

Nella parte di dead reckoning vero e proprio, in cui si analizzano tutti i dati disponibili, viene data la precedenza ai dati provenienti dal GPS: se si è in presenza di buona copertura satellitare si utilizza la posizione assoluta stimata dal GPS, diversamente si fa riferimento alla IMU e si applica il dead reckoning finché il segnale GPS non torna disponibile.

Sono stati fatti esperimenti forzando l'uso del sistema di dead reckoning. Non viene fornita una stima numerica dell'errore ma solo un grafico (figura 3.4) che evidenzia la crescita esponenziale dell'errore dopo circa 30 secondi. I ricercatori sostengono che una buona inizializzazione e la calibrazione dei filtri proposti migliorerebbero le prestazioni del sistema fino a renderlo indipendente dal GPS.

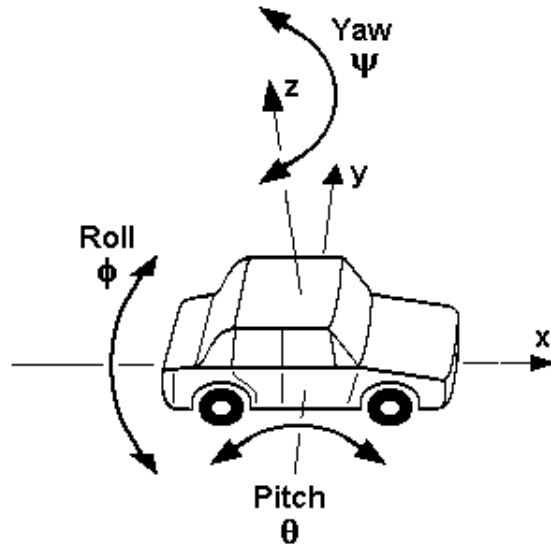


Figura 3.3: Assi rispetto ad un veicolo. (fonte: [13])

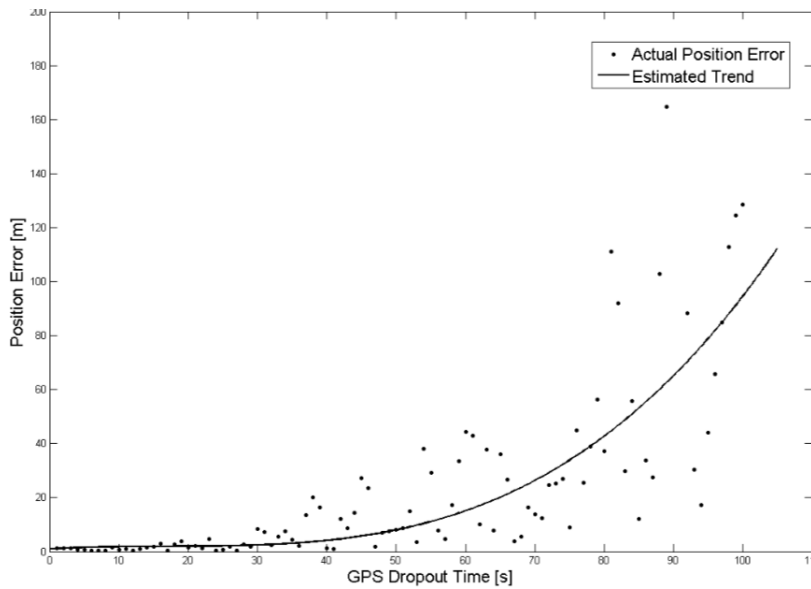


Figura 3.4: Media degli errori in relazione alla durata dell'assenza del segnale GPS. (fonte: [29])

Al contrario del precedente in [28] viene utilizzato un giroscopio triassiale di grado tattico (rendendo difficile un confronto diretto) e la velocità rilevata dall'autovettura. È presente anche un accelerometro triassiale ma è utilizzato solo in fase di inizializzazione per identificare l'orientamento del sensore rispetto al veicolo. La rimozione dal sistema dell'accelerometro implica l'eliminazione di una operazione di integrazione.

Buona parte della ricerca si concentra proprio su questa scelta: i ricercatori sostengono che la doppia integrazione dell'accelerazione sia la causa principale della crescita dell'errore. L'accelerometro viene quindi sostituito, nel rilevare la velocità di spostamento, dall'odometro del veicolo, da cui sono prelevati i dati tramite interfaccia OBD.

I ricercatori hanno effettuato delle simulazioni senza applicare nessun tipo di correzione di errore e supponendo la presenza di un errore di bias di 10 *microg* per l'accelerometro e di 1 grado/ora per il giroscopio. Hanno così rilevato che il bias dell'accelerometro genera un errore con crescita cubica nel tempo, concretizzato in 1,7 chilometri di errore dopo 10 minuti d'uso. Il sistema proposto, invece, si stima tramite simulazione abbia un errore di soli 12 metri dopo 10 minuti, mantenendo invariato il bias del giroscopio e sostituendo l'accelerometro con l'odometro (senza introdurre il relativo errore).

Il sistema è stato testato guidando per 8 chilometri in circa 10 minuti, percorso in cui ha accumulato un errore massimo di 32 metri. Questo dimostra, tra le altre cose, che gli errori variabili (come l'instabilità del bias) sono quelli dominanti nelle IMU, perché il genere di giroscopio utilizzato in questo articolo viene accuratamente calibrato in fase di produzione dove molti degli errori sistematici vengono rimossi.

Vediamo qui un approccio diverso: invece di rilevare quanti più dati possibile per poi applicare filtri complessi, ci si affida a poche fonti ma più attendibili. Ovviamente questo risulta possibile perché si utilizza un sensore con precisione e costo più elevati rispetto a quelli utilizzati nella maggior parte degli altri articoli.

3.2.2 Collision avoidance

Un altro possibile utilizzo dei sistemi di navigazione inerziale su veicoli a guida autonoma è per la prevenzione degli incidenti. In [7] viene proposto un sistema, basato su dead reckoning e filtro di Kalman, in grado di prevedere la rotta di un veicolo negli istanti successivi.

Troviamo qui una scelta sui sensori utilizzati ancora differente dalle precedenti: ad un ricevitore GPS e l'interfaccia OBD-II per ottenere dal veicolo la velocità istantanea, viene affiancato un accelerometro triassiale (di cui

non è specificato il grado). Si noti che il sensore GPS e l'odometro hanno una frequenza di misurazione dei dati di 1 Hertz, mentre l'accelerometro ha frequenza di campionamento di 10 Hertz.

Questo sistema, battezzato *DRWDE*, fonde i dati provenienti da accelerometro, odometro e GPS utilizzando un filtro di Kalman appositamente modificato in grado di lavorare alla frequenza del sensore più veloce (piuttosto che di quello più lento come nel filtro di Kalman standard). Dovendo prevenire un incidente, il sistema non può permettersi di aspettare un insieme completo di misurazioni dei sensori, al contrario deve continuamente stimare la rotta futura anche con solo le rilevazioni di uno di essi.

Il sistema è quindi testato raccogliendo dati da un percorso in auto cittadino composto da rettilinei e curve. Tali dati vengono poi processati con due diversi algoritmi: il primo, IMM, utilizza i tre sensori elaborandone i dati con frequenza fissa a 1 Hertz mentre DRWDE, proposto nell'articolo, elabora i dati alla frequenza del sensore più veloce, quindi a 10 Hertz. Con i dati elaborati, i due sistemi, forniscono una previsione di quella che dovrebbe essere la traiettoria del veicolo nei 3 secondi successivi.

I risultati ottenuti confermano quanto supposto dai ricercatori, in media su tutto il percorso non ci sono grosse differenze tra IMM e DRWDE: il primo ottiene un errore di previsione di media di 3,044 metri con deviazione standard di 1,8 metri, mentre il secondo riscontra errore di previsione di 2,811 metri ma con deviazione standard di 2,03 metri. I ricercatori sostengono che questo avvenga perché DRWDE ottiene risultati migliori negli scenari in rapido cambiamento, cioè le curve secche (poco presenti nel percorso effettuato). Valutando in maniera aggregata solo i tratti composti da curve secche, IMM riscontra un errore di previsione di 4,456 metri con deviazione standard di 3,307 metri, mentre DRWDE riscontra errore di previsione di 3,236 metri con deviazione standard di 2,844 metri.

Questo dimostra che l'intuizione di integrare a sensori più affidabili ma più lenti, altri sensori meno precisi ma con frequenza di campionamento più alta, permetta di migliorare i risultati complessivi del sistema. Vista l'alta sensibilità dell'accelerometro ai cambiamenti nel manto stradale (buche, ad esempio), i ricercatori sostengono che i risultati potrebbero migliorare ulteriormente aggiungendo altri sensori ad alta frequenza, ottenendo dati in ridondanza e permettendo una più accurata correzione dell'errore.

3.2.3 Robot su terra

Negli articoli [26] e [19] le tecniche di dead reckoning vengono adottate, rispettivamente, come estensione al software di gestione di un robot e per tracciare

una piattaforma con ruote. Nonostante possano essere visti entrambi come sistemi per tracciare un robot, sfruttano due approcci molto diversi.

In [26] i ricercatori sfruttano tecniche simili a quelle già viste per i veicoli su strada per implementare una libreria per la localizzazione nel sistema operativo robot open source *ROS*³: un insieme di librerie e strumenti per il controllo di sistemi robotici.

La libreria comprende l'implementazione di un filtro di Kalman esteso. Tale filtro di Kalman stima il percorso effettuato basandosi sulle misurazioni di odometri sulle quattro ruote e due IMU di grado almeno tattico attrezzate con giroscopio e magnetometro triassiali. Il tutto è fatto funzionare su un prototipo simile ad una piccola piattaforma su ruote in cui sono installati anche due ricevitori GPS.

Il filtro di Kalman esteso è configurato per ricavare roll, pitch e yaw e rispettive velocità dalle due IMU e velocità lungo l'asse x e velocità di yaw dagli odometri (si ricorda che in figura 3.3 si trova un riferimento degli assi e delle rotazioni attorno ad essi).

Per sperimentare il sistema sono stati prima raccolti i dati grezzi facendo effettuare un percorso al robot in un parcheggio. Il tracciamento è durato 777 secondi e il robot ha raggiunto un massimo di 110 metri di distanza dal punto iniziale. Una delle due IMU ha smesso di funzionare poco prima della metà del percorso, motivo per cui non verrà più tenuta in considerazione.

Purtroppo il risultato ottenuto da questa implementazione non è molto buono: utilizzando le due IMU e i dati degli odometri il sistema all'arrivo si trova a 42 metri di distanza rispetto a dove sarebbe dovuto essere (figura 3.5). Una prima causa è probabilmente l'enorme bias degli odometri i quali, anche in percorso rettilineo, misurano una curva (figura 3.6). Inoltre sono state riscontrate molte interferenze elettromagnetiche che hanno reso il magnetometro inaffidabile e il terreno sconnesso ha sporcato ancora di più le misurazioni dell'odometro.

In [19], invece, l'approccio utilizzato dai ricercatori prevede l'utilizzo di generatori di campo magnetico. Abbiamo quindi l'esempio di un sistema che, al contrario dei precedenti, prevede l'uso di un'infrastruttura precedentemente adibita. Questo è un approccio che può essere utilizzato prevalentemente in contesti indoor.

I generatori di campo magnetico altro non sono che avvolgimenti di cavo attraversati da una corrente costante che producono un campo magnetico la

³<http://www.ros.org>

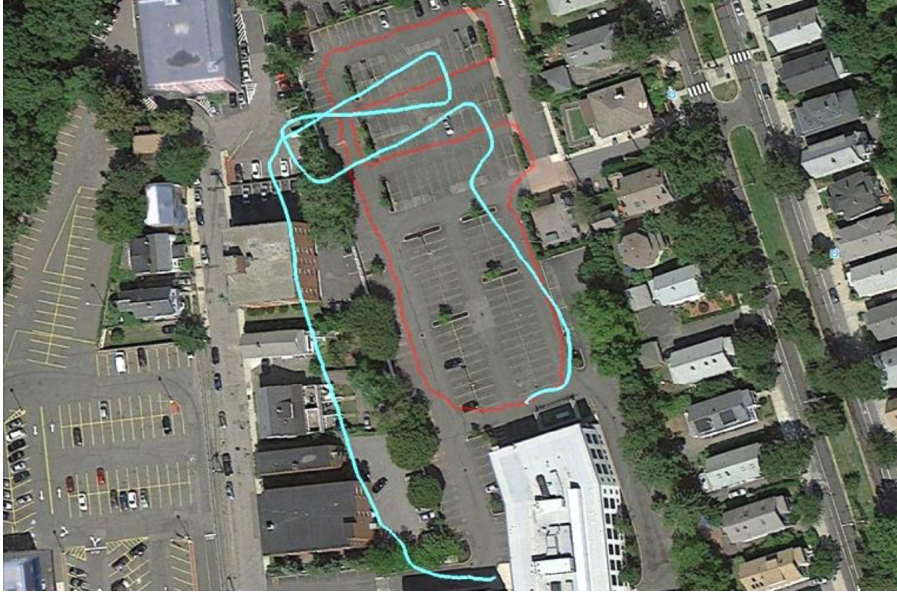


Figura 3.5: Percorso stimato (in rosso) e percorso misurato da odometri e una IMU (in azzurro) del robot. (fonte: [26])



Figura 3.6: Percorso stimato (in rosso) e percorso misurato dai soli odometri (in giallo) del robot. (fonte: [26])

cui intensità diminuisce in base alla distanza d così calcolabile:

$$d = \sqrt[3]{\frac{\mu_0 \cdot N \cdot I \cdot F \cdot \sqrt{1 + 3 \cdot \sin^2(\phi)}}{4\pi \cdot B}} \quad (3.3)$$

Nell'equazione riportata μ_0 , N , I e F descrivono la bobina e sono, rispettivamente, la costante magnetica del cavo utilizzato, il numero di spire, la corrente che lo attraversa e l'area della bobina; ϕ è l'angolo di elevazione del sensore rispetto al generatore (supposto pari a 0 se il tracciamento avviene in due dimensioni) e B è il campo magnetico misurato dal magnetometro.

È interessante come i ricercatori abbiano tentato di aggirare i disturbi magnetici naturalmente presenti negli ambienti indoor causati, ad esempio, da apparecchi elettrici o ascensori. La tecnica adottata è quella di invertire la direzione della corrente con frequenza preimpostata $f_s = \frac{1}{\Delta t_{\text{coil}}}$ ottenendo un segnale rettangolare come in figura 3.7. Risulta poi semplice calcolare il campo magnetico effettivo B_i :

$$B_i = \frac{B_i^+ - B_i^-}{2} \quad (3.4)$$

dove B_i^+ e B_i^- descrivono il campo magnetico (rispettivamente positivo e negativo) rilevato in un periodo del segnale. In figura 2 il campo magnetico B_1 è più grande di B_2 perchè il sensore è più vicino alla bobina 1 che alla bobina 2.

