

**POLITECNICO DI MILANO**

FACOLTÀ DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

Corso di Laurea Specialistica in Ingegneria delle Telecomunicazioni



**RILEVAMENTO DI CRISI EPILETTICHE  
TRAMITE RETI DI SENSORI**

Relatore: Ing. Matteo Cesana

Correlatore: Ing. Alessandro Redondi

Tesi di Laurea Specialistica di:  
Simone Visponetti  
Matricola 740065

Anno Accademico 2010 - 2011

# Sommario

L'utilizzo delle Wireless Sensor Networks si sta sempre più consolidando per lo sviluppo di applicazioni in numerosi campi tra cui lo sport, la riabilitazione e l'assistenza medica.

Lo scopo di questa tesi è l'implementazione di un sistema basato su tale tecnologia che permette il rilevamento in tempo reale di crisi epilettiche, fenomeno potenzialmente pericoloso per il paziente che deve essere gestito dal personale medico nel minore tempo possibile.

L'algoritmo di rilevamento utilizza un meccanismo di classificazione ad albero che sfrutta dati acquisiti da due diversi tipi di sensore, accelerometri e ECG, indossati direttamente dal paziente.

I test effettuati indicano che il sistema garantisce un buon grado di affidabilità e, nonostante necessiti di alcuni perfezionamenti, permette il rilevamento della maggior parte delle crisi verificatesi, riducendo al minimo il numero dei falsi allarmi generati.

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>Nozioni di base e stato dell'arte</b>	<b>7</b>
2.1	Le Wireless Sensor Networks . . . . .	7
2.1.1	I nodi sensore . . . . .	8
2.1.2	TinyOS e NesC . . . . .	11
2.2	Il progetto LAURA . . . . .	13
2.3	L'epilessia . . . . .	14
2.3.1	Crisi miocloniche . . . . .	15
2.3.2	Crisi cloniche . . . . .	16
2.3.3	Crisi toniche . . . . .	17
2.3.4	Crisi tonico-cloniche . . . . .	18
2.3.5	Impatto delle crisi sulla frequenza cardiaca . . . . .	18
2.4	Stato dell'arte . . . . .	19
2.4.1	Applicazioni delle WSN nell'assistenza medica . . . . .	19
2.4.2	Applicazioni delle WSN al rilevamento delle crisi epilettiche	22
<b>3</b>	<b>Il sistema di rilevamento delle crisi</b>	<b>28</b>
3.1	Architettura del sistema . . . . .	28
3.1.1	Il protocollo di rete . . . . .	30
3.1.2	Strumenti utilizzati . . . . .	36
3.2	L'algoritmo di classificazione . . . . .	38
3.2.1	Normalizzazione del segnale . . . . .	39
3.2.2	Il classificatore di movimento . . . . .	39
3.2.3	Il classificatore di crisi . . . . .	42

<i>INDICE</i>	4
3.2.4 Trasformazione del segnale da ECG a frequenza cardiaca . . .	43
3.2.5 Rilevamento della variazione della frequenza cardiaca . . . . .	46
3.3 Limitazioni tecniche . . . . .	47
<b>4 Test e valutazione delle prestazioni</b>	<b>50</b>
4.1 Creazione del dataset . . . . .	50
4.2 Setup delle soglie . . . . .	57
4.2.1 Setup della soglia per il rilevamento del movimento . . . . .	57
4.2.2 Setup della soglia per il rilevamento delle crisi . . . . .	62
4.2.3 Setup della soglia per il rilevamento della variazione della frequenza cardiaca . . . . .	66
4.2.4 Setup della soglia $k$ . . . . .	67
<b>5 Conclusioni e risultati conseguiti</b>	<b>69</b>
5.1 Sviluppi futuri . . . . .	71
<b>Elenco delle figure</b>	<b>73</b>
<b>Bibliografia</b>	<b>75</b>

# Capitolo 1

## Introduzione

Nell'ultima decade, lo sviluppo delle Wireless Sensor Networks (WSN), ha permesso l'applicazione di questa nuova tecnologia a numerosi campi tra i quali l'assistenza medica.

I nodi sensore che compongono la rete wireless sono infatti dei dispositivi di dimensioni e peso contenuti, caratteristiche che fanno sì che siano utilizzabili per una vasta gamma di situazioni e particolarmente adatti in ambito healthcare, dove la non invasività del sistema di rilevamento diventa fondamentale per un utilizzo sul lungo termine.

L'aumento dell'aspettativa di vita, insieme all'insufficienza di personale medico predisposto al controllo dei pazienti, ha infatti negli ultimi anni dato il via a diversi progetti per la realizzazione di sistemi per il monitoraggio automatizzato degli ospiti di strutture cliniche e ospedaliere che sempre di più destinano risorse per questo tipo di ricerca.

A tal riguardo, questo lavoro di tesi nasce dalla collaborazione tra il Dipartimento di Elettronica e Informazione del Politecnico di Milano e la Fondazione Eleonora e Lidia, un piccola clinica che da anni si occupa di ospitare e dare assistenza ad individui affetti da particolari disturbi quali sindrome di Down, morbo di Parkinson e epilessia, bisognosi di un controllo costante.

Il progetto LAURA ha infatti lo scopo di dotare l'istituto di cura di una struttura di supporto per il personale medico per il monitoraggio in tempo reale attraverso la disposizione di nodi wireless fissi, opportunamente installati all'interno

della clinica e nodi indossati direttamente dai pazienti.

Le funzionalità già sviluppate e funzionanti, attualmente permettono la localizzazione dei soggetti e la verifica del loro stato attuale con particolare riferimento al rilevamento di situazioni di potenziale rischio quali cadute o accessi a zone non consentite.

Con questo lavoro ci si propone di estendere le potenzialità del sistema e permettere il rilevamento di eventuali crisi epilettiche che devono essere gestite nel minor tempo possibile.

L'attività di sviluppo di questo lavoro ha sostanzialmente seguito tre fasi principali che possono essere elencate nella maniera seguente:

1. Acquisizione delle conoscenze preliminari e dello stato dell'arte relativo all'argomento attraverso la ricerca di materiale presente in letteratura.
2. Design del sistema di rilevamento e progettazione dell'algoritmo.
3. Creazione del dataset e test delle performance.

In linea con questa suddivisione, la seguente tesi è strutturata nel modo qui riportato.

Nel capitolo 2 si forniscono le conoscenze di base necessarie a giustificare e comprendere tutte le scelte effettuate riguardo lo sviluppo del sistema di rilevamento.

Gli argomenti trattati toccano infatti le WSN, sia dal punto di vista hardware (caratteristiche dei nodi sensore) che software (sistemi operativi supportati e linguaggi di programmazione), il progetto LAURA, l'epilessia e lo stato dell'arte.

Dopo aver fornito tutto il materiale occorrente, nel capitolo 3, si entra nel dettaglio del sistema di rilevamento riportando l'architettura utilizzata, il protocollo di rete e il processo di sviluppo degli algoritmi alla sua base.

In seguito, una volta implementato il sistema, si è proceduto con la verifica delle sue performance.

Nel capitolo 4 è infatti proposta la fase definizione del dataset utilizzato e di test dell'algoritmo.

Si termina infine riportando nel capitolo 5 alcune considerazioni finali riguardo al lavoro effettuato, ai suoi risultati e possibili sviluppi futuri.

# Capitolo 2

## Nozioni di base e stato dell'arte

In questo capitolo introduttivo si vuole innanzitutto dare alcuni cenni di base riguardo le WSN (Wireless Sensor Networks) e presentare con i suoi scopi il progetto LAURA, all'interno del quale questo lavoro di tesi è stato sviluppato.

Si proseguirà poi con una breve descrizione del fenomeno dell'epilessia e delle sue manifestazioni, ovviamente non a fine medico, ma limitandosi alle caratteristiche che influenzeranno lo sviluppo del sistema di rilevamento delle crisi.

Si conclude infine con un paragrafo dedicato allo stato dell'arte con una panoramica dei sistemi e delle tecnologie già in uso in questo campo.

### 2.1 Le Wireless Sensor Networks

I progressi nei campi della nanotecnologia (MEMS), comunicazioni wireless ed elettronica digitale hanno permesso lo sviluppo di nodi sensore (o in inglese 'mote') di ridotte dimensioni, costo contenuto e basso consumo energetico, che permettono di acquisire dati da vari tipi di trasduttori (accelerometri, ECG, termometri, etc.), processarli e trasmetterli ad altri nodi.

Nasce così il concetto di Wireless Sensor Network (WSN) come insieme di nodi sensore interconnessi tra loro che si scambiano informazioni [1].

Le caratteristiche dei nodi sensore in termini di dimensioni e basso costo fanno sì che tali dispositivi possano essere impiegati nelle più svariate applicazioni in campo militare, ambientale, medico-sanitario, domestico ma anche commerciale.

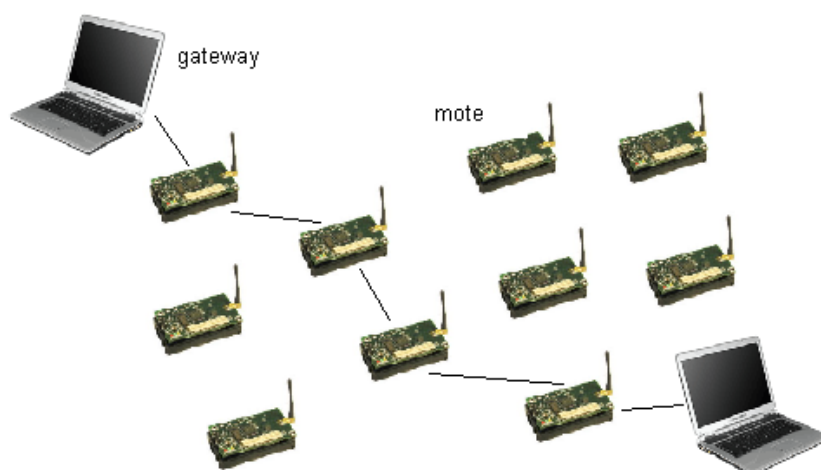


Figura 2.1: Esempio di WSN

Nella progettazione di una rete di sensori wireless però, proprio a causa delle caratteristiche intrinseche dei nodi, bisogna fare particolare attenzione al loro consumo energetico. Questi dispositivi hanno infatti un tempo di vita limitato che per il buon funzionamento della nostra rete deve essere il più lungo possibile in linea con gli obiettivi prefissati.

A questo riguardo molto spesso nelle applicazioni pratiche si attua una politica di disattivazione di alcune funzionalità dei nodi nel momento in cui non sono necessarie. Ad esempio, solitamente si tende a evitare di inviare in rete dati che non sono strettamente utili in quanto l'utilizzo della componente radio del mote è energeticamente dispendiosa o si disattiva il campionamento dei dati in momenti di limitata energia residua.

### 2.1.1 I nodi sensore

I nodi sensore che vanno a costituire le WSN sono composti da quattro componenti di base, ognuno dei quali gestisce una delle principali funzionalità del mote.

Come si è già avuto modo di affermare i nodi sensore sono dei dispositivi che permettono di campionare dati (di differente natura), elaborarli ed eventualmente inviarli (o riceverli) per condividerli con altri nodi.



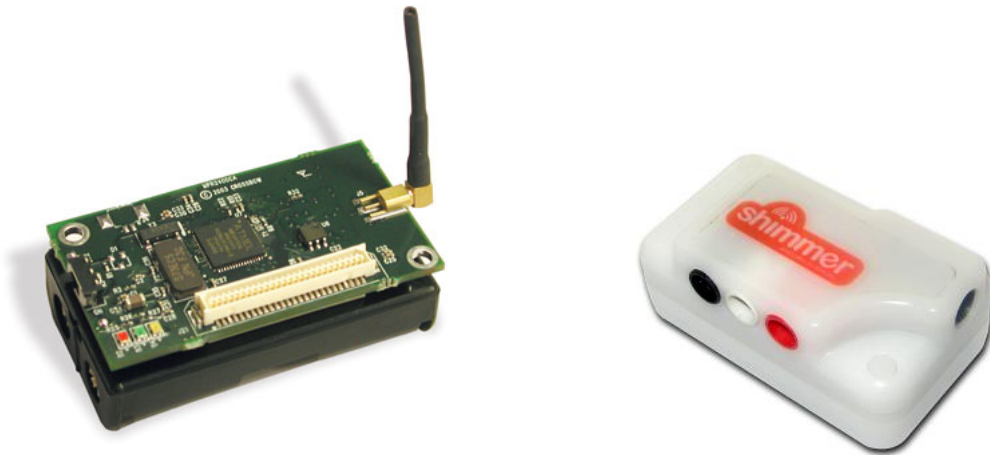


Figura 2.2: Esempi dei più comuni sensori in commercio: MICAz (a sinistra) e Shimmer (a destra)

In accordo con queste necessità, si può suddividere un mote in quattro blocchi funzionali come schematizzato in figura 2.3:

- Sensing unit
- Processing unit
- Radio unit
- Power unit

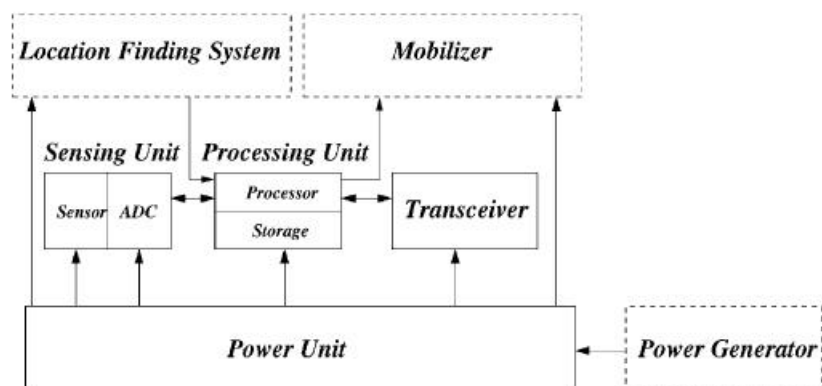


Figura 2.3: Schema funzionale di un generico nodo sensore

Entriamo ora nel dettaglio di ognuno dei blocchi elencati precedentemente.

1. **Sensing unit:** Il primo blocco definito come sensing unit o unità di acquisizione dati, è formato da due sottoblocchi ed è la parte del mote che permette di acquisire i dati e renderli disponibili per l'elaborazione. Il primo sottoblocco riceve i dati in forma analogica dai sensori di cui il nodo è equipaggiato mentre il secondo, l'ADC (Analog-Digital Converter), li converte in forma digitale.
2. **Processing unit:** Il secondo blocco, rappresenta il cuore del mote, ovvero il processore che elabora i dati che riceve dai sensori o da altri dispositivi. La processing unit è inoltre dotata di una piccola memoria dove vengono memorizzati i dati. Nonostante i progressi in fatto di miniaturizzazione dei chip, i nodi sensore sono ancora attualmente dotati di scarse risorse computazionali. Generalmente infatti si trovano i commercio nodi con processore di capacità di pochi MHz e memorie fino al massimo una decina di KB.
3. **Radio unit:** Il terzo blocco chiamato radio unit o transceiver unit è quello preposto alla gestione degli apparati di trasmissione e ricezione e del canale radio. Molto spesso la soluzione maggiormente adottata per permettere la comunicazione tra i nodi è l'utilizzo del protocollo IEEE 802.15.4 ZigBee. Le WSN sono infatti reti in cui i nodi sensore si trovano generalmente a una distanza di pochi metri uno dall'altro e che, come si è già avuto più volte modo di affermare, presentano dei vincoli molto stringenti in fatto di consumo energetico. In questo senso le caratteristiche di ZigBee si adattano appieno a questo tipo di architetture e il protocollo è largamente utilizzato in questo tipo di applicazioni. Altri standard sono infatti non supportabili dalla rete in quanto troppo dispendiosi per i nodi. Bluetooth ad esempio, a causa del suo meccanismo di costruzione della rete e trasmissione, ridurrebbe notevolmente il lifetime del sistema.
4. **Power unit:** Il quarto è ultimo blocco infine, la power unit, è la parte responsabile dell'alimentazione del nodo e delle sue componenti. Il dispositivo è equipaggiato con una o più batterie che forniscono l'energia necessaria al nodo e ne garantisce un certo di tempo di vita.

### 2.1.2 TinyOS e NesC

La nascita delle WSN che, negli ultimi anni ha permesso lo sviluppo di diverse nuove applicazioni in molteplici campi, ha inizialmente fatto emergere una serie di problemi dovuti alle caratteristiche intrinseche dei nodi di cui sono costituite, che non potevano essere gestiti con gli strumenti tradizionali già esistenti.

Le caratteristiche stesse dei nodi sensore, elementi base di questo nuovo tipo di rete, ci conduce allo sviluppo di un nuovo sistema operativo, TinyOS [2], scritto in nesC, un particolare linguaggio di programmazione definito dai suoi sviluppatori come un dialetto del C [3].

In particolare le motivazioni che spinsero al design di TinyOS furono le seguenti:

- Necessità di un sistema che faccia particolare attenzione al dispendio energetico del nodo. I vincoli sulla ridotta dimensione del dispositivo e il costo contenuto ci impongono di disegnare nodi con capacità in termini di memoria e energia limitate. Diventa quindi fondamentale fornire dei meccanismi di gestione dell'energia.
- Necessità di un sistema flessibile. Il continuo evolversi delle applicazioni e dell'hardware rendono necessario un sistema che sia indipendente da una particolare applicazione o dispositivo e sia adattabile ai continui cambiamenti delle tecnologie adoperate.
- Necessità di un sistema che possa gestire operazioni real-time. Basti pensare alla gestione della componente radio dei mote o all'acquisizione di dati da sensore.

Per risolvere le problematiche sopra elencate, TinyOS è stato disegnato con particolari caratteristiche tra le quali l'adozione di un'architettura component-based, di un modello di concorrenza basato su eventi e di operazioni di tipo split-phase.

- **Architettura component-based:** TinyOS fornisce una serie di componenti che a loro volta usano una serie di interfacce (figura 2.4). Ognuna di tali interfacce modella un particolare servizio, che può essere di volta in volta

utilizzato nello sviluppo di un'applicazione. La suddivisione di diverse funzionalità in differenti componenti e interfacce permette di escludere, in base alle necessità, alcuni servizi non necessari.

```

interface StdControl {
    command result_t init();
}

interface Timer {
    command result_t start(char type, uint32_t interval);
    command result_t stop();
    event result_t fired();
}

interface Clock {
    command result_t setRate(char interval, char scale);
    event result_t fire();
}

interface Send {
    command result_t send(TOS_Msg *msg, uint16_t length);
    event result_t sendDone(TOS_Msg *msg, result_t success);
}

interface ADC {
    command result_t getData();
    event result_t dataReady(uint16_t data);
}

```

Figura 2.4: Alcuni esempi di interfacce con i rispettivi comandi e eventi gestiti

- **Modello di concorrenza event-based:** L'esecuzione di un'applicazione sviluppata in ambiente TinyOS non è sequenziale ma è influenzata da eventi e task. I task sono parti di codice che possono venire posposte e in nessun caso possono avere la precedenza su altre operazioni correntemente in esecuzione. Al contrario gli eventi, vengono eseguiti nel momento in cui si verifica una particolare condizione (ad esempio la ricezione di un messaggio da un altro mote) e possono essere prioritari rispetto ai task e altri eventi.
- **Operazioni split-phase:** Come specificato precedentemente eventi e task sono gestiti con meccanismi di priorità. Per evitare problemi di bloccaggio del sistema tutte le operazioni di lunga durata vengono suddivise in due parti. Generalmente quindi si utilizza un comando per richiedere l'esecuzione di un'operazione il cui completamento è segnalato da un evento. Un classico esempio è l'invio di un pacchetto in rete. Un componente tramite il comando

`send` può invocare l'operazione di invio, che verrà successivamente seguita da un evento di `sendDone` qualora venga eseguita correttamente.

