

Alma Mater Studiorum Università di
Bologna

Scuola di Ingegneria e Architettura
Dipartimento di Ingegneria dell'Energia Elettrica e dell'Informazione
- Guglielmo Marconi -

Corso di Laurea Magistrale in
Ingegneria Elettronica

Tesi di Laurea Magistrale in
Elaborazione di Dati e Segnali Biomedici M

Algoritmi per la predizione di cadute simulate tramite sensori inerziali indossabili

Relatore

Prof. Lorenzo Chiari

Presentata da

Alessia Loprese

Correlatore

Ing. Luca Palmerini

ANNO ACCADEMICO 2018/2019

Indice

| | |
|---|-----------|
| Introduzione | 1 |
| 1. La Caduta | 3 |
| 1.1 Cadute nei soggetti anziani | 4 |
| 1.1.1 Epidemiologia | 4 |
| 1.1.2 Cause e fattori di rischio | 6 |
| 1.2 Cadute nei soggetti epilettici..... | 8 |
| 1.2.1 Epidemiologia | 8 |
| 1.2.2 Tipologie di crisi epilettiche che provocano caduta | 9 |
| 1.3 Conseguenze della caduta | 9 |
| 2. Dispositivi di protezione da cadute | 12 |
| 2.1 Riduzione della forza di impatto tramite dispositivi di protezione..... | 13 |
| 2.2 Dispositivi di protezione attualmente in commercio..... | 15 |
| 3. Algoritmi di Fall Prediction | 24 |
| 3.1 Tipi di algoritmi | 24 |
| 3.2 Valutazione performance dell'algoritmo | 25 |
| 3.3 Dataset..... | 27 |
| 3.3.1 Dataset di training..... | 30 |
| 3.3.2 Dataset di testing | 31 |
| 3.4 Descrizione dei segnali acquisiti dai sensori..... | 32 |
| 3.5 Caratterizzazione del segnale di caduta | 35 |
| 3.6 Scelta della soglia | 38 |
| 3.7 Algoritmi implementati | 40 |
| 3.7.1 Algoritmi a soglia | 40 |
| 3.7.2 Algoritmo 1 | 41 |
| 3.7.2.1 Applicazione dell'algoritmo ad un sensore..... | 42 |

| | |
|---|-----------|
| 3.7.2.2 Applicazione dell'algoritmo ad una coppia di sensori | 44 |
| 3.7.3 Algoritmo 2 | 44 |
| 3.7.3.1 Applicazione dell'algoritmo ad un sensore | 45 |
| 3.7.3.2 Applicazione dell'algoritmo ad una coppia di sensori | 47 |
| 4. Risultati | 49 |
| 4.1 Applicazione degli algoritmi ai sensori presi singolarmente | 49 |
| 4.1.1 Applicazione dell'algoritmo 1..... | 49 |
| 4.1.2 Applicazione dell'algoritmo 2..... | 56 |
| 4.2 Applicazione degli algoritmi a coppie di sensori..... | 61 |
| 4.2.1 Applicazione dell'algoritmo 1..... | 61 |
| 4.2.2 Applicazione dell'algoritmo 2..... | 67 |
| Conclusioni | 73 |
| Elenco delle figure..... | 77 |
| Elenco delle tabelle..... | 79 |
| Bibliografia..... | 82 |

Introduzione

Le cadute rappresentano uno dei problemi più rilevanti dell'età geriatrica, essendo una delle prime cause di disabilità e istituzionalizzazione nell'anziano, e per le persone con particolari problematiche come gli epilettici.

L'incidenza delle cadute tende ad aumentare con l'avanzare dell'età: secondo l'Organizzazione Mondiale della Sanità, si stima che nel mondo ogni anno circa il 28-35% delle persone over 65 anni subisca una caduta, percentuale che sale al 32-42% negli ultra 70enni.

In Italia, secondo i dati Istat sugli incidenti domestici riferiti all'anno 2014, più di una persona su due (54,8%) è vittima di una caduta e di questi il 76,9% riguardano persone ultrasessantacinquenni, percentuale che arriva all'81% nelle donne oltre i 75 anni.

Diversi sono gli elementi che contribuiscono ad aumentare il rischio di caduta: l'età, la presenza di patologie, la presenza di rischi ambientali, le terapie farmacologiche in atto, decadimento delle funzioni fisiologiche, ecc. Infatti, con l'aumentare dell'età si manifestano deficit a carico dell'apparato visivo, dell'apparato uditivo, dell'apparato locomotore e del sistema nervoso, che portano inevitabilmente ad una riduzione dei riflessi di raddrizzamento, ad un rallentamento dei tempi di reazione con conseguente instabilità posturale e perdita di equilibrio.

Patologie del sistema cardiovascolare (come ad es. la presenza di aritmie, di insufficienza cardiaca e riduzione della pressione ortostatica), del sistema nervoso (demenza, epilessia, vasculopatie cerebrali, ...), del sistema muscolo scheletrico (artrosi, artrite, atrofia muscolare, ...), del sistema metabolico (obesità, diabete, ...), assunzione di farmaci (diuretici, antipertensivi, farmaci psicotropi, ...) sono fattori che aumentano il rischio di caduta.

Le conseguenze di una caduta a volte richiedono un intervento clinico immediato, come ad es. nelle fratture, ematomi, traumi cranici, dovuto all'urto violento del soggetto con il suolo. Il più delle volte, però, dall'evento caduta si

innescano una serie di problematiche, sia fisiche, dovute all'immobilizzazione forzata (come ad es. una trombosi venosa, problemi polmonari, rischi di infezioni, atrofia muscolare ...) che psicologiche, legate soprattutto alla paura di cadere, ad una riduzione dell'attività quotidiana ed alla ripresa della deambulazione, che potrebbe portare anche ad una forma di depressione, e che sicuramente generano affaticamento nel soggetto che deve riadattarsi alla nuova condizione ma, a volte, possono portare anche ad exitus dell'anziano per un declino progressivo delle condizioni.

Molti studi e progetti di ricerca, in questi anni, stanno orientando la loro attenzione allo studio dei meccanismi della caduta e allo sviluppo di sistemi di prevenzione e protezione del soggetto, per ridurre i rischi associati alla caduta e ridurre anche i costi sanitari e sociali conseguenti.

L'obiettivo di questo elaborato è quello di costruire degli algoritmi ad alte prestazioni da inserire all'interno di dispositivi di protezione dalle cadute muniti di airbag.

In particolare, il primo capitolo è dedicato alla descrizione delle cadute, alle cause che le determinano ed alle conseguenze nell'anziano e nel soggetto epilettico.

Nel secondo capitolo sono descritti i dispositivi attualmente in commercio o in fase di sperimentazione in grado di proteggere la persona dalle conseguenze di una caduta.

Il terzo capitolo è dedicato alla presentazione del dataset messo a disposizione per questo lavoro, dei segnali acquisiti e dei due algoritmi costruiti.

Infine, nel quarto capitolo sono raccolti i risultati derivanti dall'applicazione dei due algoritmi al dataset analizzato.

Capitolo 1

La caduta

Con il termine "caduta" ci si riferisce ad un improvviso, non intenzionale, inaspettato cambiamento di posizione con perdita degli appoggi statici (gambe o bastone) ed incapacità di attuare le risposte volontarie o riflesse che correggono lo squilibrio.

Le cadute possono essere:

- *accidentali*: cadute provocate da cause esterne. Circa la metà di queste cadute avviene in casa e prevalentemente in cucina, in camera da letto, facendo le scale ed in bagno. I fattori di rischio più comuni in casa possono essere rappresentati dal pavimento bagnato, dai tappeti, dai mobili ingombranti, da scale ripide senza mancorrente, da una scarsa illuminazione, mentre in strada dipendono principalmente dal marciapiede dissestato e dalle brusche frenate sui mezzi pubblici.
- *patologiche*: cadute provocate da cause dipendenti dal nostro organismo. Le cause più frequenti sono rappresentate dalla difficoltà a deambulare, dalla riduzione della vista e dell'udito, dalla perdita dei riflessi del controllo dell'equilibrio, dall'abbassamento della pressione, dalle vertigini e dall'osteoporosi con conseguente frattura spontanea del femore. Anche l'assunzione di molti farmaci può contribuire ad aumentare il rischio di cadute.

1.1 Cadute nei soggetti anziani

Attualmente gli anziani costituiscono una significativa percentuale della popolazione residente in Italia, nonché nel mondo. Con l'invecchiamento le persone sono più soggette all'evento di caduta, con conseguenze che si ripercuotono non solo a livello fisico, con esiti più o meno importanti che possono portare anche ad inabilità permanente, ma anche sulla loro psicologia; infatti gli anziani che sono stati soggetti ad una caduta quasi sempre finiscono ad avere il timore di cadere nuovamente, ansia, perdita della fiducia di sé associata a depressione: fattori che possono condurre alla diminuzione dell'autonomia, all'aumento della disabilità e, più in generale, alla riduzione spesso assai rilevante della qualità della vita, che risulta invalidata.

Nel 2013, sulla rivista Lancet [1] , è stato pubblicato uno studio realizzato dalla Simon Fraser University che ha provato ad identificare le cause delle cadute negli anziani. Nello specifico, attraverso l'utilizzo di telecamere digitali posizionate nelle strutture per anziani, sono state filmate 130 cadute su un totale di 227: di queste solo il 20% possono essere attribuite ad effetti secondari - quali farmaci, vertigini o l'inciampo su superfici irregolari - mentre il 41% è dovuto ad uno spostamento errato del proprio corpo - come ad esempio il passaggio da una sedia ad un divano o dalla posizione seduta a quella eretta e viceversa.

1.1.1 Epidemiologia

Secondo l'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS), si stima che nel mondo ogni anno circa il 28-35% delle persone over 65 anni subisca una caduta, percentuale che sale al 32-42% negli ultra 70enni.

In Italia, secondo i dati Istat sugli incidenti domestici riferiti all'anno 2014, più di una persona su due (54,8%) è vittima di una caduta e di questi il 76,9% riguardano persone ultrasessantacinquenni, percentuale che arriva all'81% nelle donne oltre i 75 anni (Tabella 1.1 e Tabella 1.2).

| Graduatoria per i maschi | | Graduatoria per le femmine | |
|--|------|--|------|
| Caduta | 45,4 | Caduta | 58,9 |
| Ferita | 27,6 | Ferita | 16,9 |
| Urto o schiacciamento | 16,8 | Ustione | 16,3 |
| Ustione | 6,4 | Urto o schiacciamento | 11,8 |
| Corpi estranei in occhio, orecchie, etc. | 4,4 | Corpi estranei in occhio, orecchie, etc. | 0,6 |
| Soffocamento | 1,1 | Soffocamento | - |

Tabella 1.1: Tipologia di incidenti domestici suddivisi per sesso.

Fonte ISTAT Anno 2014 (per 100 incidenti)

| | Maschi | | | | Femmine | | | | Maschi e femmine | | | |
|--|---------------|-------|----------|--------|---------------|-------|----------|--------|------------------|-------|----------|--------|
| | Classi di età | | | | Classi di età | | | | Classi di età | | | |
| | 0-24 | 25-64 | 65 e più | Totale | 0-24 | 25-64 | 65 e più | Totale | 0-24 | 25-64 | 65 e più | Totale |
| Caduta | 40,7 | 32,3 | 69,7 | 45,4 | 55,7 | 44,9 | 79,4 | 58,9 | 47,7 | 41,4 | 76,9 | 54,8 |
| Ferita | 12,3 | 35,9 | 25,9 | 27,6 | 28,3 | 24,3 | 4,0 | 16,9 | 19,7 | 27,5 | 9,6 | 20,2 |
| Urto o schiacciamento | 29,1 | 17,9 | 5,9 | 16,8 | 6,5 | 14,7 | 9,1 | 11,8 | 18,6 | 15,6 | 8,3 | 13,4 |
| Ustione | 14,5 | 5,9 | 1,1 | 6,4 | 10,1 | 21,2 | 10,6 | 16,3 | 12,5 | 17,0 | 8,2 | 13,3 |
| Corpi estranei in occhio, orecchie, etc. | 6,7 | 6,0 | - | 4,4 | - | 0,9 | 0,2 | 0,6 | 3,6 | 2,3 | 0,2 | 1,7 |
| Soffocamento | 1,4 | 1,6 | - | 1,1 | - | - | - | - | 0,8 | 0,4 | - | 0,3 |

Tabella 1.2: Tipologia di incidenti domestici suddivisi per sesso e classi di età'.

Fonte ISTAT Anno 2014 (per 100 incidenti)

Dai dati ricavati dall'Istituto Superiore di Sanità (rapporto nazionale sulle cadute - Passi d'argento anno 2012 [2]) il 48% degli anziani cadono in casa.

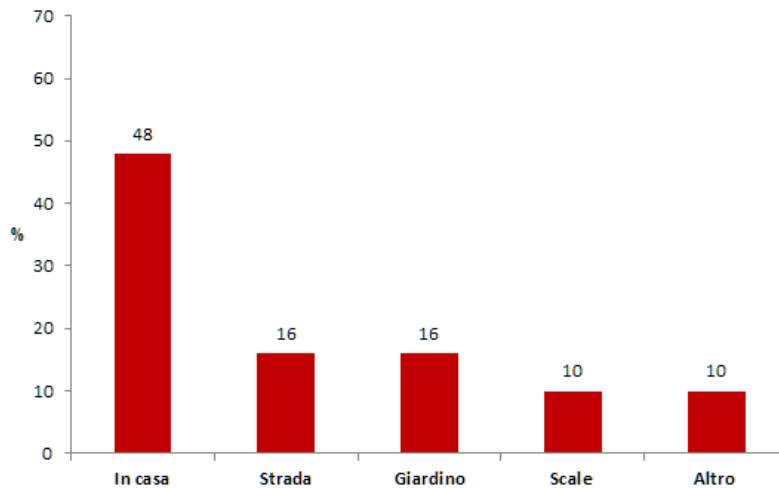


Figura 1.1: Luoghi in cui avvengono più frequentemente le cadute.

All'interno delle mura domestiche gli ambienti a maggior rischio, come riportato nel grafico sottostante, sono la cucina, la camera da letto, le scale interne ed esterne, il bagno.

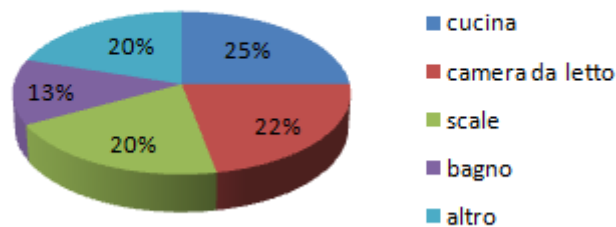


Figura 1.2: Ambienti domestici maggiormente a rischio cadute per anziani.

1.1.2 Cause e fattori di rischio

Nella tabella sottostante (Tabella 1.3) sono riportati i dati riassuntivi di 12 grandi studi retrospettivi sulle cause delle cadute negli anziani in diversi contesti [3].

Osservando questi dati, si può notare che su 3.628 cadute prese in esame, le cause principali di caduta sono quelle legate all'ambiente domestico e alle difficoltà di deambulazione.

| Cause | percentuale media (1) | range (2) |
|---|------------------------------|------------------|
| accidentale - correlata all'ambiente | 31% | 1-53% |
| disturbo di andatura, riduzione della forza muscolare | 17% | 4-39% |
| capogiri, vertigini | 13% | 0-30% |
| collasso | 9% | 0-52% |
| confusione | 5% | 0-14% |
| ipotensione posturale | 3% | 0-24% |
| disturbo visivo | 2% | 0-5% |
| sincope | 0,3% | 0-3% |
| altre cause specificate (3) | 15% | 2-39% |
| cause sconosciute | 5% | 0-21% |

Tabella 1.3: Cause di cadute negli anziani in 12 studi che hanno valutato attentamente gli anziani dopo una caduta e specificato la causa.

Anche i fattori di rischio associati alle cadute negli anziani sono stati analizzati in diversi studi prospettici [4] e possono essere così classificati:

- *Socio-demografici*: sesso, età, mancanza del coniuge. I soggetti più a rischio sono le donne ed il rischio aumenta proporzionalmente con l'età.
- *Condizione funzionale*: alterazioni dell'equilibrio e della marcia, debolezza muscolare, problemi di mobilità e deficit della vista. Queste problematiche possono essere associate sia all'età avanzata, che a patologie specifiche.
- *Malattie*: malattie neurologiche (Parkinson, epilessia, ictus, deterioramento cognitivo), muscolo-scheletriche (artrosi, osteoartrite), dell'apparato vestibolare (vertigini).
- *Farmaci*: politerapia, psicofarmaci. L'utilizzo di 4 o più farmaci aumenta notevolmente il rischio di caduta.

- *Storia di cadute*: è uno dei fattori di rischio da tenere in considerazione, in quanto evidenzia la presenza di elementi ambientali pericolosi, i quali, se non rimossi, possono determinare ulteriori cadute.
- *Livello di attività fisica*: i soggetti fisicamente attivi mantengono il tono muscolare, l'equilibrio, la coordinazione e i riflessi, che riducono il rischio di caduta.

1.2 Cadute nei soggetti epilettici

In ambito neurologico, l'epilessia è una delle patologie più diffuse e invalidanti, tanto da essere definita dall'Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) come malattia sociale.

1.2.1 Epidemiologia

Nei Paesi Industrializzati circa 1 persona su 100 è affetta da tale patologia: pertanto si stima che nel mondo il numero di soggetti ammalati superi i 50 milioni, in Europa sia di circa 6 milioni e che nel nostro Paese si aggiri intorno ai 500.000-600.000 casi [5].

Il tasso di incidenza annuo dell'epilessia – ovvero il numero di nuovi casi - è di 61,4 per 100.000 abitanti. Se si applica questa stima al territorio nazionale, il numero di nuovi casi di epilessia riscontrati in Italia ogni anno è di circa 36.000.

Nello specifico, si registrano 86 nuovi casi per 100.000 abitanti e 180 casi per 100.000 abitanti dopo i 75 anni.

Il tasso di mortalità negli epilettici è di circa 2-3 volte superiore rispetto a quello della popolazione totale. Le cause del decesso possono essere correlate sia a problematiche legate alla patologia stessa che a danni secondari ad una crisi (ad esempio trauma cranico o annegamento).