Il magnetometro utilizzato per misurare i campi magnetici si trova all'interno di una IMU di grado tattico composta anche da accelerometro e giroscopio triassiali. Oltre a questi, nella configurazione del sistema è presente anche un barometro utilizzato per misurare la pressione dell'aria. I sensori sono stati calibrati effettuando misurazioni in posizione stazionaria e interpretando come errore qualsiasi oscillazione della misura.

Durante le misurazioni un filtro passa basso riduce la componente del rumore e le accelerazioni reali sono estratte identificando i picchi sopra e sotto soglie predefinite, come in figura 3.8. Le misurazioni sono poi tutte elaborate da un filtro Kalman che stima la posizione.

L'esperimento si è svolto all'interno di un edificio in cui sono stati collocati tre generatori di campo magnetico e sono stati identificati sei punti di riferimento (solo a scopo di verifica dell'affidabilità del sistema, non utilizzati nel calcolo della rotta). Una mappa dell'area affiancata al percorso stimato dal sistema è visibile in figura 3.9. Il percorso si è svolto partendo dal punto A e attraversando i punti in ordine alfabetico.

I risultati sono stati molto buoni: si è ottenuto un tracciamento con errore compreso tra 0,5 e 1,5 metri, in un percorso lungo circa 50 metri ripetuto per

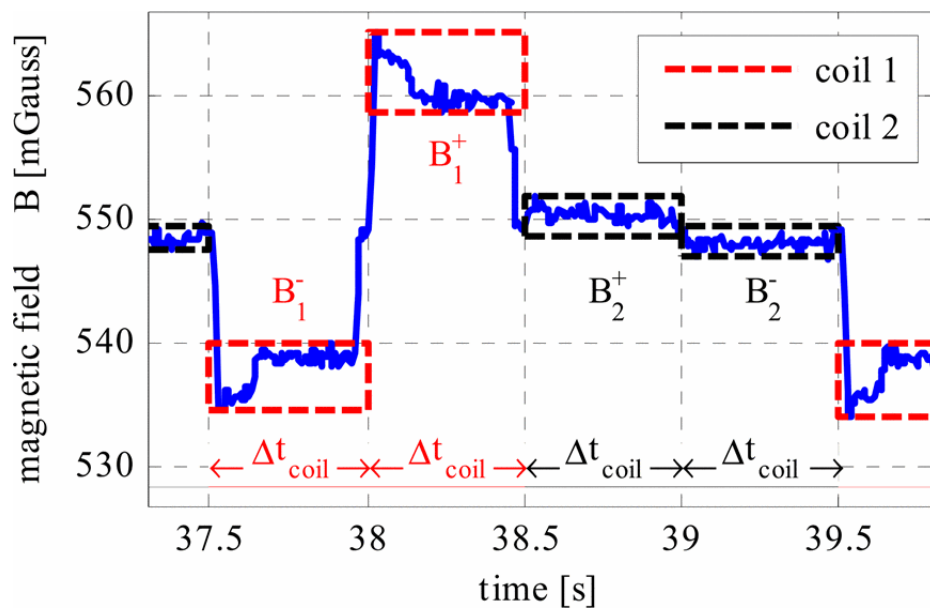


Figura 3.7: Intensità dei campi magnetici ricevute (fonte: [19])

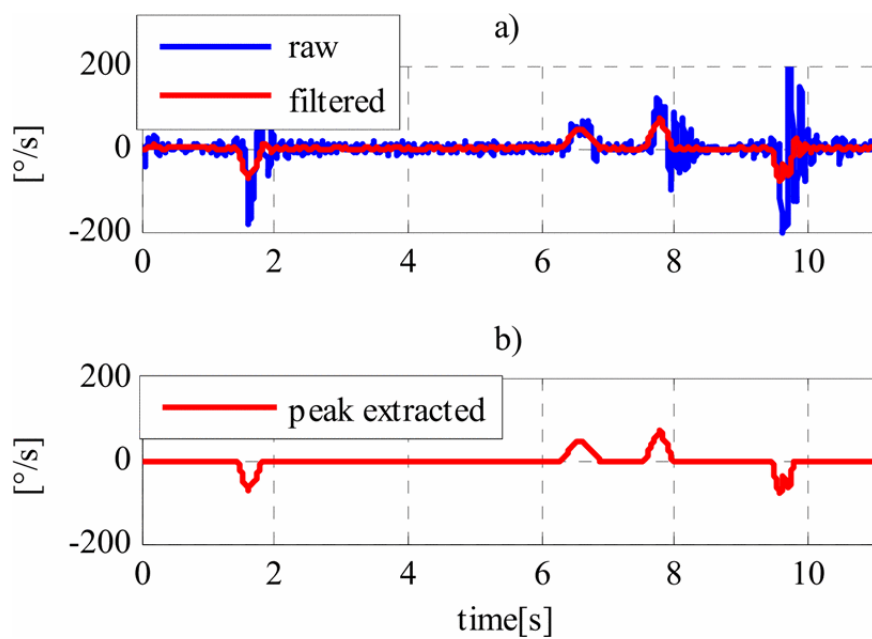


Figura 3.8: Misurazioni del segnale di un asse del giroscopio: (a) grezzo e dopo il filtro passa basso e (b) con estratti i picchi sopra/sotto le soglie. (fonte: [19])

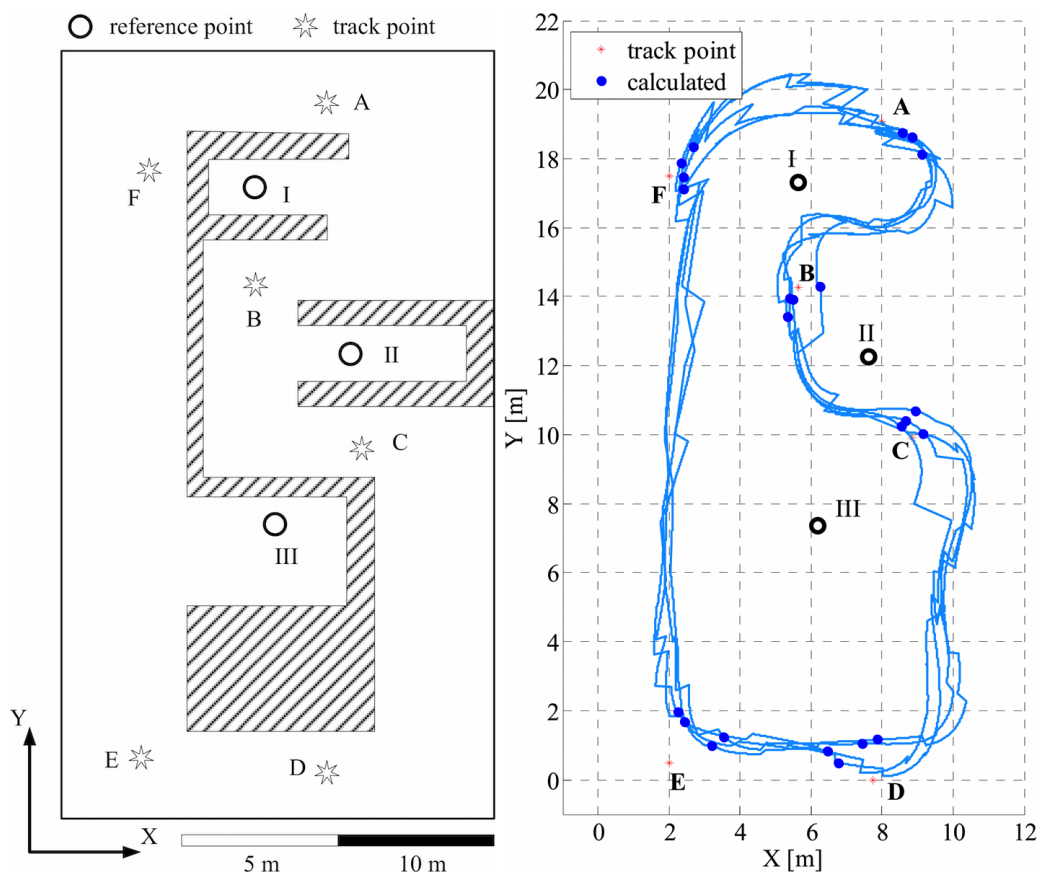


Figura 3.9: Mappa dell'area di test (a sinistra) e stima del percorso effettuato (a destra). (fonte: [19])

4 giri. Anche il barometro è rimasto stabile con oscillazioni di massimo 0,5 metri rendendo ipotizzabile, con questo sistema, anche il tracciamento 3D.

3.3 Riepilogo

Nella tabella 3.2 è possibile prendere visione di un riepilogo dei sistemi analizzati in questo capitolo.

	scenario	sensori utilizzati	grado dei sensori	algoritmi utilizzati	risultati ottenuti	
					lunghezza percorso	errore
[29]	tracciamento auto in strada	3-accelerometro, 3-giroscopio, 3-magnetometro, odometro	consumer	filtri Kalman ad ogni stadio	stabile fino a 30 secondi di utilizzo	
[28]	tracciamento auto in strada	3-accelerometro, 3-giroscopio, odometro	tattico	N/D	8 km, 10 minuti	max: 32 metri
[7]	collision avoidance	3-accelerometro, GPS, odometro	N/D	filtro Kalman "asincrono"	previsione dei 3 secondi successivi con errore in media di 2,7 metri	
[26]	robot outdoor	3-giroscopio, 3-magnetometro, odometro	tattico	filtro Kalman esteso	110 metri	42 metri all'arrivo
[19]	robot indoor con infrastruttura	3-accelerometro, 3-giroscopio, 3-magnetometro, barometro	tattico	filtro Kalman	circa 200 metri	tra 0,5 metri e 1,5 metri

Tabella 3.2: Confronto articoli su veicoli a guida automatica e robot

Capitolo 4

Rassegna di sistemi di Pedestrian Dead Reckoning

4.1 Introduzione al PDR

Prima di procedere alla rassegna di alcuni dei sistemi di PDR¹ sperimentati in letteratura è bene introdurne i concetti principali.

Il PDR, come suggerisce il nome, è una categoria di sistemi che permettono di tracciare la rotta di una persona che si sposta camminando. Questa restrizione permette di sfruttare meglio le misurazioni effettuate dai sensori inerziali.

La figura 4.1 illustra il diagramma di un generico sistema di PDR. Tutti i sistemi appartenenti a questa categoria possono essere divisi nelle seguenti fasi:

- *Identificazione del passo.* Questa prima fase serve a riconoscere il pattern relativo ad un passo compiuto nelle misurazioni. La figura 4.2 mostra chiaramente che tale pattern è ricorrente e facilmente identificabile durante la camminata, specialmente se i sensori sono montati sulle scarpe del soggetto. Le cose si complicano, come vedremo, se i sensori responsabili delle misurazioni si trovano in uno smartphone mantenuto o, comunque, se non sono vincolati. Nel caso ideale le forze misurate dall'accelerometro sono costanti quando il piede si trova a terra e variabili durante l'avanzamento. I passi possono essere identificati quando il segnale attraversa il punto "zero" dell'accelerazione, ovvero quando la forza esercitata per sollevare il piede supera la forza dell'accelerazione gravitazionale, oppure si possono misurare i picchi.

¹Pedestrian Dead Reckoning, dead reckoning di pedoni

Sia nella figura 4.2 che in molti articoli si utilizza una rappresentazione sintetica dell'accelerazione così calcolata:

$$a(t) = \sqrt{a_x^2(t) + a_y^2(t) + a_z^2(t)} - g \quad (4.1)$$

dove $a_x(t)$, $a_y(t)$ e $a_z(t)$ sono i valori dell'accelerazione per gli assi x , y e z all'istante t e g rappresenta l'accelerazione gravitazionale.

- *Stima della lunghezza del passo.* Un intero capitolo potrebbe essere dedicato solo ai diversi metodi di calcolo della lunghezza dei passi nei sistemi di PDR. Tale lunghezza non varia solo da individuo a individuo ma anche in base al tipo terreno, alla presenza o assenza di ostacoli, alla stanchezza dell'individuo da tracciare, al peso che l'individuo stia o meno trasportando e così via... Alcuni dei fattori che possono essere utilizzati per migliorare la stima della lunghezza del passo sono la frequenza dei passi, la varianza delle misurazioni di accelerazione, la velocità verticale e altri ancora.
- *Stima dell'orientamento.* Se si sta utilizzando un sistema puramente inerziale, l'orientamento può essere dedotto dalla direzione del vettore dell'accelerazione gravitazionale, oppure si possono utilizzare le misurazioni di velocità angolare e tracciare gli spostamenti sommandoli di volta in volta. Questa seconda tecnica necessita della conoscenza della posizione iniziale. Spesso si ricorre all'utilizzo del magnetometro che risulta essere più preciso in caso di ambienti liberi da interferenze, situazione che però si verifica molto raramente in contesti indoor.
- *Aggiornamento posizione.* Stabilito che è stato fatto un passo di una determinata lunghezza, è necessario stimare la posizione effettiva. Molti sistemi suppongono che possano essere effettuati solo passi avanti, ovvero nella direzione stimata in base all'orientamento del dispositivo responsabile del PDR. Anche azioni come la corsa o i salti non sono previste e causano stime errate. Questi sono solo alcuni dei grossi limiti dei sistemi di PDR che, per questi e altri motivi, sono spesso associati a sistemi di riferimento esterni.