## 2.2 Il progetto LAURA

Il seguente lavoro è parte integrante del progetto LAURA (LocAlization and Ubiquitos monitoRing of pAtients for health care support) nato da una collaborazione tra il Politecnico di Milano e un piccolo istituto di cura, la Fondazione Eleonora e Lidia, specializzato nella cura e assistenza di pazienti critici affetti da disturbi quali la sindrome di Down e l'epilessia.

In particolare, lo scopo del progetto LAURA è quello di dotare l'istituto di cura di un sistema integrato nell'ambiente della clinica, affidabile e non invasivo basato su tecnologia wireless, che permetta la localizzazione e il monitoraggio dei pazienti presenti nella struttura.

L'architettura di rete (NA) implementata prevede la presenza di nodi fissi (anchor node) dotati di funzionalità wireless attraverso l'utilizzo dello standard IEEE 802.15.4 Zigbee e nodi mobili indossati direttamente dai pazienti (client node). Si veda a proposito la figura 2.5 per una schematica rappresentazione dell'architettura del sistema.

Attualmente all'interno dei laboratori del Politecnico di Milano è già stato sviluppato il sistema PLTS (Personal Localization and Tracking System) che permette la localizzazione del paziente controllando che non acceda ad aree vietate attraverso l'analisi della potenza del segnale ricevuta RSS (Received Signal Strenght) dai nodi fissi. Dalla valutazione delle performance si può affermare l'ottima affidabilità del sistema in quanto l'errore di localizzazione è minore di 2 metri nell'80% dei casi considerando una copertura della struttura con gli anchor node di circa 0.15 nodi/ $m^2$ .

E' inoltre in fase di sviluppo il sistema PMS (Personal Monitoring System) per il monitoraggio e il rilevamento di situazioni particolari e di potenziale rischio per i pazienti. Attualmente è funzionante l'algoritmo per la classificazione di situazioni in cui il paziente è fermo (posizione eretta o stesa), in movimento o si è verificata una caduta con conseguente generazione di allarme.

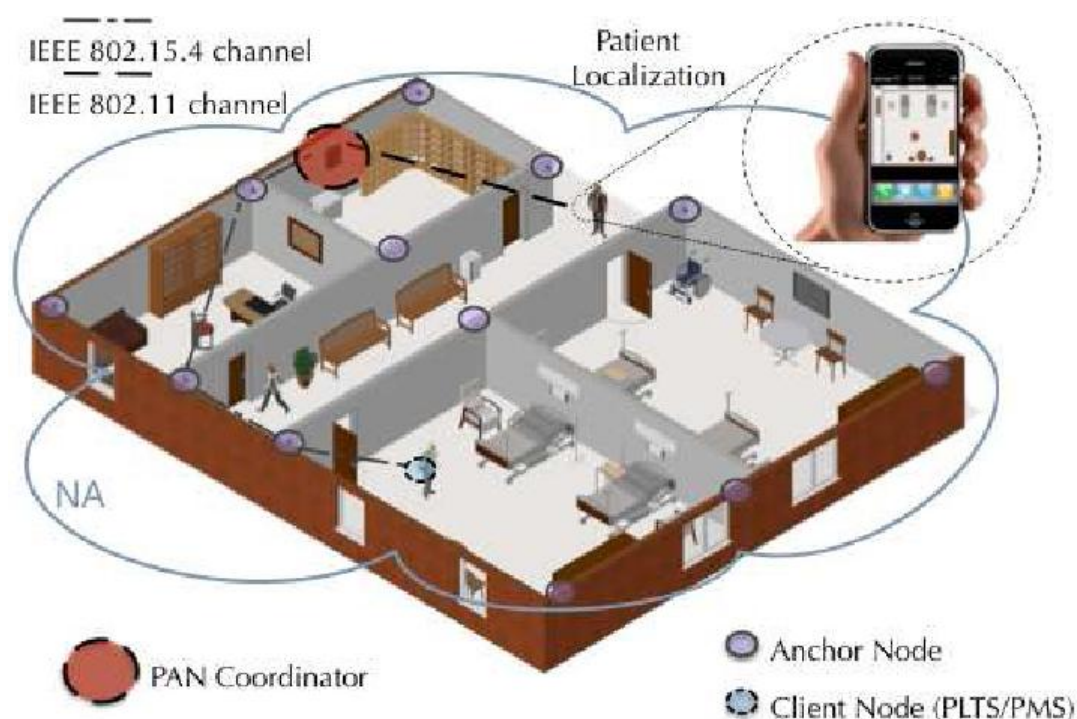


Figura 2.5: Architettura del sistema LAURA

Questo lavoro di tesi ha lo scopo di estendere le potenzialità del sistema PMS aggiungendo la funzione di rilevamento delle crisi epilettiche. Grazie infatti alla struttura modulare del sistema è possibile integrare nuove funzioni che si affiancheranno di volta in volta a quelle già presenti.

## 2.3 L'epilessia

L'epilessia è un disturbo neurologico molto comune riguardante circa 60 milioni di persone nel mondo [4].

In particolare si definisce come epilessia una condizione neurologica cronica caratterizzata da improvvise e ricorrenti crisi causate da scariche elettriche improvvise di una più o meno estesa popolazione di neuroni.

Nelle persone affette, tale disturbo si manifesta in maniera differente in base all'estensione e propagazione della scarica generata dai neuroni della corteccia cerebrale.

Possiamo in questo senso suddivedere il fenomeno in due grossi macrogruppi, quello in cui la crisi epilettica influenza esclusivamente la perdita di coscienza da parte del paziente e quello in cui si manifesta con fenomeni motori in cui quindi si possono osservare attività di contrazione dei muscoli e tremore da parte del soggetto colpito [5].

Tralasciando per ovvie ragioni il primo macrogruppo in quanto non rilevante ai scopi di questo lavoro ci concentriamo sul secondo esponendo le caratteristiche più importanti in termini di durata, frequenza e muscoli coinvolti, che influenzeranno le scelte effettuate sul nostro sistema di rilevazione.

Presentiamo quindi nei prossimi paragrafi le varie tipologie di crisi che si manifestano con movimenti stereotipici e quindi adatti a un sistema di rilevazione automatizzato basato su accelerometri. In particolare verranno esposte le crisi di tipo mioclonico, clonico, tonico e tonico-clonico. Ci limitiamo a queste quattro tipologie in quanto nella maggioranza dei casi, come si vede in figura 2.6 una generica crisi è riconducibile a uno di questi casi base o a una combinazione di essi [6].

Verrà infine dedicato un paragrafo all'impatto che una crisi ha sulla frequenza cardiaca.

### 2.3.1 Crisi miocloniche

Le crisi miocloniche caratterizzate da un rapido e improvviso spasmo che coinvolge solitamente pochi muscoli adiacenti (con prevalenza per i muscoli degli arti superiori rispetto a quelli inferiori), si generano nel lobo frontale del cervello e si espandono alla corteccia motoria.

Da analisi del segnale dell'EMG si può notare la contemporanea attivazione dei muscoli agonista e antagonista del gruppo di muscoli coinvolti dalla crisi con una durata dell'ordine del decimo di secondo [7].

Una possibile rappresentazione di movimento associata ad una crisi mioclonica è riportata in figura 2.7.A.

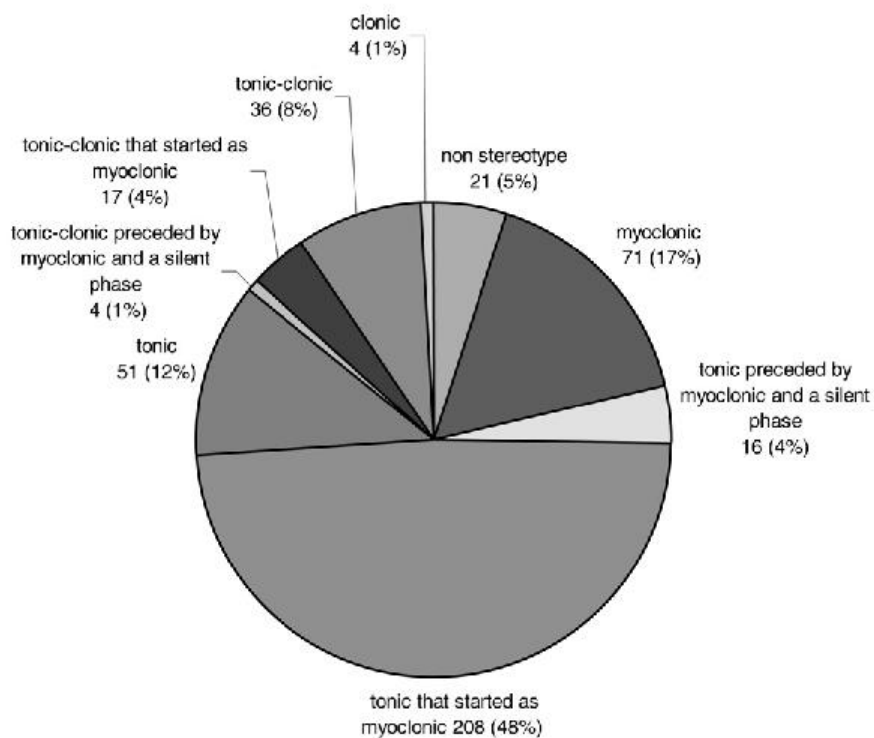


Figura 2.6: Occorrenza tipologie di crisi

### 2.3.2 Crisi cloniche

A differenza delle crisi di tipo mioclonico, caratterizzate da un singolo spasmo di un limitato gruppo di muscoli, le crisi cloniche possono essere definite come una serie di contrazioni miocloniche che avvengono a intervalli regolari con frequenza generalmente compresa tra le 0.2 e 5 ripetizioni per secondo [5] ed estese a un più ampio gruppo di muscoli.

Ancora una volta dai dati raccolti da EMG si può notare l'attivazione sincrona dei muscoli agonista e antagonista dei gruppi muscolari coinvolti nella crisi seguita da un loro completo rilassamento (nonostante la continua stimolazione elettrica dei neuroni) durante le pause tra uno spasmo e il successivo.

Nella figura 2.7.B è possibile vedere un esempio di movimento degli arti durante una crisi clonica.



### 2.3.3 Crisi toniche

Confronto alle due precedenti tipologie di crisi prese in esame, le crisi toniche si differenziano in maniera netta sia per quanto riguarda la durata delle convulsioni che per quanto concerne la tipologia di movimento che sperimentano gli arti.

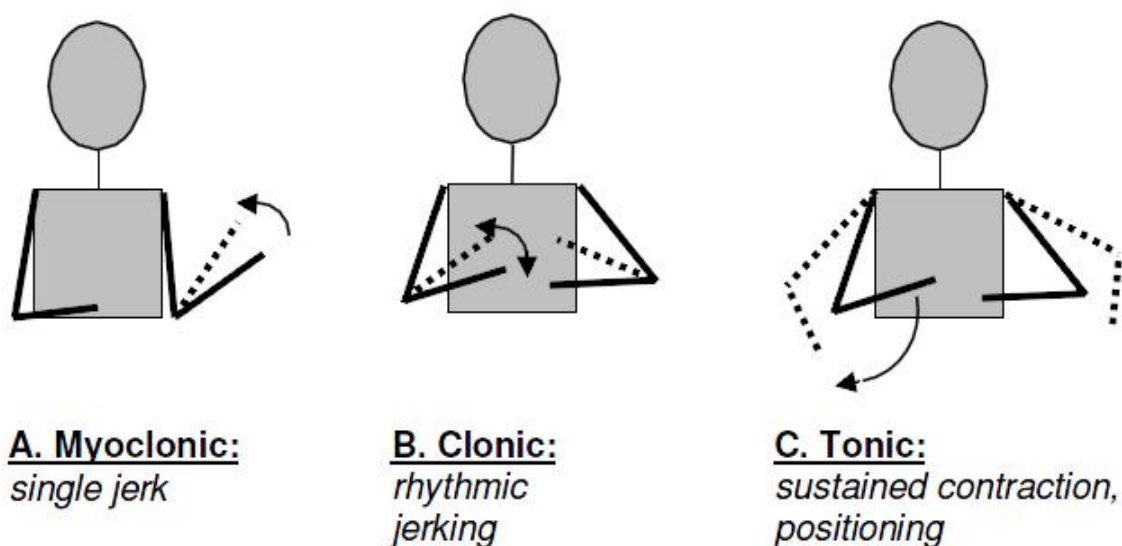


Figura 2.7: Tipologie di movimenti associati alle diverse crisi

Questo tipo di crisi che coinvolge un ampio gruppo di muscoli, è spesso caratterizzato dalla presenza di una più o meno brusca contrazione iniziale degli arti interessati che termina col fenomeno definito come posizionamento, ovvero un lento movimento dell'arto fino a una posizione finale fissa.

La durata degli spasmi è tipicamente compresa tra i 10 e i 20 secondi anche se non è raro il verificarsi di crisi più corte, fino ai 2 secondi, o più lunghe, arrivando anche a 60 secondi.

La figura 2.7.C rappresenta schematicamente il movimento degli arti associato a una crisi tonica.

### 2.3.4 Crisi tonico-cloniche

Quest'ultima tipologia di crisi che prendiamo in considerazione in questa breve rassegna è quella tonico-clonica che com'è facile immaginare è una combinazione delle crisi di tipo tonico e clonico, già discusse in precedenza.

Nel dettaglio, si osserva una fase iniziale di tipo tonico in cui il paziente ha gli arti in estensione, di durata compresa tra i 5 e 10 secondi circa, seguita da una serie di tremori dovuti alla forte contrazione dei muscoli.

Questa prima fase evolve poi a una situazione di crisi clonica in cui si ha flessione degli arti con ripetizioni inizialmente che si aggirano attorno alla frequenza di 5 Hz che via via decrescono fino a circa una contrazione ogni 1/3 secondi [5].

Generalmente i muscoli coinvolti nelle due fasi sono essenzialmente gli stessi.

### 2.3.5 Impatto delle crisi sulla frequenza cardiaca

L'epilessia come si è già avuto modo di sottolineare è un disturbo che si presenta sotto forma di crisi e si manifesta attraverso una brusca contrazione di un più o meno esteso gruppo di muscoli.

Ovviamente oltre alla manifestazione visiva, durante una crisi si ha un'alterazione di una serie di parametri vitali del soggetto interessato, tra cui la frequenza cardiaca.

E' infatti frequente incontrare in letteratura diversi studi su come tali parametri si modificano, in particolare si può dimostrare che, focalizzandoci su come varia l'heart rate per ogni paziente, si possono trovare forti similitudini in riferimento alle crisi di un certo individuo [8].

Spesso quello che è stato sperimentalmente verificato è che in buona parte dei casi si osserva una riduzione (bradicardia) o un aumento (tachicardia) della frequenza cardiaca immediatamente prima, durante o immediatamente dopo la crisi.

Per citare alcuni lavori a conferma di questa tesi, Zijlmans et al. [9] dopo aver studiato 281 crisi provenienti da 81 pazienti hanno sperimentato un incremento dell'heart rate nel 73% dei casi e una diminuzione nel 7% di almeno 10 battiti/min mentre Galimberti et al. [10] un incremento e decremento della frequenza cardiaca rispettivamente del 49% e 25.5%.

## 2.4 Stato dell'arte

La sempre maggiore necessità di affiancare al personale medico sistemi automatici di monitoraggio dei pazienti ha portato negli ultimi anni allo studio e sviluppo di diversi lavori, tanto in ambito ospedaliero quanto in quello domestico.

Per anni, ma ancora tutt'oggi, lo standard utilizzato per il monitoraggio dei pazienti è quello basato sull'analisi dei dati da EEG (elettroencefalogramma), dal quale i medici possono visivamente verificare la presenza di pattern anomali e associabili a crisi epilettiche o in generale ad altri disturbi.

Ovviamente se ci poniamo in un'ottica di monitoraggio a lungo termine, si ha la necessità di un sistema che sia 'comodo' per il paziente, ovvero che non renda proibitive le sue normali attività quotidiane a causa dell'applicazione di dispositivi troppo ingombranti e intrusivi.

Questo problema porta alla ricerca di soluzioni alternative e più adatte al monitoraggio per lunghi periodi di tempo, incentrando la ricerca su tecnologie di recente sviluppo quali ad esempio le comunicazioni wireless e il design di sensori poco ingombranti e dal consumo energetico limitato, permettendoci così di studiare soluzioni che possano affiancare o sostituire il classico monitoraggio tramite EEG.

### 2.4.1 Applicazioni delle WSN nell'assistenza medica

L'utilizzo delle WSN (Wireless Sensor Networks) in ambito healthcare sta negli ultimi anni sviluppandosi sempre di più trovando applicazione nelle più svariate situazioni tra cui il monitoraggio di parametri vitali dei pazienti, la gestione di emergenze, lo sport e la riabilitazione.

Di particolare rilevanza per le applicazioni di monitoraggio in ambito ospedaliero sono CodeBlue [11] e MEDiSN [12] che con approcci differenti si propongono di migliorare il processo di gestione dell'emergenze durante quelle situazioni definite come 'disaster events'. Attraverso il controllo di parametri significativi quali ECG, EMG, pulsazione e l'utilizzo di un algoritmo di localizzazione del paziente [13] è possibile rilevare eventuali situazioni di pericolo e assegnare ad esse una priorità con la quale devono essere gestite dal personale preposto.

Una grossa differenza tra i due sistemi è rappresentato dalla loro architettura di rete, se nel primo caso è utilizzata infatti una struttura ad hoc, nel secondo si predilige una struttura formata da una backbone wireless formata da nodi fissi chiamati Relay Points (RPs), garantendo una migliore scalabilità del sistema e una miglior gestione del dispendio energetico dei nodi che non sono più coinvolti direttamente nel processo di instradamento delle informazioni.

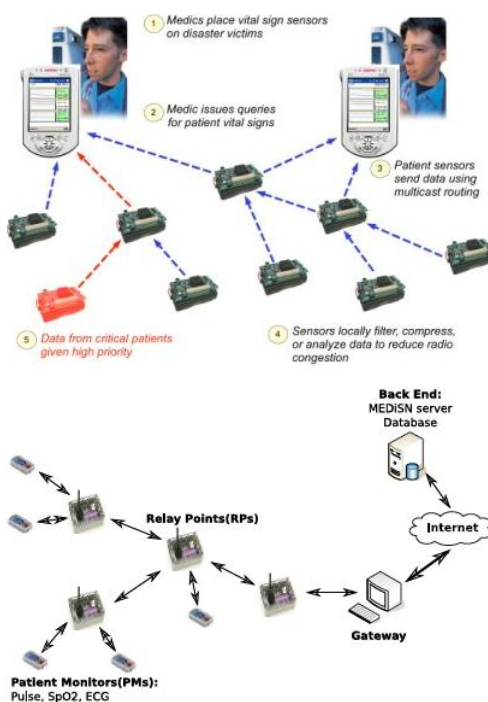


Figura 2.8: Architettura dei sistemi CodeBlue (sopra) e MEDiSN (sotto)

In riferimento a quest'ultimo tipo di approccio descritto citiamo anche il lavoro proposto dalla Washington University [14] [15] che sfruttando un'architettura di rete a backbone simile alla precedente mira, oltre a monitorare l'attività dei pazienti, a migliorare il sistema di delivering dei pacchetti al nodo centrale preposto alla loro elaborazione cercando di minimizzarne le perdite.