1.2.2 Tipologie di crisi epilettiche che provocano caduta

Le crisi epilettiche possono manifestarsi in molteplici forme e alcune provocano la caduta del soggetto. Crisi di questo tipo possono essere classificate come:

- *Crisi toniche*: sono caratterizzate da una contrazione muscolare protratta che interessa solitamente i muscoli di collo, schiena, braccia e gambe e può provocare facilmente la caduta a terra violenta e traumatica del soggetto. Le crisi sono di breve durata, con o senza perdita di coscienza.
- *Crisi atoniche*: sono di breve durata, con o senza perdita di coscienza e causano un'improvvisa perdita del tono muscolare. La crisi può interessare solo il collo, con conseguente caduta del capo, ma generalmente coinvolge anche il tronco e gli arti, provocando un improvviso collasso ed eventuale caduta traumatica del soggetto.
- *Convulsioni tonico-cloniche*: dette anche crisi di Grande Male, sono caratterizzate da perdita di coscienza, irrigidimento e scuotimento del corpo e possibile perdita di controllo degli sfinteri e morsicatura della lingua. La crisi è contraddistinta da uno spasmo iniziale e massivo di tutti i muscoli scheletrici, succeduto, dopo poche decine di secondi, da contrazioni muscolari rapide, più o meno regolari, con movimenti ampi e veloci. Tali eventi sono seguiti da una transitoria perdita di coscienza di 5-10 minuti.

1.3 Conseguenze della caduta

Le conseguenze di una caduta a volte richiedono un intervento clinico immediato, come ad es. nelle fratture, ematomi, traumi cranici, dovuto all'urto violento del soggetto con il suolo.

Nell'anziano le fratture sono una delle conseguenze più frequenti delle cadute. La modalità con cui il soggetto cade determina il tipo di frattura:

- *Polso*: si verifica quando la persona cade in avanti o all'indietro, appoggiando a terra le mani. È il tipo di frattura più comune tra i soggetti con un'età compresa tra i 65 e i 75 anni.
- *Anca*: si verifica quando la persona cade sul lato. Questo tipo di frattura colpisce maggiormente le donne in età avanzata (>75 anni), soprattutto a causa di una riduzione dei riflessi e della capacità di proteggersi attutendo la caduta con le mani.
- *Vertebra*: si verifica quando la persona cade all'indietro battendo violentemente la schiena a terra. È il tipo di frattura che si manifesta meno frequentemente.

È da considerare, inoltre, che il più delle volte dopo un evento caduta nella persona anziana si innescano una serie di problematiche, sia fisiche, dovute all'immobilizzazione forzata (come ad es. una trombosi venosa, problemi polmonari, rischi di infezioni, atrofia muscolare, ...) che psicologiche, legate soprattutto alla paura di cadere, ad una riduzione dell'attività quotidiana ed alla ripresa della deambulazione che potrebbe portare anche ad una forma di depressione e che sicuramente generano affaticamento nel soggetto che deve riadattarsi alla nuova condizione ma che, a volte, possono portare anche ad exitus dell'anziano per un declino progressivo delle condizioni.

Per quanto riguarda la persona epilettica, la difficoltà d'intervento è dovuta principalmente all'imprevedibilità della caduta e all'impossibilità del soggetto di attuare una qualsiasi azione per evitare o attenuare l'impatto col suolo.

In caso di caduta le lesioni che possono creare conseguenze traumatiche e ritenute potenzialmente mortali, sono quelle che si possono manifestare a carico del cranio dovute al fatto che, durante la crisi, la testa batte ripetutamente sulla superficie dura del terreno.

Da quanto descritto si evince che le conseguenze fisiche e psicologiche di una persona che cade possono determinare condizioni che incidono negativamente sulla qualità della vita e sulla gestione della sua quotidianità, pertanto risulta sempre più importante intervenire per metter in atto dei sistemi efficaci nella prevenzione e protezione del soggetto dalle cadute.

Capitolo 2

Dispositivi di protezione da cadute

Con l'invecchiamento della popolazione, in questi anni sono state portate avanti sempre più ricerche per ridurre gli eventi di caduta o minimizzarne le conseguenze. Attualmente, sono già presenti in commercio alcuni dispositivi, finalizzati a salvaguardare le persone maggiormente soggette a caduta – ovvero anziani e persone con patologie che coinvolgono il sistema neuromotorio – con conseguente riduzione notevole dei danni subiti durante l'impatto.

Al momento i dispositivi in uso o in fase sperimentale si dividono in due categorie:

- Dispositivi di *Fall Detection* (o di *identificazione*): dispositivi capaci di rilevare una caduta negli istanti immediatamente successivi all'evento e attivare un sistema di chiamate di emergenza (Figura 2.1).



Figura 2.1: Esempio di dispositivo di Fall Detection

- Dispositivi di *fall protection* (o di *protezione*): dispositivi capaci di rilevare una caduta ancora non avvenuta, prevedendone l'impatto e in grado di attivare meccanismi di protezione alla persona, come ad esempio l'apertura di un airbag (Figura 2.2).



Figura 2.2: Esempi di dispositivi di protezione dalle cadute. La prima immagine raffigura un cuscinetto per attutire l'impatto, mentre la seconda raffigura un dispositivo con airbag.

In questo elaborato porremo l'attenzione sui dispositivi di *fall protection*.

2.1 Riduzione della forza d'impatto tramite dispositivi di protezione

Le fratture dell'anca sono estremamente debilitanti per gli anziani >65, pertanto le aziende stanno investendo molto nella ricerca per lo sviluppo di dispositivi di protezione efficaci, per migliorare le condizioni di vita degli anziani e ridurre i costi della sanità.

La maggior parte delle fratture avviene in seguito ad una caduta; di conseguenza, gli studi si sono concentrati sulla realizzazione di cuscinetti di

protezione (Figura 2.3) composti da materiali che assorbono o annullino le forze d'impatto dei fianchi col suolo.



Figura 2.3: Cuscinetto di protezione delle anche dal rischio di frattura in caso di caduta

Tuttavia, sebbene sistemi di protezione di questo tipo possano ridurre la forza dell'impatto fino al 50%, la loro scomodità ne ha impedito la diffusione tra i soggetti a rischio; infatti solo il 24% delle persone a rischio caduta li usava regolarmente [6]. Inoltre, la riduzione della forza dell'impatto non riesce a scendere al di sotto della soglia limite di frattura dell'anca – pari a 2100N – (vedi Figura 2.2) pertanto, negli ultimi anni, gli studi si sono rivolti verso dispositivi intelligenti muniti di airbag, gonfiati tramite bomboletta di CO₂, che si attivano solo in caso di rilevamento della caduta. Tali dispositivi, essendo sistemi di protezione molto più efficaci – la riduzione dell'impatto arriva fino all'85% - e più confortevoli rispetto ai cuscinetti.

Uno studio americano [7] ha effettuato una ricerca nella quale sono state messe a confronto le forze d'impatto dell'anca a seguito di una caduta utilizzando i diversi tipi di dispositivi (Figura 2.4).

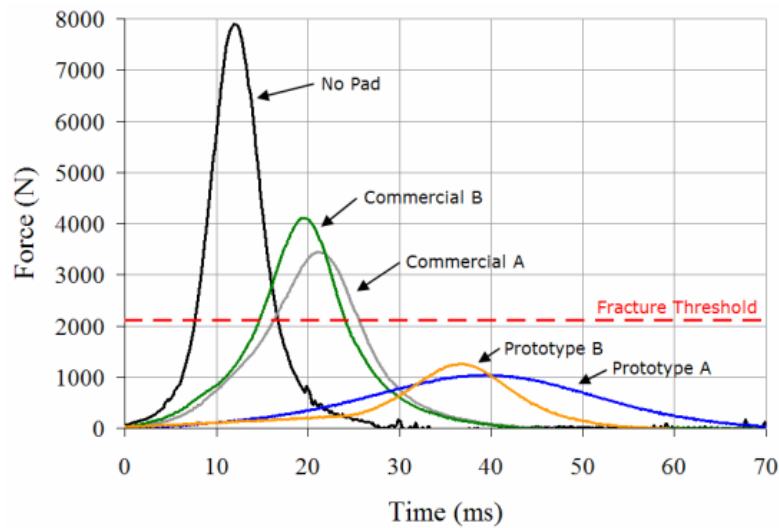


Figura 2.4: Misurazione delle forze d'impatto sul grande trocantere, in presenza/assenza di vari tipi di protezione

Nel caso di caduta in assenza di dispositivi di protezione, la forza d'impatto raggiunge un picco di 8000N, mentre l'utilizzo di cuscinetti di protezione permette un assorbimento della forza fino al 50%. Sfortunatamente, tali valori sono insufficienti a raggiungere la soglia della forza che provoca una frattura, pertanto questi sistemi non sono in grado di salvaguardare al meglio i soggetti a rischio. I test di caduta effettuati utilizzando i dispositivi di protezione con airbag hanno, invece, riportati risultati molto più interessanti, con picchi non superiori a 1200N, che garantiscono, pertanto, una riduzione significativa del rischio di frattura.

2.2 Dispositivi di protezione attualmente in commercio

Nell'ultimo ventennio sempre più aziende stanno finanziando ricerche per lo sviluppo di dispositivi di protezione, che possano salvaguardare il soggetto durante la caduta o almeno ridurre le conseguenze dell'impatto al suolo.

Da una ricerca effettuata, è risultato che alcuni dispositivi sono già presenti sul mercato o in fase avanzata di sviluppo. Tali dispositivi sono descritti nell'elenco sottostante:

Hip'Safe: è una cintura prodotta dall'azienda francese Helite (2002).



Figura 2.5: Immagine del dispositivo Hip Safe, cintura munita di airbag prodotta dall'azienda francese Helite.

Il dispositivo, mostrato in Figura 2.5, è una cintura con airbag progettata per proteggere gli anziani >65 con problemi di deambulazione da fratture di anche in caso di caduta. La cintura è molto confortevole, facile da indossare sotto maglie e giacche (ma non sotto i pantaloni, poiché andrebbero ad ostacolare il gonfiaggio degli airbag) e disponibile in diverse taglie, per poter soddisfare le esigenze di persone di diversa costituzione fisica.

Passando ad una descrizione più dettagliata della cintura, nella Figura 2.6 sono evidenziati i diversi elementi che la compongono: un gancio per l'apertura/chiusura della cintura da posizionare nella parte posteriore, due airbag posti lateralmente per permettere la completa protezione dei fianchi ed infine, nella parte anteriore, una cartuccia di CO₂ per il gonfiaggio degli airbag, ed un sistema elettronico, comprendente i sensori – accelerometri e giroscopi – e gli algoritmi per il riconoscimento della caduta.



Figura 2.6: Descrizione delle componenti della cintura Hip'Safe.

L'attivazione del dispositivo è automatica ed avviene nel momento in cui la cintura viene agganciata al soggetto; allo stesso modo, lo spegnimento del sistema avviene in seguito allo sganciamento della stessa.

La batteria ha una durata di 7 giorni di completa autonomia ed è facilmente ricaricabile tramite caricatore USB; durante il funzionamento, per ottimizzare il consumo di energia, in caso di assenza di movimento del soggetto, il dispositivo entra in Sleep Mode aumentando notevolmente la durata della batteria.

In caso di caduta l'algoritmo del sistema autonomo elettronico analizza il movimento del soggetto e, in caso di perdita di equilibrio, è in grado di prevedere la caduta in un tempo di circa 200ms ed attivare gli airbag. I due airbag vengono gonfiati automaticamente da una cartuccia di CO₂ in meno di 80ms, e si sistemano direttamente sopra i fianchi per attutire fino al 90% della forza d'impatto del corpo col suolo.

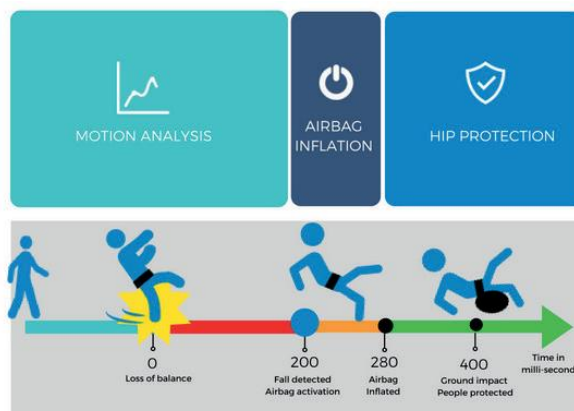


Figura 2.7: Descrizione del funzionamento del dispositivo Hip'Safe

Il tempo richiesto in totale per l'attivazione del dispositivo è pari a circa 280ms e risulta, quindi, inferiore con un margine sufficientemente ampio al tempo medio di una caduta, che si aggira intorno ai 400ms, garantendo una protezione ottimale del soggetto (Figura 2.7).

Il dispositivo è, inoltre, riutilizzabile, in quanto, in seguito all'attivazione dovuta ad un evento di caduta, è possibile richiudere gli airbag, riposizionandoli nel loro alloggio, e sostituire la cartuccia di CO₂.

Cloud Hip Bag: è una cintura prodotta dall'azienda olandese Wolk (2012).



Figura 2.8: Immagine del dispositivo Cloud Hip Bag, cintura munita di airbag prodotta dall'azienda olandese Wolk.

Anche questo dispositivo è stato progettato per proteggere le anche degli anziani >65 con problemi di deambulazione dal rischio di frattura. Diversamente dal dispositivo precedentemente descritto, questa cintura è meno ingombrante, tanto da poter essere indossata sotto gli abiti (Figura 2.8).

I sensori del dispositivo monitorano il movimento del corpo con una frequenza di 500Hz e, in caso di rilevazione dell'evento caduta, attivano il gonfiaggio degli airbag posti lateralmente, tramite la CO₂ contenuta in una cartuccia posta all'interno del dispositivo. Gli airbag si gonfiano in meno di 100ms. L'assorbimento dell'impatto col suolo raggiunge il 93-98%.

Terminato l'evento caduta, gli airbag si sgonfiano automaticamente e, una volta sostituita la cartuccia di CO₂, il dispositivo è pronto per un successivo riutilizzo.

È, infine, presente un allarme che, in caso di caduta, si attiva autonomamente inviando un messaggio di allarme alla persona di contatto, con l'esatta posizione della persona caduta ottenuta tramite GPS.

Tango Belt: è una cintura prodotta dall'azienda americana ActiveProtective (2006). Tale prodotto non è attualmente disponibile sul mercato globale, ma viene fornito solo su richiesta ai centri di assistenza per anziani ubicati sul suolo statunitense (Figura 2.9).



Figura 2.9: Immagine del dispositivo Tango Belt, cintura munita di airbag prodotta dall'azienda americana ActiveProtective.

Anche questa cintura è stata progettata per proteggere gli anziani >65 con problemi di deambulazione dal rischio di frattura dell'anca, in seguito ad eventi di caduta gravi. La cintura è molto piccola e discreta, da posizionare sopra i vestiti.

La rilevazione della caduta avviene attraverso dei sensori di movimento 3D utilizzando una tecnica chiamata "disambiguazione della caduta" [8]. Questa tecnica consiste nell'individuazione dei movimenti e delle accelerazioni tipiche delle attività quotidiane, al fine di discernere i movimenti anomali. Grazie a

questa forma di controllo, l'evento caduta è riconosciuto dai sensori con una precisione estremamente elevata.

All'interno della cintura è presente un airbag ripiegato, gonfiabile tramite un gas freddo in meno di 300ms, che si attiva in caso di un evento caduta attraverso la rilevazione da parte dei sensori (Figura 2.10). Gli airbag si posizionano in modo da avvolgere completamente i fianchi e riducono la forza dell'impatto del corpo col suolo fino al 90%. In seguito alla caduta, il dispositivo può essere riutilizzato sostituendo la cartuccia di gas freddo e riavvolgendo l'airbag.



Figura 2.10: Descrizione del gonfiaggio degli airbag in seguito all'evento caduta.

È previsto nel prossimo futuro collegare il dispositivo all'app Tango, per permettere il monitoraggio dell'anziano da parte degli operatori sanitari e l'archiviazione nel cloud dei dati rilevati, quali ondeggiamento posturale, velocità dell'andatura, variabilità nel tempo del passo e rischio di caduta composito.

Hip Hope: è una cintura brevettata dall'azienda israeliana Hip Hope Technologies (2011), ma non ancora in commercio (Figura 2.11).



Figura 2.11: Immagine del dispositivo Hip Hope, cintura munita di airbag prodotta dall'azienda israeliana Hip Hope Technologies.

Il dispositivo è comodo e facilmente indossabile, da posizionare al di sopra dei vestiti. La cintura protegge le anche del soggetto da possibili lesioni gravi in caso di caduta, impedendo il contatto delle cosce col suolo e riducendo l'impatto fino al 90%, tramite il gonfiaggio di airbag di grandi dimensioni posti lateralmente (Figura 2.12).

Il rilevamento dell'evento caduta viene effettuato da un sistema multisensoriale, composto da sensori di misurazione della distanza che si incrociano con sensori di accelerazione e di orientamento spaziale, consentendo una rilevazione precisa di un imminente impatto del soggetto col suolo.



Figura 2.12: Gonfiaggio airbag del dispositivo Hip Hope.

Come altri tra i dispositivi sopraccitati, anche questa cintura invia automaticamente un messaggio di notifica di avvenuta caduta a contatti predefiniti; inoltre, anche l'utente ha la possibilità di contattare direttamente i soccorsi premendo un pulsante di emergenza incorporato.

Nella tabella 2.1, riportata di seguito, sono sintetizzate le principali caratteristiche dei dispositivi sopra elencati:

| AZIENDA E NAZIONALITA' | NOME DISPOSITIVO | IN COMMERCIO | ASSORBIMENTO IMPATTO (%) | TIMING | SENSORI | LINK AZIENDA |
|--|------------------|---|--------------------------|---|---|--------------|
| Helite (Francia) | Hip Safe | sì | 90 | 200 ms per identificazione caduta + 80 ms di gonfiaggio | giroscopi e accelerometri | [9] |
| Wolk (Paesi Bassi) | Cloud Hip Bag | sì | 93 -98 | 200 ms per identificazione caduta + <100 ms di gonfiaggio | giroscopi e accelerometri | [10] |
| ActiveProtective (USA) | Tango Belt | sì, ma nei centri per anziani. Non per uso personale. | 90 | <300ms | sensori di movimento 3D | [11] |
| Hip Hope Technologies (Israele) | Hip Hope | no | 90 | n.d. | Distanziometri, giroscopi e accelerometri | [12] |

Tabella 2.1 Principali dispositivi attualmente utilizzati in commercio.

Tra questi risulta essere di particolare interesse l'apertura dell'airbag, il quale dipende molto dalla tipologia delle cadute da cui si vuole salvaguardare il soggetto, nonché dal design del dispositivo stesso. Airbag posti lateralmente sui fianchi, per esempio, forniscono la protezione ottimale in caso di caduta laterale, proteggendo il soggetto dal rischio di frattura di una delle due anche, ma risultano, invece, inutili nel caso di caduta all'indietro, come può essere quella di un soggetto che soffre di attacchi epilettici, per il quale risulterebbe molto più efficace un gilet che protegga la colonna vertebrale ed il collo.

Inoltre, ogni atto di apertura dell'airbag richiede l'utilizzo di una nuova cartuccia di CO₂. Tali cartucce sono costose e possono diventare un investimento non indifferente per gli utenti del dispositivo di protezione.