4.2 Sistemi di PDR senza infrastruttura

Il primo sistema di PDR analizzato è [22]. Questo sistema utilizza lo smartphone sia per la misurazione dei dati che per la successiva elaborazione. Quasi tutti gli smartphone, infatti, integrano da tempo una IMU al loro interno e,

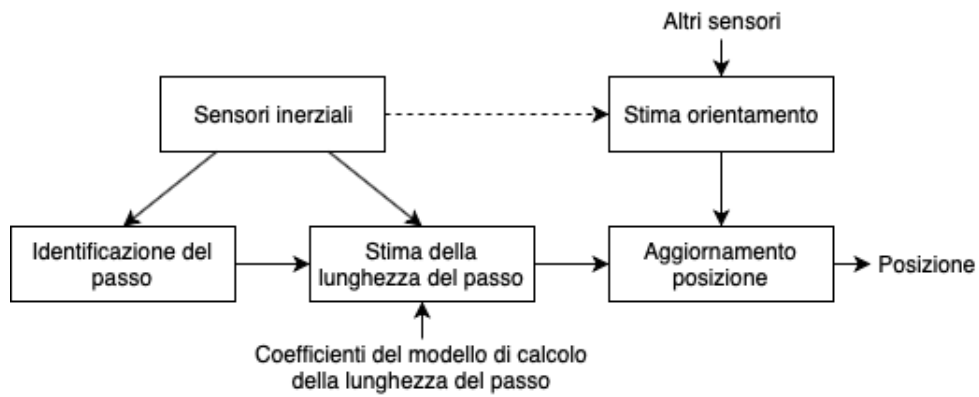


Figura 4.1: Diagramma a blocchi di un generico sistema di PDR (fonte: [16])

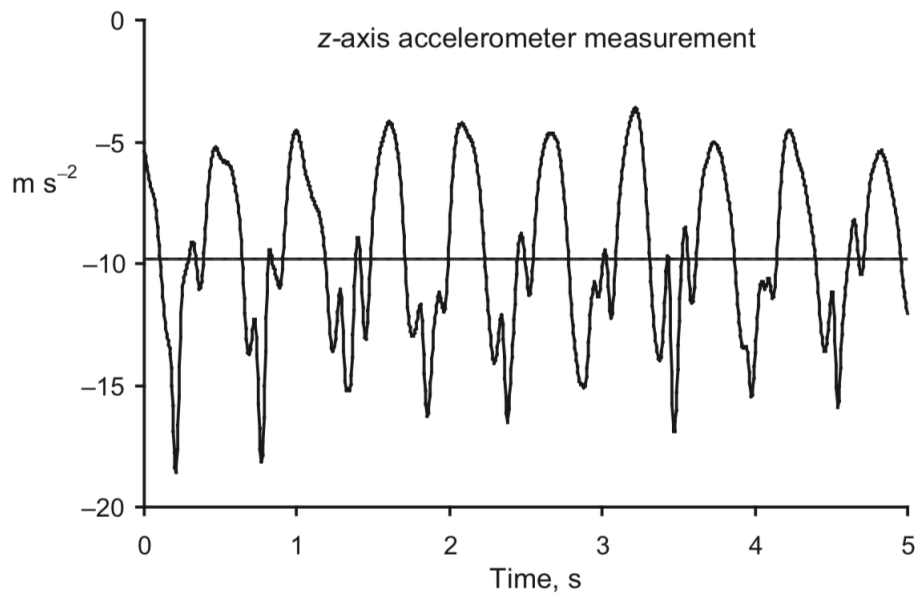


Figura 4.2: Segnale raffigurante l'accelerazione verticale durante la camminata (fonte: [16])

con il passare degli anni, aumenta sempre di più la loro potenza di calcolo. Mentre è difficile risalire al primo smartphone dotato di accelerometro (si potrebbe quasi dire che ogni smartphone lo possiede da sempre), l’inserimento di un giroscopio è più recente ed è avvenuto per la prima volta sull’Apple iPhone 4 nel 2010 [40].

Troviamo in questo articolo l’utilizzo delle tecniche di identificazione del passo già citati nell’introduzione (identificazione di un picco e successivo attraversamento dello zero) mentre è più interessante l’algoritmo utilizzato per stimare la lunghezza del passo. Tale algoritmo è stato proposto da Weinberg et al. in [37].

L’algoritmo proposto da Weinberg et al. è semplice da implementare: la lunghezza del k -esimo passo, l_k , con la relativa durata, t_k^s può essere calcolata come

$$l_k = \eta \cdot \sqrt[4]{a_{max}(t) - a_{min}(t)}, \quad \text{con } t_{k-1}^s < t \leq t_k^s \quad (4.2)$$

dove $a_{max}(t)$ e $a_{min}(t)$ sono, rispettivamente, il massimo e il minimo valore dell’accelerazione sintetica durante il passo. Il coefficiente η , invece, è il rapporto tra la distanza reale e quella stimata in un percorso di riferimento: cambia da persona a persona e può essere determinato attraverso la calibrazione.

La direzione dei passi viene stimata utilizzando un algoritmo proposto qui come nuovo che unisce rilevazioni di giroscopio e magnetometro in modo da compensare i rispettivi difetti. I ricercatori sottolineano come, in ambienti indoor, le interferenze magnetiche siano troppo elevate per poter utilizzare il magnetometro da solo e il giroscopio risenta troppo dei movimenti umani non derivanti da rotazioni. L’algoritmo proposto sfrutta quindi l’accuratezza del magnetometro unita alla correlazione tra le misurazioni effettuate da magnetometro e giroscopio, ritenendo non affette da errore quelle che risultano coerenti le une con le altre.

I risultati di questo sistema, sperimentato sia in ambiente interno che esterno, sono molto buoni, con accuratezza di posizionamento superiore al 98% in 75 e 85 metri, rispettivamente. Si noti, però, che questo sistema è sviluppato in modo da funzionare solo con il telefono mantenuto verticale di fronte all’utilizzatore e perpendicolare al terreno.

La ricerca in [22] viene proseguita dagli stessi ricercatori in [21] dove viene dato un nome al sistema sviluppato: *SmartPDR*. In questo sistema vediamo un’evoluzione, rispetto al predecessore, di tutti e tre i passaggi algoritmici: il segnale dell’accelerometro viene ora trasformato in modo da riferirsi al sistema di coordinate globale piuttosto a che quello locale, successivamente viene filtrato e poi viene applicata l’identificazione dei picchi.

Per la stima della lunghezza dei passi viene affiancato all’algoritmo di Weinberg et al., lo stesso algoritmo ma modificato: al posto della radice quadrata si utilizza un logaritmo. I ricercatori hanno identificato un valore dell’accelerazione sopra al quale la versione logaritmica funziona meglio di quella originale; al di sotto di tale soglia è invece più affidabile quella di Weinberg et al.

L’equazione è la seguente:

$$l_k = \beta \log(a_{max}(t) - a_{min}(t)) + y \quad \text{con } t_{k-1}^s < t \leq t_k^s \quad (4.3)$$

dove β è il fattore di scala, $a_{max}(t)$ e $a_{min}(t)$ sono, rispettivamente, il massimo e il minimo valore dell’accelerazione sintetica durante il passo e y è un eventuale offset misurato in fase di calibrazione.

Infine anche l’algoritmo responsabile del calcolo dell’orientamento è stato migliorato: infatti questo nuovo sistema di PDR prevede la possibilità di utilizzare il telefono in qualsiasi posizione. L’affidabilità del sistema con il telefono in posizione diversa da quella di utilizzo classico (mantenuto quasi perpendicolare al terreno di fronte all’utilizzatore), però, non è stata testata sperimentalmente.

Il sistema è stato testato 50 volte da 5 partecipanti su di un percorso lungo circa 169 metri registrando un errore in media di 1,32 metri e al massimo di 1,62 metri. Bisogna però far presente che i ricercatori sottolineano la tendenza degli errori a crescere nel tempo ed è quindi lecito porsi delle domande riguardo l’accuratezza di questo sistema nell’utilizzo per tempi prolungati.

Questo articolo da anche la possibilità di osservare come giroscopio e magnetometro (di grado consumer) da soli siano inutilizzabili. La figura 4.3 tratta dall’articolo lo esprime senza bisogno di spiegazioni aggiuntive.

Si è visto che una delle difficoltà più grandi nel tracciamento con PDR da smartphone dell’utente che lo sta utilizzando, sia che difficilmente il dispositivo viene mantenuto fermo nell’orientamento ottimale. Al contrario chi utilizza uno smartphone lo fa in modi diversi: digitando mentre cammina o portandolo all’orecchio mentre effettua una telefonata, ad esempio. I ricercatori in [35] affrontano il problema identificando 3 modalità, in figura 4.4, in cui il dispositivo possa essere utilizzato: holding, pocket e swing, ovvero rispettivamente, mantenuto frontale guardando lo schermo, riposto in una tasca frontale dei pantaloni, mantenuto oscillante con il braccio lungo il corpo. A queste 3 modalità se ne aggiunge una quarta che viene detta di transizione e si riferisce agli spostamenti da una delle modalità all’altra. Questo sistema viene denominato *Enhanced PDR (EPDR)*.

Per distinguere le modalità i ricercatori hanno notato le differenze tra le ampiezze dell’accelerazione (figura 4.5) e applicato un semplice algoritmo: se

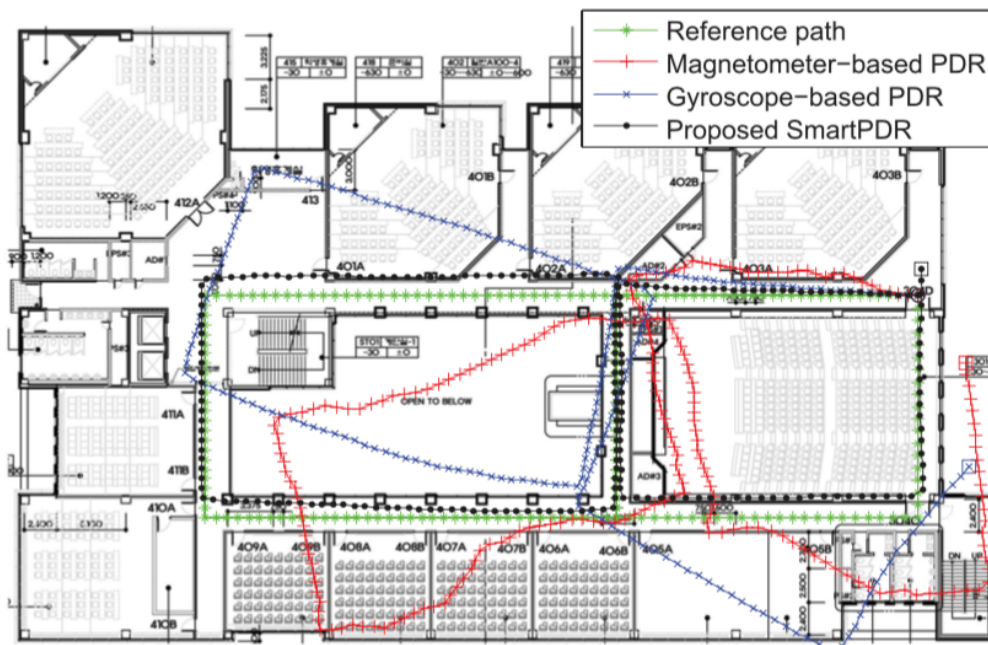


Figura 4.3: Confronto tra tracciamenti effettuati con solo giroscopio, solo magnetometro e fusione dei due (fonte: [21])

l'accelerazione lungo l'asse x è superiore a una certa soglia allora il dispositivo si trova in modalità swing; in caso contrario viene verificata l'accelerazione lungo l'asse y : se è elevata il dispositivo si trova in modalità pocket, sennò si trova in modalità holding. Sempre in figura 4.4 sono mostrati anche gli assi rispetto allo smartphone. Le soglie sperimentate dai ricercatori hanno permesso di dimostrare un'accuratezza di classificazione delle modalità del 99%. Per la modalità di transizione viene stabilita una finestra di tempo tra una modalità e l'altra.

L'identificazione dei passi, date le evidenti differenze (figura 4.5), varia tra le modalità.

In modalità holding viene prima di tutto identificata l'inclinazione dello smartphone sfruttando le componenti dell'accelerazione gravitazionale misurate lungo gli assi y e z . Successivamente, grazie all'angolo di rotazione, viene quindi calcolata l'accelerazione verticale necessaria per l'identificazione dei passi. Per le modalità swing e pocket, invece, vengono utilizzate direttamente le accelerazioni lungo gli assi y e z , rispettivamente, debitamente filtrate con un filtro passa-basso.

Per le modalità holding e pocket i passi vengono associati ad un picco positivo nell'accelerazione, come già visto in precedenza. Per la modalità

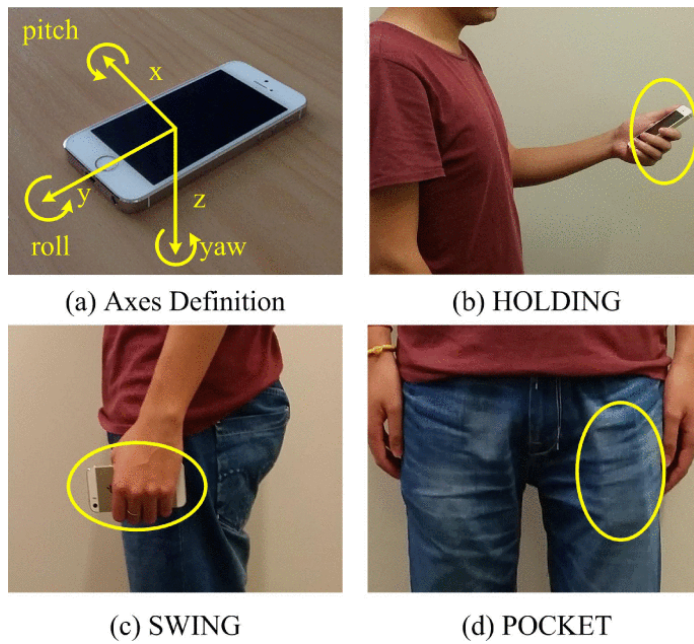


Figura 4.4: Definizione degli assi del dispositivo e delle modalità in EPDR (fonte: [35])

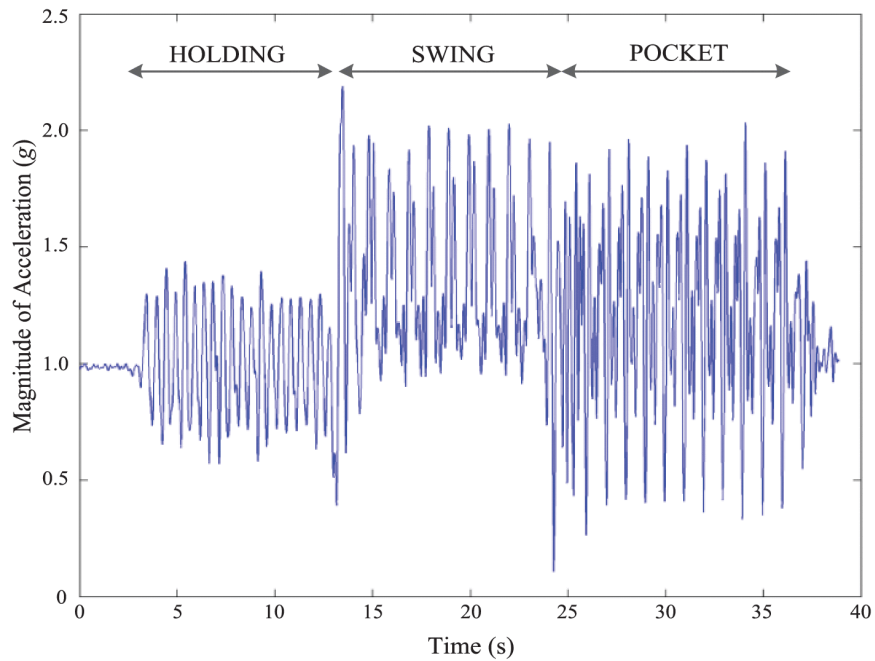


Figura 4.5: Ampiezza dell'accelerazione nelle tre modalità (fonte: [35])

swing, in cui il dispositivo subisce un moto simile a quello del pendolo, viene identificata la coppia composta da un picco positivo e uno negativo.