Oltre al monitoraggio di parametri vitali un metodo alternativo per verificare se si sono verificate situazioni anomale è quello di monitorare l'attività e il movimento del paziente. All'interno di questi sistemi molto interessanti sono SATIRE [16] e Mercury [17].

Il primo attraverso l'uso di sensori dotati di accelerometro, integrati in abiti indossati dall'utente, come ad esempio una giacca, permette l'identificazione di alcune sue particolari attività. Tramite l'invio dei dati a una base station, che li processa offline, è infatti possibile rilevare se il soggetto sta camminando, è seduto o è caduto.

Nel secondo caso invece il paziente indossa fino a 8 sensori posti sugli arti. Ancora una volta i campioni provenienti da accelerometro e giroscopio arrivano a un nodo centrale che permette il rilevamento di situazioni problematiche legate a disturbi quali la sindrome di Parkinson, l'epilessia e l'infarto.

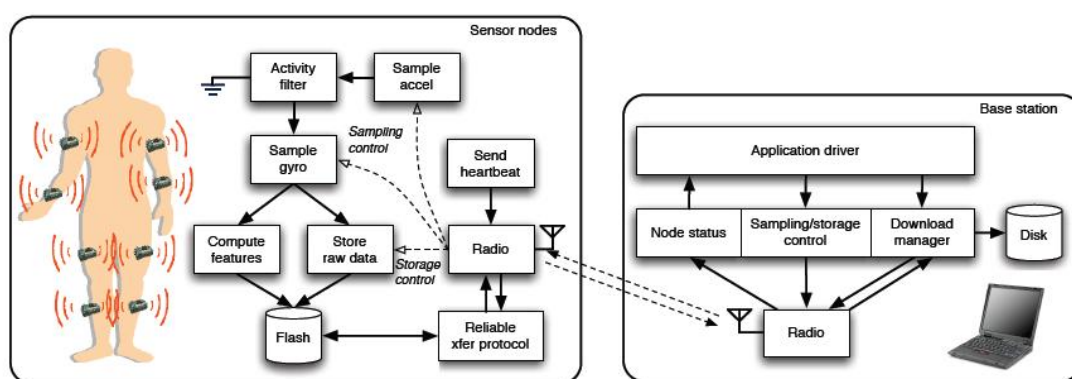


Figura 2.9: Architettura del sistema Mercury

Entrambi i sistemi sono anche dotati di un efficiente meccanismo per ridurre il consumo energetico dei nodi attraverso una serie di policies che limitano o inibiscono l'utilizzo di alcune funzioni (ad esempio si può disattivare il campionamento dati da giroscopio o l'invio di pacchetti al nodo centrale) in momenti di ridotta attività o energia residua.

Oltre ai sopracitati sistemi, in letteratura si possono trovare molti altri lavori sull'analisi del movimento e dell'attività, in generale tutti accomunati dal fatto che dopo aver proceduto con il recupero dei dati da sensore questi vengono processati e utilizzati per produrre una classificazione del movimento o dell'attività.

Tra i tanti evidenziamo la particolarità di due pubblicazioni: la prima utilizza un meccanismo di monitoraggio dei pazienti affetti da sindrome di Parkinson attraverso l'analisi della loro deambulazione [18], la seconda invece è pensata so-

prattutto per una fascia di pazienti di età avanzata [19]. In questo sistema il controllo del paziente avviene tramite l'utilizzo di sensori applicati non direttamente sul paziente stesso ma su oggetti di uso quotidiano quali una tazza o uno spazzolino da denti. L'analisi del movimento di questi oggetti ci permette infine di valutare se si hanno situazioni anomale o no.

Da sottolineare infine la completa non invasività dell'ultimo sistema preso in considerazione.

Come si è già avuto modo di apprezzare, esistono decine di possibili applicazioni delle WSN che toccano campi molti diversi tra loro.

Sono stati infatti ad esempio sviluppati sistemi di supporto per la riabilitazione [20] e per lo sport [21] [22] che permettono appunto di verificare la correttezza dei movimenti effettuati dall'utente rispettivamente in fase di riabilitazione o durante un esercizio atletico.

### **2.4.2 Applicazioni delle WSN al rilevamento delle crisi epilettiche**

Nel precedente paragrafo abbiamo visto, presentando una serie di esempi, come le WSN possano essere impiegate nelle più svariate situazioni e campi di applicazione tra cui l'assistenza e il monitoraggio in ambito medico, la riabilitazione e lo sport.

Dopo aver quindi presentato una panoramica generale sulle possibili soluzioni adottate vogliamo in queste poche righe restringere la nostra attenzione ai lavori esclusivamente dedicati al rilevamento automatizzato delle crisi epilettiche e ai risultati da essi conseguiti.

In letteratura sono presenti diversi riferimenti a tal riguardo, alcuni dei quali, presentano una vera e propria architettura per il rilevamento real-time delle crisi, altri di essi si limitano all'implementazione del classificatore (basato su accelerometri, ECG o altro), altri ancora definiscono dei modelli di movimento degli arti.

Nonostante però, le metodologie e gli approcci utilizzati siano diversi, possiamo fin da subito evidenziare alcune similitudini che accomunano i diversi lavori proposti.

Nello specifico nella maggioranza dei casi esaminati viene utilizzato un algoritmo di classificazione ad albero basato su features, ovvero su particolari caratteristiche estratte dai campioni rilevati che ne riassumono il comportamento in un determinato intervallo temporale.

Ovviamente tali features devono essere scelte in modo da caratterizzare in maniera quanto più fedele possibile il fenomeno che vogliamo studiare.

Un altro passaggio riscontrato in molti lavori è quello del preprocessing dei dati per organizzarli in maniera tale da essere classificati. Molto spesso i campioni vengono suddivisi in epoche di una certa durata e tramite particolari algoritmi si scartano quelle in cui non viene rilevata attività motoria (si veda figura 2.10)

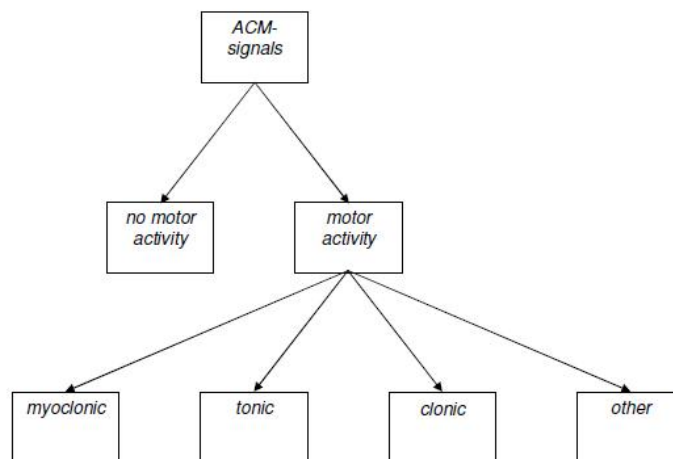


Figura 2.10: Classificatore ad albero a 2 livelli

La necessità di estrarre features dal campione e l'organizzazione dei dati in epoche nascono dalle caratteristiche fisiche delle WSN.

I nodi sensore sono stati infatti appositamente sviluppati per andare a costituire quelle che vengono definite come LR-PAN (Low-Rate Personal Area Networks) ovvero reti con potenzialità in termini di rate e consumo energetico limitato adatte a particolari situazioni.

L'estrazione di features e l'organizzazione in intervalli di tempo con conseguente eliminazione delle epoche di non movimento, ci permette quindi di andare a gestire una quantità di dati decisamente minore (intervalli di tempo di decine o centinaia di campioni possono essere caratterizzate con una sola feature) e lavorare con il set

completo di dati solo nelle epoche associate a valori di features ritenuti interessanti per l'evento studiato, garantendo così il rispetto dei vincoli in termini di lifetime del sistema.

In accordo a queste linee guida, nel lavoro di Nijsen et al. è possibile vedere come esse sono implementate per lo sviluppo di un classificatore di crisi epilettiche.

Dopo aver visivamente verificato tramite confronto tra i dati derivanti da EEG e accelerometri posti sugli arti e sul petto, la possibilità di rilevare in maniera automatizzata situazioni di crisi [23], l'algorithmo estrae dal set di dati una serie di features usate per classificare l'attività considerata ed escludere dall'analisi gli intervalli di non movimento [24].

In questo esempio le features utilizzate sono il modulo e la varianza del set di dati, le quali vengono infine utilizzate per creare uno spazio 2-D di classificazione delimitato da una funzione di soglia lineare calcolata a partire dalle caratteristiche delle features (si veda la figura 2.11).

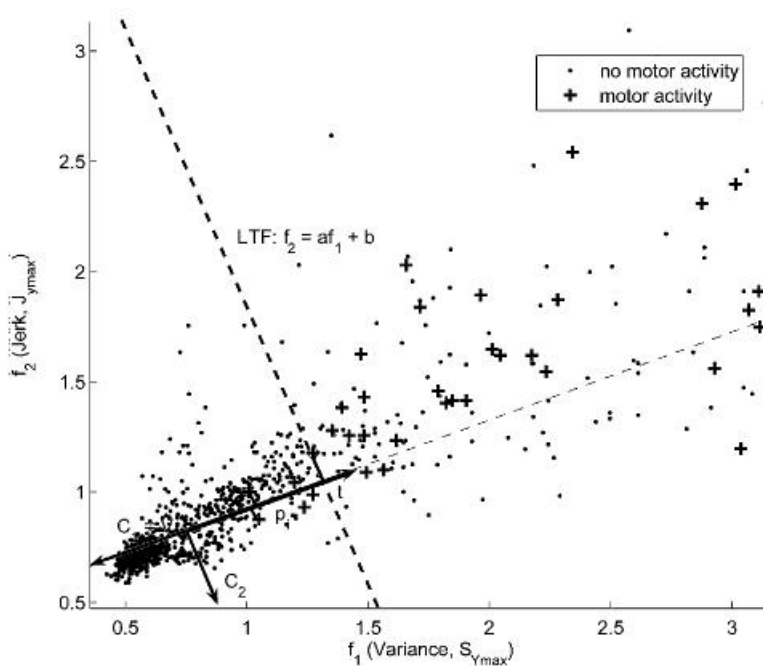


Figura 2.11: Spazio bidimensionale per la classificazione delle features

Si dimostra che l'algorithmo classifica correttamente il 100% dei periodi di attività motoria e il 65% delle crisi avvenute.



Un ulteriore metodo per la classificazione proposto ancora una volta dagli stessi autori è quello di creare delle curve prototipo adattandosi alle reali caratteristiche del paziente, ovvero, sfruttando la stereotipicità delle crisi, vengono creati dei modelli di riferimento attraverso i quali si va a verificare quanto un pattern si avvicina al nostro modello.

Questi modelli, studiati a partire da considerazioni fisiologiche quali la risposta all'impulso generata dai muscoli degli arti coinvolti, permettono di raggiungere buoni risultati in termini di classificazione delle crisi valutando la correlazione esistente tra il segnale ricevuto dall'accelerometro e il modello di riferimento [25].

Rimanendo in tema di detection di crisi basato su features, nel già citato sistema Mercury [17], viene utilizzato un meccanismo a soglia che si appoggia a delle 'scoring function' diverse per ogni fenomeno studiato. Nel caso specifico dell'epilessia si utilizza l'ampiezza picco-picco dell'intervallo di campioni esaminato e nel momento in cui superi una certa soglia, il sistema richiede il download dell'intero set di campioni per valutare la presenza di una crisi.

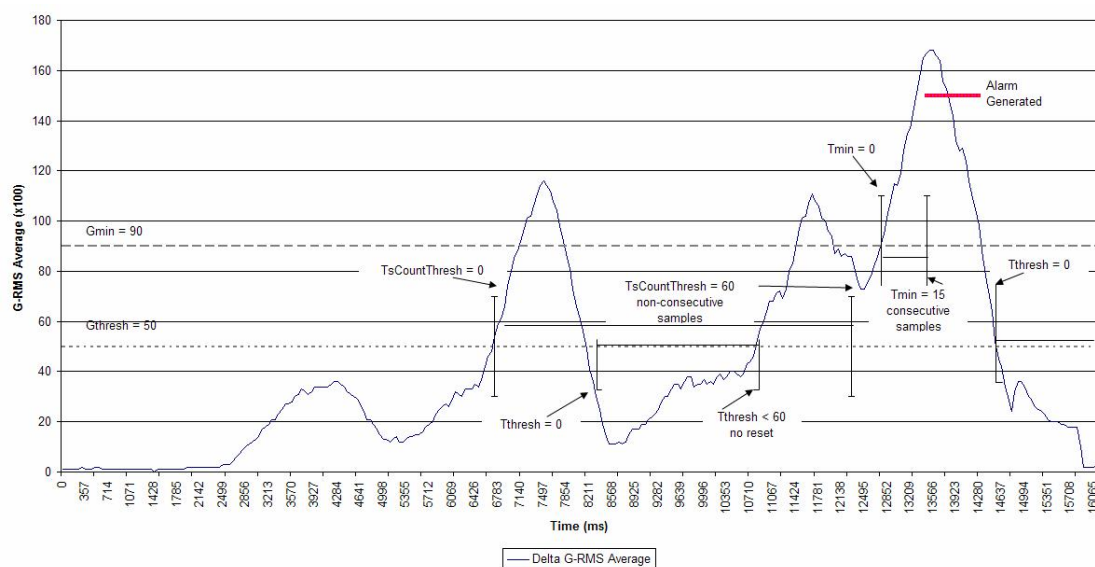


Figura 2.12: Segnale campionato da accelerometro e filtrato con filtro a media mobile con finestra di 1 secondo

Per quanto riguarda invece la fase di preprocessing dei dati, sono molto interessanti alcuni lavori che si basano sulla ovvia considerazione per la quale un'attacco

epilettico si manifesta con una certa intensità e durata nel tempo.

Per esaltare quindi segnali ricevuti da accelerometro di questo tipo e attenuare quelli più brevi o di rilevanza minore, i dati vengono inizialmente filtrati con un filtro a media mobile con un'opportuna finestra temporale (figura 2.12) e poi classificati a soglia [26] [27].

Un metodo alternativo all'uso di accelerometri per il rilevamento automatizzato delle crisi che, come testimoniano la quantità di pubblicazioni rilasciate, si sta diffondendo negli ultimi anni è quello basato sull'ECG e sullo studio della variazione della frequenza cardiaca di un individuo soggetto a crisi.

Come nel caso degli accelerometri, l'algoritmo di classificazione può basarsi su meccanismi a soglia in cui ad esempio si valuta la differenza in termini di heart rate medio su due finestre temporale distinte [28], o sullo sviluppo di modelli a partire dai quali viene valutata la correlazione del segnale campionato dal prototipo (figura 2.13) [29].

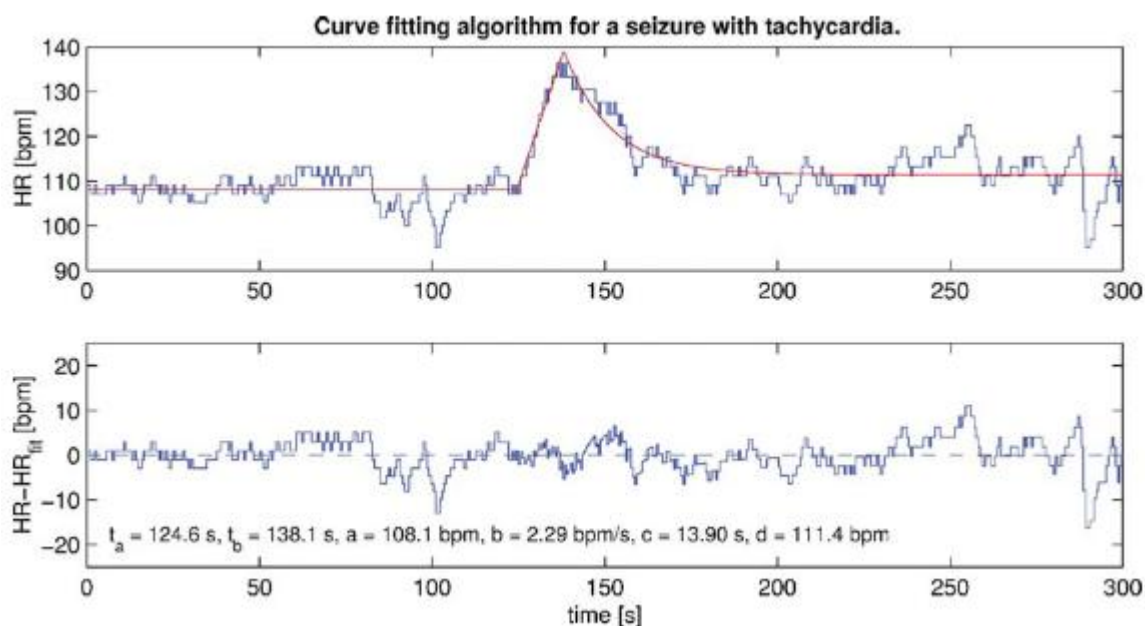


Figura 2.13: Variazione della frequenza cardiaca, modello di riferimento e loro differenza

Per completezza citiamo infine l'esistenza di algoritmi basati su tecniche che prevedono l'analisi in frequenza del set di campioni d'accelerazione tramite l'uti-

lizzo di trasformate STFT (Short-Time Fourier Transform) e CWT (Continuous Wavelet Transform) [30].

# Capitolo 3

## Il sistema di rilevamento delle crisi

Nel precedente capitolo si è contestualizzato il lavoro di tesi proposto in queste pagine e riassunto tutte le informazioni per meglio comprenderlo.

Dopo aver quindi fornito al lettore tutte le nozioni di base necessarie, procediamo col presentare nel dettaglio il sistema di rilevamento delle crisi, giustificando tutte le scelte adottate, in termini di architettura, protocollo di rete e algoritmo di classificazione.

### 3.1 Architettura del sistema

Per il nostro sistema di rilevamento si è deciso di utilizzare cinque sensori indossati direttamente dal paziente su entrambi i polsi, caviglie e sullo sterno (1 MICAz per ognuno degli arti e 1 Shimmer sul petto), organizzati in una struttura a stella in cui il sensore sul petto rappresenta il nodo centrale (figura 3.1).

Si è optato per questo tipo di architettura per garantire al sistema un meccanismo di coordinamento tra i nodi centralizzato e concentrare in un unico nodo (per l'appunto quello sullo sterno) la decisione in merito alla classificazione globale del sistema sulla base delle informazioni pervenute dai nodi periferici (quelli sugli arti).



Figura 3.1: Architettura del sistema di rilevamento

Per meglio comprendere quest'ultima affermazione e per poter definire il protocollo di scambio dei dati tra i nodi è necessario anticipare alcune informazioni riguardanti l'algoritmo di rilevamento delle crisi (che sarà successivamente trattato in maniera esaustiva) che ovviamente influenza pesantemente il design della rete.