Altrettanto complessa da risolvere è la difficoltà riscontrata da parte degli algoritmi installati sui dispositivi di distinguere le attività di vita quotidiana (salire/scendere le scale, alzarsi/sedersi da una sedia o dal divano, ecc) da eventi di caduta. Un'errata identificazione degli eventi di caduta, infatti, può portare da un lato al mancato riconoscimento di una caduta, e quindi alla non attivazione del sistema di protezione, dall'altro ad un mancato riconoscimento di un'attività quotidiana, con conseguente attivazione non necessaria dell'airbag ed aumento complessivo dei costi. Durante la progettazione degli algoritmi di Fall Prediction, pertanto, sarà quindi necessario settare le soglie con attenzione, in modo da ottimizzare il trade-off tra sensibilità del dispositivo, per garantire il corretto riconoscimento delle cadute, e la minimizzazione dei falsi positivi, per evitare l'attivazione non necessaria dell'airbag.

Attualmente, non sono ancora stati realizzati degli studi che riportino le performance dei sistemi di protezione in commercio, pertanto al momento non esistono dati empirici che pongano le basi per lo sviluppo futuro di questi dispositivi.

Capitolo 3

Algoritmi di Fall Prediction

L'algoritmo di Fall Prediction ha lo scopo di riconoscere un evento di caduta prima che esso avvenga. Un algoritmo di questo tipo, pertanto, non ha la possibilità di attuare tutti quei metodi di elaborazione del segnale - quali filtraggio del rumore, suddivisione del segnale in finestre, analisi nel dominio delle frequenze - che possano semplificare l'identificazione del fenomeno, ma ha necessità di lavorare real-time e di essere molto semplice dal punto di vista computazionale, per ridurre il più possibile i tempi necessari per il riconoscimento della caduta. È, infatti, importante tenere a mente il fatto che l'algoritmo deve essere applicato ad un dispositivo che, quando attivatosi, garantisce la protezione di un soggetto in caso di caduta; pertanto minore è il tempo richiesto dall'algoritmo per riconoscere l'evento di caduta, tanto più tempo rimane al dispositivo per attuare misure di protezione del soggetto, come ad esempio l'apertura di un airbag.

3.1 Tipi di algoritmi

Gli algoritmi di Fall Prediction possono essere suddivisi in due diverse categorie:

- Algoritmi a soglia: algoritmi basati sull'utilizzo di soglie per discriminare i segnali, nei quali la caduta viene predetta nel caso in cui il segnale superi una determinata soglia, scelta arbitrariamente durante la costruzione dell'algoritmo. Algoritmi di questo tipo sono generalmente caratterizzati dalla semplicità e dall'efficienza computazionale.

- Algoritmi basati su machine learning: la creazione di algoritmi di questo tipo è suddivisa in due fasi: una fase iniziale di apprendimento, in cui l'algoritmo impara a riconoscere attributi e parametri d'interesse, seguita da una fase di testing in cui viene verificata la capacità dell'algoritmo di riconoscere in maniera autonoma gli eventi d'interesse, in questo caso l'evento caduta. Algoritmi di questo tipo sono molto più complessi da realizzare rispetto a quelli a soglia, ma possono essere in grado di affrontare problemi molto più articolati.

3.2 Valutazione delle performance dell'algoritmo

Le performance dell'algoritmo sono valutate sulla base di diversi indici:

- **Sensibilità (SE)**: tale parametro rappresenta il rapporto tra numero di cadute correttamente rilevate (VP) e numero di cadute effettivamente avvenute (VP + FN). Tale indice permette quindi di valutare la capacità dell'algoritmo di identificare correttamente gli eventi caduta.

$$SE = \frac{VP}{VP + FN}$$

Con:

VP = Vero Positivo, inteso come il riconoscimento di un evento caduta da parte dell'algoritmo come tale.

FN = Falso Negativo, inteso come il mancato riconoscimento da parte dell'algoritmo di un evento caduta.

- **Specificità (SP)**: tale parametro rappresenta il rapporto tra numero di eventi di non caduta correttamente riconosciuti (VN) e numero di eventi di non caduta effettivamente rilevati dal sensore (VN + FP). La

conoscenza di questo indice permette, quindi, di valutare la capacità dell'algoritmo di riconoscere gli eventi di attività quotidiana.

$$SP = \frac{VN}{VN + FP}$$

Con:

VN = Vero Negativo, inteso come un segnale di attività normale correttamente riconosciuto da parte dell'algoritmo come tale.

FP = Falso Positivo, inteso come un segnale di attività normale erroneamente identificato da parte dell'algoritmo come evento caduta.

- **Accuratezza (AC):** tale parametro rappresenta il rapporto tra gli eventi sia di caduta che non correttamente riconosciuti ($VP + VN$, Veri Positivi + Veri Negativi) e il numero di campioni totale. Questo parametro fornisce, quindi, un'idea di quanti eventi l'algoritmo sia in grado di identificare in maniera corretta.

$$AC = \frac{VP + VN}{VP + FN + VN + FP}$$

- **Lead Time:** tale parametro, diversamente dai precedenti, è strettamente correlato agli algoritmi di Fall Prediction; esso rappresenta il lasso di tempo che intercorre tra la corretta predizione dell'evento caduta da parte dell'algoritmo e l'effettivo istante d'impatto col suolo (Figura 3.1). Maggiore è il valore di questo indice, tanto più l'algoritmo è performante, poiché fornisce ai sistemi di protezione un tempo maggiore per attuare i meccanismi di difesa, come ad esempio l'apertura di un airbag.

$$Lead\ Time = t_{impatto} - t_{predizione\ caduta}$$

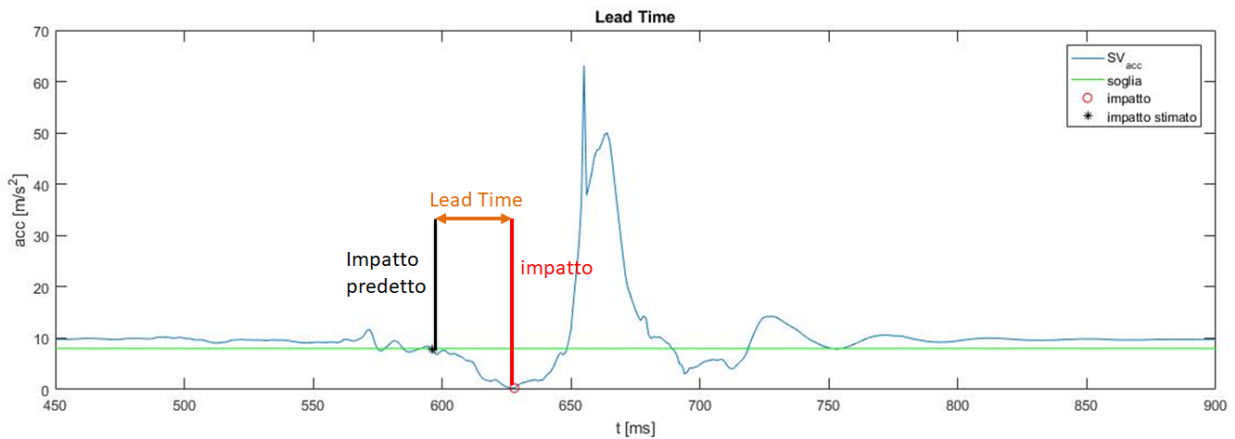


Figura 3.1: Descrizione grafica del Lead Time.

3.3 Dataset

La valutazione della performance di un algoritmo è strettamente legata al tipo di dataset utilizzato.

I dataset utilizzati per la predizione e identificazione delle cadute sono fondamentalmente suddivisibili in due categorie: cadute reali, ricavate tramite monitoraggio continuo di soggetti ad alto rischio, e cadute simulate in laboratorio, ottenute attraverso la riproduzione di una caduta da parte di soggetti non a rischio.

Per la realizzazione di questa tesi è stato messo a disposizione un dataset di cadute simulate in laboratorio, misurate tramite l'utilizzo di sensori inerziali IMU (accelerometro e giroscopio) e magnetometro.

Il dataset è costituito da due set di misurazioni, effettuate su 8 soggetti giovani sani (4 maschi e 4 femmine), di età media 25.1 (SD 2.9) anni, peso medio 65.4 (SD 9.2) Kg e altezza media 1.7 (SD 0.1) m:

- 72 cadute simulate: i dati di eventi di caduta sono stati raccolti per cadute in avanti, all'indietro e laterali. I soggetti si sono lasciati cadere da una piattaforma rialzata su un materasso, sia da una posizione

statica – ovvero immobili fino all'inizio della caduta – che da una dinamica – ovvero facendo un passo prima di lasciarsi cadere.

- 56 misurazioni di ADL (Activity of Daily Life): ognuno degli 8 soggetti ha realizzato misurazioni per 7 attività di vita quotidiana, sotto elencate, per un totale di 8 misurazioni per attività:
 - Attività 1: alzata e seduta da una sedia d'ufficio
 - Attività 2: raccolta di un oggetto da terra
 - Attività 3: cammino per una distanza di 10 m
 - Attività 4: guardare sotto al letto
 - Attività 5: corsa per una distanza di 10 m
 - Attività 6: discesa e salita con un ascensore
 - Attività 7: discesa e salita di una rampa di scale

Le misurazioni sono state realizzate tramite sensori magnetici e inerziali MIMUs ADM OPAL (accelerometri, giroscopi e magnetometri triassiali), con una frequenza di campionamento pari a 128 Hz.

Il posizionamento dei sensori è mostrato in Figura 3.2:

- 1) Tronco: posizionato dall'operatore
- 2) Collo: posizionato dal soggetto
- 3) Polso destro: posizionato dal soggetto
- 4) Tasca nella coscia sinistra: posizionato dal soggetto
- 5) Coscia destra: posizionato dall'operatore a metà coscia

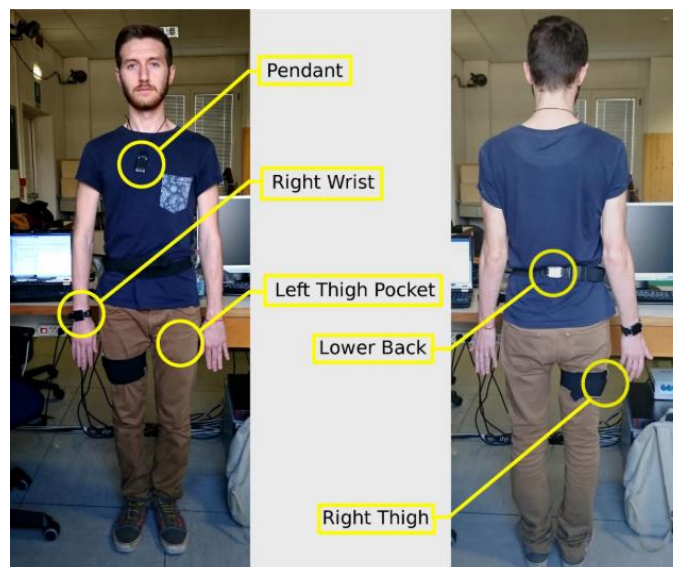


Figura 3.2: Posizionamento dei sensori per l'acquisizione dei dati.

La maggiore difficoltà legata ad un dataset di questo tipo è determinata dal fatto che la caratteristica del segnale di una caduta simulata si differenzia in maniera molto significativa da quella di una caduta reale, a causa di diversi fattori. Primo tra tutti, il fatto che le cadute simulate sono realizzate da giovani sani, i quali affrontano la caduta in maniera molto diversa dagli anziani o da soggetti con problemi di deambulazione. In secondo luogo, i soggetti che simulano una caduta evitano di attuare meccanismi per la riduzione della forza impatto, un comportamento che va in parte a falsare le misurazioni effettuate. Il soggetto giovane, infatti, sapendo di cadere su un tappetino e che non rischia di farsi male, tende a buttarsi a peso morto, mantenendo i muscoli rilassati; una persona anziana, al contrario, spaventata all'idea di farsi male, manterrebbe i muscoli in forte tensione e cercherebbe di coprire al meglio delle proprie possibilità i punti vitali. Di conseguenza, testare le performance di un algoritmo di Fall Prediction su un dataset di cadute simulate può portare ad una sovrastima dei risultati [13].

In uno studio realizzato da Bagalà et al.[14], sono stati riportati i valori di sensibilità e specificità ottenuti analizzando le performance di diversi algoritmi applicati ad un dataset di cadute reali. Tali valori risultano significativamente

minori rispetto ai valori ottenuti applicando gli algoritmi a cadute simulate in laboratorio.

Pertanto, poiché il dataset proposto in questa tesi è composto da cadute simulate in laboratorio, i valori di sensibilità, specificità e accuratezza che saranno riportati in seguito dovranno essere considerati come sovrastime delle performance effettive degli algoritmi presentati.

Per garantire la correttezza dello studio e dei risultati di performance, il dataset è stato suddiviso in training e testing. Gli algoritmi sono stati costruiti e le soglie sono state settate utilizzando solo il dataset di training, cosicché potesse essere possibile simulare l'applicazione degli algoritmi così ottenuti a soggetti nuovi, tramite l'applicazione degli stessi al dataset di testing.

3.3.1 Dataset di training

Per la fase di training è stata utilizzata una parte del dataset descritto nel paragrafo 3.3. In particolare, sono stati presi in esame:

- 45 misurazioni contenenti ciascuna un evento di caduta simulata, realizzate da 5 giovani. Per ogni misurazione sono forniti i segnali di accelerazione, velocità angolare e campo magnetico lungo i tre assi. Infine, è fornita una stima dell'istante d'impatto del soggetto col suolo, calcolata, come viene riportato nella letteratura, come il valore minimo del segnale vettore somma di accelerazione SV_{acc} ottenuto come combinazione dei segnali di accelerazione triassiale.
- 35 misurazioni di ADL, composte dalle 7 attività di vita quotidiana descritte in precedenza, realizzate da 5 soggetti. Anche per queste misurazioni sono forniti i segnali di accelerazione, velocità angolare e campo magnetico lungo i tre assi.

Il dataset di training è sintetizzato nella tabella sottostante:

| TRAINING DATASET | Cadute simulate | ADLs |
|----------------------------------|------------------------------|------------------|
| <i>Soggetti</i> | 5 giovani adulti | 5 giovani adulti |
| <i>N misurazioni</i> | 45 | 35 |
| <i>Impatto</i> | Stimato come $\min SV_{acc}$ | Non presente |
| <i>Durata totale misurazioni</i> | 10 minuti | 21 minuti |

Tabella 3.1: Dataset utilizzato nella fase di training.

3.3.2 Dataset di testing

Per la fase di testing è stato utilizzato ciò che rimaneva del dataset originale. In particolare, sono stati presi in esame:

- 27 misurazioni contenenti ciascuna un evento di caduta simulata, realizzate da 3 giovani. Per ogni misurazione sono forniti i segnali di accelerazione, velocità angolare e campo magnetico lungo i tre assi. L'istante d'impatto è stato stimato come il valore minimo del vettore somma di accelerazione SV_{acc} .
- 21 misurazioni di ADL, composte dalle 7 attività di vita quotidiana descritte in precedenza, realizzate da 3 soggetti. Anche per queste misurazioni sono forniti i segnali di accelerazione, velocità angolare e campo magnetico lungo i tre assi.

Il dataset di testing è sintetizzato nella tabella sottostante:

| TESTING DATASET | Cadute simulate | ADLs |
|----------------------------------|------------------------------|------------------|
| <i>Soggetti</i> | 3 giovani adulti | 3 giovani adulti |
| <i>N misurazioni</i> | 27 | 21 |
| <i>Impatto</i> | Stimato come $\min SV_{acc}$ | Non presente |
| <i>Durata totale misurazioni</i> | 7 minuti | 13 minuti |

Tabella 3.2: Dataset utilizzato nella fase di testing.

3.4 Descrizione dei segnali acquisiti dai sensori

Le misurazioni messe a disposizione in questa tesi sono state acquisite tramite sistema sensoristico MIMU, composto da un accelerometro triassiale, un giroscopio triassiale e un magnetometro triassiale. I segnali disponibili, pertanto, sono 9:

- Accelerazione lungo i tre assi A_x (accelerazione lungo l'asse frontale), A_y (accelerazione lungo l'asse laterale) e A_z (accelerazione lungo l'asse verticale), con A_z che si aggira sempre intorno al valor medio di 9.8 m/s^2 in quanto comprendente l'effetto della gravità sul corpo. Quest'ultimo segnale, essendo così distintivo, permette in fase di elaborazione di riconoscere quale dei tre assi del sensore è stato posizionato lungo l'asse verticale dell'utente, permettendo così una corretta autenticazione dei segnali acquisiti.

Nella maggior parte degli algoritmi di Fall Prediction e Detection (compresi quelli descritti in questa tesi), tuttavia, non si usano direttamente questi tre segnali, ma una loro combinazione, il Sum Vector, descritto dalla seguente formula:

$$SV_{acc} = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2}$$

Un esempio di segnali di questo tipo viene mostrato nella Figura 3.3:

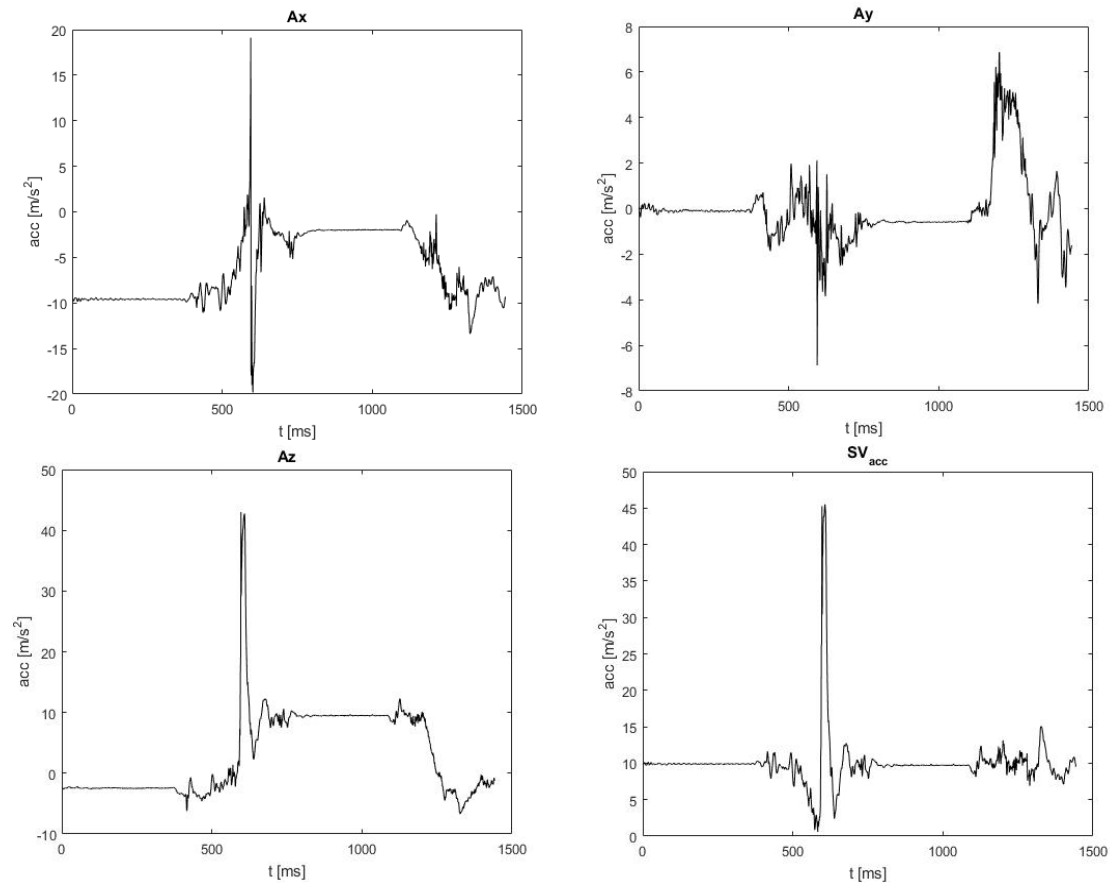


Figura 3.3: Accelerazione del corpo lungo i tre assi Ax, Ay, Az e vettore somma SV_{acc} .