Ulteriori controlli sono effettuati sui passi identificati, ad esempio, posta a 5 Hertz la frequenza massima di camminata, due passi consecutivi sono accettati entrambi solo se distanti almeno 0,2 secondi. Vengono anche ignorati i doppi picchi positivi o negativi consecutivi se rilevati a distanza molto ravvicinata.

In modalità di transizione l'identificazione dei passi non avviene in base all'accelerazione ma viene supposta costante la frequenza di camminata all'istante precedente lo stato di transizione.

La stima della lunghezza dei passi è effettuata sulla base dell'analisi dei dati raccolti da Bertram et al. in [8]. Viene dedotto dai ricercatori che la lunghezza dei passi è in relazione con la loro frequenza. Combinando altri modelli viene quindi proposta la seguente equazione:

$$l = k \cdot h \cdot \sqrt{f} \quad (4.4)$$

dove l è la lunghezza dei passi, k è una costante dipendente dal sesso del soggetto, h è l'altezza del soggetto e f è la frequenza di camminata.

Per stimare l'orientamento è il giroscopio ad essere protagonista. In modalità holding viene letto il valore di yaw (rotazione attorno all'asse z) senza modifiche. In modalità swing le oscillazioni tendono a sporcare tale misurazione, viene quindi preso il valore solo tra un passo e l'altro, nel momento in cui il telefono è più stazionario possibile. La stessa idea viene applicata per la modalità pocket dove le oscillazioni sono ancora più ingenti.

Il sistema è stato testato all'interno di un edificio lungo un percorso di 96 metri. Il percorso effettuato è stato ricostruito in tempo reale con errori mai superiori al metro.

Gli stessi ricercatori di [35] hanno ripreso in mano la ricerca l'anno successivo in [34] migliorando il sistema e ribattezzandolo *Multi Mode PDR (MMPDR)*. Assi e modalità permesse sono sempre le stesse del precedente articolo in figura 4.4; qui i ricercatori illustrano le modalità come stati della macchina a stati finiti in figura 4.6.

Inizialmente il sistema viene posto in modalità holding perché si suppone l'utente avvii il sistema tenendo in mano il telefono. Piccoli perfezionamenti sono stati effettuati sull'identificazione dei passi nelle tre modalità, soprattutto per quanto riguarda i valori di soglia già citati.

È rimasta identica la modalità di stima della lunghezza del passo.

Per quanto riguarda l'orientamento, già alcuni problemi erano sorti nell'esperimento precedente perché i dispositivi in modalità swing o pocket registrano variazioni nelle misurazioni effettuate dal giroscopio non imputabili ad

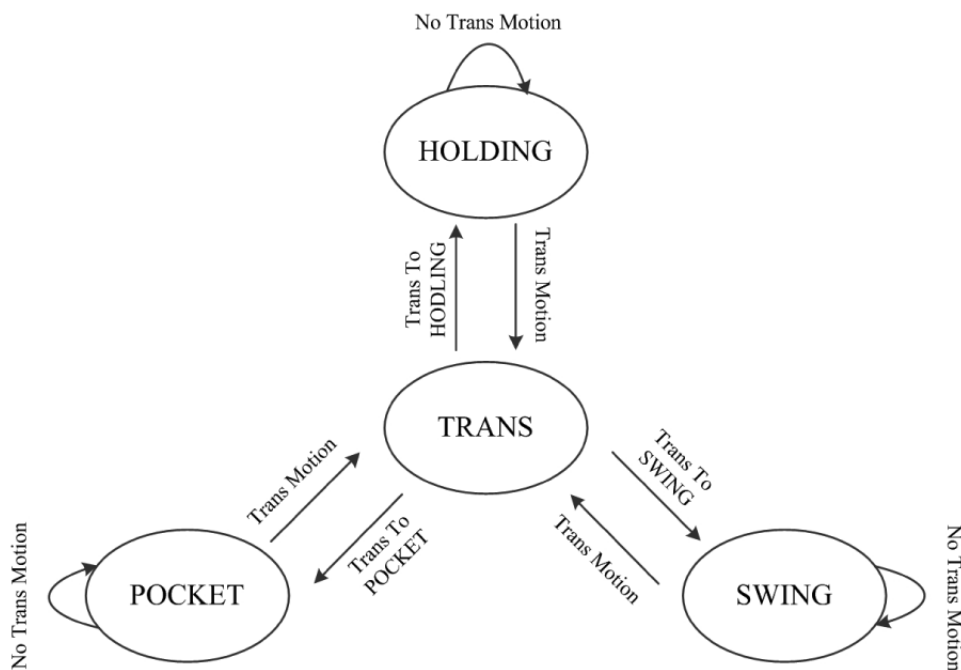


Figura 4.6: Macchina a stati finiti delle modalit  (fonte: [34])

un reale cambio di direzione, ma causate dalle oscillazioni. In questo articolo, per risolvere questo problema, si suppone che l'utente, nei primi istanti dopo aver cambiato modalit , mantenga orientamento costante. I dati raccolti in questa breve finestra (3 passi in modalit  swing e 6 passi in modalit  pocket) vengono utilizzati come riferimento per gli errori e sottratti alle misurazioni successive.

Inoltre, in modalit  swing, viene ora calcolato l'orientamento ogni due passi e non ogni passo.

La fase di sperimentazione sullo stesso percorso della ricerca precedente ha coinvolto 5 partecipanti e ha dimostrato un'accuratezza del sistema del 97,95% nell'identificare i passi e del 97,83% nel calcolare la distanza percorsa. I grafici della quantit  di errore (figura 4.7), per , ci mostrano anche qui una crescita marcata nel tempo, test effettuati su percorsi pi  lunghi potrebbero non dare gli stessi risultati allettanti. I picchi visibili nel grafico sono stati riscontrati in corrispondenza delle svolte.

I ricercatori hanno anche confrontato l'accuratezza nello stimare la distanza percorsa e la stima della posizione istantanea con l'articolo [21] (SmartPDR) ammettendo che le prestazioni del secondo siano migliori. Ci  si verifica, seppur in maniera minore, anche utilizzando il sistema MMPDR con una singola modalit . Questo   molto probabilmente dato dal fatto che SmartPDR sfrut-

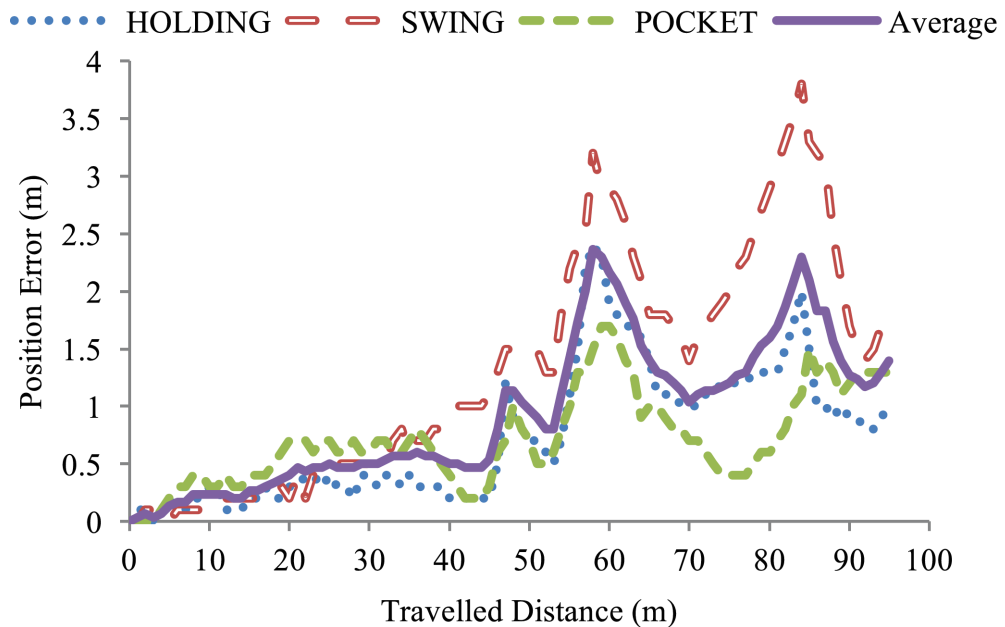


Figura 4.7: Errore nel posizionamento in relazione alla distanza percorsa (fonte: [34])

ti anche un magnetometro triassiale nella stima dell'orientamento, mentre MMPDR si affidi solo al giroscopio.

L'articolo [20] non propone un sistema completo di PDR ma solo un algoritmo per l'identificazione e uno per la stima della lunghezza dei passi, non viene quindi trattata la parte relativa all'orientamento. I dati continuano a provenire, come nei precedenti articoli, da uno smartphone.

Per prima cosa sono stati raccolti dati, relativi al solo accelerometro, da 8 partecipanti (4 uomini e 4 donne) che hanno camminato mantenendo il telefono di fronte a loro a 3 livelli di velocità (in m/s): bassa (0,68-1,07), media (1,08-1,64) e alta (1,65-2,05). Si parla quindi di un'analisi dei dati svolta successivamente e non in tempo reale.

L'algoritmo di identificazione dei passi proposto prevede come primo stadio l'applicazione di una trasformata di Fourier veloce al segnale proveniente dall'accelerometro con l'obiettivo di smussarlo.

Dati gli insiemi dei punti di massimo del segnale, l'algoritmo verifica che compaia sempre un massimo tra due minimi e in caso contrario inserisce un nuovo minimo in mezzo e ripete (figura 4.8a), poi laddove trova due massimi consecutivi tra due minimi inserisce il punto di valore più basso disponibile tra i due massimi all'insieme dei minimi (figura 4.8b). Ogni finestra compresa tra due minimi corrisponde ad un passo completo (figura 4.9).

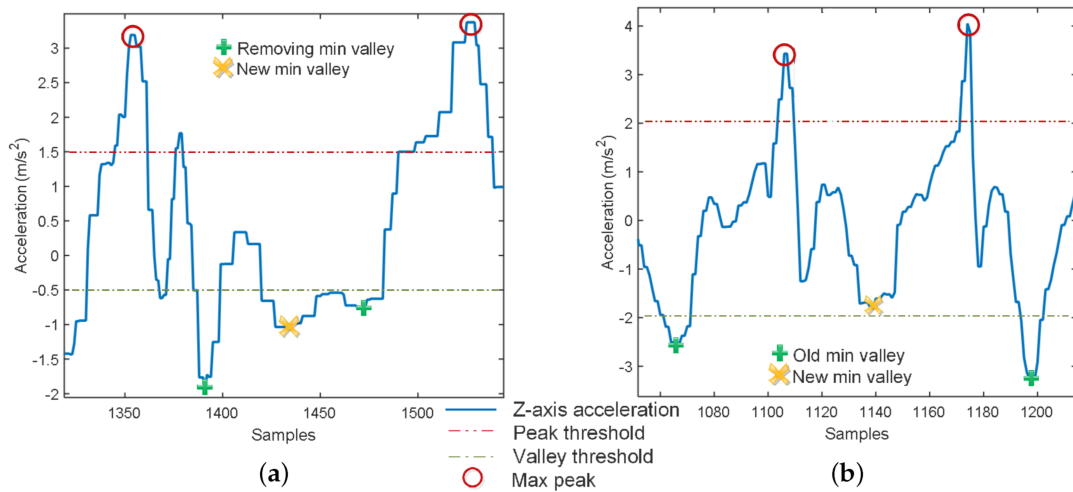


Figura 4.8: Situazioni nella ricerca dei minimi: (a) nessun massimo tra due minimi; (b) due massimi senza minimo (fonte: [20])

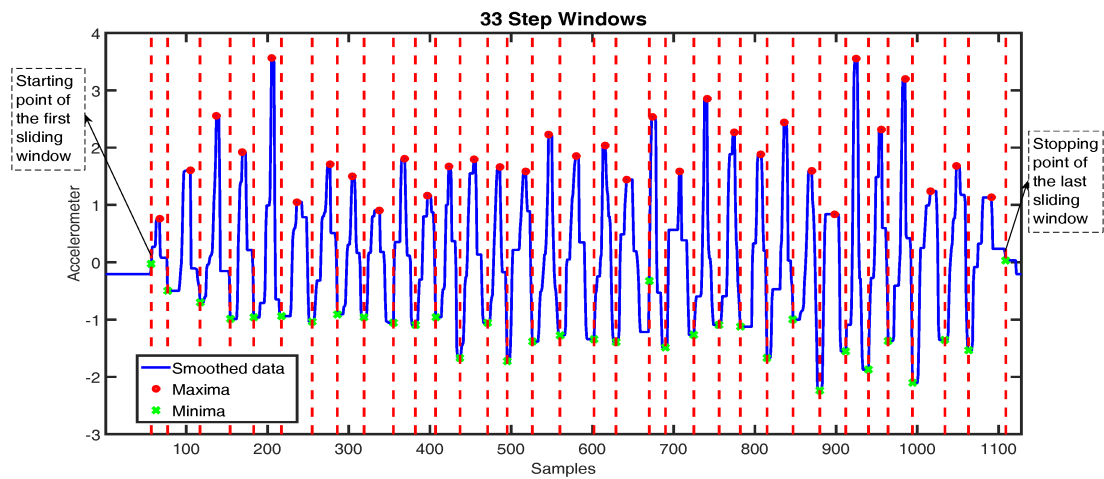


Figura 4.9: Identificazione dei passi su dati comprensivi di massimi e minimi (fonte: [20])

Per il calcolo della lunghezza dei passi i ricercatori propongono una versione modificata dell'algoritmo di Weinberg et al. [37]:

$$l = K \cdot \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} \quad (4.5)$$

dove l è la lunghezza del passo e a_{max} e a_{min} sono il massimo e il minimo valore di accelerazione misurati nella finestra di un passo. K , invece, viene calcolata come una funzione polinomiale della velocità media di camminata. La distanza totale viene poi calcolata come la somma dei singoli passi.