In linea con diversi lavori presenti in letteratura, si è implementato un algoritmo di classificazione ad albero (figura 3.2) che utilizza un sistema di decisione misto basato su dati provenienti da accelerometri (nodi periferici) e ECG (nodo centrale).

Ogni livello dell'albero di classificazione discrimina il passaggio al successivo in base a un sottoalgoritmo di classificazione, basato su delle particolari features estratte dai dati, implementato solo da alcuni dei nodi della rete.

Non tutti i nodi sono infatti coinvolti in ognuno dei livelli dell'albero permettendo così di distribuire il carico computazionale all'interno della rete.

Senza momentaneamente entrare nel dettaglio, il primo livello valuta la presenza o meno di attività motoria (non necessariamente riconducibile a una crisi epilettica), il secondo controlla se si ha avuto una variazione di frequenza cardiaca del paziente oltre a una certa soglia opportunamente impostata mentre l'ultimo

verifica l'effettiva presenza di un pattern anomalo associabile ad un attacco in corso.

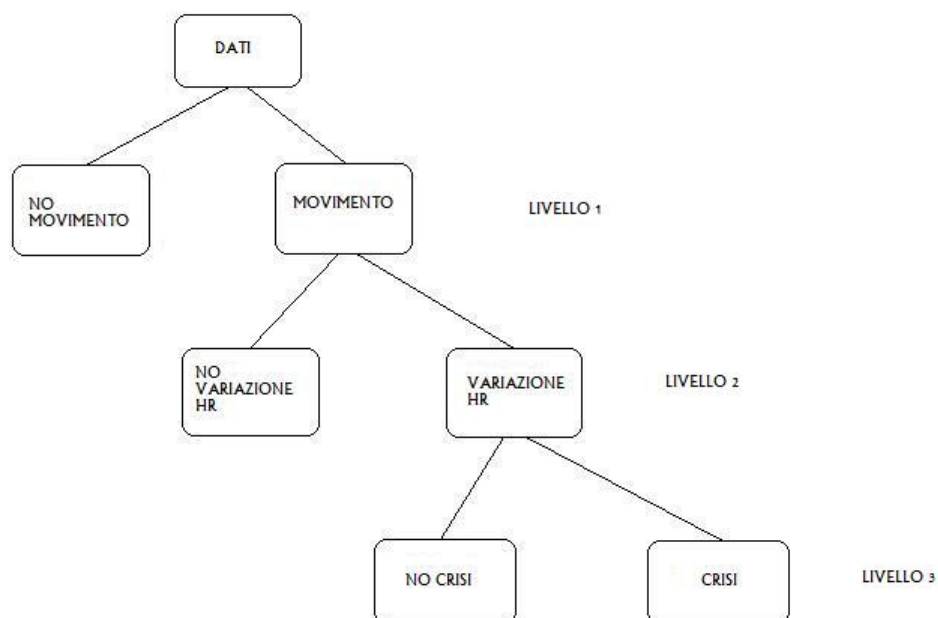


Figura 3.2: Albero di classificazione a 3 livelli

In particolare i nodi periferici sono preposti all'elaborazione di campioni d'accelerazione e congiuntamente concorrono a determinare la classificazione del sistema per quanto riguarda i livelli 1 e 3 dell'albero, mentre il nodo centrale è quello preposto al controllo del livello 2 (lavorando su campioni derivanti da ECG) e al raccoglimento dei dati provenienti dai nodi sugli arti, attraverso i quali vengono prese le decisioni finali sullo stato del sistema riguardanti il primo e terzo livello di classificazione, sfruttando le classificazioni parziali pervenutegli dai nodi esterni.

### 3.1.1 Il protocollo di rete

Il protocollo di rete adottato permette la comunicazione tra nodo centrale e nodi esterni implementando un semplice meccanismo per evitare le collisioni e recuperare i pacchetti persi qualora esse avvengono e sincronizzare l'invio dei dati tra i nodi.

Quest'ultimo punto è reso necessario dal fatto che il nostro sistema organizza i dati in epoche temporali di durata di 30 secondi e procede con la classificazione solo alla fine dell'intervallo considerato.

Siccome nessun nodo può singolarmente classificare un'epoca come di crisi o non crisi ma la decisione finale deriva da una serie di sottodecisioni prese localmente dai nodi, una mancata sincronizzazione del sistema porterebbe ad avere una incoerenza dei dati considerati e un conseguente potenziale errore di valutazione dello stato dell'intervallo temporale preso in esame.

Nella stesura del protocollo si è definito il formato del payload dei pacchetti che viaggiano in rete (figura 3.3), i cui campi sono utilizzati per la gestione del sincronismo tra i nodi e per la comunicazione dello stato di un determinato nodo.

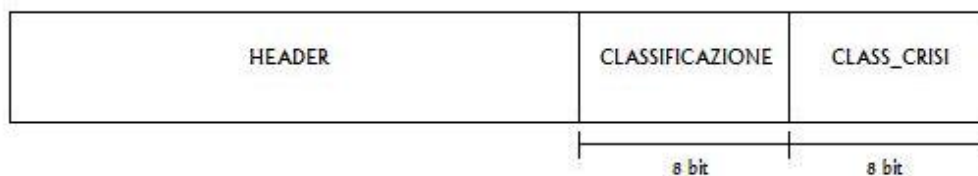


Figura 3.3: Formato dei pacchetti

I campi, di 8 bit ciascuno, gestiti dal sistema sono i seguenti:

- classificazione
- class\_crisi

e in base allo specifico significato del pacchetto possono assumere diversi valori.

Campo **classificazione**:

- **MOV**: Il seguente valore è impostato dai nodi laterali e inviato al nodo centrale nel momento in cui l'applicazione dell'algoritmo di rilevamento del movimento dia esito positivo.
- **NO\_MOV**: Come nel caso precedente, il seguente valore viene inviato dai nodi laterali a quello centrale per certificare l'assenza di movimento relativa all'arto controllato dal mote che invia il pacchetto.

- **CLOCK**: Segnale di controllo inviato in broadcast dal nodo centrale per temporizzare l'acquisizione dai dati da sensore e la loro organizzazione in epoche. Alla ricezione del seguente pacchetto i nodi esterni iniziano il campionamento dei dati fino al completamento di un'epoca temporale, al termine della quale calcolano l'esito locale degli algoritmi di rilevamento del movimento e di crisi e lo inviano al nodo centrale per la loro elaborazione.

Campo `class_crisi`:

- **CRISI**: Impostato dal nodo laterale permette di comunicare a quello centrale l'esito positivo dell'algoritmo di rilevamento delle crisi.
- **NO\_CRISI**: Impostato nel caso l'algoritmo non rileva nessuna crisi nell'epoca considerata.

Ovviamente tutte le classificazioni relative ai valori sopra descritti sono da considerarsi locali, ovvero relative all'arto associato al nodo che invia il pacchetto.

Sarà quindi compito del nodo centrale raccogliere tutte le informazioni e dare una classificazione globale dell'evento.

L'algoritmo utilizzato nel seguente lavoro prevede un meccanismo di decisione a soglia sulle occorrenze delle classificazioni locali dei nodi laterali.

Un'epoca è considerata di movimento e/o crisi nel momento in cui almeno  $k$  dei quattro nodi verificano i rispettivi algoritmi di rilevamento.

Ora che sono stati definiti il formato dei pacchetti che viaggiano in rete e il significato dei loro campi, affinché il meccanismo sia più comprensibile, ipotizziamo uno scenario d'applicazione tipo in cui l'algoritmo di classificazione procede fino all'ultimo passaggio rilevando una crisi ed elenchiamo punto per punto quali sono le azioni compiute da ogni nodo e i messaggi scambiati.

Per facilità di scrittura nel seguente esempio ci riferiremo al nodo centrale con NC, a quelli periferici con NP e indicheremo con una freccia la direzione del pacchetto da mittente a destinatario.

1. **NC**  $\rightarrow$  **NP**: Col seguente messaggio inviato da NC, in cui il campo `classificazione` è impostato col valore **CLOCK** si indica ai NP l'inizio delle operazioni di acquisizione dati da accelerometro. Contemporaneamente NC inizia l'acquisizione dei dati da ECG (per l'equivalente temporale di un'epoca).



2. **NP**: Una volta completata un'epoca, ognuno dei NP blocca temporaneamente il campionamento dei dati e calcola il risultato degli algoritmi di rilevamento movimento e crisi.
3. **NP**  $\rightarrow$  **NC**: Gli esiti degli algoritmi precedentemente ricavati sono inviati al NC come valori dei campi del pacchetto `classificazione` e `class_crisi`.
4. **NC**: Alla ricezione dei quattro pacchetti, il NC classifica l'epoca come di movimento se almeno in  $k$  dei quattro messaggi ricevuti il campo `classificazione` vale `MOV`. Per il momento si tralascia l'analisi del campo `class_crisi`.
5. **NC**: Per ipotesi iniziale vogliamo analizzare il comportamento del sistema fino all'ultimo livello di classificazione quindi consideriamo che NC abbia classificato l'epoca come di movimento (altrimenti non avendo riscontrato attività motoria ritorneremo al punto 1). In questo caso NC valuta se si ha variazione o meno della frequenza cardiaca.
6. **NC**: Se si è verificato una variazione della frequenza cardiaca superiore a una certa soglia, NC procede col controllo dei valori del campo `class_crisi` dei pacchetti precedentemente ricevuti (altrimenti si ritorna ancora una volta al punto 1). Esattamente come in precedenza, se almeno in  $k$  dei messaggi il campo `class_arti` vale `CRISI`, il sistema rileva all'interno dell'epoca considerata una possibile crisi epilettica e genera un allarme.

Si faccia riferimento alla figura 3.4 per una rappresentazione grafica dell'esempio appena proposto.

Nel diagramma a traliccio è possibile apprezzare visivamente il meccanismo di scambio dei pacchetti tra i vari nodi della rete e il ritardo temporale introdotto da ogni passaggio dell'algoritmo.

I tempi di propagazione del segnale sono considerati uguali in quanto, nonostante gli NP non siano tutti alla stessa distanza dal NC, tale differenza non impatta significativamente su di essi, mentre per la definizione dei tempi di elaborazione dei dati si rimanda la discussione al paragrafo finale del seguente capitolo.

In tale esempio si è riportato la situazione più sfavorevole, ovvero quella in cui è necessario eseguire tutti i controlli relativi ai tre livelli di classificazione.

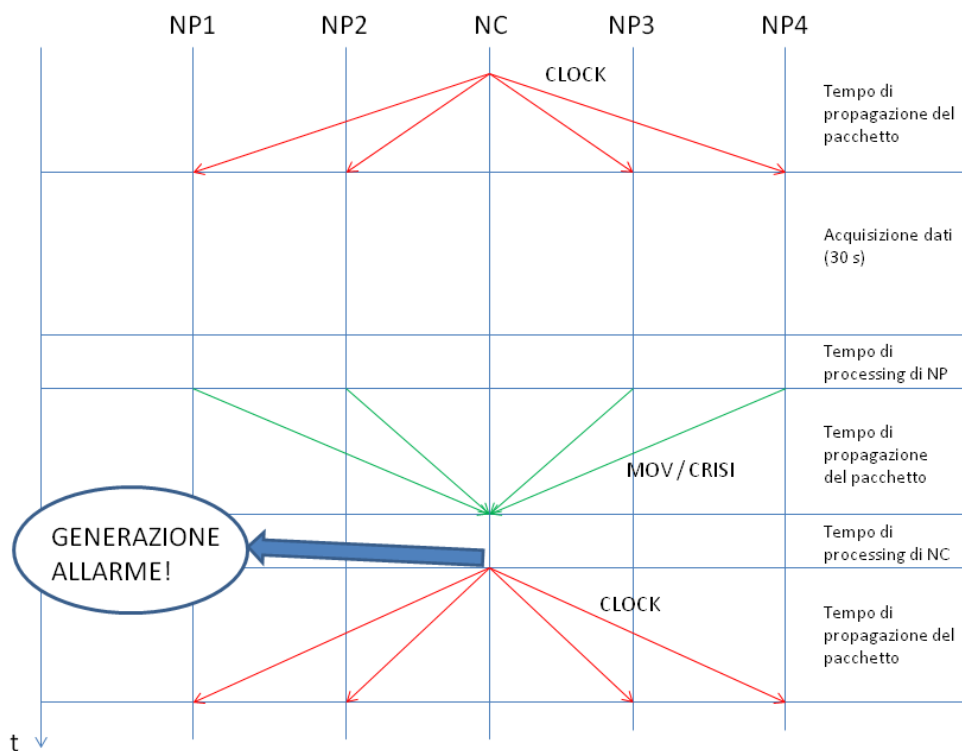


Figura 3.4: Diagramma a traliccio rappresentante l'evoluzione temporale dell'algoritmo di rilevamento nel caso il processo arrivi fino all'ultimo livello di classificazione

Ovviamente, questo non è sempre verificato e il processo di rilevamento può essere interrotto prima della sua conclusione.

Nella figura 3.5, si è rappresentato la situazione in cui il nodo centrale, ricevuti le classificazioni da parte dei nodi laterali, non rileva attività motoria nell'epoca considerata ed invia immediatamente un segnale di **CLOCK** per riprendere un nuovo ciclo di classificazione, risparmiando il tempo di processamento dei dati che ha in precedenza acquisito da ECG.

Concludiamo infine il paragrafo con una considerazione di carattere generale riguardante le WSN.

Per natura stessa di questo tipo di rete, il mezzo di comunicazione è condiviso e non esistono canali dedicati per la trasmissione.

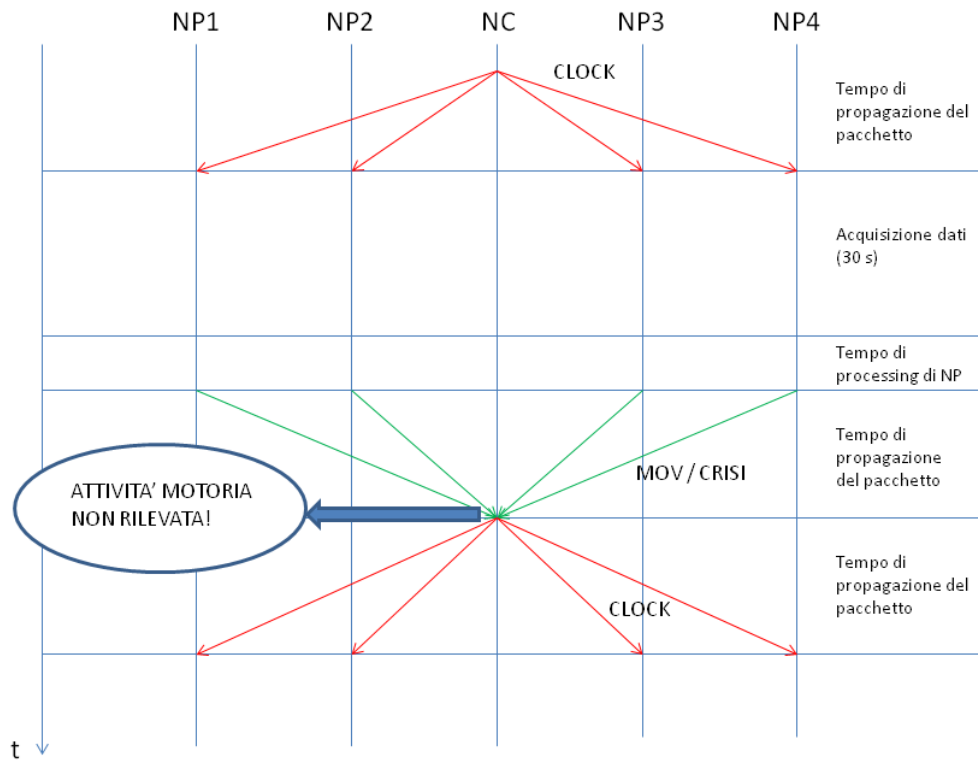


Figura 3.5: Diagramma a traliccio rappresentante l'evoluzione temporale dell'algoritmo di rilevamento nel caso di interruzione al primo livello di classificazione

Considerando inoltre il modo in cui è stato sviluppato il protocollo di rilevamento, in cui tutti i nodi laterali si trovano a dover trasmettere quasi contemporaneamente (ci possono in realtà essere piccole differenze dovute all'istante di ricezione del segnale di **CLOCK** o leggeri ritardi causati dai tempi di elaborazione o invio dei dati) i propri dati al nodo centrale è ovvio che non è improbabile che si presentino delle collisioni tra pacchetti.

Per ovviare a questo problema, che causerebbe parecchi disagi in quanto il nodo centrale si aspetta di dover elaborare dati provenienti da quattro nodi, viene utilizzato il meccanismo di trasmissione basato su riscontro positivo (**ACK**) dei pacchetti inviati nella direzione da nodo laterale a nodo centrale.

Un messaggio che non viene correttamente riscontrato tramite messaggio di

ACK viene continuamente reinviato fino ad avvenuta ricezione da parte del destinatario.

Un ulteriore accorgimento adottato a prevenzione delle collisioni tra pacchetti è l'inserimento di un ritardo aleatorio aggiuntivo (backoff) prima dell'invio del messaggio di risposta dei nodi periferici al nodo centrale.

L'utilizzo del sistema di riscontro positivo dei messaggi avviene solamente nella direzione da nodo periferico a nodo centrale.

Sarebbe infatti controproducente riscontrare i pacchetti inviati dal nodo centrale (che trasmette unicamente in broadcast) in quanto inonderemmo la rete di pacchetti ritrasmessi aumentando così l'occorrenza di collisioni e ottenendo l'esatto contrario del risultato desiderato.

### 3.1.2 Strumenti utilizzati

Per questo progetto sono stati utilizzati cinque nodi sensore di diverso tipo: 4 MICAz indossati su caviglie e polsi e 1 Shimmer montato sullo sterno del paziente.

I MICAz [31], prodotti da MEMSIC, hanno dimensioni di 58 x 32 x 7 mm e sono dotati di vari tipi di sensore che permettono l'acquisizione di dati provenienti da molteplici fonti.



Figura 3.6: Sensorboard MIB520

E' possibile infatti memorizzare dati relativi a luminosità, temperatura, pressione, accelerazione e umidità relativa.

La connettività wireless è invece garantita dal pieno supporto dello standard IEEE 802.15.4 ZigBee che permette la trasmissione fino ad un rate di 250 Kbps nella banda ISM da 2.4 a 2.48 GHz.

Per la programmazione del mote si sfruttano le potenzialità del microprocessore Atmel ATmega128L, dotato di memoria programmabile di 128 KB e spazio di allocazione per le variabili temporanee di 4 KB.

La connessione di altre schede aggiuntive per espandere le funzionalità del nodo sensore è possibile grazie al connettore a 51 pin di cui è equipaggiato.

In particolare si veda in figura 3.6 la sensorboard MIB520 utilizzata per la programmazione del mote.

Lo Shimmer (riportato in figura 3.7) [32], di dimensioni 53 x 32 x 23 mm e peso 22 g presenta molte similitudini con il dispositivo precedentemente analizzato.



Figura 3.7: Mote Shimmer con ECG utilizzato dal sistema di rilevamento

Il suo utilizzo è reso necessario dal fatto che, a differenza dei MICAz, fornisce anche la possibilità di acquisire dati da ECG.