- Velocità angolare lungo i tre assi Gx, Gy e Gz, che descrive la velocità di rotazione del corpo rispetto ai tre assi. In maniera analoga all'accelerazione, gli algoritmi di Fall Prediction e Detection solitamente non utilizzano questi segnali direttamente, ma il loro Vettore Somma:

$$SV_{va} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2 + G_z^2}$$

L'andamento di questi segnali viene mostrato in Figura 3.4:

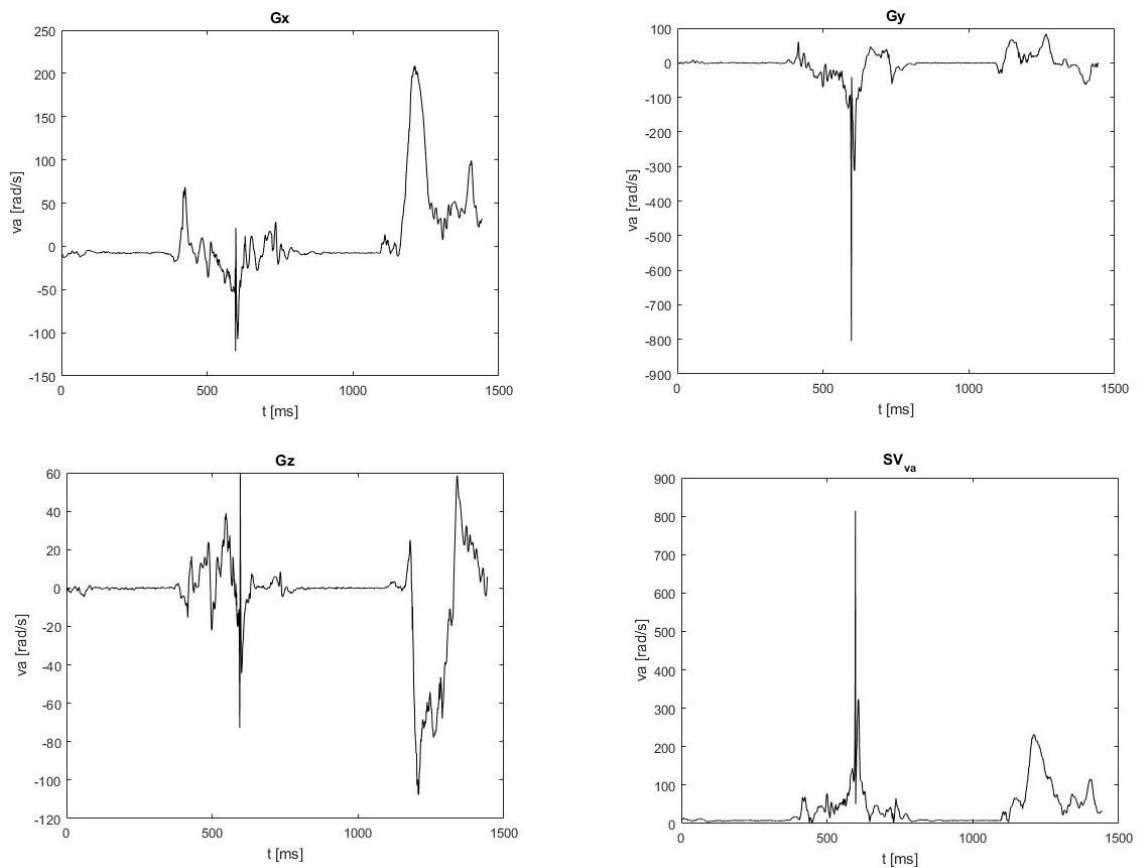


Figura 3.4: Segnali di velocità angolare lungo i tre assi Gx, Gy, Gz e vettore somma SV_{va} .

- Intensità e direzione del campo magnetico lungo i tre assi Mx, My e Mz. Questi segnali sono fortemente influenzati da agenti esterni, siano essi oggetti di ferro o altri dispositivi, come altri sensori o anche un semplice smartphone; di conseguenza sono dati poco affidabili e raramente vengono utilizzati negli algoritmi di Fall Prediction e Detection. In questa tesi, tali segnali non verranno presi in considerazione.

L'andamento di questi segnali viene mostrato in Figura 3.5:

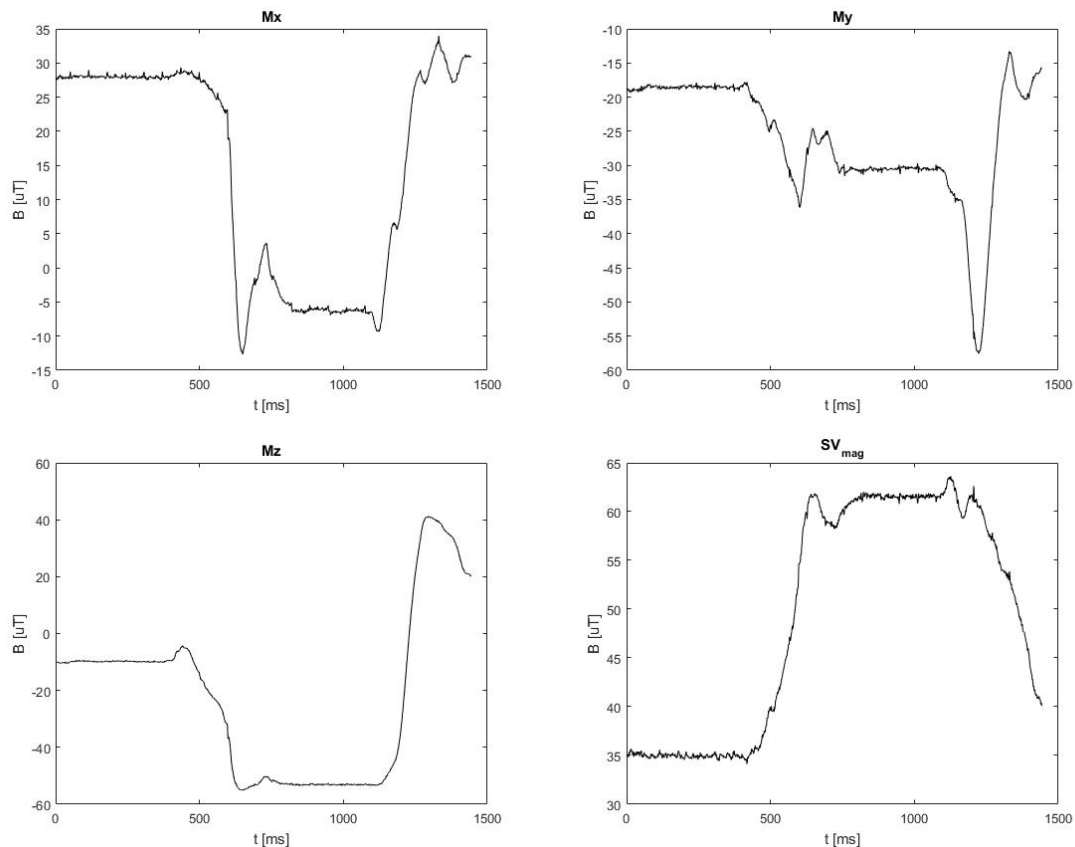


Figura 3.5: Segnali di intensità del campo magnetico lungo i tre assi M_x , M_y , M_z e vettore somma SV_{mag} .

3.5 Caratterizzazione del segnale di caduta

L'ambiente controllato di un laboratorio permette una chiara caratterizzazione dell'evento caduta. Se si considera la simulazione di una caduta in cui il soggetto cade in avanti da una posizione eretta ferma su un materasso, i segnali di accelerazione ottenuti sono poco influenzati da fattori esterni e, quindi, poco rumorosi. Infatti, estrapolando dalle misurazioni della caduta simulata il vettore somma di accelerazione SV_{acc} , è possibile osservare come il segnale, mostrato in Figura 3.6, possa essere suddivisibile in 6 fasi distinte:

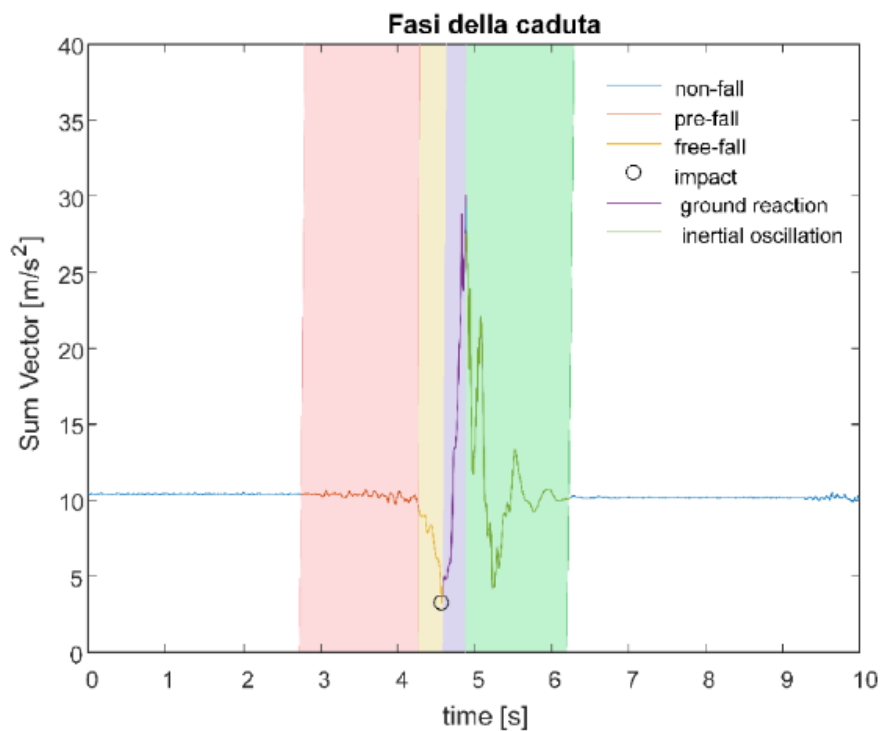


Figura 3.6: Segnale di SV_{acc} , nel quale sono evidenziate le varie fasi della caduta.

- *Fase di non caduta:* in questa fase, nel caso in cui il soggetto sia fermo in una posizione eretta, la componente prevalente del SV_{acc} è l'accelerazione di gravità, che determina un valore medio intorno a 9.8 m/s².
- *Fase di pre-caduta:* fase immediatamente precedente all'evento caduta. A causa della natura imprevedibile della caduta, tale fase è caratterizzata da un comportamento fortemente aleatorio.
- *Fase di caduta libera:* in questa fase il soggetto sta effettivamente cadendo. Il corpo è in fase di volo libero e l'accelerazione decresce fino all'istante d'impatto col suolo.

- *Fase di reazione da impatto*: questa fase è caratterizzata da un rapido aumento dell'accelerazione dovuto alla forza di reazione del suolo con il soggetto.
- *Fase di oscillazione*: fase di post-caduta, nella quale sono presenti oscillazioni dovute alla natura meccanica dei sensori utilizzati per effettuare le misurazioni.
- *Fase di post-caduta*: se il soggetto resta fermo in posizione eretta, terminate le oscillazioni, il segnale torna a seguire l'andamento iniziale nell'intervallo di no caduta.

Un'enorme difficoltà che si presenta per gli algoritmi di Fall Prediction è legata al fatto che molte attività di vita quotidiana (ADL), quali la corsa o la discesa dalle scale, determinano un segnale dalla caratterizzazione molto simile a quello di un evento caduta, rendendo estremamente difficile la discriminazione tra questi due fenomeni, come è possibile osservare nella Figura 3.7.

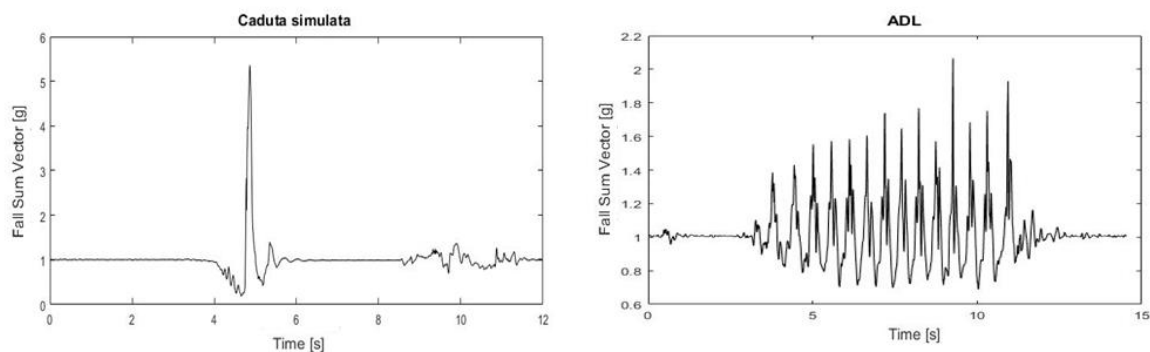


Figura 3.7: Confronto tra caduta e ADL.

3.6 Scelta della soglia

Da quanto descritto finora, risulta evidente che un buon algoritmo deve avere un'alta sensibilità, cioè deve essere in grado di rilevare il più elevato numero di cadute possibili diminuendo il più possibile il numero di falsi positivi, intesi come riconoscimento di attività di vita quotidiana come eventi caduta, i quali provocano un'accensione dell'airbag non necessaria, riducendo la fiducia dei possibili utenti nei dispositivi di protezione.

In alternativa, è possibile concentrarsi sulla creazione di un algoritmo che minimizzi il numero di falsi positivi, rinunciando al riconoscimento di una parte delle cadute. Algoritmi di questo tipo possono essere particolarmente utili in caso di dispositivi di protezione costosi o di applicazione quotidiana, i quali hanno lo scopo di salvaguardare il soggetto a rischio da cadute pericolose, ma risultano più comodi per l'utente se non si attivano durante ogni attività più impegnativa.

In questa tesi, è stato deciso che l'evento caduta può essere considerato correttamente predetto nel caso in cui l'istante d'impatto predetto dall'algoritmo si trovi in un range che vada da 1 s fino ad almeno 45 ms (lead time) antecedenti all'impatto (vedi Figura 3.8). Questo per garantire un intervallo di tempo sufficiente per il dispositivo di protezione per aprire e gonfiare l'airbag in modo da assicurare la protezione ottimale del soggetto – 45 ms è, infatti, il tempo riportato nei dispositivi attualmente in commercio come necessario per permettere il gonfiaggio dell'airbag.

Le soglie dell'algoritmo di Fall Prediction devono, pertanto, essere settate in modo da garantire che la predizione dell'evento caduta avvenga all'interno di tale intervallo.

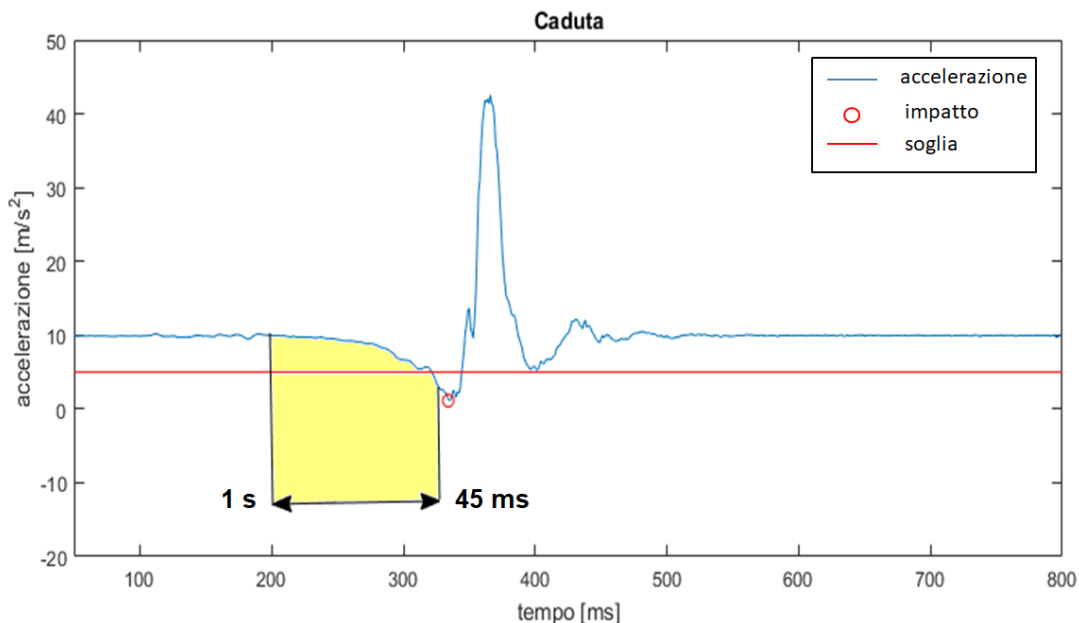


Figura 3.8: Intervallo di tempo in cui deve avvenire la predizione dell'istante d'impatto per garantire l'apertura dell'airbag del dispositivo di protezione.

Per quanto riguarda il riconoscimento dei falsi positivi, invece, è stato deciso che nel caso in cui l'algoritmo identificasse erroneamente un'azione di ADL come evento di caduta, di non considerare come ulteriori falsi positivi tutti i valori predetti dall'algoritmo in un intervallo successivo pari a 1 s (vedi Figura 3.9). Tale decisione è stata giustificata dal fatto che eventuali falsi positivi identificati in quel secondo successivo facciano parte dello stesso evento motorio. E immaginando l'apertura dell'airbag appena il falso positivo è identificato, è chiaro che nel secondo successivo non sia possibile effettuare il reset del sistema e re-indossarlo.