Il sistema è stato testato e confrontato, tra gli altri, con il sistema MMPDR, ottenendo risultati nettamente migliori. MMPDR applicato sui dati acquisiti in questo esperimento ha riportato un errore del 10,82% contro il 4,89% del sistema proposto qui in un percorso di 10 metri. Ancora peggio le cose sono andate in un percorso di 40 metri dove MMPDR ha avuto un errore medio del 17,58% contro il 4,19% degli algoritmi proposti. Sicuramente ha influito il sistema di stima della lunghezza del passo che, in questa ricerca, viene adattato dinamicamente alla velocità di camminata.

È anche interessante notare come non venga rilevata, negli esperimenti riportati, la tendenza dell'errore a crescere nel tempo. Addirittura sul percorso da 40 metri si hanno risultati migliori rispetto a quello da 10 metri. Questo è un risultato inaspettato e sarebbe interessante testare questo sistema su distanza più lunghe, almeno paragonabili ai test effettuati nelle altre ricerche.

	scenario	sensori utilizzati	algoritmi utilizzati			risultati ottenuti	
			identificazione passi	stima lunghezza passi	stima orientamento	lunghezza percorso	accuratezza
[22]	smartphone mantenuto in posizione prestabilita	3-accelerometro, 3-giroscopio, 3-magnetometro	identificazione picchi e attraversamenti dello zero	Weinberg et al. [37]	fusione giroscopio e magnetometro	75m, 50s 85m, 60s	>98%
[21] SmartPDR	smartphone in qualsiasi posizione, testato solo in posizione prestabilita	3-accelerometro, 3-giroscopio, 3-magnetometro	filtraggio e identificazione picchi	Weinberg et al. [37] oppure una versione modificata in base alla situazione	fusione giroscopio e magnetometro evoluta rispetto a [22]	169m, 120s	errore max: 1.62m attendibilità [34]: 99,2%
[35] EPDR	smartphone libero di essere utilizzato in una di 3 posizioni	3-accelerometro, 3-giroscopio	diversa in base alla modalità, filtraggio e identificazione picchi	radice della frequenza di camminata	lettura angolo giroscopio tra singoli passi	96,33m	errore max: < 1m
[34] MMPDR	smartphone libero di essere utilizzato in una di 3 posizioni	3-accelerometro, 3-giroscopio	[35] (EPDR) perfezionato solo nelle costanti	[35] (EPDR)	[35] (EPDR) con lettura angolo giroscopio tra singoli passi oppure tra due passi	96,33m	attendibilità: 98,91%
[20]	smartphone in posizione prestabilita, tracciati solo passi e lunghezza, non orientamento	3-accelerometro	filtraggio tramite FFT seguito da rilevazione di massimi e minimi	Weinberg et al. [37] modificato per adattarsi alla velocità di camminata	N/D	10m 20m 30m 40m	errore: 4,89% errore: 4,48% errore: 4,55% errore: 4,19%

Tabella 4.1: Riepilogo sistemi di PDR senza riferimenti e infrastruttura

4.3 Un'alternativa all'infrastruttura

Tutti i sistemi di PDR trattati finora sono accomunati dall'utilizzo dei sensori inerziali montati su smartphone (quindi di grado consumer) e senza l'utilizzo di riferimenti esterni di alcun genere. Si sono infatti visti alcuni difetti, tra cui l'impossibilità di ottenere un sistema in grado di ricalibrarsi da solo in corso d'opera con la conseguenza di un evidente accumulo di errori nel tempo.

Un metodo, chiamato ZUPT², è spesso utilizzato per ridurre alcuni degli errori accumulati. Banalmente, questa tecnica consiste nell'identificare quegli istanti in cui la IMU è statica, nonché, in un sistema di PDR, gli unici istanti in cui i valori delle misurazioni inerziali sono conosciuti con certezza. La velocità della IMU in tali istanti è idealmente zero e questo permette di considerare tutto ciò che non sia nullo come errore di misura. È anche possibile utilizzare questa misurazione dell'errore per annullarlo in una finestra di tempo antecedente lo ZUPT [1].

Posizionamenti della IMU vincolati al soggetto da tracciare rendono molto più facile l'applicazione di meccanismi come lo ZUPT, ed è quello che i ricercatori fanno nell'articolo [17]. Nel sistema proposto troviamo una IMU di grado tattico dal valore di circa 600\$³ composta da accelerometro, giroscopio e magnetometro tutti triassiali, affiancata ad un Ground Reaction Sensor Array (GRSA) montati entrambi in uno stivale. Il GRSA è un MEMS composto da tanti piccoli sensori, di 4mm x 2mm, uno accanto all'altro (da qua il termine array nel nome) che, posti nella suola dello stivale, permettono di rilevare la quantità di pressione esercitata dal tallone al suolo. L'immagine 4.10 rende bene l'idea del meccanismo.

Con questo sistema è quindi possibile identificare correttamente il tempo di FoG⁴ e, quindi, il punto esatto in cui stabilire che le misurazioni della IMU debbano essere nulle (figura 4.11).

Si è reso necessario calibrare il sistema prima che potesse essere utilizzato a causa di derive ed errori di scala. Per farlo è stato effettuato un percorso ad L (piuttosto che un percorso quadrato più difficile da realizzare con precisione) estrapolando gli errori citati.

Il sistema è stato sperimentato in un parco all'aperto per un percorso totale di circa 3100 metri e una durata di 85 minuti. L'errore rilevato è stato al massimo di 5,5 metri e in media di 4 metri, corrispondenti allo 0,13% della distanza totale percorsa.

I ricercatori hanno anche messo a confronto i risultati del sistema proposto con quelli che si sarebbero ottenuti applicando il metodo ZUPT ma esclu-

²Zero Velocity UPdaTe, aggiornamento a velocità nulla

³<http://www.intersense.com/pages/18/234>

⁴Foot on Ground, piede a terra

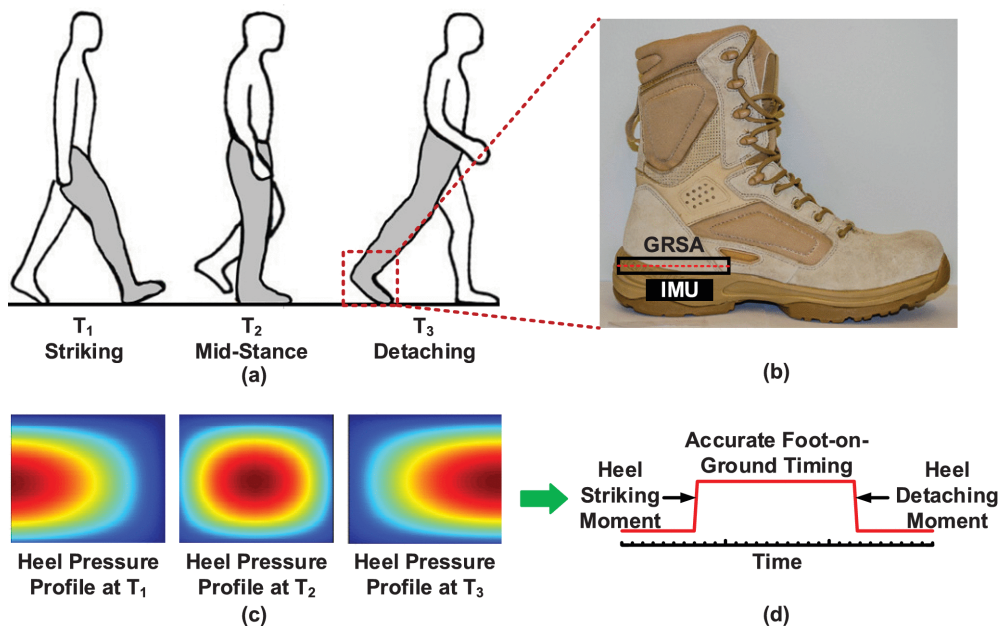


Figura 4.10: Sistema di PDR affiancato a GRSA (fonte: [17])

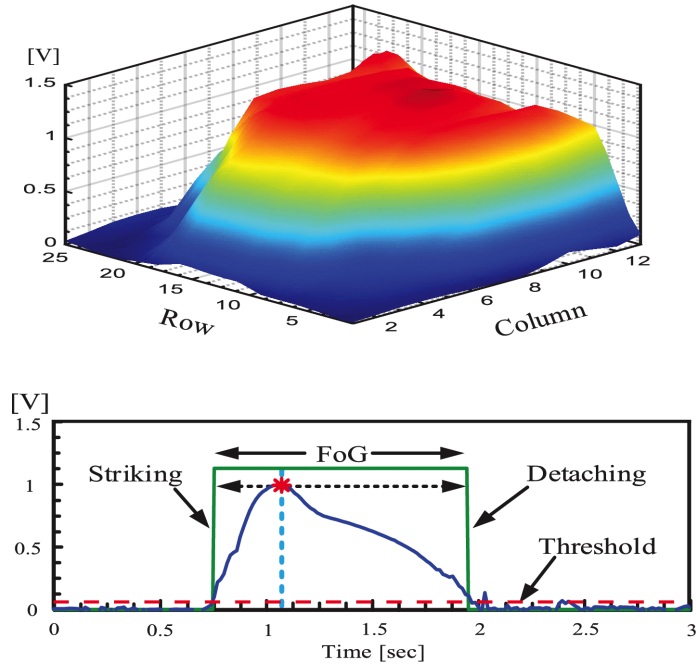


Figura 4.11: (a) Output del GRSA nel momento stazionario e (b) relativa identificazione del tempo di FoG (fonte: [17])

dendo il GRSA, affidandosi quindi alla sola IMU anche per rilevare i tempi di FoG. L'errore medio nella stima della posizione con questa configurazione è stata di 15 metri.

Da questi risultati si può notare come sistemi che prevedono una ricalibrazione e con sensori vincolati diano risultati decisamente migliori rispetto a quelli che si affidano ad IMU su smartphone troppo soggetti a movimenti non derivanti dalla variazione della posizione dell'utente.

4.4 Posizionamento indoor

Un sistema di posizionamento indoor è un sistema che traccia continuamente e in tempo reale la posizione di una persona o un oggetto in un ambiente indoor (cioè al chiuso). [4]

I sistemi di PDR visti finora sono indipendenti dal contesto in cui li si utilizza. Questo è sicuramente un pregio, perché non prevedono la presenza di un'infrastruttura e possono essere utilizzati ovunque. Si è anche visto, però, che tali sistemi hanno la tendenza ad accumulare errori e non offrono un'accuratezza sufficientemente elevata per una buona localizzazione indoor. Generalmente la localizzazione indoor e quella outdoor hanno requisiti diversi: si vuole ad esempio localizzare la strada che un utente sta percorrendo all'esterno mentre si vuole identificare il prodotto davanti a cui il cliente di un supermercato si sia soffermato all'interno. È quindi chiaro che all'interno si avrà, sempre in linea generica, bisogno di una precisione più elevata nella stima della posizione. Al fine di ottenerla sono stati sviluppati sistemi di localizzazione indoor che sfruttano le tecnologie più disparate: Wi-Fi, bluetooth...

Trasmettitori radio di ogni genere possono essere utilizzati come punti di riferimento da un dispositivo di localizzazione per stabilire la posizione mediante tecniche come trilaterazione, triangolazione e fingerprinting.

- La *trilaterazione* stima la posizione di un oggetto calcolando la distanza tra esso e 3 punti riferimento per la localizzazione 2D (4 punti di riferimento per la localizzazione 3D). È forse il sistema più intuitivo e più facile da associare a questo tipo di tecniche.

Per ottenere la distanza da un punto di riferimento la tecnica più utilizzata è quella del Time Of Arrival (TOA), anche detto Time of Flight (ToF): viene misurato il tempo necessario ad un segnale per percorrere la distanza che separa l'oggetto da tracciare e il punto di riferimento viaggiando a velocità nota.

Diversamente può essere utilizzato il calcolo dell'attenuazione del segnale. Si misura la graduale riduzione della potenza del segnale durante la trasmissione. Data una funzione che associa attenuazione e distanza per il tipo di segnale e di trasmettitore in oggetto è possibile calcolare la distanza tra sorgente e destinazione.

- La *triangolazione* assomiglia alla trilaterazione ma invece del TOA utilizza il Angle of Arrival (AOA) e, come dicono i nomi, al posto delle distanze utilizza gli angoli. Conoscendo l'angolo con cui un segnale è ricevuto, è sufficiente ricevere un segnale da due punti di riferimento per essere in grado, tramite le regole della trigonometria, di risalire alla posizione 2D.
- Il *fingerprinting* necessita di una mappatura preventiva dell'area in cui effettuare la localizzazione. In questa prima fase viene costruita una mappa delle impronte lasciate dai segnali radio in varie posizioni dei locali. Le impronte sono formate, ad esempio, dalla potenza dei segnali ricevuti (RSS⁵). Con questa mappa, nella fase di localizzazione, è possibile cercare una corrispondenza tra i segnali che si stanno ricevendo (e la relativa potenza) e la mappa realizzata in precedenza.

Fondendo queste tecniche con quelle di PDR è possibile ottenere affidabili sistemi di posizionamento indoor, come quelli in rassegna nel successivo paragrafo 4.5.

4.5 Sistemi di PDR dipendenti da infrastruttura

Nel primo articolo in analisi [39] i ricercatori hanno realizzato un sistema di posizionamento indoor, funzionante da smartphone, basato su PDR e su un'infrastruttura composta da trasmettitori bluetooth BLE (che si ricorda possono essere operativi per anni alimentati da una batteria a bottone).

I ricercatori hanno deciso di realizzare un sistema non basato su fingerprinting, in modo da renderlo indipendente da preventiva mappatura, hanno quindi adottato lo storico modello di propagazione del segnale radio proposto da Friis [15] riadattandolo sulla base di ricerche più recenti:

$$P_r(d) = P_0(d_0) - 10\alpha \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + \xi \quad (4.6)$$

⁵Received Signal Strength, potenza del segnale ricevuto

dove $P_r(d)$ è la RSS a distanza d dalla sorgente, d_0 è la distanza di riferimento, $P_0(d_0)$ è la RSS a distanza d_0 , α è il coefficiente di perdita di potenza del segnale e ξ è una variabile Gaussiana a media nulla.

Nell'applicazione pratica, però, i ricercatori si sono presto resi conto che questo modello non distingue tra il caso in cui ci si stia avvicinando alla sorgente bluetooth e il caso in cui ci si stia allontanando. Intuitivamente, in fase di allontanamento, il corpo umano si frappone tra il trasmettitore e lo smartphone, indebolendo la potenza del segnale ricevuto. Il modello di cui sopra viene quindi modificato, nel caso in cui l'utente si stia allontanando dal trasmettitore bluetooth, in:

$$P_r(d) = P_0(d_0) - 10\alpha \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + \text{HOF} + \xi \quad (4.7)$$

dove HOF viene definito come lo Human Occlusion Factor e varia da persona a persona.