In aggiunta all'accelerometro a 3 assi, è possibile ampliare le funzionalità del nodo e rilevare dati da giroscopio, EMG e magnetometro.

Supporta lo standard IEEE 802.15.4 per la ritrasmissione di dati (in questo caso a differenza del precedente è supportato anche Bluetooth), è dotato di microprocessore MSP430 a 8 MHz, flash memory di 48 KB e RAM di 10 KB.

Fornisce anche la possibilità di memorizzare localmente i dati acquisiti su memoria microSD di capacità fino a 2 GB.

La programmazione del dispositivo avviene tramite la sensorboard Shimmer Dock riportata in figura 3.8.



Figura 3.8: Sensorboard Shimmer Dock

## 3.2 L'algoritmo di classificazione

Come già anticipato in precedenza si utilizza un algoritmo di classificazione ad albero a 3 livelli in cui ognuno dei cinque nodi indossati dal paziente rileva dati da un certo sensore (accelerometro o ECG), li organizza in epoche temporali di 30 secondi ciascuna, li elabora e ne estrae delle features caratteristiche del fenomeno studiato.

Questo tipo di approccio ci permette di valutare di volta in volta se sono soddisfatti o meno dei vincoli sempre più stringenti sui dati acquisiti da sensore consentendoci così di interrompere il processo di rilevamento qualora già nei primi passaggi si escluda la presenza di una crisi.

Un ulteriore vantaggio è la possibilità di suddividere il controllo dei livelli di classificazione tra i nodi della rete evitando di demandare a ciascuno di essi una gestione completa dell'algoritmo, cosa peraltro di difficile realizzazione a causa dei limiti hardware dei nodi stessi.

Procediamo ora in questo paragrafo con la descrizione dei tre algoritmi che stanno alla base del nostro classificatore, ovvero il rilevatore di movimento, di variazione della frequenza cardiaca e di crisi.

### 3.2.1 Normalizzazione del segnale

I valori acquisiti da accelerometro sono misure d'accelerazione quantizzate ed espresse in un certo range dinamico che generalmente è diverso da sensore a sensore.

E' necessaria quindi una fase di preprocessing dei dati, definita come normalizzazione, per rendere omogeni e confrontabili dati provenienti da sorgenti diverse.

Il segnale acquisito viene quindi opportunamente traslato e scalato affinché valori di accelerazione di  $0g$  e  $1g$  corrispondano effettivamente a  $0$  e  $1$  sull'asse delle ordinate.

Quest'operazione è eseguita appoggiando il sensore su una superficie fissa perpendicolare al suolo e ruotandolo in direzione degli assi  $x$  e  $y$

In questa maniera si rilevano dal sensore i valori d'accelerazione corrispondenti rispettivamente a  $-1g$  e  $1g$  ed il segnale viene normalizzato applicando per ogni asse la seguente trasformazione lineare:

$$lettura_{norm} = \frac{lettura - trasl}{scal}$$

dove  $trasl$  e  $scal$  sono rispettivamente i fattori di traslazione e scala usati per tarare il sistema.

Conclusa questa fase preliminare i dati sono pronti per essere utilizzati dagli algoritmi di classificazione del movimento e di crisi.

### 3.2.2 Il classificatore di movimento

Il primo livello dell'albero di classificazione coinvolge i quattro nodi posti su polsi e caviglie e permette di valutare in prima battuta se un determinato pattern di campioni d'accelerazione è associabile ad attività motoria (non necessariamente una crisi) dell'arto considerato.

Questo è ovvio, in linea con le considerazioni fatte nel capitolo precedente in quanto il fenomeno di interesse è il rilevamento di crisi epilettiche intese come manifestazione motoria (e non come perdita di coscienza del soggetto).

E' ragionevole quindi valutare inizialmente la presenza di un qualsiasi tipo di movimento nell'epoca considerata, in modo da eliminare gli intervalli di tempo non significativi velocizzando così l'elaborazione dei dati, salvaguardando le limitate risorse dei nodi e ottimizzandone il loro consumo energetico.

Per fare ciò l'algoritmo si basa sullo studio dei campioni acquisiti da accelerometro a 2 assi di ognuno dei MICAz posizionati sugli arti del paziente con frequenza di campionamento pari a 20 Hz.

Dopo essere stati normalizzati, i dati necessitano però di un'ulteriore elaborazione. Seguendo il lavoro di Burchfield et al. [26], riassumiamo tale processo nei seguenti tre punti:

1. Per prima cosa, per ogni istante di campionamento, l'algoritmo calcola il RMS (Root Mean Square) inteso come modulo del vettore formato dai valori campionati sugli assi  $x$  e  $y$  con la seguente formula:

$$RMS = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}, \quad \forall i$$

2. Successivamente il campione  $i$ -esimo viene calcolato come valore assoluto della differenza tra due campioni di RMS successivi:

$$RMS_{diff,i} = |RMS_i - RMS_{i-1}| \quad \forall i$$

3. Infine i dati sono mediati utilizzando una finestra scorrevole di 1 secondo (equivalente quindi a 20 campioni):

$$RMS_{smooth,i} = \frac{\sum_i^{i-19} RMS_{diff,i}}{20}, \quad \forall i$$

Considerando intervalli di tempo di 30 secondi, la discriminazione tra epoche di movimento e non movimento avviene, come indicato da Cuppens et al. [27], sulla base del valore di deviazione standard calcolati.



Se questo parametro supera una determinata soglia `THRESH_MOV` l'epoca è considerata di movimento e il sistema procede con i passi successivi dell'algoritmo di classificazione, altrimenti la etichetta come di non movimento e nessuna ulteriore analisi viene effettuata su di essa.

Affinchè il sistema funzioni correttamente il valore della soglia deve essere opportunamente determinato per evitare di scartare epoche in cui si è verificata una crisi (per questa fase si rimanda al capitolo successivo).

Con riferimento alla figura 3.9, si fornisce un chiaro esempio in cui il livello di classificazione del movimento debba etichettare la seconda epoca come non sospetta ed evitare inutili sprechi di risorse dovuti al processamento dei dati da parte dei livelli superiori.

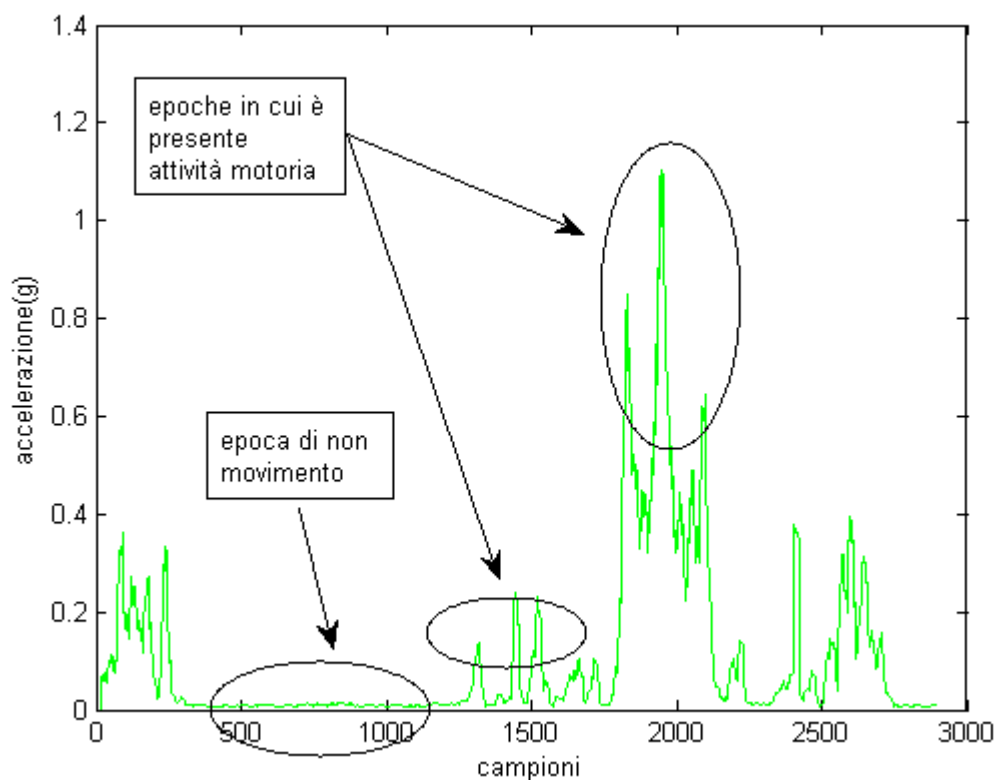


Figura 3.9: Esempio di pattern d'accelerazione in cui si alternano epoche di movimento e non movimento

### 3.2.3 Il classificatore di crisi

Tralasciando per un momento il livello centrale dell'albero di classificazione che verrà trattato nei paragrafi successivi, ci occupiamo ora dell'algoritmo di rilevamento delle crisi che, nel momento in cui i due livelli sottostanti abbiamo rispettivamente riscontrato nell'epoca considerata attività motoria e variazione della frequenza cardiaca, è dedicato al rilevamento vero e proprio di pattern associabili ad attacchi di natura epilettica.

L'algoritmo, che utilizza gli stessi campioni d'accelerazione del classificatore di movimento opportunamente processati e definiti nel corso di questo lavoro come  $RMS_{smooth,i}$ , ha come base di partenza le considerazioni fatte nel secondo capitolo riguardanti le crisi epilettiche, le quali possono essere generalmente definite, nella maggior parte dei casi, come una combinazione di quattro situazioni base di cui abbiamo studiato il comportamento in termini di tipologia, intensità, frequenza e durata del movimento.

In particolare, partendo dalle assunzioni fatte da Burchfield et al. [26], l'algoritmo che deve ovviamente essere in grado di distinguere pattern di crisi da quelli di movimento associati ad attività non critiche (che per l'appunto si differenziano per intensità e durata del movimento), suddivide il processo di rilevamento in due sottocondizioni che devono essere contemporaneamente riscontrate nell'epoca in esame.

Tali vincoli sono qui di seguito elencati:

- **Condizione drastic movement:** Una crisi per essere definita tale deve verificarsi con una certa intensità. Per questo motivo sono state impostate due soglie: la condizione di drastic movement è soddisfatta nel caso in cui almeno `DRASTIC_THRESH` campioni di  $RMS_{smooth,i}$  consecutivi hanno un'intensità superiore a `G_MIN`. In questo modo settando opportunamente le soglie si assicura che il sistema focalizzi la sua attenzione solamente su movimenti di una certa rilevanza.
- **Condizione sustained movement:** Ovviamente, oltre che manifestarsi con una certa intensità, una crisi, interessa anche un determinato orizzonte temporale. La condizione di sustained movement impone al sistema di

considerare solo le epoche in cui è stata rilevata un'attività motoria prolungata nel tempo. Per fare ciò anche in questo caso si impostano due soglie. La condizione è soddisfatta se almeno `SUSTAINED_THRESH` campioni (in questo caso non necessariamente consecutivi) superano la soglia `G_THRESH`. Chiaramente per far sì che le condizioni di `sustained movement` e `drastic movement` siano compatibili tra loro `G_THRESH` deve necessariamente essere minore di `G_MIN`.

- **Condizione di reset:** E' infine necessaria una condizione, al verificarsi della quale, il sistema azzeri il conteggio dei campioni che soddisfano il vincolo di `sustained movement`. Tale condizione risulta soddisfatta se almeno `SUSTAINED_THRESH` campioni sono inferiori alla soglia `G_THRESH`. Tale meccanismo ci permette di non rilevare come crisi epoche in cui non vi è una significativa attività motoria.

Nella figura 3.10 è riportato l'esempio di un'epoca in cui si verifica una crisi epilettica rilevata correttamente dal sistema. Sono infatti visibili in blu gli istanti di tempo in cui le condizioni di `drastic` e `sustained movement` sono contemporaneamente soddisfatte.

All'interno dell'intervallo di tempo in cui è stato registrato il segnale, è immediato notare come la crisi si differenzia significativamente dalle altre normali attività motorie spingendosi fino ad accelerazioni ben superiori a  $1g$ .

### 3.2.4 Trasformazione del segnale da ECG a frequenza cardiaca

Il livello centrale dell'albero di classificazione è quello predisposto al rilevamento dei dati da ECG e allo studio della variazione della frequenza cardiaca durante una crisi epilettica.

Per poter eseguire questa verifica, dopo aver acquisito dal sensore posto sul petto l'ECG del paziente, è necessario che da esso venga estratta la frequenza cardiaca istantanea del soggetto al fine di valutare effettivamente se si è sperimentata una certa variazione.

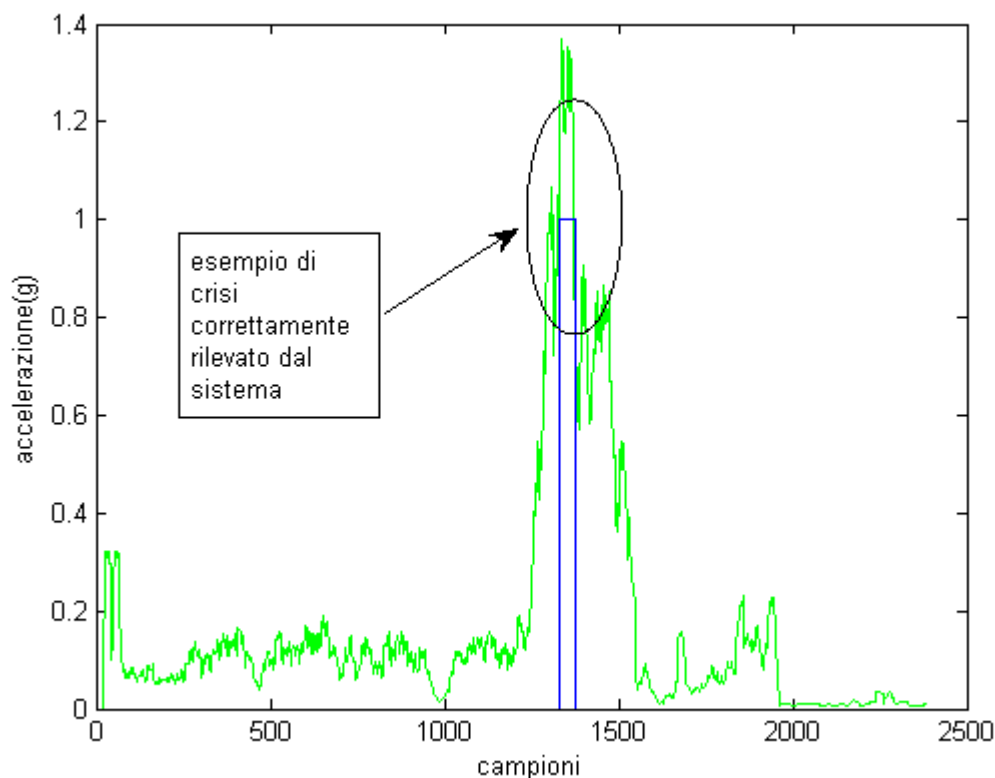


Figura 3.10: Esempio di pattern associato a crisi epilettica rilevato da accelerometro posto sul polso (in blu l'output relativo al classificatore)

Per fare ciò è necessario fare una piccola digressione ed analizzare l'andamento di un tipico ECG.

Dal segnale è possibile infatti notare la ripetizione ad ogni ciclo cardiaco di un segnale base (figura 3.11) formato da cinque onde chiamate rispettivamente onda P, Q, R, S e T, corrispondenti all'attività elettrica del cuore.

Tali onde, derivanti da impulsi prodotti dal miocardio, generano una differenza di potenziale che può essere registrata tramite degli elettrodi.

Sintetizzando possiamo brevemente descrivere le caratteristiche di ognuna:

- **Onda P:** E' la prima onda che si genera nel ciclo, e corrisponde alla depolarizzazione degli atri. È di piccole dimensioni (generalmente inferiore ai

0.2mV), poiché la contrazione degli atri non è così potente. La sua durata varia tra i 60 e i 120 ms.

- **Complesso QRS:** Si tratta di un insieme di tre onde che si susseguono l'una all'altra, e corrisponde alla depolarizzazione dei ventricoli. L'onda Q è negativa e di piccole dimensioni, e corrisponde alla depolarizzazione del setto interventricolare; la R è un picco molto alto positivo, e corrisponde alla depolarizzazione dell'apice del ventricolo sinistro; la S è un'onda negativa anch'essa di piccole dimensioni, e corrisponde alla depolarizzazione delle regioni basale e posteriore del ventricolo sinistro. La durata dell'intero complesso è compresa tra i 60 e 90 ms e la variazione d'intensità registrata si aggira attorno a valori di 1mV.
- **Onda T:** Rappresenta la ripolarizzazione dei ventricoli. Non sempre è identificabile, perché può anche essere di valore molto piccolo.

Partendo da queste considerazioni si è utilizzata una frequenza di campionamento dei dati da ECG di 100Hz in quanto la variazione massima del segnale si verifica con l'onda R ed è approssimativamente di 1mV in 20ms.

In questo modo il sistema rileva un numero di campioni tale da non perdere nessun picco.

Per l'algoritmo di trasformazione si calcola la frequenza cardiaca istantanea come l'inverso della differenza temporale (definita come intervallo RR) di due complessi QRS consecutivi secondo la formula:

$$frequenza_{cardiaca} = \frac{1}{intervalloRR}$$

Per fare ciò utilizziamo una finestra scorrevole di durata di 1s (ovvero 100 campioni), valore che ci garantisce la presenza di almeno due complessi QRS nell'intervallo di tempo considerato.

Tale parametro è stato scelto considerando una frequenza cardiaca limite di 30bpm, valore che viene difficilmente raggiunto da persone in buona salute.

A questo punto l'algoritmo seleziona il massimo assoluto all'interno della finestra (che necessariamente rappresenta un complesso QRS) per poi proseguire con la ricerca del picco adiacente.

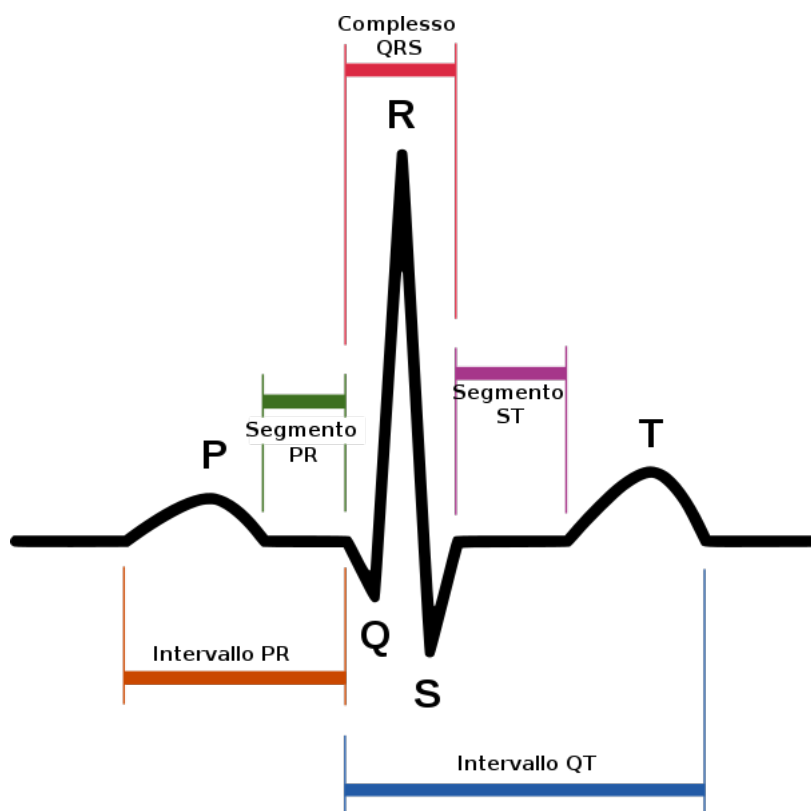


Figura 3.11: Schema base di cui è composto l'ECG e rappresentazione delle onde P, Q, R, S, T

Memorizzando quindi gli indici in cui cadono i due complessi QRS è facile calcolare la durata dell'intervallo RR e di conseguenza la frequenza cardiaca.