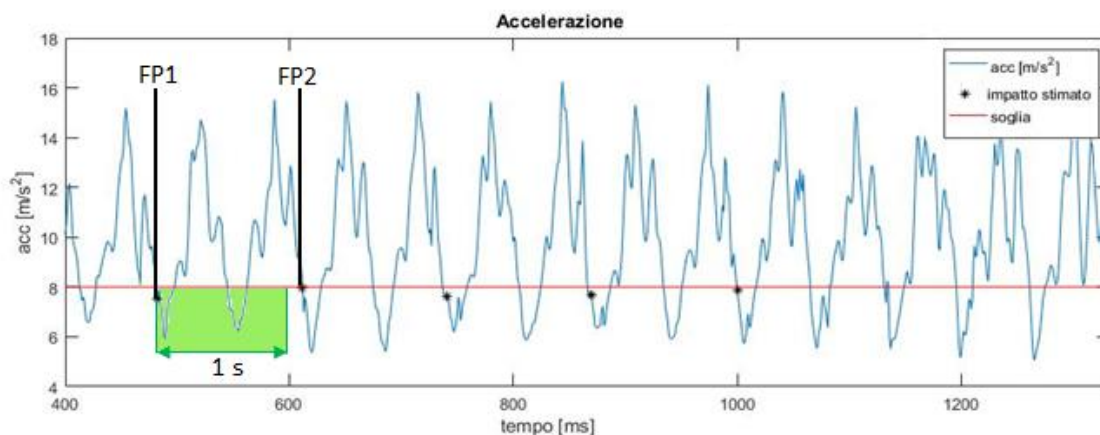


Figura 3.9: SVacc di un segnale di ADL, nel quale viene mostrato l'intervallo di tempo durante il quale non vengono considerati i possibili falsi positivi identificati dall'algoritmo di Fall Prediction.

3.7 Algoritmi implementati

Il progetto descritto in questa tesi è stato suddiviso in due fasi: una fase iniziale di costruzione degli algoritmi di Fall Prediction a soglia su un dataset di *training*, seguita da una fase di validazione dell'algoritmo su un dataset differente di *testing*. Questa seconda fase è necessaria per garantire che le performance dell'algoritmo riportate in questo studio non siano legate al dataset utilizzato durante la costruzione dello stesso, ma che l'algoritmo sia in grado di approcciarsi a nuove situazioni per le quali non sia stato precedentemente addestrato. Questo permette l'applicazione di tali algoritmi in un contesto reale, dove possono essere caricati su microprocessori appartenenti a dispositivi di protezione con lo scopo di predire l'evento caduta su soggetti diversi da quelli per cui è stato addestrato.

3.7.1 Algoritmi a soglia

Gli algoritmi a soglia sono all'apparenza algoritmi piuttosto semplici da realizzare e sono i più utilizzati per predire l'evento di caduta prima che

avvenga l'impatto col terreno in un tempo utile per garantire l'attivazione dei sistemi di protezione [13].

In questo tipo di algoritmo, il possibile evento di caduta viene riconosciuto come tale nel caso in cui determinate features salgono o scendono oltre una o più soglie scelte arbitrariamente durante la costruzione dell'algoritmo. Nel caso, invece, in cui il movimento preso in considerazione dall'algoritmo non raggiunga la soglia limite, esso viene identificato come attività di vita quotidiana. Algoritmi di questo tipo sono semplici e computazionalmente molto efficienti e hanno l'enorme pregio di essere facilmente implementabili su dispositivi di protezione per il riconoscimento in tempo reale degli eventi di caduta.

La più grande difficoltà legata alla costruzione di un algoritmo a soglia è la scelta della soglia ottimale: una soglia troppo stringente, infatti, assicura un ridotto numero di Falsi Positivi, ma comporta anche una notevole riduzione delle cadute correttamente rilevate. D'altro canto, se la soglia è troppo larga, sebbene aumenti il numero di cadute rilevate correttamente, aumenta anche il numero di falsi allarmi.

Di seguito sono riportati due algoritmi a soglia costruiti per questo progetto di tesi.

3.7.2 Algoritmo 1

Per la realizzazione di questo primo algoritmo è stato preso come obiettivo la massimizzazione della sensibilità, ovvero del riconoscimento del più alto numero possibile di cadute correttamente riconosciute.

L'algoritmo è stato inizialmente applicato alle misurazioni di ognuno dei cinque sensori prese singolarmente; in un secondo momento sono state prese in considerazione combinazioni di due sensori sperando in un miglioramento delle performance.

3.7.2.1 Applicazione dell'algoritmo ad un singolo sensore

L'algoritmo è basato sull'analisi dei segnali di accelerazione triassiale e di segnali di velocità angolare triassiale. Per calcolare il valore di *lead time*, in caso di caduta correttamente predetta, è stato effettuato il confronto con una stima dell'istante d'impatto, valutata come il minimo valore del vettore somma di accelerazione.

Una volta acquisite le misurazioni di accelerazione e velocità angolare triassiali, l'algoritmo calcola per ogni istante di campionamento il vettore somma di accelerazione $SV_{acc}(i)$ e di velocità angolare $SV_{gyr}(i)$.

Il vettore $SV_{acc}(i)$ deve scendere al di sotto di due soglie: una prima soglia THA1, seguita poi da una seconda soglia più bassa THA2. Il vettore $SV_{gyr}(i)$, invece, deve salire al di sopra di due soglie: una prima soglia THV1, seguita poi da una seconda soglia più alta THV2.

La caduta viene, quindi, ritenuta correttamente rilevata nel caso in cui vengano verificate le seguenti condizioni:

- Il vettore somma di accelerazione deve scendere al di sotto di una soglia THA1 e il vettore somma di velocità angolare deve salire al di sopra di una seconda soglia THG1.
- I due vettori somma devono rimanere oltre le rispettive soglie per almeno $k = 5$ campioni.
- Il vettore somma di accelerazione deve scendere al di sotto di una soglia THA2, più bassa di THA1, e il vettore somma di velocità angolare deve salire al di sopra di una seconda soglia THG2, più alta di THG1.

Al fine di massimizzare le performance del dispositivo, sono state settate soglie diverse per ogni sensore, sintetizzate nella seguente tabella:

| SOGLIE | THA1 | THA2 | THG1 | THG2 |
|------------|------|------|------|------|
| S1: tronco | 8 | 6 | 20 | 40 |
| S2: collo | 7.5 | 7.3 | 10 | 15 |
| S3: polso | 10 | 8 | 0 | 10 |
| S4: tasca | 10 | 8 | 20 | 80 |
| S5: coscia | 9 | 7 | 10 | 30 |

Tabella 3.3: Soglie settate per l'algoritmo 1 per ogni sensore.

In Figura 3.10 viene riportato lo schema a blocchi del funzionamento dell'algoritmo.

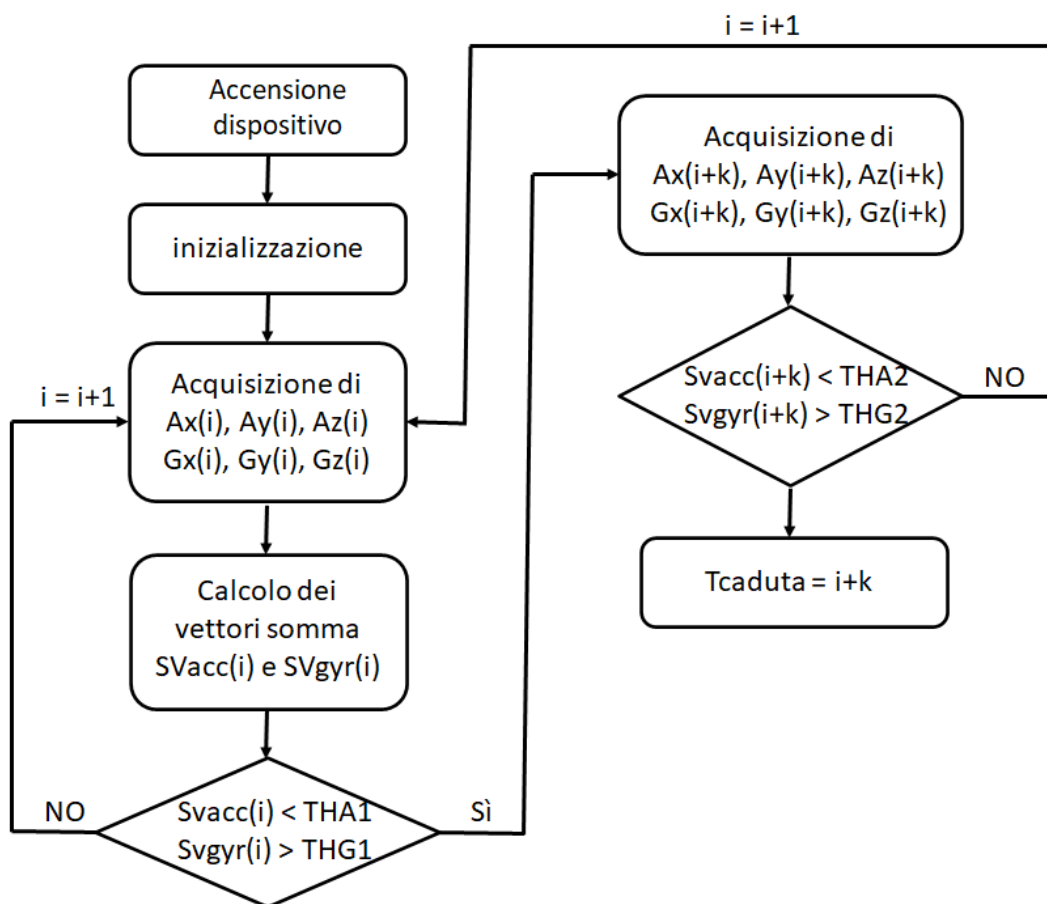


Figura 3.10: Diagramma a blocchi dell'algoritmo 1

3.7.2.2 Applicazione dell'algoritmo a coppie di sensori

Per fare uno studio il più possibile completo, l'algoritmo è stato testato su ognuna delle 10 possibili combinazioni di coppie di sensori.

Dal momento che lo scopo di questo algoritmo è quello di massimizzare il numero di cadute correttamente rilevate, è stato deciso che l'evento caduta può essere considerato correttamente rilevato nel caso in cui l'algoritmo l'abbia identificato in seguito all'analisi dei segnali di SV_{acc} e SV_{gyr} di almeno uno dei due sensori.

L'algoritmo fornisce in uscita come istante di caduta il campione identificato come tale dal primo dei due sensori. Questo per rispettare la condizione descritta in precedenza, nel paragrafo 3.6, di non considerare come diversi due eventi di caduta distanti tra loro di meno di 1s.

Il settaggio delle soglie è rimasto invariato rispetto a quello utilizzato nel caso di applicazione dell'algoritmo ad un unico sensore.

3.7.3 Algoritmo 2

Questo secondo algoritmo è stato costruito con uno scopo differente da quello precedente, ovvero quello di massimizzare il parametro specificità, in modo da minimizzare il numero di Falsi Positivi riconosciuti erroneamente come eventi caduta.

L'attivazione dei dispositivi di protezione muniti di airbag, infatti, è molto dispendiosa, a causa dei costi legati alle cartucce di CO_2 . Pertanto, per rendere più appetibile sul mercato questo tipo di dispositivi, può essere interessante l'idea di rinunciare ad avere una sensibilità ottimale e limitarsi a riconoscere una caduta su tre circa – quindi una sensibilità intorno al 33% - per avere in cambio una riduzione del numero di Falsi Positivi e, di conseguenza, di gonfiaggi non necessari dell'airbag e, quindi, dei costi di gestione del dispositivo di protezione.

Inoltre, nel caso in cui il sistema si attivi in maniera errata troppe volte, i costi delle cartucce ed il continuo bisogno di dover ripiegare l'airbag renderebbero il dispositivo poco appetibile ad una possibile utenza.

Questo algoritmo, come il precedente, è stato inizialmente applicato alle misurazioni di ognuno dei cinque sensori prese singolarmente, per poi essere, in un secondo momento, applicato a diverse combinazioni di due sensori sperando in un miglioramento delle performance.

3.7.3.1 Applicazione dell'algoritmo ad un singolo sensore

L'algoritmo è basato sull'analisi dei segnali di accelerazione triassiale e di segnali di velocità angolare triassiale.

Non appena il dispositivo viene attivato e i sensori cominciano ad acquisire le misurazioni di accelerazione e velocità angolare triassiali, l'algoritmo inizia a calcolare per ogni istante di campionamento il vettore somma di accelerazione $SV_{acc}(i)$ e di velocità angolare $SV_{gyr}(i)$.

Il vettore $SV_{acc}(i)$ deve scendere al di sotto di due soglie: una prima soglia $THA1$, seguita poi da una seconda soglia più bassa $THA2$. Il vettore $SV_{gyr}(i)$, invece, deve salire al di sopra di due soglie: una prima soglia $THV1$, seguita poi da una seconda soglia più alta $THV2$.

L'algoritmo effettua controlli non solo sui vettori somma di accelerazione e velocità angolare, ma anche sul valore di velocità di caduta $FV(i)$ calcolato nell'istante in cui il vettore somma di accelerazione $SV_{acc}(i)$ scende al di sotto della seconda soglia $THA2$.

La velocità di caduta viene calcolata integrando il vettore somma di accelerazione in un intervallo compreso tra 40 campioni prima di $THA1$ e $THA2$. La formula per il calcolo di $FV(i)$ può essere espressa come:

$$FV(i) = \int_{THA1-40}^{THA2} SV_{acc}(t) dt$$

In sintesi, la caduta viene ritenuta correttamente rilevata nel caso in cui vengano verificate le seguenti condizioni:

- Il vettore somma di accelerazione deve scendere al di sotto di una soglia $THA1$ e il vettore somma di velocità angolare deve salire al di sopra di una seconda soglia $THG1$.
- I due vettori somma devono rimanere oltre le rispettive soglie per almeno $k = 5$ campioni.
- Il vettore somma di accelerazione deve scendere al di sotto di una soglia $THA2$, più bassa di $THA1$, e il vettore somma di velocità angolare deve salire al di sopra di una seconda soglia $THG2$, più alta di $THG1$.
- La velocità di caduta $FV(i+k)$ deve essere al di sopra di un'ultima soglia $THFV$.

Al fine di massimizzare le performance del dispositivo, sono state settate soglie diverse per ogni sensore, sintetizzate nella seguente tabella:

| <i>SOGLIE</i> | <i>THA1</i> | <i>THA2</i> | <i>THG1</i> | <i>THG2</i> | <i>THFV</i> |
|-------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>S1: tronco</i> | 8 | 6 | 20 | 40 | 480 |
| <i>S2: collo</i> | 7.5 | 7.3 | 10 | 15 | 400 |
| <i>S3: polso</i> | 10 | 8 | 0 | 10 | 600 |
| <i>S4: tasca</i> | 10 | 8 | 20 | 80 | 710 |
| <i>S5: coscia</i> | 9 | 7 | 10 | 30 | 530 |

Tabella 3.4: Soglie settate per l'algoritmo 2 per ogni sensore.

In Figura 3.11 viene riportato lo schema a blocchi del funzionamento dell'algoritmo.

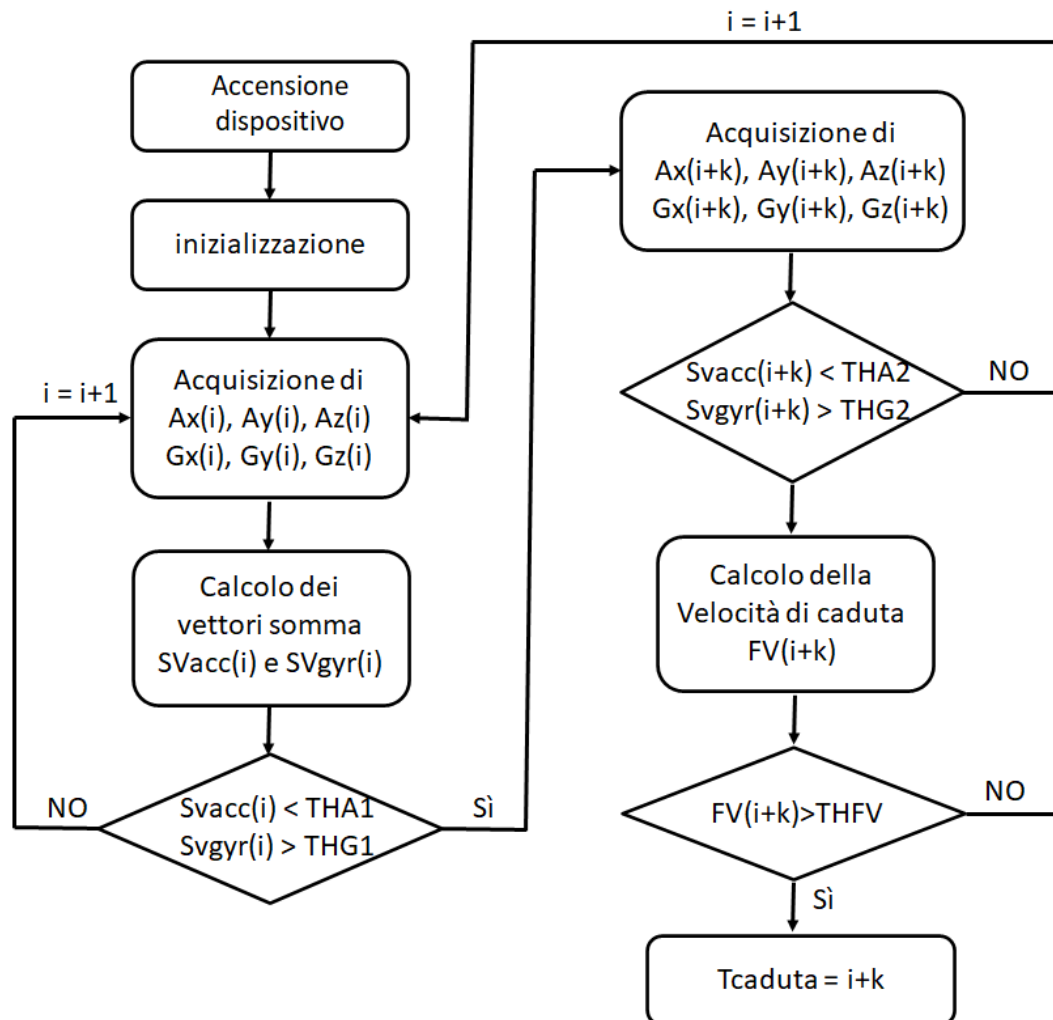


Figura 3.11: Diagramma a blocchi dell'algoritmo 2.