Come punti di riferimento, necessari per riconoscere almeno saltuariamente la posizione assoluta, il sistema utilizza la posizione dei trasmettitori bluetooth stessi. Tali trasmettitori, montati a soffitto, avranno esattamente sotto di loro il massimo segnale possibile, permettendo al sistema di identificare univocamente il momento in cui l'utente si trova in corrispondenza di un trasmettitore.

Fissati i punti di riferimento e le modalità per riconoscerli, i ricercatori affrontano la parte del sistema relativa al PDR. Per il riconoscimento dei passi, il segnale proveniente dall'accelerometro viene prima di tutto filtrato per ridurre il rumore, poi vengono considerate due soglie in modo da dividere in tre stati i possibili valori dell'accelerazione: -1 (sotto entrambe le soglie), 0 (tra le due soglie), 1 (sopra entrambe le soglie). Un passo viene rilevato quando il segnale compie il percorso $1 \rightarrow 0 \rightarrow -1 \rightarrow 0 \rightarrow 1$.

Per stimare la lunghezza dei passi i ricercatori si affidano anch'essi al modello ideato da Weinberg et al. [37] già citato in precedenza.

$$l = s \cdot \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} \quad (4.8)$$

dove s , dipendente soprattutto dall'altezza, è diverso da persona a persona e va calibrato. Per farlo, i ricercatori, propongono un metodo dinamico: non appena l'utente al primo utilizzo attraverserà due punti di riferimento (di cui, si ricorda, la posizione assoluta è nota), il sistema conoscerà distanza percorsa e numero e qualità dei passi effettuati. Potrà quindi adattare il valore di s in modo da rispecchiare la rotta tracciata. Questo avviene anche successivamente ai primi minuti di utilizzo, in maniera dinamica, rendendo s sempre più vicino al valore ideale per l'utente.

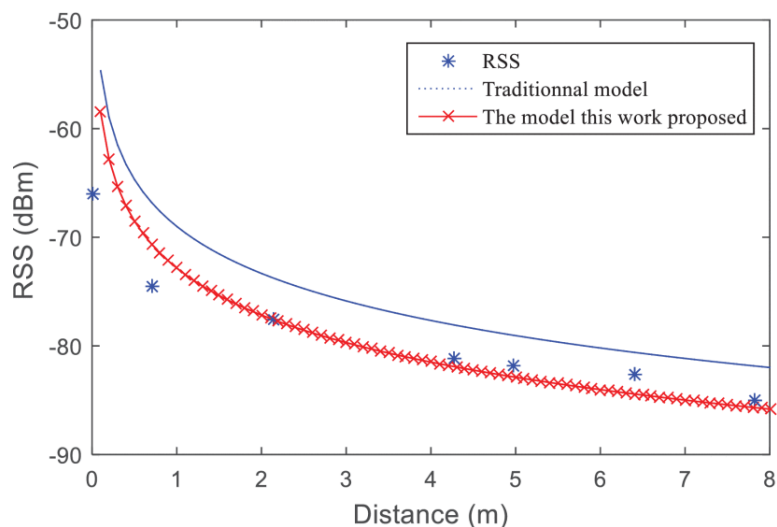


Figura 4.12: Confronto tra modello tradizionale e modello proposto in fase di allontanamento dal trasmettitore BLE (fonte: [39])

L'utilizzo del giroscopio e del magnetometro per stimare l'orientamento viene citato ma non approfondito all'interno dell'articolo.

Per fondere i dati di posizione stimati tramite bluetooth e quelli stimati tramite PDR viene utilizzato un filtro Kalman, ciò permette, ad esempio, di annullare gli errori accumulati dal PDR quando si attraversa un punto di riferimento.

Per sperimentare il funzionamento del sistema i ricercatori si sono recati in un centro commerciale in cui è già stata realizzata una rete di dispositivi BLE. Nel centro commerciale sono, infatti, installati 54 trasmettitori BLE per un'area di $43000m^2$. I ricercatori hanno avuto la conferma delle loro supposizioni riguardo la fase di allontanamento dal trasmettitore, dimostrando la correttezza del modello proposto (figura 4.12). In figura 4.13, invece, si può notare come il segnale ricevuto mantenendo fisso il dispositivo ricevitore abbia un'oscillazione di 10dBm risultando più stabile del segnale Wi-Fi.

In conclusione il sistema ha ottenuto un errore al di sotto del 4% nella stima del numero dei passi e, in un percorso libero, di cui non sono indicate lunghezza o durata, l'errore di stima della posizione si è mantenuto al di sotto del metro, entro 0,8 metri per la precisione.

In [6] il sistema proposto è sempre funzionante da smartphone e unisce ad un sistema di PDR l'utilizzo del fingerprinting Wi-Fi e di campi magnetici come tecnica per il posizionamento indoor. Al contrario di ciò che si potrebbe pensare questo sistema non necessita della progettazione di un'infrastruttu-

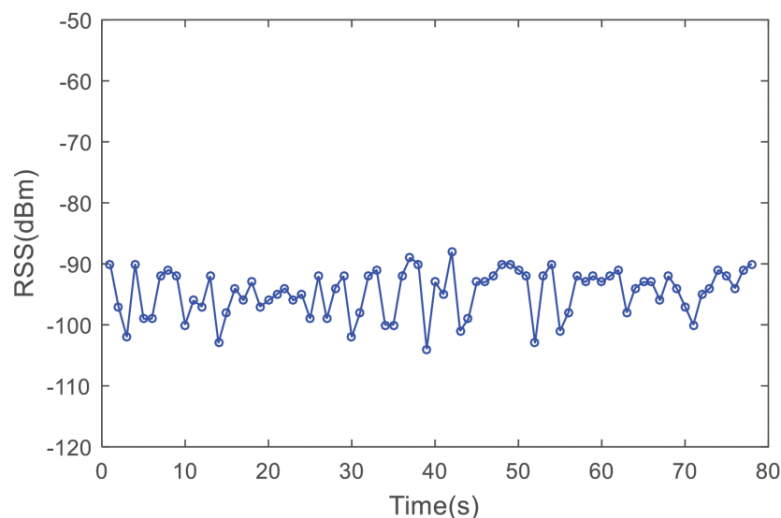


Figura 4.13: Instabilità del segnale bluetooth (fonte: [39])

ra ma sfrutta le impronte (fingerprint) di segnali Wi-Fi e campi magnetici residui naturalmente presenti all'interno di un edificio.

In una prima fase i ricercatori hanno realizzato un'applicazione Android per raccogliere dati sull'edificio oggetto della ricerca mappandolo (come prassi per un sistema che sfrutta tecniche di fingerprinting). Tale applicazione richiede l'inserimento della mappa dell'edificio e, successivamente, di spostarsi in vari punti e avviare le misurazioni.

Per ridurre la computazione in fase di localizzazione, i dati raccolti vengono modellati sotto forma di Gaussiane miste prendendo spunto da una precedente ricerca di Kaji et al. e riadattandola per poter modellare anche i dati dei campi magnetici residui. Un esempio grafico di come i dati vengano modellati si ha in figura 4.14.

Passando al sistema vero e proprio e, per prima, alla parte di PDR, l'identificazione dei passi avviene mediante l'algoritmo proposto da Alzantot et al. [3]. Tale algoritmo prevede 4 soglie, contro le 2 viste precedentemente, e può essere schematizzato come la macchina a stati finiti di figura 4.15. Gli stati hanno i seguenti valori: S0: soggetto fermo, S1: inizio del movimento, S2: osservazione del massimo, S3: osservazione del minimo, S4: movimento completo, S5: rilevazione del passo. Il passaggio da uno stato all'altro avviene quando la norma x dell'accelerazione soddisfa la condizione indicata in figura 4.15. Le soglie sono state fissate empiricamente.

Per la determinazione della lunghezza del passo è stato utilizzato un algoritmo statico:

$$l = h \cdot 0.4 \quad (4.9)$$

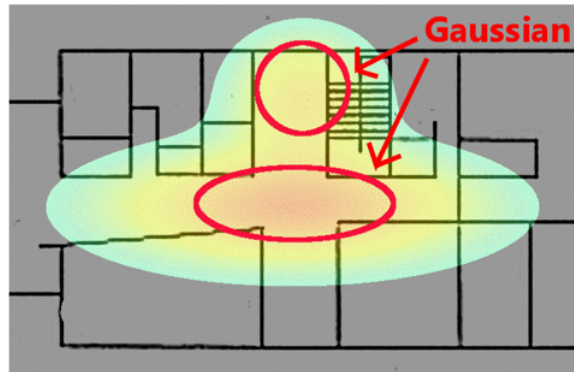


Figura 4.14: Modello a Gaussiane miste rappresentante impronte Wi-Fi (fonte: [6])

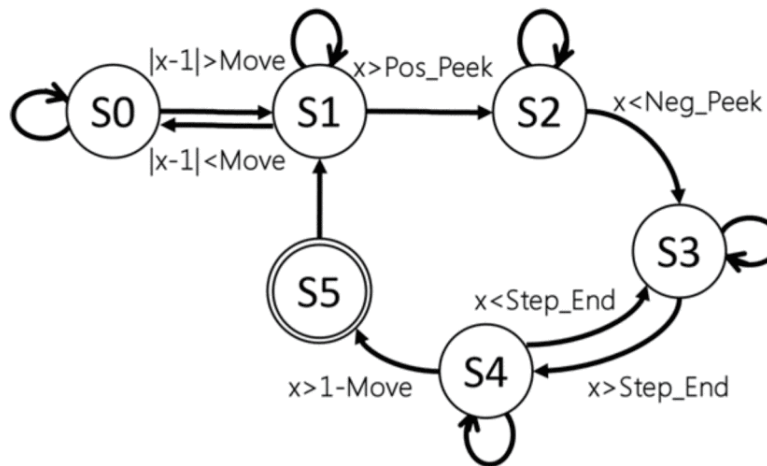


Figura 4.15: Stati finiti dell'identificazione dei passi (fonte: [6])

dove h è l'altezza dell'utente.

Per stimare l'orientamento del dispositivo vengono confrontati da un filtro Kalman le stime dell'orientamento ricavate utilizzando l'accelerometro, cioè mediante la direzione dell'accelerazione gravitazionale, e quelle ricavate tracciando gli spostamenti mediante le misurazioni del giroscopio. Non viene tenuto in considerazione il magnetometro perchè i ricercatori sostengono che, essendo un sistema studiato per il funzionamento indoor, il magnetometro risenta di troppi disturbi e non sia affidabile per l'utilizzo come bussola. Dato l'orientamento, viene utilizzata l'accelerazione per stimare la direzione in cui l'utente si stia spostando.

I dati della posizione provenienti dagli algoritmi di PDR e quelli derivate dalle impronte di Wi-Fi e cariche magnetiche residue, vengono poi fusi

mediante un filtro particellare.

L'esperimento di verifica di funzionamento del sistema si è svolto in una stazione in Giappone dove più di 5 AP Wi-Fi sono costantemente osservabili. Due percorsi sono stati effettuati da 4 persone 3 volte con uno smartphone in cintura e uno in mano di fronte a sé. Il primo percorso, su di un piano, lungo 71 metri, mentre il secondo, su due piani, lungo 118 metri. I dati sono stati analizzati in un secondo momento e non in tempo reale.

Nel primo percorso, il metodo proposto ha stimato la posizione con un errore di 5,1 metri con lo smartphone fissato alla cintura e di 5,6 metri con il dispositivo in mano. Nel secondo percorso, l'errore è stato di 7,6 metri con un'accuratezza nella stima del piano del 74% con lo smartphone fissato alla cintura, e di 6 metri e un'accuratezza nella stima del piano del 77% con il dispositivo in mano.

I ricercatori hanno quindi concluso che il sistema è in grado di stimare la posizione dell'utente con un errore entro gli 8 metri. Inoltre, analizzando i risultati, hanno ipotizzato che il sistema stimi in maniera meno accurata ma con errore costante la posizione tramite il Wi-Fi, mentre ottenga un risultato più preciso, ma destinato ad accumulare errore, con l'utilizzo di PDR e campi magnetici.

Quello che segue è senza dubbio l'articolo che ho trovato più interessante, ed è anche uno di quelli che ha ottenuto i migliori risultati. Si tratta di [36] in cui gli sviluppatori utilizzano un approccio simile a quello del fingerprinting ma senza mappare l'area in anticipo. Il sistema, denominato *UnLoc*, raccoglie durante l'uso quante più informazioni possibile dall'ambiente mappandolo contestualmente alla localizzazione dell'utente. L'idea è di rendere tutto disponibile online in modo che solo i primi utenti riscontrino carenza di dati mentre i successivi continueranno, senza rendersene conto, a migliorare il sistema nonostante la già sufficiente precisione. Questo abbatta i costi della realizzazione di un'infrastruttura ad hoc.

Il sistema è stato concretizzato con un'applicazione Android che utilizza principalmente accelerometro, giroscopio, magnetometro e Wi-Fi. Sarebbe sbagliato limitarsi a considerare questi sensori/tecnologie, perché l'idea di fondo è che qualsiasi dato possa essere utile a identificare una posizione. Ad esempio potrebbero esserci zone in cui il telefono risulta senza copertura di rete GSM/3G, oppure zone più o meno buie e/o silenziose: le rilevazioni di suono e luce sono state disattivate per risparmiare batteria ma l'ipotesi è di abilitarle in caso di dubbi da parte del sistema e quindi solo in caso di necessità.

UnLoc divide in due gruppi i punti di riferimento mappati. I primi, detti Seed Landmarks (SLMs) sono composti dalle misurazioni relative a compo-

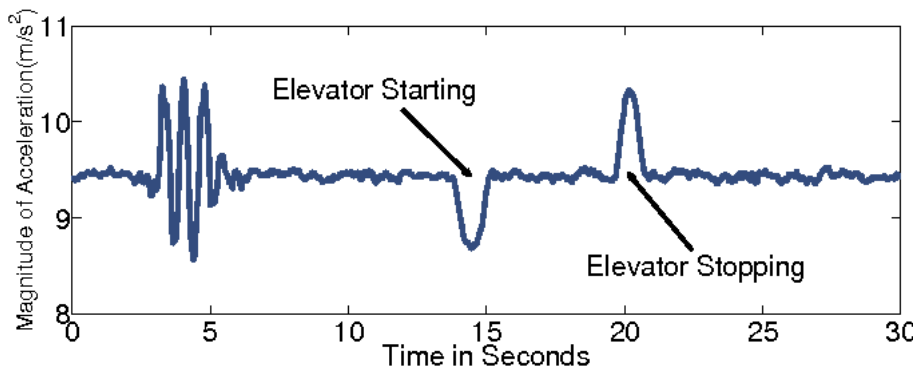


Figura 4.16: Impronta lasciata dall'utilizzo dell'ascensore nelle misurazioni dell'accelerometro (fonte: [36])

nenti strutturali dell'edificio come scale, ascensori, ingressi. . . Ad esempio gli ingressi sono caratterizzati da un calo drastico della ricezione GPS quando l'utente entra nell'edificio e l'utilizzo dell'ascensore lascia nell'accelerometro un'impronta ben distinta, come visibile in figure 4.16. Addirittura, notando la direzione dei picchi di accelerazione, è possibile sapere se l'utente è salito o sceso.