### 3.2.5 Rilevamento della variazione della frequenza cardiaca

Come già documentato nel capitolo precedente, nella quasi totalità dei casi, si verifica una sensibile variazione della frequenza cardiaca del soggetto colto da crisi.

Tenendo conto di questa caratteristica implementiamo il secondo livello dell'albero di classificazione definendo l'algoritmo di rilevamento della variazione della frequenza cardiaca.

A questo scopo si utilizzano due finestre scorrevoli adiacenti, di durata rispettivamente di 20 e 10s ciascuna, sulle quali si calcolano i valori medi della frequenza

cardiaca registrata dal sensore posto sullo sterno del paziente.

Se tali valori differiscono tra loro più di un certo valore di soglia `THRESH_HR`, nell'epoca considerata è riscontrata una possibile crisi epilettica e il sistema procede con il controllo dell'ultimo livello di classificazione.

Compatibilmente con gli altri livelli, anche in questo caso i dati sono organizzati in epoche di 30s, al termine delle quali si procede con la classificazione dell'intervallo considerato.

A seguito, si riporta un esempio d'applicazione in cui è presente una crisi evidenziano le due finestre scorrevoli utilizzate (figura 3.12).

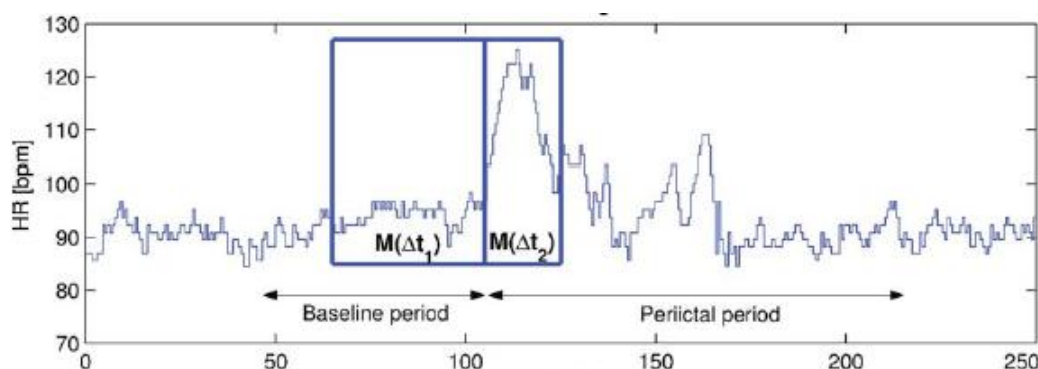


Figura 3.12: Esempio di applicazione dell'algoritmo di rilevamento

Si noti come nelle due finestre si ha una netta differenza dei valori di frequenza cardiaca dovuti al verificarsi della crisi epilettica.

### 3.3 Limitazioni tecniche

Come si è già avuto modo di sottolineare, i nodi sensore sono dispositivi dotati di limitate capacità di elaborazione e memoria.

Tali caratteristiche, ovviamente, influenzano in maniera significativa lo sviluppo del codice dell'algoritmo di classificazione che deve rispettare i vincoli fisici dei dispositivi sui quali viene eseguito.

Particolarmente stringente è la limitazione dovuta alla memorizzazione delle variabili temporanee necessarie al funzionamento del codice.

I dispositivi utilizzati, ovvero i MICAz e gli Shimmer, sono infatti dotati di memorie RAM di rispettivamente 4 e 10KB.

Per far fronte a questo problema si è cercato quindi di limitare la memorizzazione di grossi buffer di dati.

L'algoritmo prevede infatti l'elaborazione immediata del dato rilevato dal sensore (sia esso accelerometro o ECG) in modo da evitarne la memorizzazione e l'elaborazione al termine dell'epoca considerata congiuntamente a tutti gli altri campioni.

Un'altra importante limitazione, riconducibile alle caratteristiche hardware dei nodi, della quale si è dovuto tenere conto in fase di sviluppo è quella relativa alle tempistiche di elaborazione dei dati.

Il corretto funzionamento del sistema di rilevamento prevede infatti lo scambio di messaggi tra i nodi che inevitabilmente impiega un certo intervallo di tempo e blocca il campionamento dei dati dai sensori.

Affinchè questo non impatti negativamente sulle performance del sistema questo tempo deve necessariamente essere il più breve possibile e non influenzare il meccanismo di rilevamento.

Di seguito sono riassunti i valori, sperimentalmente ricavati, dell'occupazione di memoria e tempo di elaborazione degli algoritmi di classificazione:

- **Algoritmi di classificazione di movimento e crisi:** questi due algoritmi sono raggruppati in unico punto in quanto sono assimilabili in termini di performance. Sono infatti eseguiti entrambi dallo stesso nodo e utilizzano gli stessi dati opportunamente processati. Le classificazioni dei due algoritmi sono infine inviate al nodo centrale nello stesso pacchetto. Il codice occupa 905 B, ben al di sotto della capacità offerta dai MICAz e impiega un tempo di 54 ms per essere eseguito.
- **Rilevamento della variazione della frequenza cardiaca:** In questo caso abbiamo un'occupazione di memoria di 6,564 KB (ancora una volta al di sotto del limite di 10 KB imposto dagli Shimmer) e un tempo di elaborazione di 112 ms.

Trascurando i tempi di invio e ricezione dei messaggi, notevolmente inferiori ai valori appena riportati, se consideriamo la situazione più sfavorevole possibile in cui si renda necessario effettuare i controlli su tutti i tre livelli di classificazione, abbiamo un tempo totale di classificazione, dato dalla somma dei tempi



degli algortimi presi singolarmente, pari a 166 ms, corrispondenti a 3 campioni d'accelerazione persi sugli arti e 16 di ECG sullo sterno.

Se ipotizziamo l'utilizzo di epoche di 30 secondi ciascuna abbiamo una perdita di campioni inferiore all' 1% dell'intero set.

Considerando inoltre le dinamiche, in termini di tempi, delle manifestazioni motorie delle crisi epilettiche si può tranquillamente affermare che i tempi di elaborazione dell'intero algoritmo di rilevamento non influenzano significativamente il buon funzionamento del sistema.

Ricordiamo infine che questa stima è stata effettuata senza considerare i tempi di invio dei pacchetti e delle eventuali ritrasmissioni di pacchetti collisi.

Tuttavia tale semplificazione non pregiudica la bontà della stima in quanto questi tempi sono trascurabili rispetto ai tempi di elaborazione.

# Capitolo 4

## Test e valutazione delle prestazioni

Una volta implementato, il sistema di rilevamento viene sottoposto ad una fase finale di test, necessaria a valutarne il buon funzionamento.

In questo capitolo si presenteranno quindi le metodologie utilizzate per la fase di testing di tutti gli algoritmi che compongono il sistema di rilevamento a partire dalla scelta del dataset utilizzato fino al setup dei parametri del classificatore per tutte le situazioni considerate, fornendone infine i risultati e discutendone il livello di affidabilità.

### 4.1 Creazione del dataset

Il dataset utilizzato per l'analisi del sistema è stato costruito a partire da 6 volontari appositamente istruiti, che si sono prestati alla fase di simulazione dai quali sono state rilevate 20 crisi epilettiche.

Per la fase di testing si è cercato di riprodurre, nella maniera più fedele possibile, tanto situazioni di crisi in termini di movimenti effettuati, intensità e durata, quanto possibili attività quotidiane solitamente eseguite dai pazienti in una normale giornata.

A questo riguardo sono stati definiti una serie di percorsi tipo che di volta in volta sono stati riprodotti seguendo le indicazioni fornite.

La scelta delle attività da eseguire è stata opportunamente effettuata in modo tale da simulare possibili situazioni reali ed alternare momenti in cui sono presenti movimenti più o meno intensi e prolungati nel tempo e crisi epilettiche, così da poter valutare la capacità del sistema di distinguere correttamente i due casi.

Le tre tipologie di percorsi implementati prevedono l'esecuzione delle seguenti azioni (si noti che le tempistiche possono leggermente variare):

- **Percorso 1:** Posizione stesa senza nessuna attività motoria (30 s), posizione stesa con leggera attività motoria (30 s), crisi epilettica (tempo variabile). Con questo percorso si intende simulare la situazione in cui il paziente è steso nel letto, considerando momenti in cui è completamente immobile o leggermente in movimento (rigirarsi nel letto, aggiustarsi il cuscino, etc..) ed è colpito da una crisi. Questo primo esperimento ci dà la possibilità di ottenere una prima grossolana misura del buon funzionamento del sistema in quanto le due situazioni sono fortemente differenti per intensità del movimento.
- **Percorso 2:** Camminata (30 s), caduta e conseguente crisi epilettica (tempo variabile). In questo caso vogliamo valutare l'impatto che ha la camminata sul rilevamento della crisi. Quello in cui il paziente stia deambulando per la struttura ospedaliera, è infatti una delle situazioni che con maggior probabilità si può riproporre nella vita di tutti i giorni.
- **Percorso 3:** Esecuzione di attività quotidiane (60 s), caduta e conseguente crisi epilettica (tempo variabile). Nell'ultima situazione base è infine richiesto ai volontari di eseguire una serie di azioni quotidiane che si possono presentare giornalmente tra cui:
  - Aprire una porta
  - Indossare uno zaino
  - Indossare una giacca
  - Lavarsi i denti
  - Lavarsi le mani

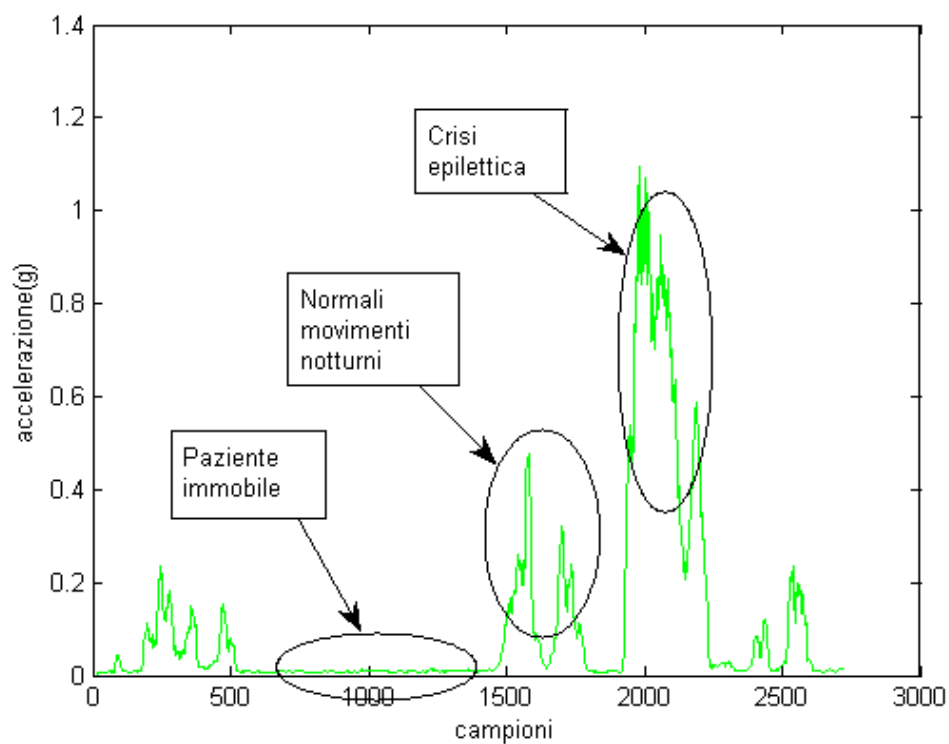
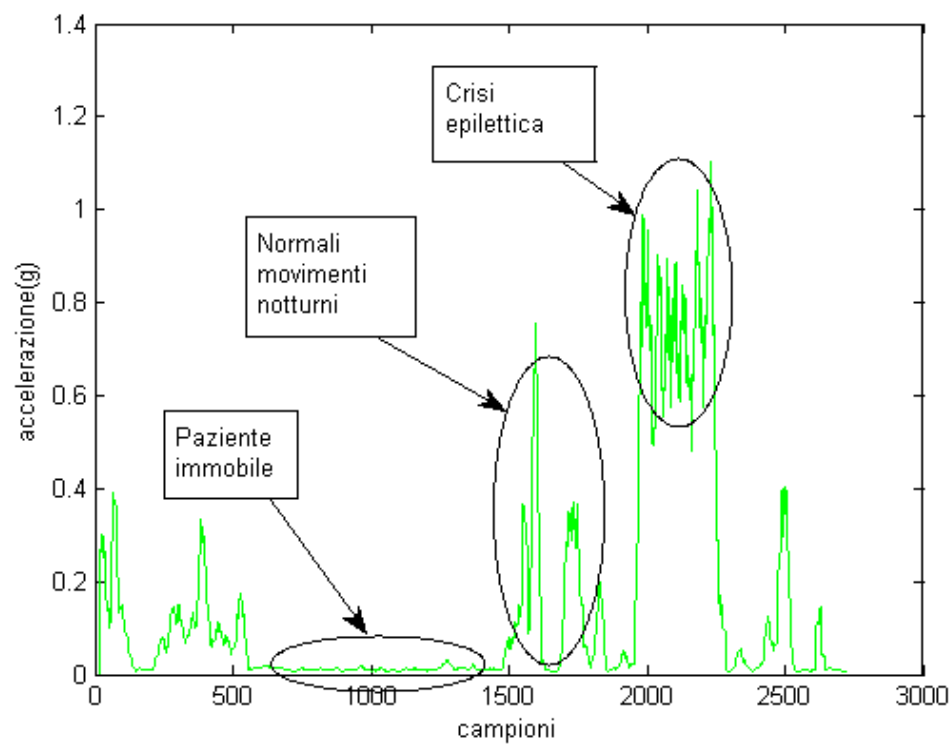


Figura 4.1: Pattern d'accelerazione di polso e caviglia relativi al percorso 1

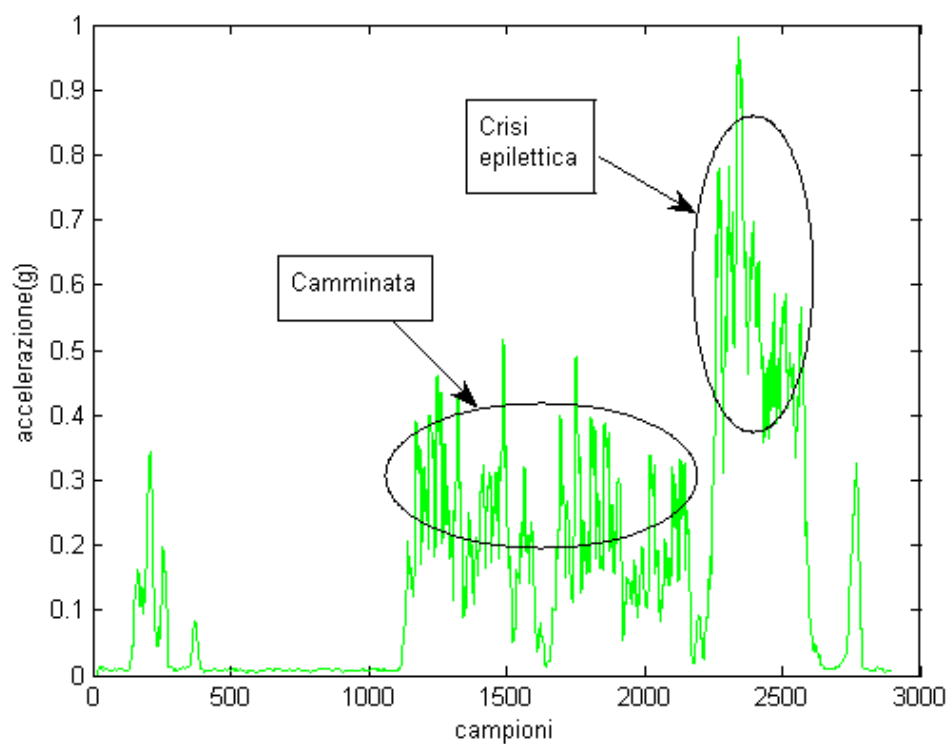
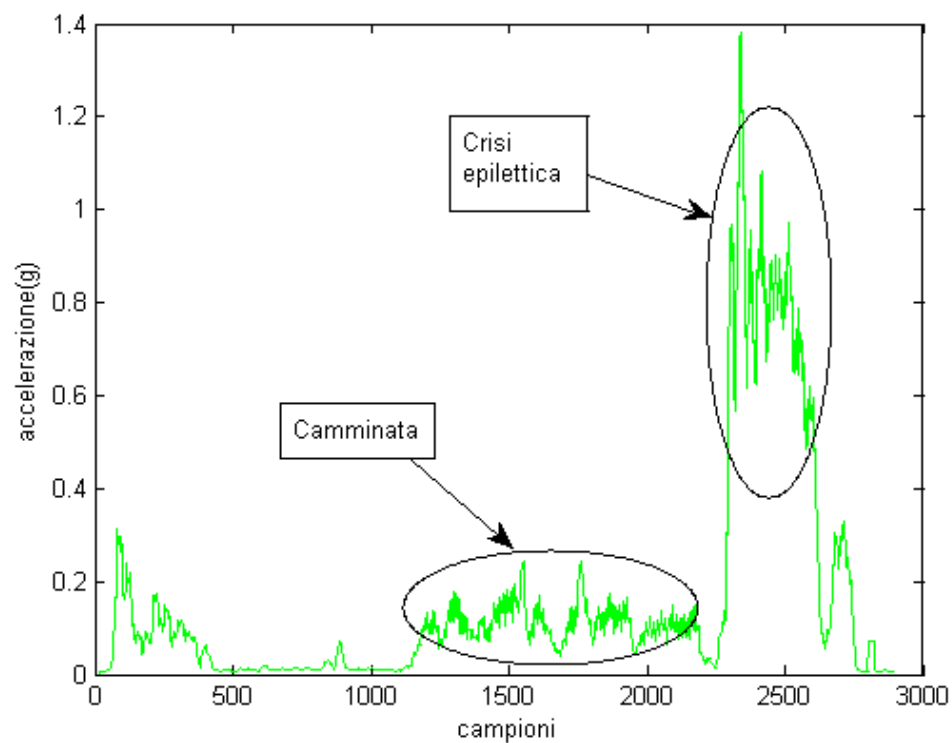


Figura 4.2: Pattern d'accelerazione di polso e caviglia relativi al percorso 2

- Caduta
- Camminata
- Scrittura a computer
- Accavallare una gamba
- Cancellare la lavagna
- Corsa
- Utilizzo di posate

Se nel caso del primo percorso (di qui si rappresenta un'istanza in figura 4.1) si è appositamente scelto una situazione di facile rilevamento (che comunque è molto frequente riscontrare negli ambiti di utilizzo del sistema come ospedali e cliniche), dove si passa da epoche in cui si ha la quasi totale assenza di movimento a epoche di crisi, nelle ultime due (figure 4.2 e 4.3) si è proseguito con situazioni più sfidanti in cui alcuni movimenti proposti diventano per intensità e durata comparabili con quelli associati alla crisi epilettica e quindi di difficile individuazione.