3.7.3.2 Applicazione dell'algoritmo ad un coppia di sensori

Per fare uno studio il più possibile completo, l'algoritmo è stato testato su ognuna delle 10 possibili combinazioni di coppie di sensori.

Questo secondo algoritmo ha come obiettivo quello di minimizzare il numero di Falsi Positivi; pertanto, per ridurre il più possibile gli errori, l'algoritmo considera l'evento di caduta come correttamente identificato soltanto se lo ha

riconosciuto come tale analizzando entrambi i set di segnali forniti dai due sensori.

L'algoritmo fornisce in uscita come istante di caduta il campione identificato come tale dal primo dei due sensori. Questo per rispettare la condizione descritta in precedenza, nel paragrafo 3.6, di non considerare come diversi due eventi di caduta distanti tra loro di meno di 1s.

Il settaggio delle soglie è rimasto invariato rispetto a quello utilizzato nel caso di applicazione dell'algoritmo ad un unico sensore.

Capitolo 4

Risultati

In questo capitolo sono stati raccolti i risultati ottenuti dall'applicazione dei due algoritmi ad ogni sensore e, successivamente, ad ogni coppia di sensori, al fine di valutare quale combinazione garantisca le performance ottimali per ogni algoritmo.

4.1 Applicazione degli algoritmi ai sensori presi singolarmente

4.1.1 Applicazione dell'algoritmo 1

La prima prova è stata effettuata applicando l'algoritmo 1 al dataset di training, composto da 45 segnali di eventi caduta e 35 di ADL, come mostrato nella tabella 3.1 già proposta nel capitolo 3.

Dal momento che questo algoritmo è stato costruito con lo scopo di massimizzare il numero di eventi caduta correttamente rilevati, è stata compiuta un'analisi iniziale sui segnali di caduta contenuti nel dataset di training.

In questa prima fase sono state scelte le soglie in modo da garantire i più alti valori possibili di sensibilità.

I valori delle soglie scelte sono riportati nella Tabella 3.3, riportata nel capitolo 3.

Una volta settate le soglie con i valori sopradescritti, è stata effettuata un'analisi dell'intero dataset di training. I risultati ottenuti sono riportati in una serie di tabelle:

Nella prima tabella (Tabella 4.1) sono stati riportati i valori di sensibilità – ovvero la percentuale di cadute correttamente rilevate - per ogni sensore.

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1: tronco</i> | 97.7 | 190 ±123 |
| <i>s2: collo</i> | 86.6 | 317±209 |
| <i>s3: polso</i> | 84.44 | 319±227 |
| <i>s4: tasca</i> | 97.78 | 369±194 |
| <i>s5: coscia</i> | 91.11 | 248±179 |

Tabella 4.1: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di training delle cadute.

Osservando la tabella, si può notare che i risultati di sensibilità più alti sono stati raggiunti a seguito dell'applicazione dell'algoritmo 1 al sensore S1 – ovvero quello posto sul tronco – e al sensore S4 – ovvero quello posto all'interno della tasca del soggetto.

In una seconda tabella (Tabella 4.2) è stato riportato il numero di Falsi Positivi erroneamente riconosciuti dall'algoritmo 1, divisi per tipo di attività e totali, per ogni sensore. Sono stati inoltre riportati i valori di specificità raggiunti a seguito dell'analisi delle misurazioni rilevate da ogni sensore.

| | <i>S1:</i> <i>Tronco</i> | <i>S2:</i> <i>Collo</i> | <i>S3:</i> <i>Polso</i> | <i>S4:</i> <i>Tasca</i> | <i>S5:</i> <i>Coscia</i> |
|------------|-----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|-----------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 1 | 6 | 12 | 6 | 1 |
| ATTIVITÀ 2 | 1 | 8 | 10 | 6 | 0 |

| | | | | | |
|-------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| ATTIVITÀ 3 | 2 | 9 | 14 | 9 | 8 |
| ATTIVITÀ 4 | 6 | 28 | 28 | 29 | 28 |
| ATTIVITÀ 5 | 17 | 22 | 15 | 21 | 19 |
| ATTIVITÀ 6 | 30 | 139 | 157 | 177 | 164 |
| ATTIVITÀ 7 | 30 | 172 | 207 | 211 | 216 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 4 | 5 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 9 | 25 | 93 | 140 | 97 | 68 |
| FP _{TOT} | 112 | 481 | 588 | 556 | 504 |
| SP % | 99.9541 | 99.8031 | 99.7593 | 99.7724 | 99.7937 |

Tabella 4.2: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell' algoritmo 1 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni sensore.

Di seguito, viene riportato un elenco dove vengono descritte le attività riportate nella Tabella 4.2. Le prime 7 attività rappresentano le misurazioni di ADL realizzate dai soggetti in laboratorio, mentre le ultime due rappresentano i Falsi Positivi ottenuti in seguito all'applicazione dell'algoritmo 1 sui dati di caduta.

- Attività 1: alzata e seduta da una sedia d'ufficio
- Attività 2: raccolta di un oggetto da terra
- Attività 3: cammino per una distanza di 10 m
- Attività 4: guardare sotto al letto
- Attività 5: corsa per una distanza di 10 m
- Attività 6: discesa e salita con un ascensore
- Attività 7: discesa e salita di una rampa di scale
- Attività 8: Falsi Positivi rilevati prima dell'evento caduta
- Attività 9: Falsi Positivi rilevati a seguito dell'evento caduta

Osservando la tabella si può notare che l'analisi delle misurazioni fornite dal sensore S1 posto sul tronco forniscono riporta risultati nettamente migliori rispetto a quelli ottenuti per gli altri sensori. Combinando queste informazioni con quelle ottenute dall'analisi dei valori di sensibilità riportati nella Tabella 4.1, si può quindi affermare che i risultati migliori sono stati ottenuti per il sensore S1 posto sul tronco.

Il numero più alto di Falsi Positivi tra le attività di ADL è stato raggiunto nelle attività 6 e 7, ovvero quelle di salita e discesa in ascensore e da una rampa di scale rispettivamente (Figura 4.1). Ciò è dovuto al fatto che la variazione improvvisa di accelerazione di gravità che si genera durante questi due tipi di attività è assolutamente paragonabile a quello che si verifica durante un evento di caduta e, pertanto, rende difficile una distinzione netta tra questi due casi.

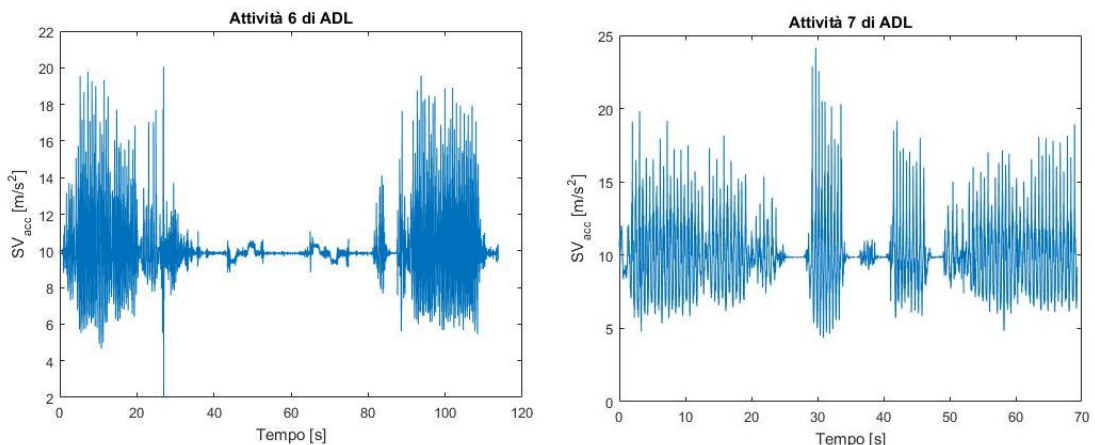


Figura 4.1: Grafico del segnale vettore somma di accelerazione SV_{acc} per misurazioni dell'attività 6 di ADL, ovvero di salita e discesa con un ascensore (figura a sinistra) e dell'attività 7 di ADL, ovvero la salita e discesa dalle scale (figura a destra).

Un altro risultato interessante è l'elevato numero di Falsi Positivi che si rilevano a seguito di un evento caduta. Questo perché durante la simulazione delle cadute in laboratorio il sensore non è stato spento negli istanti successivi all'evento caduta, ma i soggetti hanno avuto il tempo di rialzarsi in piedi. L'atto di rialzarsi dal materasso provoca forti oscillazioni nelle misurazioni, con

variazioni di accelerazione paragonabili a quelle di un caduta. Un esempio di misurazione è mostrato nella Figura 4.2

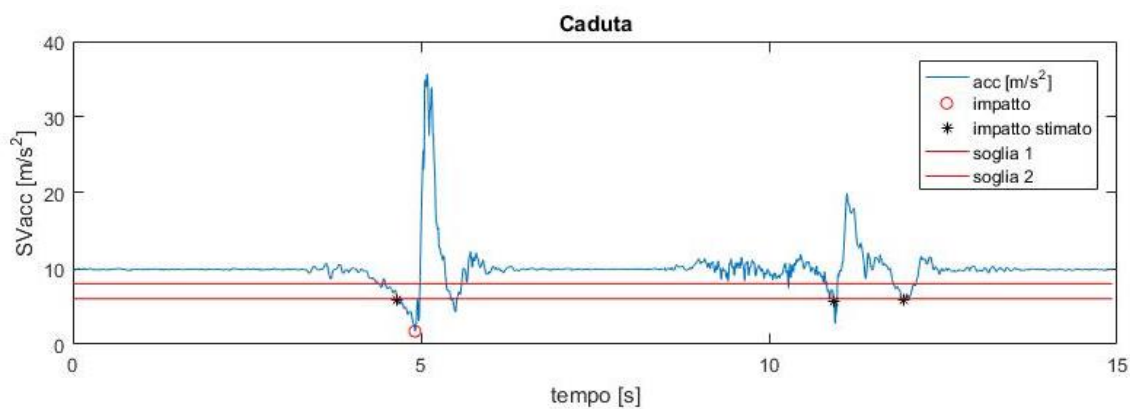


Figura 4.2: Esempio di segnale di caduta con falsi positivi multipli a seguito dell'impatto.

Analizzando i segnali di accelerazione lungo i tre assi (Figura 4.3) è possibile osservare il comportamento del soggetto.

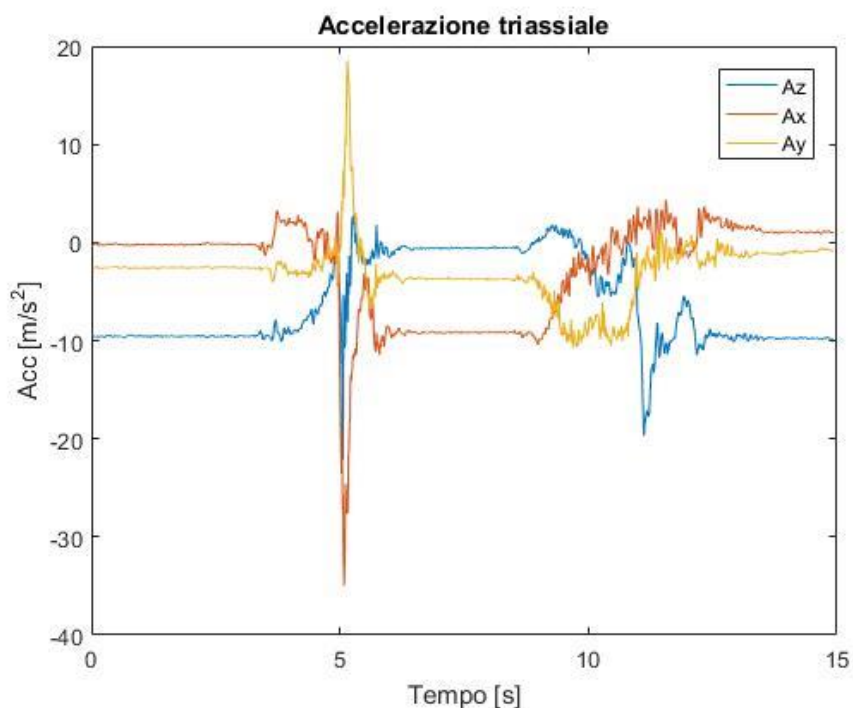


Figura 4.3: Grafico di accelerazione triassiale di una misurazione di caduta.

Nella Figura 4.3 il segnale blu rappresenta l'accelerazione lungo l'asse z, ovvero quello verticale. Inizialmente il soggetto è fermo in piedi e l' A_z rimane stabile attorno ad un valore di -10 m/s^2 ; quindi, il soggetto simula la caduta e l' A_z subisce un picco positivo a causa dell'impatto col suolo. A questo punto il soggetto rimane immobile per qualche secondo per evitare oscillazioni del sensore inerziale, riscontrabile nel grafico come A_z stabile intorno ad un valore di 0 m/s^2 . Infine, il soggetto si rialza e, dopo un breve intervallo di oscillazione, quando il soggetto ritorna in piedi, l' A_z ritorna ad un valore stabile di -10 m/s^2 .

Per confermare la validità dello studio effettuato, l'algoritmo 1 è stato, quindi, applicato al dataset di testing, descritto nella Tabella 3.2 mostrata nel capitolo 3.

I risultati ottenuti sono stati riportati nelle tabelle seguenti:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1: tronco</i> | 88.89 | 163±101 |
| <i>s2: collo</i> | 85.19 | 238±134 |
| <i>s3: polso</i> | 77.78 | 227±174 |
| <i>s4: tasca</i> | 85.19 | 236±145 |
| <i>s5: coscia</i> | 88.89 | 187±110 |

Tabella 4.3: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing delle cadute.

Anche con questo nuovo dataset, il sensore S1 posto sul tronco ha riportato i risultati più alti di sensibilità. Ottime sono anche le prestazioni del sensore S5 posto sulla coscia, ma sono peggiorate quelle del S4 posto in tasca, che aveva riportato risultati migliori nel dataset di training.

In questa seconda tabella (Tabella 4.4) è stato riportato il numero di Falsi Positivi ottenuti applicando l' algoritmo 1 al dataset di testing:

| | S1: <i>Tronco</i> | S2: <i>Collo</i> | S3: <i>Polso</i> | S4: <i>Tasca</i> | S5: <i>Coscia</i> |
|-------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|----------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 0 | 3 | 8 | 4 | 0 |
| ATTIVITÀ 2 | 1 | 5 | 7 | 2 | 2 |
| ATTIVITÀ 3 | 2 | 10 | 9 | 11 | 3 |
| ATTIVITÀ 4 | 1 | 12 | 20 | 21 | 17 |
| ATTIVITÀ 5 | 12 | 13 | 12 | 12 | 12 |
| ATTIVITÀ 6 | 0 | 51 | 93 | 110 | 86 |
| ATTIVITÀ 7 | 9 | 80 | 114 | 144 | 113 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 9 | 11 | 45 | 83 | 59 | 25 |
| FP _{TOT} | 36 | 220 | 348 | 363 | 258 |
| SP % | 99.9769 | 99.8588 | 99.7767 | 99.7671 | 99.8345 |

Tabella 4.4: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni sensore.

Osservando la tabella 4.4, si può notare che anche per il dataset di testing la specificità è significativamente superiore per il sensore S1. Unendo questi risultati a quelli di sensibilità riportati nella tabella 4.3, si può confermare che l'algoritmo 1 funziona al meglio con misurazioni rilevati da un sensore posto sul tronco.

Le prestazioni dell'algorithmo 1 applicato al sensore S1 posto sul tronco sono state sintetizzate nella seguente tabella:

| | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|------------|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| S1: Tronco | 88.89 | 163±101 | 36 | 99.9769 |

Tabella 4.5: Dati di sensibilità, Lead Time medio con SD, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algorithmo 1 al dataset di testing per il sensore S1 posto sul tronco, il sensore migliore dal punto di vista delle performance.

Questo algorithmo deve essere inserito all'interno di un dispositivo di protezione, pertanto ha senso considerare la posizione ottimale per il sensore non solo dal punto di vista delle performance, ma anche dal punto di vista dell'indossabilità.

In genere l'utente, infatti, tende a favorire dispositivi comodi a dispositivi performanti. In questo senso, è utile concentrarsi sui sensori posti in tasca, come può essere uno smartphone, su quelli posizionati sul polso, come uno smartwatch, e, infine, quelli posizionati sul tronco, che possono essere facilmente indossati nella forma di una cintura intorno alla vita.

Anche dal punto di vista dell'indossabilità, i risultati migliori per l'applicazione dell'algorithmo 1 si hanno per il sensore S1 posto sul tronco.

4.1.2 Applicazione dell'algorithmo 2

L'algorithmo 2 è stato ideato con lo scopo di minimizzare il numero di Falsi Positivi rilevati. Per questo motivo, nella prima fase di costruzione dell'algorithmo, sono state settate le soglie in modo che l'applicazione al dataset di training garantisse il più alto possibile valore di specificità mantenendo quello di sensibilità intorno al 33% - ovvero una caduta correttamente rilevata su tre.

I valori delle soglie così ottenuti sono stati riportati nella tabella 3.4, riportata nel capitolo 3.

L'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training ha riportato i seguenti risultati, riassunti in due tabelle:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1: tronco</i> | 31.11 | 281±149 |
| <i>s2: collo</i> | 44.44 | 417±157 |
| <i>s3: polso</i> | 31.11 | 416±116 |
| <i>s4: tasca</i> | 31.11 | 320±139 |
| <i>s5: coscia</i> | 31.11 | 214±97 |

Tabella 4.6: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training delle cadute per ogni sensore.

| | <i>S1:</i> | <i>S2:</i> | <i>S3:</i> | <i>S4:</i> | <i>S5:</i> |
|------------|---------------|--------------|--------------|--------------|---------------|
| | <i>Tronco</i> | <i>Collo</i> | <i>Polso</i> | <i>Tasca</i> | <i>Coscia</i> |
| ATTIVITÀ 1 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 |
| ATTIVITÀ 2 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 3 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 4 | 2 | 6 | 1 | 0 | 1 |
| ATTIVITÀ 5 | 10 | 11 | 6 | 3 | 7 |

| | | | | | |
|-------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| ATTIVITÀ 6 | 9 | 32 | 13 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 7 | 8 | 34 | 7 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 2 | 2 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 9 | 11 | 48 | 32 | 6 | 19 |
| FP_{TOT} | 40 | 134 | 67 | 10 | 27 |
| SP % | 99.9836 | 99.9451 | 99.9726 | 99.9959 | 99.9889 |

Tabella 4.7: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene, inoltre, stimato il valore di specificità per ogni sensore.

Osservando le due tabelle 4.6 e 4.7, si può notare che in questo caso i risultati migliori sono quelli ottenuti per il sensore S4 posto nella tasca del soggetto e per il sensore S5 posto nella coscia.