La seconda tipologia è quella degli Organic Landmarks (OLMs). A questa categoria appartengono le impronte ambientali, come quelle misurate da Wi-Fi e magnetometro: la presenza di metalli, ad esempio, crea un'impronta distinguibile e riproducibile misurata dal magnetometro. Lo schema di identificazione di un OLM è rappresentato in figura 4.17: le misurazioni ambientali compongono una matrice dove l'elemento $\langle i, j \rangle$ corrisponde alle misurazioni dei sensori del dispositivo i all'istante j . Tali misurazioni vengono poi raggruppate per similitudine, se un intero gruppo di misurazioni simili risulta essere racchiuso in una piccola posizione (ricavata dal dead reckoning), allora forma un OLM e diventa punto di riferimento per il futuro.

In aggiunta ai landmarks, UnLoc utilizza il PDR per tracciare gli spostamenti tra un landmark e l'altro, ottenendo un'accuratezza costante, perché l'errore accumulato naturalmente dalla IMU viene azzerato in corrispondenza dei punti di riferimento. È stato anche effettuato dai ricercatori un tentativo di doppia integrazione dei dati provenienti dall'accelerometro ma è stata, ancora una volta, misurata una crescita dell'errore ingestibile: 100 metri di errore dopo appena 30 metri di effettivo spostamento. Per questo si è poi scelto di utilizzare algoritmi di PDR.

Per l'identificazione dei passi viene applicato un filtro passa-basso al segnale dell'accelerometro e vengono cercati i minimi. Una volta registrati due minimi si cerca il massimo tra loro e, se supera una certa soglia, si incrementa

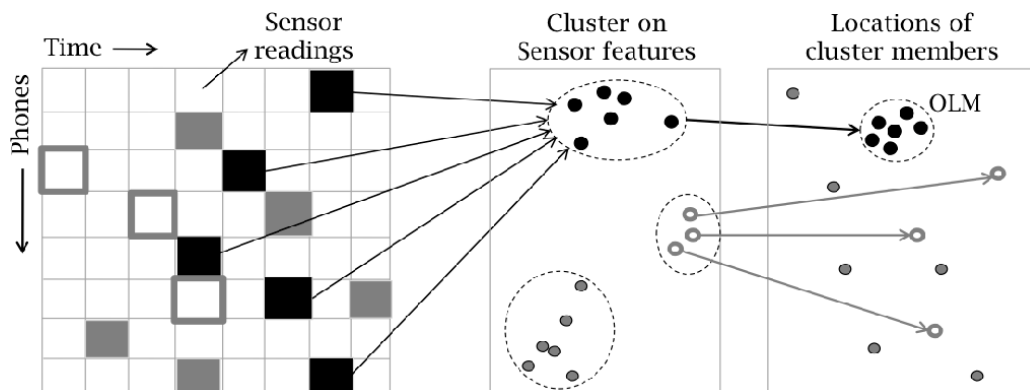


Figura 4.17: Schema di riconoscimento di un OLM (fonte: [36])

il conteggio dei passi.

Il calcolo della lunghezza degli stessi avviene approfittando del passaggio tra due punti di riferimento, come già visto per [6]. Si ottiene così un errore con andamento a dente di sega, come visibile in figura 4.18.

L'orientamento è stato più complesso da ottenere, inizialmente i ricercatori hanno ipotizzato l'utilizzo del magnetometro come bussola, ma i campi magnetici dovuti a oggetti elettrici e ferromagnetici nelle vicinanze hanno reso impossibile ottenere risultati accettabili. I ricercatori si sono quindi spostati verso l'utilizzo del giroscopio, il quale però è in grado di fornire solo misurazioni relative e, anche supponendo di ottenere una traccia perfetta degli spostamenti, rimarrebbe impossibile determinarne la direzione iniziale senza ricorrere a riferimenti esterni. I landmarks vengono utilizzati anche per questo, facendo coincidere punto di partenza e attraversamento di uno di essi (figure 4.19 e 4.20).

Nei primi istanti, quando ancora il bias del giroscopio è sconosciuto al sistema, i segnali di giroscopio e magnetometro vengono sovrapposti e in quei momenti in cui i segnali risultano coerenti si ritiene affidabile la direzione ricavata dal magnetometro ottenendo, di conseguenza, il bias del giroscopio.

UnLoc è stato implementato su smartphone Android per la raccolta dei dati a lato client e con MATLAB per dead reckoning e riconoscimento e registrazione dei landmarks a lato server. Tre utenti in tre diversi edifici hanno sperimentato il funzionamento del sistema. Ogni utente ha utilizzato il sistema camminando liberamente con due smartphone, uno in tasca e uno in mano con lo schermo verso l'alto.

I ricercatori non hanno fornito dati dettagliati riguardo gli errori riscontrati, viene segnalato un errore in media entro 1,69 metri destinato a calare con l'uso del sistema. Questo risultato è in controtendenza rispetto agli altri

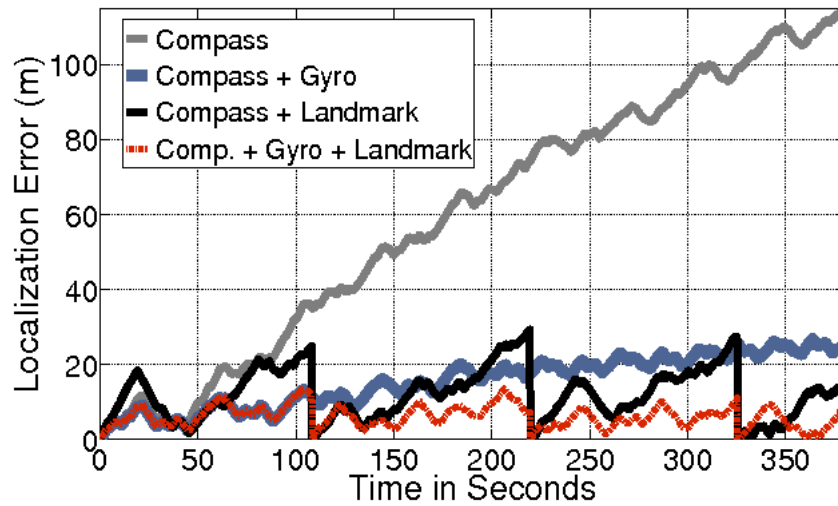


Figura 4.18: Valutazione dell'errore nella stima della posizione; l'accelerometro è sempre utilizzato in aggiunta ai citati (fonte: [36])



Figura 4.19: Possibili rotazioni del percorso tracciato senza conoscere il bias del giroscopio (fonte: [36])

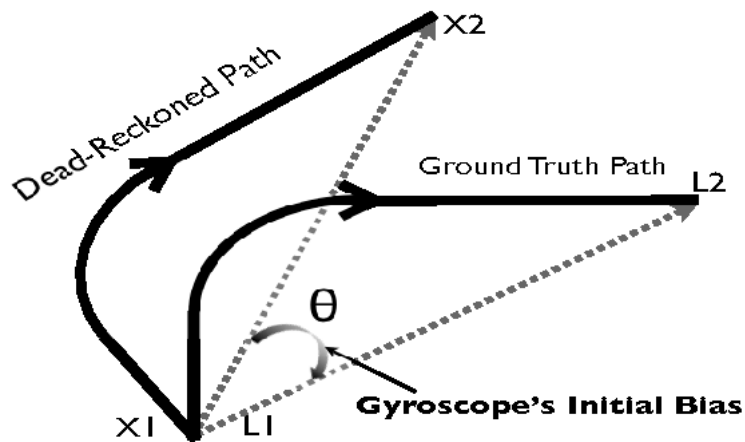


Figura 4.20: Correzione del bias del giroscopio utilizzando i landmarks (L1 e L2) (fonte: [36])

in rassegna: più viene utilizzato il sistema più l'errore cala e la localizzazione si fa più precisa. È chiaro che non appena tutti i landmarks possibili saranno stati mappati l'errore non si ridurrà ulteriormente, però, qualora l'accuratezza non fosse ancora sufficiente secondo i requisiti imposti, si potrebbe aggiungere qualche nuova fonte di dati (da sensori precedentemente non utilizzati) per ottenere altri punti di riferimento e ridurre ulteriormente l'errore.

I ricercatori hanno voluto mettere alla prova il sistema anche immaginando un ambiente con pochi landmarks. Riducendo il numero da 28 a 10 nei dati raccolti in uno dei tre esperimenti, hanno ottenuto un errore di localizzazione di 1,9 metri. Ci si aspetta che almeno pochi landmarks siano sempre presenti in qualsiasi edificio.

Ci sono almeno due aspetti che non sono stati sperimentati e che potrebbero incrementare l'errore: l'utilizzo di modelli diversi di smartphone che potrebbero effettuare misurazioni diverse e non riconoscere i landmarks e l'utilizzo dello smartphone in orientazioni varie.

Un altro articolo molto interessante è [27]. In questo articolo i ricercatori sviluppano un sistema per le squadre di soccorso in situazioni di emergenza. L'idea nasce dalla necessità di tracciare i membri di un team di soccorso o di sicurezza all'interno di un edificio eventualmente sprovvisti di qualsiasi informazione sullo stesso, permettendo comunque la coordinazione tra i membri.

L'intuizione chiave dei ricercatori è nel titolo: collaborative. Rendere i dispositivi comunicanti tra loro permette, oltre a conoscere la posizione degli

altri membri, di mantenere coerenti le misurazioni riducendo l'errore.

Per la parte di PDR i ricercatori si sono affidati ad una coppia di IMU MEMS montate negli stivali che comunicano con il resto del sistema attraverso una rete dedicata a 2,4GHz. I dati vengono raccolti alla massima frequenza possibile di 500Hz e ogni 250 misurazioni vengono elaborati e inviati al resto del sistema sotto forma di direzione e velocità con cui i piedi si stanno spostando. Vengono anche applicati meccanismi di ZUPT. Nell'articolo non è approfondito quali algoritmi siano utilizzati per riconoscimento e stima della lunghezza dei passi e stima dell'orientamento.

In aggiunta al PDR i ricercatori hanno tentato di utilizzare una camera con sensore ad ultrasuoni. Comunemente utilizzata nei droni puntata verso il suolo funziona similmente ad un mouse ottico: cioè utilizza le traslazioni e rotazioni delle immagini per stimare lo spostamento e la rotazione del drone. L'idea dei ricercatori è stata di utilizzarla puntandola verso il soffitto ma, sfortunatamente, anche in ambiente luminoso, non sono stati riscontrati risultati accettabili.

Un'altra tecnologia adottata in questo sistema è quella della navigazione visuale. La navigazione visuale prevede l'utilizzo di due videocamere identiche poste a distanza prestabilita e che inquadrino nella stessa direzione. Le immagini riprese dalle videocamere vengono poi elaborate come farebbe l'occhio umano: unendo le immagini delle due camere si ottengono le informazioni necessarie a stimare la profondità e l'algoritmo cerca poi dei punti di riferimento da tracciare durante gli spostamenti.

Infine, l'ultimo collaboratore del sistema è un drone. Tale drone, equipaggiato con IMU e GPS e in grado di comunicare con i dispositivi dei membri del team, fungendo da punto di riferimento per gli altri dispositivi. Ad esempio, se l'edificio dovesse avere pareti sottili, il drone potrebbe sostare subito fuori dall'edificio sotto copertura GPS dando una posizione assoluta di riferimento ai membri all'interno. Nel caso in cui il segnale radio trasmesso dal drone non riuscisse a penetrare le pareti dell'edificio, esso potrebbe entrare e aiutare come riferimento relativo o come ponte nelle telecomunicazioni.

Il nucleo di tutto il sistema si concretizza in un dispositivo montato sulla spalla degli utenti contenente barometro, un'altra IMU, ricevitore GPS e tutto il necessario per comunicare con altri dispositivi e con altri membri del team. Inoltre elabora tutti i dati in tempo reale con un filtro Kalman esteso a 21 stati: posizione, velocità, orientamento, bias e fattori di scala degli accelerometri, bias e fattori di scala dei giroscopi e bias del barometro. Per poter mantenere il sistema funzionante in tempo reale, le misurazioni vengono memorizzate in buffer e elaborate solo ogni 500 ms. Questo permette di avere sempre disponibili misurazioni da tutti i sensori e dispositivi, dato che alcuni, come il GPS, sono più lenti di altri.

Il sistema è stato testato da un team di 8 persone in un ambiente urbano simulato composto da edifici a tre piani e tunnel sotterranei, solo uno dei membri è stato attrezzato con il sistema di navigazione visuale. Purtroppo il drone non è stato utilizzato a causa di problemi di ricezione del segnale. Senza tenere in considerazione il sistema di navigazione visuale, è stato riscontrato un errore massimo di 15,8 metri nei 6 minuti e mezzo di assenza del segnale GPS. Il sistema di navigazione visuale da solo, invece, ha avuto un massimo di 25 metri di errore seguendo la stessa traiettoria.

I risultati non sono stati incoraggianti quanto i ricercatori sperassero ma aprono le porte a future ricerche e miglioramenti.

Capitolo 5

Conclusioni

In questa tesi sono stati messi in rassegna molti articoli, alcuni dei quali con meno di un anno di vita, con l'intenzione di analizzare lo stato della ricerca più recente possibile.

5.1 Lo stato attuale della ricerca

Con la lettura degli articoli riportati è possibile trarre alcune conclusioni.

- *I sensori inerziali di grado consumer sono inutilizzabili in sistemi di dead reckoning "puro".*

Considerando "puri" quei sistemi in cui i sensori inerziali vengono utilizzati con integrazione delle misurazioni e senza riferimenti esterni o infrastruttura, questa affermazione può senza dubbio considerarsi verificata. Quasi tutti gli articoli trattati hanno fornito prove (con grafici e dati) a dimostrazione dell'inefficienza di tali sensori in sistemi di navigazione inerziale a causa dei troppi errori accumulati. Anche i tentativi di miglioramento, con calibrazione e filtri di ogni genere, hanno comunque fornito risultati con errore troppo elevato per la maggior parte delle applicazioni pratiche.