A conferma di questa affermazione si può fare riferimento alla figura 4.4, nel cui grafico relativo ai dati acquisiti da accelerometro posto sulla caviglia, si può notare come il pattern d'accelerazione derivante dalla camminata possa essere molto somigliante a quello associato alla crisi.

Sarà quindi compito del nodo centrale combinare le informazioni arrivate dai nodi esterni per etichettare l'epoca in cui compare la crisi come tale (in cui sia sui polsi che sulle caviglie si può riscontrare un'elevata attività motoria) e quella in cui il soggetto sta camminando come non pericolosa (in cui si hanno pattern erroneamente associabili a crisi solamente sugli accelerometri posti sulle gambe).

Proprio per questo motivo, con riferimento alle caratteristiche del sistema di rilevamento è necessaria una fase di setup delle soglie dei vari algoritmi di classificazione affinché esso sia affidabile e in grado di discriminare tra le diverse situazioni segnalando prontamente tutte le crisi qualora avvengano ed evitando di generare per quanto possibile falsi allarmi.

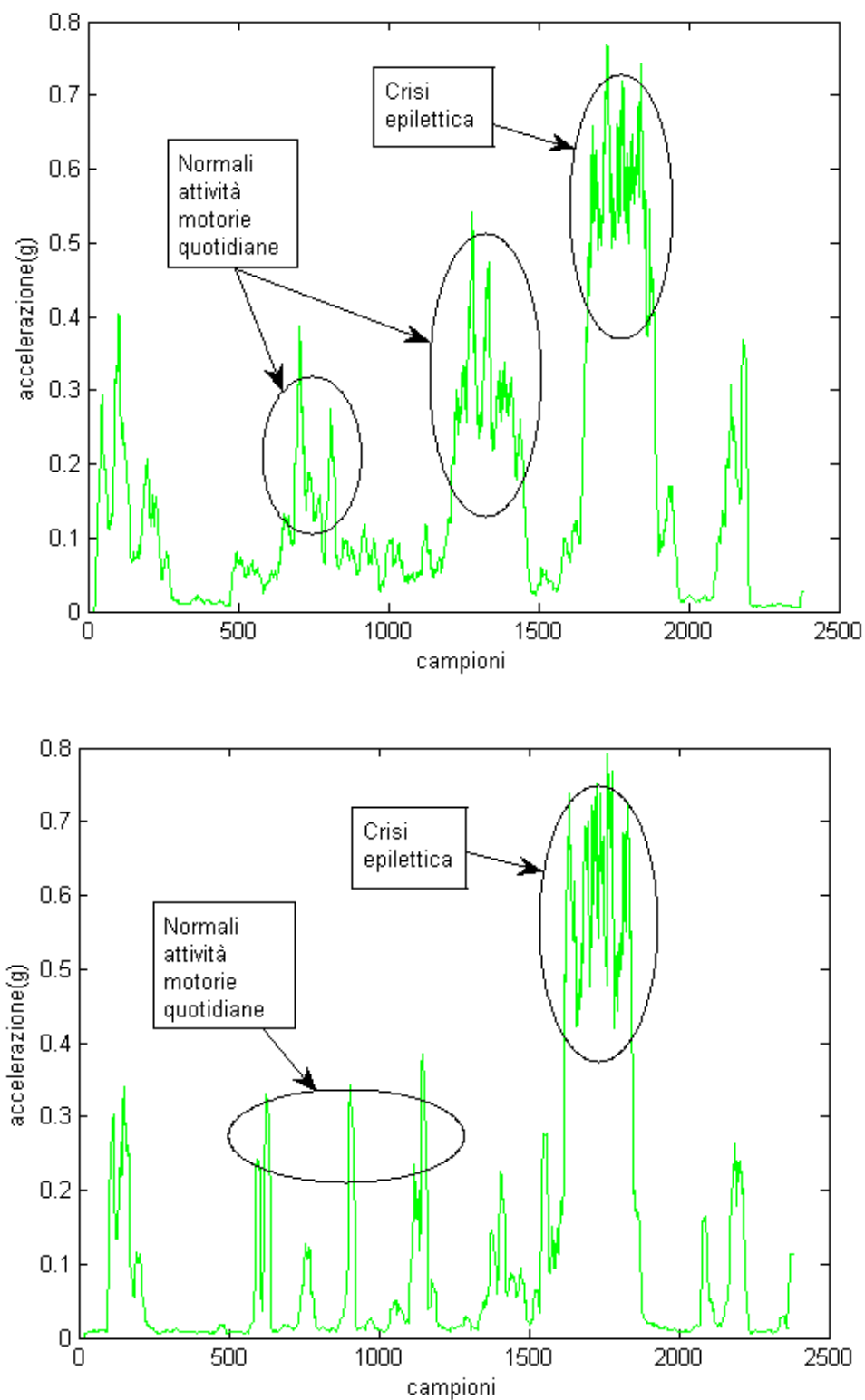


Figura 4.3: Pattern d'accelerazione di polso e caviglia relativi al percorso 3

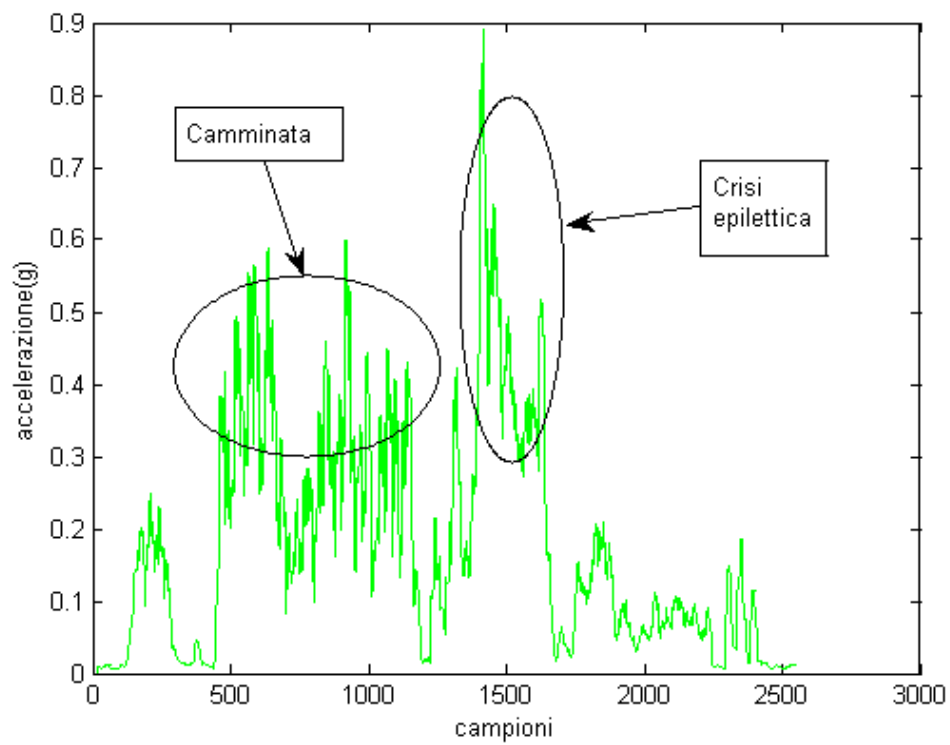
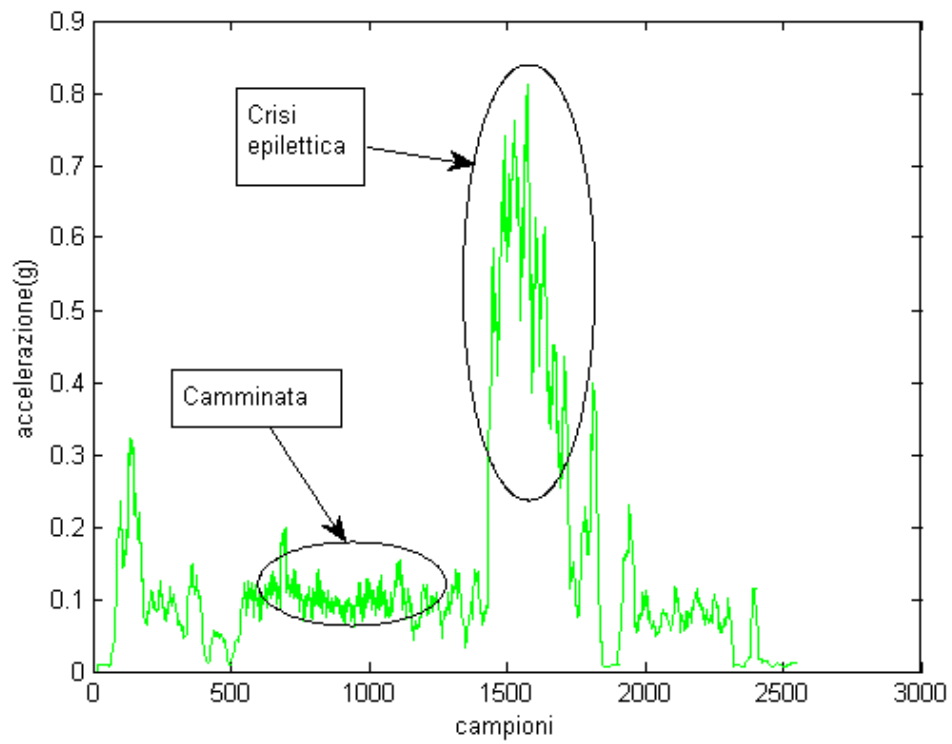


Figura 4.4: Confronto tra pattern d'accelerazione di camminata e crisi



## 4.2 Setup delle soglie

Come abbiamo già affermato, ognuno dei tre algoritmi, associati ai tre livelli dell'albero di classificazione, basa il suo funzionamento sull'esistenza di alcune soglie, il cui superamento o meno discrimina l'appartenza, dell'epoca considerata, a una situazione specifica.

Si capisce facilmente quindi quanto sia fondamentale una fase di setup di tali soglie, a partire dai dati raccolti dal dataset, al fine di permettere il corretto riconoscimento di ogni situazione che si presenti.

Una scorretta impostazione di questi parametri infatti pregiudicherebbe il buon funzionamento del sistema nonostante esso si poggia su degli algoritmi concettualmente validi per lo scopo per cui sono stati sviluppati.

Vediamo perciò nei successivi paragrafi in che modo abbiamo settato le soglie relative agli algoritmi di rilevamento del movimento, di variazione della frequenza cardiaca e di crisi indicando i valori numerici effettivamente utilizzati che nel corso del capitolo precedente non erano stati espressamente dichiarati.

La fase di setup per ognuno degli algoritmi è stata effettuata offline. I campioni sono stati memorizzati su memoria microSD e analizzati a computer attraverso un software di simulazione dell'algoritmo sviluppato in Matlab.

### 4.2.1 Setup della soglia per il rilevamento del movimento

Per quanto riguarda il primo livello dell'albero di classificazione, l'algoritmo sviluppato utilizza un meccanismo di riconoscimento dell'epoca basato sul calcolo della deviazione standard e il superamento di tale parametro della soglia `THRESH_MOV`.

Prima di procedere con la spiegazione della fase di setup occorre però fare una breve digressione su un concetto a cui si è più volte fatto riferimento in queste pagine, quello di epoca di movimento e non movimento.

Il sistema di rilevamento prevede infatti un primo livello di classificazione il cui ruolo è quello di limitare il più possibile l'utilizzo delle risorse di calcolo dei nodi sensore attraverso l'eliminazione di epoche che non contengono pattern d'accelerazione associabili a crisi epilettica.

Consideriamo quindi come epoca di non movimento, non un intervallo di tempo in cui si ha completa assenza di movimento, ma bensì un'epoca nella quale, anche se è presente attività motoria, tale manifestazione non è comparabile a quella rilevata durante una crisi.

In precedenza, si sono elencati tre percorsi tipo eseguiti ripetutamente al fine di creare il dataset per il test del sistema, in cui le attività simulate possono essere suddivise tra completa immobilità, normali movimenti notturni, normali movimenti quotidiani e crisi.

Oltre a ovviamente eliminare le epoche corrispondenti ad intervalli di tempo in cui si ha assenza di movimento, tramite un opportuno setup della soglia `THRESH_MOV` si cerca di evitare anche il processamento di dati corrispondenti ad epoche di normale attività motoria.

Quest'ultima operazione è piuttosto delicata, infatti diversi movimenti considerati leciti, possono presentare valori di deviazione standard molto simili a quelli registrati in epoche di crisi.

Bisogna trovare perciò il giusto compromesso per evitare di avere una soglia troppo bassa e quindi processare inutilmente la maggior parte dei dati, o troppo alta, riuscendo nell'intento di eliminare buona parte delle epoche non desiderate a costo però di rischiare di non considerare epoche in cui si è effettivamente verificata una crisi.

Facendo distinzione tra campioni relativi a polso e caviglia riportiamo in seguito i valori di deviazione standard associati alle epoche prese in esame a partire dai quali si procederà al setup di `THRESH_MOV` che, per motivazioni puramente legate alla costituzione umana, avrà un valore leggermente differente se consideriamo sensori installati sul polso o sulla caviglia.

- **Polso:**

- 6 epoche relative ad intervalli di tempo di completa immobilità. Deviazione standard compresa tra 0.0070 e 0.0244.
- 33 epoche relative a movimenti leciti (alcuni dei quali elencati nel paragrafo precedente). Deviazione standard compresa tra 0.0316 a 0.5355.
- 22 epoche relative a crisi epilettiche. Deviazione standard compresa tra 0.3222 e 0.6935.

- **Caviglia:**

- 6 epoche relative ad intervalli di tempo di completa immobilità. Deviazione standard compresa tra 0.0058 e 0.0153.
- 31 epoche relative a movimenti leciti (alcuni dei quali elencati nel paragrafo precedente). Deviazione standard compresa tra 0.0793 e 0.4029.
- 23 epoche relative a crisi epilettiche. Deviazione standard compresa tra 0.2779 e 0.6267.

A questo punto variando la soglia `THRESH_MOV` entro un ragionevole range, in cui ci aspettiamo cada il valore ottimo possiamo costruire le curve ROC (Receiver Operating Characteristic) relative a polso e caviglia, sui cui assi troviamo i parametri dei falsi allarmi (sulle ascisse) e accuratezza (sulle ordinate).

Tali valori rappresentano rispettivamente la percentuale di falsi positivi rilevati dall'algoritmo (ovvero il numero di epoche, in cui si ha movimento non associato a crisi, che vengono passate al livello successivo, diviso il numero totale di epoche in cui non si ha una crisi) e la percentuale di veri positivi che sono effettivamente riscontrati dall'algoritmo (ovvero nel nostro caso le epoche di crisi che superano il controllo diviso il numero totale di epoche di crisi).

Attraverso l'analisi delle curve ROC il valore di `THRESH_MOV` scelto è 0.27 se l'algoritmo è applicato al polso (nel qual caso si hanno il 5.12% dei falsi allarmi e accuratezza del 100%) e 0.245 per la caviglia (con 29.73% dei falsi allarmi e accuratezza del 100%).

Per la scelta dei sopracitati valori si è tenuto conto di un piccolo margine di tolleranza sulla soglia di 0.03.

Se si guardano le curve (figura 4.5 e 4.6) infatti si vede che l'ottimo non è quello riportato ma è nelle immediate vicinanze.

Questa scelta ci permette di rendere il sistema robusto nel caso si presentasse una crisi epilettica il cui valore di deviazione standard, associato all'epoca in cui si verifica, si discosti leggermente dai valori rilevati nelle simulazioni effettuate, a costo di passare al secondo livello di classificazione una quantità di dati da processare superiore.

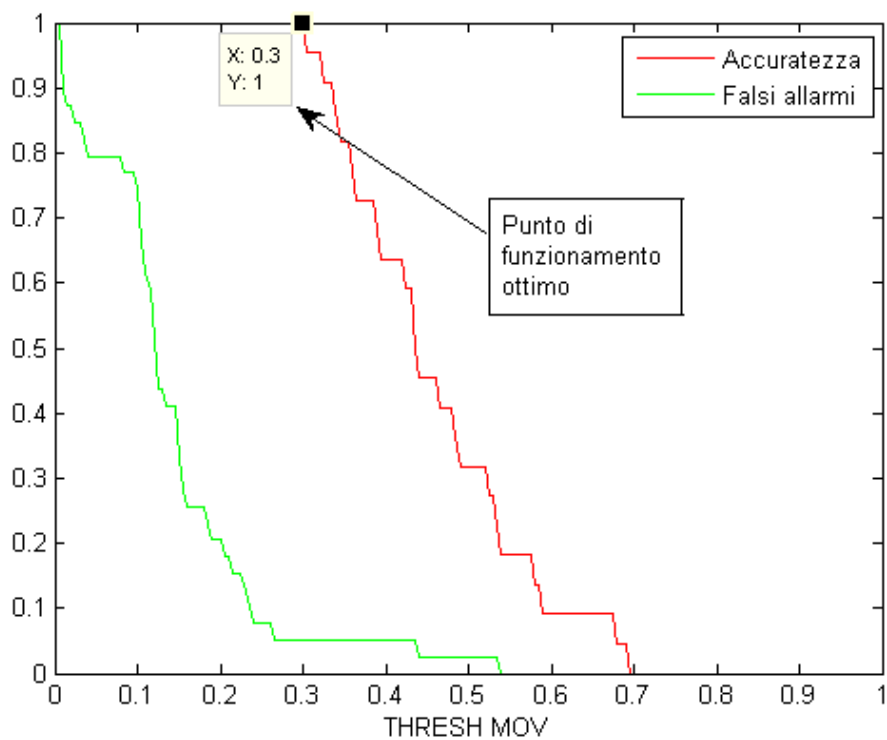
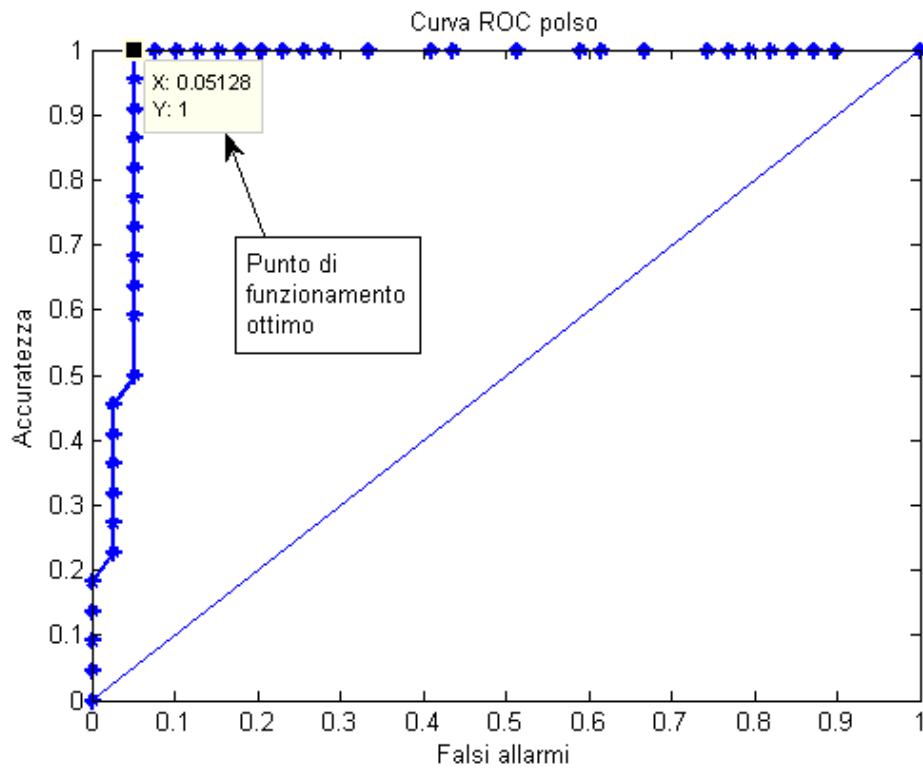