In generale, tutti i valori di FP_{TOT} sono significativamente inferiori rispetto a quelli ottenuti applicando l'algoritmo 1; pertanto si può affermare che questo algoritmo raggiunge l'obiettivo prefissato di miglioramento dei valori di specificità.

Per validare i risultati ottenuti in questa analisi, anche l'algoritmo 2 è stato applicato ad un dataset di testing, in modo da poter osservare il suo comportamento con dei dati nuovi.

I risultati dell'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di testing sono riportati nelle due tabelle seguenti:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1: tronco</i> | 29.63 | 200±82 |
| <i>s2: collo</i> | 18.52 | 257±105 |

| | | |
|------------|-------|---------|
| s3: polso | 44.44 | 322±128 |
| s4: tasca | 33.33 | 295±139 |
| s5: coscia | 37.04 | 233±99 |

Tabella 4.8: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algorithm 2 al dataset di testing delle cadute per ogni sensore.

| | S1: Tronco | S2: Collo | S3: Polso | S4: Tasca | S5: Coscia |
|-------------------|---------------|--------------|--------------|--------------|---------------|
| ATTIVITÀ 1 | 0 | 2 | 1 | 1 | 0 |
| ATTIVITÀ 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 3 | 2 | 1 | 4 | 1 | 0 |
| ATTIVITÀ 4 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 5 | 7 | 6 | 6 | 4 | 6 |
| ATTIVITÀ 6 | 0 | 5 | 7 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 7 | 8 | 11 | 8 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 8 | 7 | 11 | 5 | 10 | 7 |
| ATTIVITÀ 9 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| FP _{TOT} | 26 | 39 | 33 | 16 | 13 |
| SP % | 99.9833 | 99.9750 | 99.9788 | 99.9897 | 99.9917 |

Tabella 4.9: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algorithm 2 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni sensore.

I risultati ottenuti applicando l'algoritmo 2 al dataset di testing confermano l'analisi effettuata sul dataset di training. Mediamente, tutti i valori di specificità sono significativamente superiori rispetto a quelli ricavati utilizzando l'algoritmo 1; in particolare, il sensore che ha permesso di ottenere i risultati migliori, nel senso di miglior combinazione di specificità che di sensibilità è stato il sensore S5 posto sulla coscia. I valori dei parametri che lo caratterizzano sono riassunti nella seguente tabella:

| | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|-------------------|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| S5: <i>Coscia</i> | 37.04 | 233±99 | 13 | 99.9917 |

Tabella 4.10: Dati di sensibilità, Lead Time medio con SD, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing per il sensore S5 posto sulla coscia, il sensore migliore dal punto di vista delle performance.

Dal punto di vista dell'indossabilità, tuttavia, il sensore S5 posto sulla coscia può risultare scomodo. Pertanto, si può considerare il secondo miglior sensore dal punto di vista delle performance, ovvero il sensore S4, posto in tasca. I valori dei parametri che lo caratterizzano sono riassunti nella seguente tabella:

| | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|------------------|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| s4: <i>tasca</i> | 33.33 | 295±139 | 16 | 13 |

Tabella 4.11: Dati di sensibilità, Lead Time medio con SD, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing per il sensore S4 posto in tasca, il sensore migliore dal punto di vista dell'indossabilità.

4.2 Applicazione degli algoritmi a coppie di sensori

Il dataset messo a disposizione per questo progetto di tesi è composto dalle misurazioni di cadute e ADLs ottenute tramite l'utilizzo di 5 diversi sensori. Per questo motivo, si è deciso di provare ad applicare gli algoritmi non solo alle misurazioni fornite dai singoli sensori, ma anche a quelle fornite da coppie di sensori, per stabilire se fosse possibile migliorare le performance degli algoritmi e, se ciò fosse possibile, valutare quali fossero le posizioni ottimali per i sensori.

4.2.1 Applicazione dell'algoritmo 1

Lo studio del comportamento dell'algoritmo per una coppia di sensori è stato realizzato in maniera del tutto analoga a quello compiuto per singoli sensori. Nella fase iniziale, l'algoritmo è stato applicato al dataset di training per ogni possibile coppia di sensori. Il settaggio delle soglie è rimasto invariato.

I risultati ottenuti sono stati riportati nelle tabelle seguenti:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1+s2: tronco + collo</i> | 100 | 360±185 |
| <i>s1+s3: tronco + polso</i> | 100 | 401±229 |
| <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | 100 | 415±196 |
| <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | 100 | 376±188 |
| <i>s2+s3: collo + polso</i> | 88.89 | 404±211 |
| <i>s2+s4: collo + tasca</i> | 97.78 | 418±190 |
| <i>s2+s5: collo + coscia</i> | 97.78 | 387±183 |
| <i>s3+s4: polso + tasca</i> | 95.56 | 588±331 |

| | | |
|-----------------------|-------|---------|
| s3+s5: polso + coscia | 100 | 498±270 |
| s4+s5: tasca + coscia | 97.78 | 505±245 |

Tabella 4.12: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di training delle cadute per ogni coppia di sensori.

Osservando la Tabella 4.12, si può notare che considerando coppie di sensori, anziché sensori singoli, è possibile ottenere valori di sensibilità significativamente più elevati.

| | s1+s2: tronco + collo | s1+s3: tronco + polso | s1+s4: tronco + tasca | s1+s5: tronco + coscia | s2+s3: collo + polso |
|------------|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|------------------------------|----------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 6 | 11 | 7 | 4 | 11 |
| ATTIVITÀ 2 | 8 | 10 | 6 | 4 | 10 |
| ATTIVITÀ 3 | 10 | 14 | 9 | 8 | 15 |
| ATTIVITÀ 4 | 28 | 35 | 32 | 30 | 34 |
| ATTIVITÀ 5 | 22 | 25 | 23 | 22 | 26 |
| ATTIVITÀ 6 | 143 | 182 | 181 | 168 | 184 |
| ATTIVITÀ 7 | 180 | 230 | 212 | 213 | 229 |

| | | | | | |
|-------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| ATTIVITÀ 8 | 4 | 5 | 0 | 0 | 5 |
| ATTIVITÀ 9 | 94 | 143 | 117 | 102 | 151 |
| FP _{TOT} | 495 | 655 | 587 | 551 | 665 |
| SP % | 99.6824 | 99.5797 | 99.6234 | 99.6465 | 99.5733 |

| | s2+s4: collo + tasca | s2+s5: collo + coscia | s3+s4: polso + tasca | s3+s5: polso + coscia | s4+s5: tasca + coscia |
|-------------------|----------------------------|-----------------------------|----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 9 | 8 | 24 | 20 | 11 |
| ATTIVITÀ 2 | 8 | 8 | 17 | 10 | 9 |
| ATTIVITÀ 3 | 12 | 11 | 28 | 20 | 17 |
| ATTIVITÀ 4 | 33 | 30 | 46 | 38 | 36 |
| ATTIVITÀ 5 | 23 | 23 | 36 | 25 | 26 |
| ATTIVITÀ 6 | 181 | 168 | 274 | 239 | 225 |
| ATTIVITÀ 7 | 232 | 220 | 310 | 278 | 274 |
| ATTIVITÀ 8 | 4 | 4 | 30 | 10 | 13 |
| ATTIVITÀ 9 | 117 | 100 | 228 | 185 | 172 |
| FP _{TOT} | 619 | 572 | 993 | 825 | 783 |
| SP % | 99.6028 | 99.6330 | 99.3629 | 99.4707 | 99.4976 |

Tabella 4.13: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori.

L'aumento della sensibilità va, tuttavia, a discapito della specificità, che si riduce in maniera significativa.

Anche in questo studio, l'algoritmo 1 è stato applicato al dataset di testing per validare i risultati ottenuti in fase di training.

I risultati sono riportati nelle seguenti tabelle:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1+s2: tronco + collo</i> | 92.59 | 282±100 |
| <i>s1+s3: tronco + polso</i> | 96.3 | 320±126 |
| <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | 92.59 | 330±127 |
| <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | 96.3 | 287±134 |
| <i>s2+s3: collo + polso</i> | 92.59 | 333±129 |
| <i>s2+s4: collo + tasca</i> | 88.89 | 321±98 |
| <i>s2+s5: collo + coscia</i> | 96.3 | 290±118 |
| <i>s3+s4: polso + tasca</i> | 92.59 | 499±291 |
| <i>s3+s5: polso + coscia</i> | 100 | 396±236 |
| <i>s4+s5: tasca + coscia</i> | 96.3 | 493±240 |

Tabella 4.14: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing delle cadute per ogni coppia di sensori.

| | <i>s1+s2: tronco + collo</i> | <i>s1+s3: tronco + polso</i> | <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | <i>s2+s3: collo + polso</i> |
|------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|---------------------------------------|-------------------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 3 | 8 | 4 | 3 | 8 |
| ATTIVITÀ 2 | 6 | 7 | 3 | 3 | 7 |

| | | | | | |
|-------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| ATTIVITÀ 3 | 10 | 9 | 11 | 5 | 11 |
| ATTIVITÀ 4 | 13 | 20 | 21 | 19 | 20 |
| ATTIVITÀ 5 | 13 | 12 | 12 | 13 | 13 |
| ATTIVITÀ 6 | 54 | 97 | 108 | 84 | 99 |
| ATTIVITÀ 7 | 82 | 117 | 140 | 114 | 121 |
| ATTIVITÀ 8 | 1 | 2 | 0 | 0 | 2 |
| ATTIVITÀ 9 | 51 | 84 | 66 | 47 | 87 |
| FP _{TOT} | 233 | 356 | 365 | 288 | 368 |
| SP % | 99.8505 | 99.7716 | 99.7658 | 99.8152 | 99.7639 |

| | <i>s2+s4: collo + tasca</i> | <i>s2+s5: collo+ coscia</i> | <i>s3+s4: polso + tasca</i> | <i>s3+s5: polso + coscia</i> | <i>s4+s5: tasca + coscia</i> |
|------------|-------------------------------------|-------------------------------------|-------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 4 | 3 | 14 | 12 | 7 |
| ATTIVITÀ 2 | 6 | 6 | 11 | 7 | 7 |
| ATTIVITÀ 3 | 13 | 11 | 17 | 11 | 14 |
| ATTIVITÀ 4 | 21 | 18 | 28 | 24 | 23 |
| ATTIVITÀ 5 | 12 | 13 | 19 | 16 | 16 |
| ATTIVITÀ 6 | 109 | 87 | 162 | 133 | 133 |
| ATTIVITÀ 7 | 141 | 114 | 181 | 161 | 156 |
| ATTIVITÀ 8 | 1 | 1 | 17 | 8 | 3 |
| ATTIVITÀ 9 | 69 | 54 | 142 | 106 | 101 |

| | | | | | |
|-------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| FP _{TOT} | 376 | 307 | 591 | 478 | 460 |
| SP % | 99.7588 | 99.8030 | 99.6208 | 99.6933 | 99.7049 |

Tabella 4.15: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell' algoritmo 1 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori.

L'analisi di tutte le possibili combinazioni di coppie di sensori conferma un aumento medio della sensibilità.

La specificità, tuttavia, si riduce significativamente: la media dei valori di specificità per coppie di sensori è 99.7548, minore rispetto alla media dei valori ottenuti per i sensori presi singolarmente, pari a 99.8428.

I risultati migliori si hanno per la coppia di sensori S3 e S5 (sensore in tasca e coscia) e sono sintetizzati nella Tabella 4.16; tuttavia, a causa della più facile applicabilità, può essere considerata come la combinazione ottimale quella di S1 e S2 (sensore sul tronco e polso), i cui risultati sono mostrati nella Tabella 4.17.

| | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|---------------------------------|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| S3+S5: <i>Polso + Coscia</i> | 100 | 396±236 | 478 | 99.6933 |

Tabella 4.16: Dati di sensibilità, Lead Time medio con deviazione standard, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell' algoritmo 1 al dataset di testing per la coppia di sensori S3 posto in tasca e S55 posto sulla coscia, la coppia di sensori migliore dal punto di vista delle performance.

| | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|--|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| <i>S1+S2:</i> <i>Tronco + Polso</i> | 96.3 | 282±100 | 356 | 99.7716 |

Tabella 4.17: Dati di sensibilità, Lead Time medio con deviazione standard, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing per la coppia di sensori S1 posto sul tronco e S2 posto sul polso, la coppia di sensori ottimale per indossabilità.

4.2.2 Applicazione dell'algoritmo 2

Come ultimo studio, è stato deciso di provare ad applicare l'algoritmo 2 alle misurazioni fornite da coppie di sensore, col fine di valutare se si potesse ottenere un miglioramento delle performance in senso di riduzione del numero di Falsi Positivi erroneamente rilevati. Per completezza, l'algoritmo è stato applicato ad ogni coppia di sensori.

In prima fase, l'algoritmo 2 è stato applicato al dataset di training per ogni coppia di sensori. Il settaggio delle soglie è rimasto invariato.

I risultati sono riportati nelle tabelle seguenti:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1+s2: tronco + collo</i> | 53.33 | 221±139 |
| <i>s1+s3: tronco + polso</i> | 22.22 | 219±121 |
| <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | 17.78 | 174±71 |
| <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | 17.78 | 185±105 |
| <i>s2+s3: collo + polso</i> | 15.56 | 338±157 |

| | | |
|------------------------------|-------|---------|
| <i>s2+s4: collo + tasca</i> | 17.78 | 292±130 |
| <i>s2+s5: collo + coscia</i> | 17.78 | 239±114 |
| <i>s3+s4: polso + tasca</i> | 20 | 318±104 |
| <i>s3+s5: polso + coscia</i> | 13.33 | 231±126 |
| <i>s4+s5: tasca + coscia</i> | 15.56 | 164±99 |

Tabella 4.18: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training delle cadute per ogni coppia di sensori.

| | <i>s1+s2: tronco + collo</i> | <i>s1+s3: tronco + polso</i> | <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | <i>s2+s3: collo + polso</i> |
|-------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|---------------------------------------|-------------------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 0 | 4 | 4 | 0 | 20 |
| ATTIVITÀ 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| ATTIVITÀ 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 22 |
| ATTIVITÀ 4 | 14 | 6 | 0 | 14 | 48 |
| ATTIVITÀ 5 | 37 | 19 | 28 | 36 | 15 |
| ATTIVITÀ 6 | 431 | 119 | 0 | 434 | 325 |
| ATTIVITÀ 7 | 204 | 77 | 0 | 144 | 223 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 |
| ATTIVITÀ 9 | 144 | 125 | 110 | 194 | 82 |
| FP _{TOT} | 830 | 350 | 142 | 822 | 775 |
| SP % | 99.7932 | 99.9255 | 99.9369 | 99.8944 | 99.7838 |

| | <i>s2+s4:</i> <i>collo +</i> <i>tasca</i> | <i>s2+s5:</i> <i>collo +</i> <i>coscia</i> | <i>s3+s4:</i> <i>polso +</i> <i>tasca</i> | <i>s3+s5:</i> <i>polso +</i> <i>coscia</i> | <i>s4+s5:</i> <i>tasca +</i> <i>coscia</i> |
|-------------------|---|--|---|--|--|
| ATTIVITÀ 1 | 6 | 0 | 6 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 2 | 7 | 0 | 4 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 3 | 6 | 15 | 6 | 19 | 0 |
| ATTIVITÀ 4 | 13 | 50 | 12 | 48 | 13 |
| ATTIVITÀ 5 | 28 | 36 | 5 | 29 | 33 |
| ATTIVITÀ 6 | 215 | 550 | 102 | 333 | 215 |
| ATTIVITÀ 7 | 0 | 381 | 0 | 230 | 78 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 9 | 75 | 164 | 104 | 158 | 70 |
| FP _{TOT} | 350 | 1196 | 239 | 817 | 409 |
| SP % | 99.9443 | 99.9128 | 99.9378 | 99.9058 | 99.9304 |

Tabella 4.19: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori.

L'utilizzo di una coppia di sensori anziché garantisce un aumento dei valori di specificità, sebbene quelli di sensibilità si mantengano piuttosto bassi.

Per validare i risultati ottenuti in fase di training, l'algoritmo 2 è stato applicato al dataset di testing per ogni coppia di sensori.

I risultati sono riportati nelle seguenti tabelle:

| <i>Sensore</i> | SE% | <i>Lead Time [ms]</i> |
|-------------------------------|------------|-----------------------|
| <i>s1+s2: tronco + collo</i> | 55.56 | 188±73 |
| <i>s1+s3: tronco + polso</i> | 40.74 | 156±66 |
| <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | 40.74 | 153±70 |
| <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | 40.74 | 173±76 |
| <i>s2+s3: collo + polso</i> | 59.26 | 256±146 |
| <i>s2+s4: collo + tasca</i> | 48.15 | 211±90 |
| <i>s2+s5: collo + coscia</i> | 18.52 | 211±126 |
| <i>s3+s4: polso + tasca</i> | 33.33 | 206±130 |
| <i>s3+s5: polso + coscia</i> | 25.93 | 232±146 |
| <i>s4+s5: tasca + coscia</i> | 14.81 | 210±124 |

Tabella 4.20: Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di testing delle cadute per ogni coppia di sensori.

| | <i>s1+s2: tronco + collo</i> | <i>s1+s3: tronco + polso</i> | <i>s1+s4: tronco + tasca</i> | <i>s1+s5: tronco + coscia</i> | <i>s2+s3: collo + polso</i> |
|------------|--------------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|---------------------------------------|-------------------------------------|
| ATTIVITÀ 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 |
| ATTIVITÀ 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 |
| ATTIVITÀ 3 | 3 | 0 | 0 | 3 | 23 |
| ATTIVITÀ 4 | 6 | 0 | 0 | 6 | 20 |

| | | | | | |
|-------------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| ATTIVITÀ 5 | 21 | 21 | 21 | 21 | 23 |
| ATTIVITÀ 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 228 |
| ATTIVITÀ 7 | 51 | 0 | 0 | 0 | 155 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 9 | 63 | 61 | 60 | 87 | 46 |
| FP _{TOT} | 144 | 82 | 81 | 117 | 521 |
| SP % | 99.9076 | 99.9474 | 99.9480 | 99.9249 | 99.6657 |

| | <i>s2+s4:</i> <i>collo +</i> <i>tasca</i> | <i>s2+s5:</i> <i>collo +</i> <i>coscia</i> | <i>s3+s4:</i> <i>polso +</i> <i>tasca</i> | <i>s3+s5:</i> <i>polso +</i> <i>coscia</i> | <i>s4+s5:</i> <i>tasca +</i> <i>coscia</i> |
|-------------------|---|--|---|--|--|
| ATTIVITÀ 1 | 8 | 0 | 8 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 3 | 17 | 3 | 13 | 9 | 0 |
| ATTIVITÀ 4 | 10 | 29 | 10 | 20 | 9 |
| ATTIVITÀ 5 | 21 | 21 | 21 | 21 | 21 |
| ATTIVITÀ 6 | 0 | 228 | 0 | 343 | 0 |
| ATTIVITÀ 7 | 68 | 147 | 0 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ATTIVITÀ 9 | 35 | 36 | 45 | 52 | 88 |
| FP _{TOT} | 273 | 464 | 97 | 445 | 118 |
| SP % | 99.8248 | 99.7023 | 99.9378 | 99.7145 | 99.9243 |

Tabella 4.21: Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell' algoritmo 2 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori.