Le cose cambiano se si parla di sensori di grado superiore, i quali permettono di allungare di molto il tempo prima che il sensore diventi inaffidabile, ma arriviamo al prossimo punto.

- *Un sistema di dead reckoning "puro" è destinato ad accumulare errore.*

La tecnica del dead reckoning, per come è strutturata, non prevede un azzeramento degli errori che sono destinati ad accumularsi sempre più.

Qualsiasi sia il grado dei sensori utilizzati sono presenti derive ed errori di scala, seppur minimi nei sensori più costosi. Si veda la tabella 2.1.

Si è visto anche negli articoli [26, 28] che, nonostante l'uso di sensori di grado tattico, la tendenza manifestata dagli errori è quella di crescere nel tempo.

Si tenga a mente che ci si riferisce sempre a sistemi idealmente operanti in tempo reale che non possono compiere alcuna previsione sulle posizioni future. Già solo un sistema realizzato in modo che l'algoritmo incaricato di stimare il percorso effettuato supponga di terminare al punto di partenza otterrà risultati migliori.

- *Con saltuarie correzioni (position fixing) è possibile migliorare sensibilmente le stime dei sistemi di dead reckoning*

La fusione di sistemi di position fixing e dead reckoning da ottimi risultati, questo è osservabile sia nei sistemi analizzati in 3.1 in cui il GPS fornisce un riferimento di posizione assoluta azzerando gli errori, sia nel sistema presentato in [17] dove viene applicata la tecnica di ZUPT, sempre grazie a sensori addizionali. I sistemi nominati sono stand alone e, quindi, indipendenti da infrastruttura, diversi da quelli più vicini al posizionamento indoor che al dead reckoning analizzati in 4.5 e discussi in seguito.

- *Il PDR può essere considerato un'evoluzione del dead reckoning per scenari pedestrian.*

Questa affermazione è verificabile confrontando gli articoli del capitolo 3 con quelli del capitolo 4. I sistemi di PDR, restringendo notevolmente il campo di applicazione, permettono di applicare tecniche, illustrate in 4.1 e viste in pratica nel resto del capitolo, come identificazione e stima della lunghezza dei passi. Queste tecniche evitano di compiere operazioni di integrazione (che incrementano esponenzialmente l'errore accumulato) fornendo al contempo risultati migliori per quanto riguarda la distanza percorsa.

Per stimare l'orientamento si sono poi viste varie tecniche e non è possibile decretare le migliori, è possibile concludere che il magnetometro risulta inutilizzabile come bussola in scenari indoor e che il giroscopio, fornendo solo misure relative e che accumulano errore, difficilmente può essere impiegato da solo; infatti in [21] vengono utilizzati assieme in modo da sfruttare i punti di forza di entrambi, mentre in [34] viene aggiunto anche l'accelerometro, sfruttato per catturare il vettore del-

l'accelerazione gravitazionale e, quindi, l'orientamento del dispositivo. Con quest'ultimo esempio mi collego al prossimo punto.

- *Più dati ci sono in gioco, più le stime sono accurate.*

Nonostante l'articolo [28] tenti l'approccio di eliminare l'accelerometro con l'intenzione di ridurre l'errore, si può affermare che, salvo l'utilizzo di sensori di grado particolarmente alto, più misurazioni vengono effettuate, di ogni genere, più la stima sarà affidabile. Un ottimo esempio di fusione intelligente delle misurazioni di sensori diversi la vediamo in [36] dove i ricercatori sovrappongono le misurazioni di magnetometro e giroscopio ritenendo affidabili solo quelle coerenti l'una con l'altra.

Nel libro online [23] l'autore spiega come la fusione di due sensori, uno molto preciso e l'altro piuttosto inaffidabile, fornisca stime più attendibili dell'utilizzo del solo sensore più performante. La fusione proficua di tanti dati e misurazioni è resa possibile dalla relativa categoria di algoritmi, indispensabili nel dead reckoning.

- *Tutti gli articoli utilizzano modelli probabilistici e filtri relativi: Kalman, metodi Monte Carlo...*

Quasi tutti i ricercatori si affidano ad approcci noti di sensor fusion, questo è verificabile nelle tabelle 3.1 e 3.2, ovvero in tutti i sistemi di dead reckoning (non pedestrian) analizzati. Tra questi, [2] dimostra che il filtro di Kalman Unscented fornisca risultati migliori del filtro di Kalman esteso. Il filtro Kalman esteso, inoltre, è la prima alternativa al filtro di Kalman per sistemi in cui l'approssimazione lineare risulti limitante.

Nel PDR i filtri perdono la loro posizione centrale perché approcci più semplici sono preferibili per alcune componenti nel sistema; sono comunque fondamentali e utilizzati, ad esempio, nella stima dell'orientamento per i casi senza infrastruttura e nel fondere assieme le misurazioni di più tecnologie (bluetooth, wi-fi, magnetometro...) nei sistemi comprendenti fingerprinting.

- *In ambito di posizionamento indoor il PDR può aiutare a "colmare i vuoti" lasciati dalle tecniche impiegate.*

Esistono molti sistemi di posizionamento indoor in letteratura indipendenti da tecniche di dead reckoning o di PDR. Tali sistemi fanno chiaramente affidamento solo alle tecniche di triangolazione, trilaterazione e fingerprinting illustrate in 4.4. Riferendoci a scenari in cui si desidera tracciare una persona all'interno di un edificio, il PDR permette di

migliorarne i risultati. Questo è facilmente intuibile: il posizionamento indoor non riesce a tracciare costantemente la posizione in grandi edifici a più piani, salvo l'utilizzo di numerosi punti di riferimento e tecnologie particolarmente costose. Riducendo il numero di punti di riferimento e i relativi costi è possibile mantenere una precisione molto elevata grazie al PDR, come dimostrato direttamente in [36] e indirettamente in tutti gli altri articoli in 4.5.

5.2 Uno sguardo al futuro

A conclusione della trattazione è molto interessante notare gli esperimenti svolti in [12] dove i ricercatori hanno applicato all'output di una IMU meccanismi di *deep learning* nell'ottica di impiegare tali ricerche per migliorare i sistemi di navigazione inerziale dei veicoli a guida automatica. Stando a quanto riportato nello stesso articolo, è il primo esperimento in questa direzione.

L'esperimento è stato svolto in laboratorio facendo subire alla IMU, dotata di accelerometro e giroscopio triassiali, spostamenti e rotazioni preventivamente stabilite. I dati raccolti sono poi stati elaborati dall'algoritmo proposto. Tale algoritmo è riuscito a ricostruire gli spostamenti con un'accuratezza del 80%.

Secondo i ricercatori, questo sistema, ha potenzialità per riuscire a rimuovere la maggior parte degli errori di misurazioni dalle IMU di ogni grado.

Bibliografia

- [1] Khairi Abdulrahim et al. «Understanding the performance of zero velocity updates in MEMS-based pedestrian navigation». In: *International Journal of Advancements in Technology* 5.2 (2014), pp. 53–60.
- [2] B Allotta et al. «Development of a navigation algorithm for autonomous underwater vehicles». In: *IFAC-PAPERSONLINE* 48.2 (2015), pp. 64–69.
- [3] Moustafa Alzantot e Moustafa Youssef. «UPTIME: Ubiquitous pedestrian tracking using mobile phones». In: *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012 IEEE*. IEEE. 2012, pp. 3204–3209.
- [4] Mai A Al-Ammar et al. «Comparative survey of indoor positioning technologies, techniques, and algorithms». In: *Cyberworlds (CW), 2014 International Conference on*. IEEE. 2014, pp. 245–252.
- [5] Tim Babb. *How a Kalman filter works, in pictures*. [Online; accessed 28-January-2019]. Ago. 2015. URL: <https://www.bzarg.com/p/how-a-kalman-filter-works-in-pictures/>.
- [6] Ryoji Ban et al. «Indoor positioning method integrating pedestrian Dead Reckoning with magnetic field and WiFi fingerprints». In: *Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU), 2015 Eighth International Conference on*. IEEE. 2015, pp. 167–172.
- [7] Cesar Barrios, Yuichi Motai e Dryver Huston. «Intelligent forecasting using dead reckoning with dynamic errors». In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 12.6 (2016), pp. 2217–2227.
- [8] John EA Bertram e Andy Ruina. «Multiple walking speed–frequency relations are predicted by constrained optimization». In: *Journal of theoretical Biology* 209.4 (2001), pp. 445–453.
- [9] Igor Bisio et al. «WiFi Meets Barometer: Smartphone-Based 3D Indoor Positioning Method». In: *2018 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. IEEE. 2018, pp. 1–6.

- [10] M Bramanti, L Dall’Antonia e F Papi. «A new technique to monitor the flight paths of birds». In: *Journal of Experimental Biology* 134.1 (1988), pp. 467–472.
- [11] Andrea Castro. «Sviluppo di una metodologia per l’ottimizzazione di prove sperimentali per la caratterizzazione di giroscopi MEMS monoassiali e biassiali». Tesi di dott. Politecnico di Milano, mag. 2010. URL: <http://hdl.handle.net/10589/265>.
- [12] Hua Chen et al. «Improving Inertial Sensor by Reducing Errors using Deep Learning Methodology». In: *NAECON 2018-IEEE National Aerospace and Electronics Conference*. IEEE. 2018, pp. 197–202.
- [13] Wikimedia Commons. *Wikimedia Commons, the free media repository*. [Online; accessed 25-January-2019]. 2018. URL: <https://commons.wikimedia.org/>.
- [14] Oliver P Dewhirst et al. «Improving the accuracy of estimates of animal path and travel distance using GPS drift-corrected dead reckoning». In: *Ecology and evolution* 6.17 (2016), pp. 6210–6222.
- [15] Harald T Friis. «A note on a simple transmission formula». In: *Proceedings of the IRE* 34.5 (1946), pp. 254–256.
- [16] P.D. Groves. *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems*. GNSS technology and applications series. Artech House, 2008. ISBN: 9781580532556.
- [17] Qingbo Guo et al. «Personal Inertial Navigation System Assisted by MEMS Ground Reaction Sensor Array and Interface ASIC for GPS-Denied Environment». In: *IEEE Journal of Solid-State Circuits* 53.11 (2018), pp. 3039–3049.
- [18] Songlai Han e Jinling Wang. «A novel method to integrate IMU and magnetometers in attitude and heading reference systems». In: *The Journal of Navigation* 64.4 (2011), pp. 727–738.
- [19] Hendrik Hellmers et al. «IMU/magnetometer based 3D indoor positioning for wheeled platforms in NLoS scenarios». In: *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2016 International Conference on*. IEEE. 2016, pp. 1–8.
- [20] Ngoc-Huynh Ho, Phuc Huu Truong e Gu-Min Jeong. «Step-detection and adaptive step-length estimation for pedestrian dead-reckoning at various walking speeds using a smartphone». In: *Sensors* 16.9 (2016), p. 1423.

- [21] Wonho Kang e Younghan Han. «SmartPDR: Smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization». In: *IEEE Sensors journal* 15.5 (2015), pp. 2906–2916.
- [22] Wonho Kang et al. «Improved heading estimation for smartphone-based indoor positioning systems». In: *Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2012 IEEE 23rd International Symposium on*. IEEE. 2012, pp. 2449–2453.
- [23] Roger Labbe. *Kalman and Bayesian Filters in Python*. Dic. 2018. URL: <https://github.com/rlabbe/Kalman-and-Bayesian-Filters-in-Python>.
- [24] Todd Litman. *Autonomous vehicle implementation predictions*. Victoria Transport Policy Institute Victoria, Canada, 2017.
- [25] Rainer Mautz. «Indoor positioning technologies». In: (2012).
- [26] Thomas Moore e Daniel Stouch. «A generalized extended kalman filter implementation for the robot operating system». In: *Intelligent Autonomous Systems 13*. Springer, 2016, pp. 335–348.
- [27] Aiden Morrison et al. «Collaborative indoor navigation for emergency services personnel». In: *Aerospace Conference, 2017 IEEE*. IEEE. 2017, pp. 1–10.
- [28] Igor P Prikhodko et al. «Towards self-navigating cars using MEMS IMU: Challenges and opportunities». In: *Inertial Sensors and Systems (INERTIAL), 2018 IEEE International Symposium on*. IEEE. 2018, pp. 1–4.
- [29] Salman Ali Shaukat et al. «Robust vehicle localization with GPS dropouts». In: *Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), 2016 6th International Conference on*. IEEE. 2016, pp. 1–6.
- [30] Sheng Shen, Mahanth Gowda e Romit Roy Choudhury. «Closing the Gaps in Inertial Motion Tracking». In: *Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. ACM. 2018, pp. 429–444.
- [31] André Wegener Sleswyk. «Vitruvius' Odometer». In: *Scientific American* 245.4 (1981), pp. 188–201. ISSN: 00368733, 19467087. URL: <http://www.jstor.org/stable/24964584>.
- [32] Katsutoshi Tagami, Tsuneo Takahashi e Fumitaka Takahashi. «" Electro Gyro-Cator" New Inertial Navigation System for Use in Automobiles». In: *SAE Transactions* (1983), pp. 1103–1114.

- [33] D. Tazartes. «An historical perspective on inertial navigation systems». In: *2014 International Symposium on Inertial Sensors and Systems (ISISS)*. Feb. 2014, pp. 1–5. DOI: 10.1109/ISISS.2014.6782505.
- [34] Qinglin Tian et al. «A multi-mode dead reckoning system for pedestrian tracking using smartphones». In: *IEEE Sens. J* 16.7 (2016), pp. 2079–2093.
- [35] Qinglin Tian et al. «An enhanced pedestrian dead reckoning approach for pedestrian tracking using smartphones». In: *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP), 2015 IEEE Tenth International Conference on*. IEEE. 2015, pp. 1–6.
- [36] He Wang et al. «No need to war-drive: Unsupervised indoor localization». In: *In Proceedings of the 10th international conference on Mobile systems, applications, and services*. ACM, 2012, pp. 197–210.
- [37] Harvey Weinberg. «Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications». In: *Analog Devices AN-602 application note* 2.2 (2002), pp. 1–6.
- [38] Paul J Wensveen, Len Thomas e Patrick JO Miller. «A path reconstruction method integrating dead-reckoning and position fixes applied to humpback whales». In: *Movement ecology* 3.1 (2015), p. 31.
- [39] Ning Yu et al. «A Precise Dead Reckoning Algorithm Based on Bluetooth and Multiple Sensors». In: *IEEE Internet of Things Journal* 5.1 (2018), pp. 336–351.
- [40] Pengfei Zhou, Mo Li e Guobin Shen. «Use it free: Instantly knowing your phone attitude». In: *Proceedings of the 20th annual international conference on Mobile computing and networking*. ACM. 2014, pp. 605–616.