La media della specificità per coppie di sensori è pari a 99.8497, contro un valore di 99.9837 ottenuto con l'utilizzo di un solo sensore. Questo significa che si ha un peggioramento del parametro di interesse. Tuttavia, vi è un aumento del valore medio di sensibilità, pari a 37.7784 per le coppie di sensori contro il 32.5920 del sensore singolo.

I risultati migliori dal punto di vista delle performance si hanno per la coppia di sensori S1 e S4 (sensori posto sul tronco e in tasca) e sono sintetizzati nella tabella sottostante.

| | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|--|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| <i>s1+s4:</i> <i>tronco + tasca</i> | 40.74 | 153±70 | 81 | 99.9480 |

Tabella 4.22: Dati di sensibilità, Lead Time medio con deviazione standard, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di testing per la coppia di sensori S1 posto sul tronco e 42 posto in tasca.

Tali sensori sono anche facilmente indossabili, pertanto si può considerare questa coppia come la migliore anche dal punto di vista dell'indossabilità.

Conclusioni

In questo progetto di tesi è stato affrontato il problema della rilevazione degli eventi di caduta prima dell'istante di impatto. L'obiettivo era quello di costruire un algoritmo da inserire all'interno di un dispositivo di protezione munito di airbag, che potesse garantire il più elevato numero possibile di cadute correttamente rilevate, ovvero che avesse un'alta sensibilità, minimizzando il numero di Falsi Positivi erroneamente rilevati, ovvero che avesse un'alta specificità.

Uno degli aspetti più importanti legati alla costruzione dell'algoritmo è stato, quindi, il trade-off tra sensibilità e numero di Falsi Positivi rilevati: generalmente, infatti, ad un miglioramento della sensibilità corrisponde un aumento del numero di Falsi Positivi.

Data l'impossibilità di ottimizzare entrambi questi parametri, è stato deciso di costruire due diversi algoritmi: l'algoritmo 1 è stato costruito in modo da ottimizzare il parametro di sensibilità, mentre l'algoritmo 2 è stato costruito in modo da ottimizzare il numero di Falsi Positivi rilevati.

I due algoritmi sono stati testati su un dataset fornito, composto da misurazioni raccolte da cinque sensori in posizioni diverse sul soggetto, inizialmente sui dati raccolti dai singoli sensori, quindi da quelli raccolti da coppie di sensori, con lo scopo di valutare se ci potessero essere dei miglioramenti delle performance.

Di seguito sono sintetizzati i risultati dell'analisi per i sensori e coppie di sensori che hanno riportato i valori più alti dei parametri. È stata, inoltre, aggiunta una tabella nella quale sono stati riportati i risultati migliori di performance considerando solamente i sensori più indossabili. Con il termine indossabilità si intende la facilità e comodità con cui un soggetto è in grado di

portare un sensore. Tra quelli messi a disposizione nel dataset, i sensori più indossabili sono quello posizionato sul tronco, il quale può essere portato sotto forma di cintura, quello posizionato in tasca, che può essere uno smartphone, e, infine, quello posizionato sul polso, che può essere uno smartwatch.

Di seguito, sono riportati in una tabella riassuntiva i risultati ottimali dal punto di vista delle performance:

| | <i>Sensori</i> | SE % | <i>Lead Time [ms]</i> | FP_{TOT} | SP % |
|--|--|-------------|-----------------------|-------------------------|-------------|
| <i>Algoritmo 1</i> <i>1 sensore</i> | <i>S1:</i> <i>Tronco</i> | 88.89 | 163±101 | 36 | 99.9769 |
| <i>Algoritmo 2</i> <i>1 sensore</i> | <i>S5:</i> <i>Coscia</i> | 37.04 | 233±99 | 13 | 99.9917 |
| <i>Algoritmo 1</i> <i>2 sensori</i> | <i>S3+S5:</i> <i>Polso +</i> <i>Coscia</i> | 100 | 396±236 | 478 | 99.6933 |
| <i>Algoritmo 2</i> <i>2 sensori</i> | <i>S1+S4:</i> <i>Tronco +</i> <i>Tasca</i> | 40.74 | 174±71 | 81 | 99.9480 |

Osservando i risultati migliori ottenuti, si può notare che l'applicazione dell'algoritmo 1 ad un sensore fornisce effettivamente un valore alto al parametro di sensibilità, mentre l'algoritmo 2 raggiunge il suo obiettivo di ottimizzazione del numero di Falsi Positivi rilevati, pari quasi ad 1/3 di quelli erroneamente rilevati dall'algoritmo 1.

L'utilizzo di coppie di sensori anziché sensori singoli comporta, nel caso dell'algoritmo 1 l'ottimo risultato del raggiungimento del 100% del parametro di

sensibilità, sebbene aumenti drasticamente il numero di Falsi Positivi rilevati. Nel caso dell'algoritmo 2, invece, non viene raggiunto l'obiettivo di un miglioramento del parametro di specificità; tuttavia, si ha un aumento del parametro di sensibilità.

In una seconda tabella riassuntiva, sono, invece, stati riportati i risultati migliori ottenuti per i sensori più indossabili, un aspetto molto importante dal momento che questi algoritmi devono essere inseriti in dispositivi che devono essere indossati dagli utenti nell'arco dell'intera giornata.

| | <i>Sensori</i> | SE % | <i>Lead Time</i> [ms] | FP _{TOT} | SP % |
|--|--|-------------|--------------------------|-------------------|-------------|
| <i>Algoritmo 1</i> <i>1 sensore</i> | <i>S1:</i> <i>Tronco</i> | 88.89 | 163±101 | 36 | 99.9769 |
| <i>Algoritmo 2</i> <i>1 sensore</i> | <i>S4: Tasca</i> | 33.33 | 295±139 | 16 | 99.9897 |
| <i>Algoritmo 1</i> <i>2 sensori</i> | <i>S1+S2:</i> <i>Tronco +</i> <i>Polso</i> | 96.3 | 320±126 | 356 | 99.7716 |
| <i>Algoritmo 2</i> <i>2 sensori</i> | <i>S1+S4:</i> <i>Tronco +</i> <i>Tasca</i> | 40.74 | 174±71 | 81 | 99.9480 |

È importante sottolineare che il dataset sul quale sono stati provati gli algoritmi è composto da cadute simulate, pertanto nel caso di cadute reali è lecito aspettarsi che le performance siano significativamente più ridotte.

Diversamente dalle cadute simulate, infatti, le cadute reali sono influenzate da diversi fattori, sia esterni che dovuti al comportamento del soggetto, a

meccanismi di protezione che vengono messi in atto in maniera istintiva, ad elementi di postura acquisiti che determinano una caduta e che sono difficilmente riproducibili in laboratorio durante una caduta simulata. Pertanto, una distinzione così chiara e definita risulta difficile da ottenere.

Come sviluppo futuro, potrebbe, quindi, essere utile testare gli algoritmi su un dataset con un numero elevato di cadute reali, cosicché possa essere possibile effettuare un'analisi più accurata delle performance di questi due algoritmi.

Un'altra possibilità di sviluppo potrebbe essere l'applicazione di questi algoritmi ad un dataset di cadute di soggetti epilettici. Tali cadute, infatti, sono molto diverse da quelle di soggetti anziani, poiché sono di natura improvvisa e il soggetto non è in grado di attuare nessun meccanismo di difesa dall'impatto col suolo, con conseguenze a volte anche molto gravi.

Vista la numerosità di soggetti epilettici in Italia e nel mondo, questo è sicuramente un ambito da sviluppare, poiché attualmente sul mercato non esistono dispositivi efficaci per questa tipologia di soggetti.

Infine, in questa tesi sono stati proposti solo algoritmi a soglie; pertanto, un'altra opzione valida di sviluppo potrebbe essere l'implementazione di un algoritmo di Machine Learning, sicuramente molto più preciso, ma che richiede tempi di processing molto complessi, il che può comportare ad una riduzione notevole del Lead Time, con conseguente rischio che il dispositivo di protezione non riesca a gonfiare l'airbag in tempo.

Elenco delle figure

| | |
|--|----|
| 1.1 Luoghi in cui avvengono più frequentemente le cadute..... | 6 |
| 1.2 Ambienti domestici maggiormente a rischio cadute per anziani | 6 |
| 2.1 Esempio di dispositivo di Fall Detection | 12 |
| 2.2 Esempi di dispositivi di protezione delle cadute | 13 |
| 2.3 Cuscinetto di protezione delle anche dal rischio di frattura in caso di caduta | 14 |
| 2.4 Misurazione delle forze d'impatto sul grande trocantere, in presenza/assenza di vari tipi di protezione | 15 |
| 2.5 Immagine del dispositivo Hip Safe prodotta dall'azienda francese Helite | 16 |
| 2.6 Descrizione delle componenti della cintura Hip'Safe | 17 |
| 2.7 Descrizione del funzionamento del dispositivo Hip'Safe | 17 |
| 2.8 Immagine del dispositivo Cloud Hip Bag prodotta dall'azienda olandese Wolk | 18 |
| 2.9 Immagine del dispositivo Tango Belt prodotta dall'azienda americana Active Protective | 19 |
| 2.10 Descrizione del gonfiaggio degli airbag in seguito all'evento caduta | 20 |
| 2.11 Immagine del dispositivo Hip Hope prodotta dall'azienda israeliana Hip Hope Technologies | 21 |
| 2.12 Gonfiaggio airbag del dispositivo Hip Hope | 21 |
| 3.1 Descrizione grafica del Lead Time | 27 |
| 3.2 Posizionamento dei sensori per l'acquisizione dei dati..... | 29 |
| 3.3 Accelerazione del corpo lungo i tre assi Ax, Ay, Az e vettore somma SV_{acc} | 33 |

| | |
|--|----|
| 3.4 Segnali di velocità angolare lungo i tre assi Gx, Gy, Gz e vettore somma | |
| SV_{va} | 34 |
| 3.5 Segnali di intensità del campo magnetico lungo i tre assi Mx, My, Mz e vettore somma SV_{mag} | 35 |
| 3.6 Segnale di SV_{acc} , nel quale sono evidenziate le varie fasi della caduta | 36 |
| 3.7 Confronto tra caduta e ADL | 37 |
| 3.8 Intervallo di tempo in cui deve avvenire la predizione dell'istante d'impatto per garantire l'apertura dell'airbag del dispositivo di protezione | 39 |
| 3.9 SV_{acc} di un segnale di ADL, nel quale viene mostrato l'intervallo di tempo durante il quale non vengono considerati i possibili falsi positivi identificati dall'algorithm di Fall Prediction | 40 |
| 3.10 Diagramma a blocchi dell'algorithm 1..... | 43 |
| 3.11 Diagramma a blocchi dell'algorithm 2..... | 47 |
| 4.1 Grafico del segnale vettore somma di accelerazione SV_{acc} per misurazioni dell'attività 6 di ADL, ovvero di salita e discesa con un ascensore (figura a sinistra) e dell'attività 7 di ADL, ovvero la salita e discesa dalle scale (figura a destra) | 52 |
| 4.2 Esempio di segnale di caduta con falsi positivi multipli a seguito dell'impatto | 53 |
| 4.3 Grafico di accelerazione triassiale di una misurazione di caduta | 53 |

Elenco delle tabelle

| | |
|---|----|
| 1.1 Tipologia di incidenti domestici suddivisi per sesso | 5 |
| 1.2 Tipologia di incidenti domestici suddivisi per sesso e classi d'età | 5 |
| 1.3 Cause di cadute negli anziani in 12 studi che hanno valutato attentamente gli anziani dopo una caduta e specificato la causa | 7 |
| 2.1 Principali dispositivi attualmente utilizzati | 22 |
| 3.1 Dataset utilizzato nella fase di training | 31 |
| 3.2 Dataset utilizzato nella fase di testing | 32 |
| 3.3 Soglie settate per l'algoritmo 1 per ogni sensore | 43 |
| 3.4 Soglie settate per l'algoritmo 2 per ogni sensore | 46 |
| 4.1 Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di training delle cadute | 50 |
| 4.2 Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni sensore..... | 50 |
| 4.3 Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing delle cadute | 54 |
| 4.4 Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni sensore..... | 55 |
| 4.5 Dati di sensibilità, Lead Time medio con SD, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing per il sensore S1 posto sul tronco, il sensore migliore dal punto di vista delle performance | 56 |

| | | |
|------|---|-----------|
| 4.6 | Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algorithm 2 al dataset di training delle cadute per ogni sensore | 57 |
| 4.7 | <i>Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algorithm 2 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene, inoltre, stimato il valore di specificità per ogni sensore</i> | <i>57</i> |
| 4.8 | Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algorithm 2 al dataset di testing delle cadute per ogni sensore | 58 |
| 4.9 | Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algorithm 2 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni sensore | 59 |
| 4.10 | Dati di sensibilità, Lead Time medio con SD, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algorithm 1 al dataset di testing per il sensore S5 posto sulla coscia, il sensore migliore dal punto di vista delle performance | 60 |
| 4.11 | Dati di sensibilità, Lead Time medio con SD, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algorithm 1 al dataset di testing per il sensore S4 posto in tasca, il sensore migliore dal punto di vista dell'indossabilità | 60 |
| 4.12 | Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algorithm 1 al dataset di training delle cadute per ogni coppia di sensori | 62 |
| 4.13 | Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algorithm 1 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori..... | 62 |
| 4.14 | Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algorithm 1 al dataset di testing delle cadute per ogni coppia di sensori | 64 |
| 4.15 | Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algorithm 1 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori..... | 64 |

| | | |
|------|--|----|
| 4.16 | Dati di sensibilità, Lead Time medio con deviazione standard, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing per la coppia di sensori S3 posto in tasca e S55 posto sulla coscia, la coppia di sensori migliore dal punto di vista delle performance..... | 66 |
| 4.17 | Dati di sensibilità, Lead Time medio con deviazione standard, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 1 al dataset di testing per la coppia di sensori S1 posto sul tronco e S2 posto sul polso, la coppia di sensori ottimale per indossabilità..... | 67 |
| 4.18 | Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training delle cadute per ogni coppia di sensori | 68 |
| 4.19 | Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di training delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori..... | 68 |
| 4.20 | Stima della sensibilità e del Lead Time medio con deviazione standard, ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di testing delle cadute per ogni coppia di sensori..... | 70 |
| 4.21 | Calcolo del numero di falsi positivi ottenuta dall'applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di testing delle ADL per ogni attività e totale. Viene inoltre stimato il valore di specificità per ogni coppia di sensori..... | 70 |
| 4.22 | Dati di sensibilità, Lead Time medio con deviazione standard, numero di Falsi Positivi e specificità ottenuti per applicazione dell'algoritmo 2 al dataset di testing per la coppia di sensori S1 posto sul tronco e 42 posto in tasca | 72 |

Bibliografia

[1] Stephen N Robinovitch, Fabio Feldman, Yijian Yang, Rebecca Schonnop, Pet Ming Leung, Thiago Sarraf et al., *Video capture of the circumstances of falls in elderly people residing in long-term care: an observational study*, The lancet, vol. 381, issue 9860, pp.47-54, 2013

[2] [Online] Available: https://www.epicentro.iss.it/passi_argento/rapporto2013/cadute

[3] Campbell AJ, Borrie MJ, Spears GF. *Risk factors for falls in a community-based prospective study of people 70 years and older*. *J Gerontol*. 1989;44(4):M112-7

[4] Gill TM, Allore HG, Holford TR, Guo Z. *Hospitalization, restricted activity, and the development of disability among older persons*. *JAMA*. 2004;292(17):2115-24. DOI: 10.1001/jama.292.17.2115

[5] [Online]. Available: <https://www.pharmastar.it/news/neuro/epilessia-i-numeri-in-italia-e-nel-mondo-28723>

[6] Lauritzen J.B. et al, *Effect of external hip protectors on hip fractures*, The lancet, vol 341 – pag 11-13, 1993

[7] S. Duma, J. Caine, D. Coleman, M. Langmead, K. Leung, T. Ng, J. Weatherholtz, M. Whitehair e K. Wilson, *Development of an inflatable hip protection system: design for hip fracture prevention and increased compliance*, [Online] Available: <https://senior.helite.com/fr/wpcontent/uploads/sites/3/2017/04/Etudes-am%C3%A9ricaines-sur-hip-fractures.pdf>.

[8] [Online] Available : <https://www.mobihealthnews.com/content/activeprotective-draws-47m-fall-sensing-wearable-airbag>

[9] [Online] Available : <https://senio.helite.com/en/my-hipsafe/>

[10] [Online] Available : <https://www.wolkairbag.com/>

[11] [Online] Available : <https://www.tangobelt.com/>

[12] [Online] Available : <https://www.hip-hope.com/>

[13] H. Xinyao e Q. Xingda, Pre-impact fall detection, BioMed Eng Online, vol.15, n.61, 2016

[14] F. Bagalà, C. Becker, A. Cappello, L. Chiari, K. Aminian, J. Hausdor, W. Zijlstra e J. Klenk, Evaluation of accelerometer-based fall detection algorithms on real word falls, PLoS One., vol.7, 2012

Ringraziamenti

A conclusione del mio percorso di studi, è doveroso per me ringraziare dal più profondo del cuore tutti coloro che, in misura diversa, mi sono stati vicini in questi anni.

Inizio con ringraziare, innanzitutto, il relatore della mia tesi, Prof. Lorenzo Chiari e il correlatore Prof. Luca Palmerini e la Dott.ssa Ilaria D'ascanio che mi hanno saputo accompagnare con competenza, impegno e disponibilità nell'elaborazione di questo lavoro.

Ringrazio particolarmente la mia famiglia, i miei genitori, mio fratello Andrea e i miei zii, per avermi sostenuto ed aiutato amorevolmente in ogni difficoltà, nonché a comprendere la stanchezza e la tensione manifestati in questi anni.

Ci tengo a ringraziare anche i miei amici Virginia, Andrea, Giacomo, Giorgia... che hanno espresso fiducia nelle mie capacità e mi hanno sempre incoraggiato ad andare avanti.

Infine, nei ringraziamenti non possono mancare i miei compagni di corso della Triennale, Luisa, Elena, Francesco, Alessio e Valeria, e quelli della Magistrale Lorenzo, Nicola, Nazareno, Erald, Andrea ed Enrico, perché ci siamo sentiti uniti e abbiamo dimostrato di essere solidali nelle numerose difficoltà incontrate.