Figura 4.5: Curva ROC di THRESH\_MOV (polso)

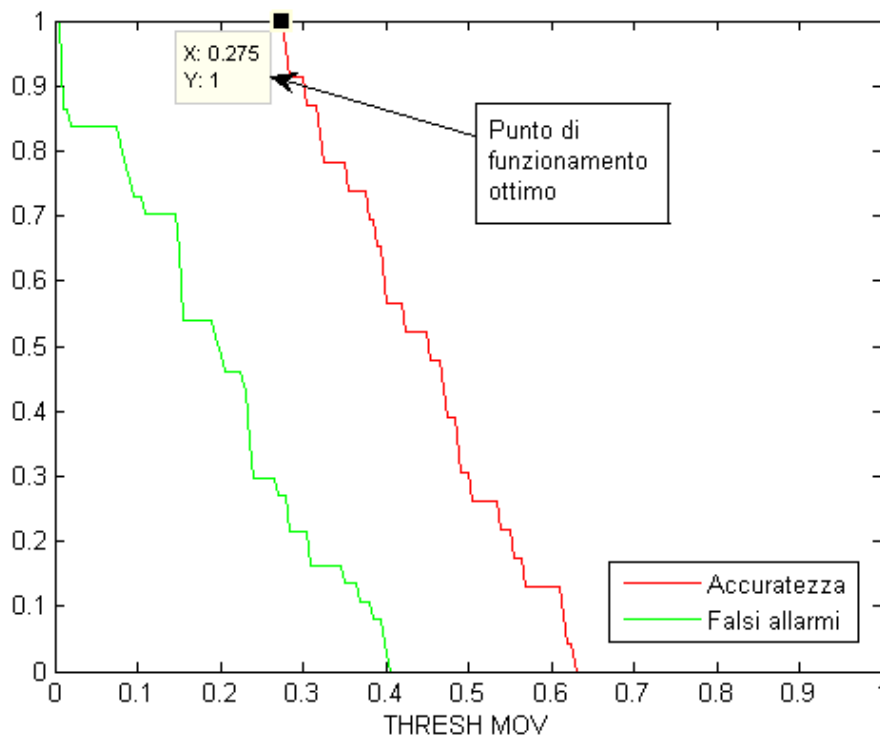
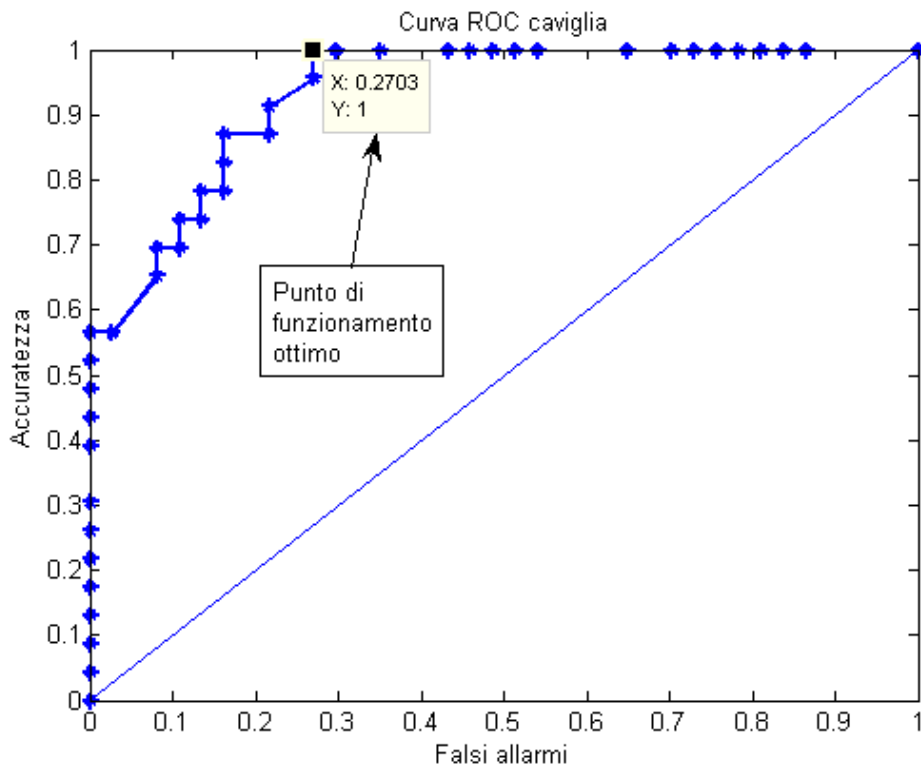


Figura 4.6: Curva ROC di THRESH\_MOV (caviglia)

Si noti che nell'introduzione del margine di tolleranza si è preferito degradare le prestazioni del sistema nel senso dei falsi allarmi, mantenendo sia per il polso che per la caviglia valori di accuratezza del 100%.

E' infatti ragionevolmente preferibile passare al secondo livello un maggior quantitativo di epoche da elaborare includendo però tutte quelle di crisi, che un minor numero tralasciandone alcune.

Si ricordi infatti che stiamo studiando il primo livello dell'albero in cui si effettua una prima scrematura del set di campioni e sarà successivamente compito degli altri livelli raffinare il processo di classificazione.

### 4.2.2 Setup della soglia per il rilevamento delle crisi

Prima di trattare nel prossimo paragrafo il setup della soglia legata alla variazione della frequenza cardiaca ci soffermiamo sull'ultima parte dell'albero di classificazione, ovvero l'algoritmo di rilevamento delle crisi.

Come già specificato nel capitolo 3, tale meccanismo si poggia sull'esistenza di quattro soglie, due di intensità e due temporali, e di due vincoli che, se verificati contemporaneamente, ci permettono di etichettare un'epoca come di crisi o non crisi.

Il valore scelto per le soglie `DRASTIC_THRESH` e `SUSTAINED_THRESH` non subisce un vero e proprio processo di setup ma deriva da considerazioni legate alla caratteristiche delle crisi epilettiche.

`DRASTIC_THRESH` e `SUSTAINED_THRESH` sono infatti soglie temporali, legate alle due condizioni alla base dell'algoritmo di rilevamento, impostate sul numero dei campioni necessari a selezionare movimenti intensi e prolungati nel tempo, tipici delle crisi.

Per questo motivo si sono scelti valori in linea con quanto specificato nel capitolo 2, ovvero 15 campioni per `DRASTIC_THRESH` e 60 per `SUSTAINED_THRESH`, corrispondenti rispettivamente a 750 ms e 3 s (si ricordi però che nel secondo caso i campioni non necessariamente debbano essere consecutivi).

Le rimanenti due soglie, `G_MIN` e `G_THRESH`, controllano l'intensità del movimento registrato dall'accelerometro.

Analizzando il dataset a disposizione, impostiamo la soglia associata al controllo della condizione relativa al protrarsi di una sostenuta attività motoria,  $G\_THRESH$ , a  $0.2g$  e variamo quella relativa all'intensità del movimento,  $G\_MIN$ , per trovare il punto di funzionamento ottimo del sistema.

Tale scelta si è effettuata sulla base dello studio delle epoche registrate durante la fase di acquisizione del dataset descritta in precedenza.

In molti casi infatti, si notano diverse epoche in cui i campioni d'accelerazione difficilmente superano i  $0.2g$  o che, anche nel caso questo succeda, non si verifica per un tempo sufficiente a soddisfare la condizione di *sustained movement* a causa della presenza della condizione di reset.

In questa maniera quindi riusciamo a dare una prima scrematura del set di campioni escludendo le epoche in cui non si ha un movimento prolungato nel tempo e discriminiamo tra crisi e non crisi attraverso la più stringente condizione di *drastic movement*.

Il setup della soglia  $G\_MIN$  diventa quindi fondamentale per questo passo dell'algoritmo e, ancora una volta avviene utilizzando l'analisi delle curve ROC, costruite facendo variare tale parametro in un range di valori dove ci aspettiamo che possa cadere il valore ottimo.

Nelle figure 4.7 e 4.8 sono riportati i grafici delle curve relativi a polso e caviglia con i rispettivi valori di falsi allarmi e accuratezza dell'algoritmo.

In particolare si sono scelti valori di  $G\_MIN$  di  $0.6g$  per il polso (con accuratezza del 100% e 5.1% dei falsi allarmi) e  $0.54g$  per la caviglia (con accuratezza del 95% e 2.7% di falsi allarmi).

Questa leggera differenza tra polso e caviglia è giustificabile dal fatto che generalmente nel secondo caso, i movimenti associati a crisi epilettica sono di minore intensità e quindi maggiormente confondibili con movimenti quotidiani.

Facciamo notare infine che, sebbene normalmente si preferisca generare dei falsi allarmi piuttosto che non rilevare delle crisi effettivamente verificate, si è preferito adottare il valore di soglia di  $0.54g$  invece che di  $0.44g$ , caratterizzato da una accuratezza del 100% e dal 13.51% di falsi allarmi.

Tale scelta è infatti giustificata dal motivo che, la diminuzione di prestazioni in termini di accuratezza nel caso di  $G\_MIN$  uguale a  $0.54g$  rispetto a  $0.44g$ , è dovuto

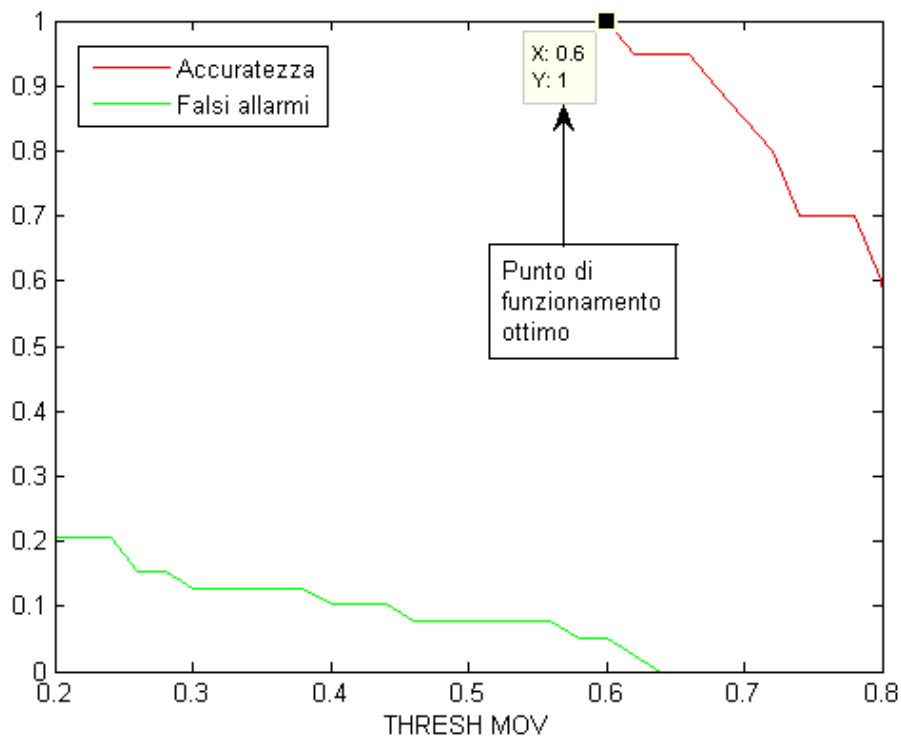
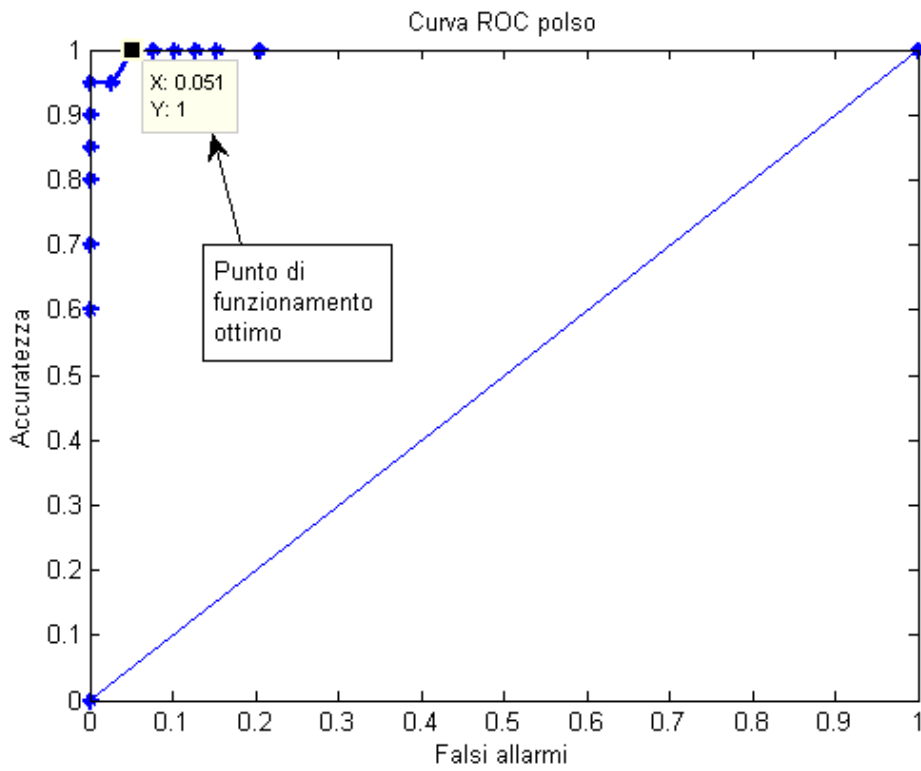


Figura 4.7: Curva ROC di G\_MIN (polso)



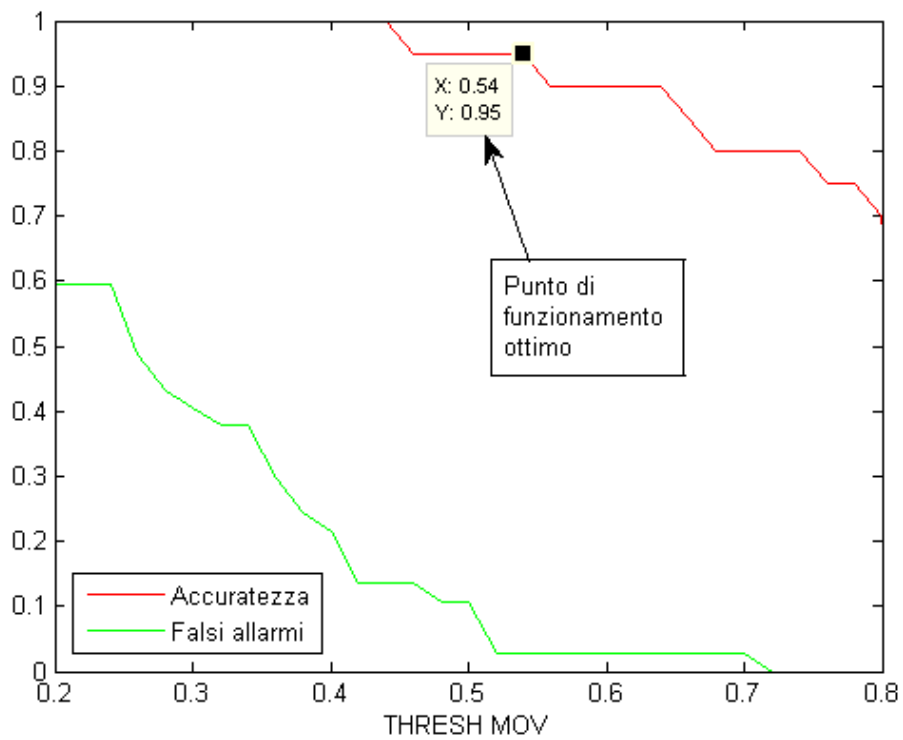
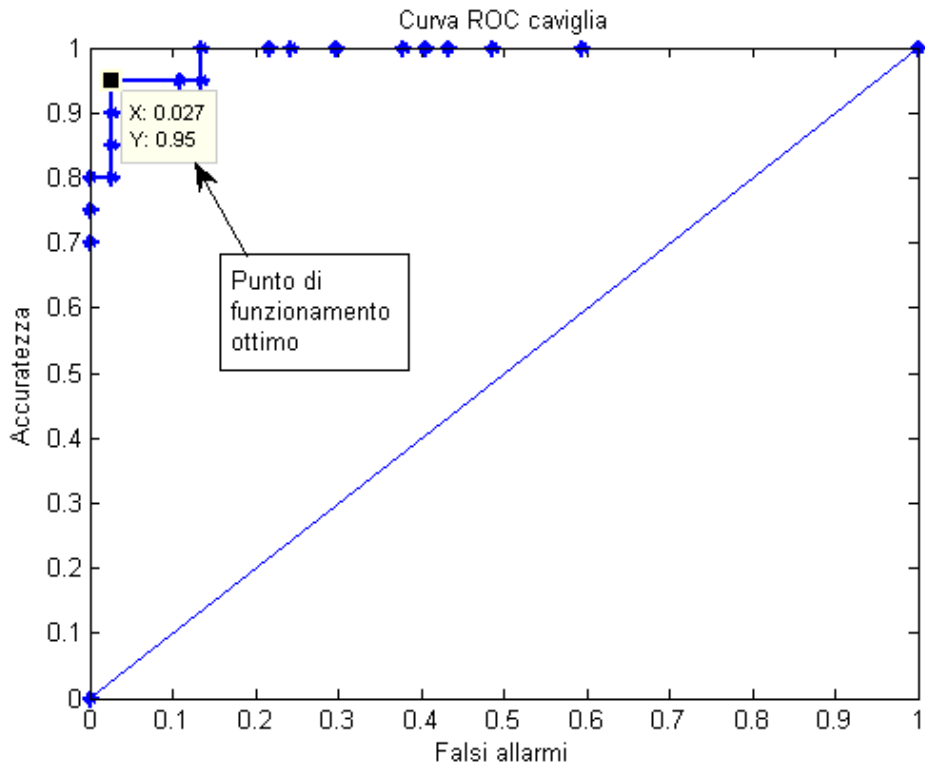


Figura 4.8: Curva ROC di G\_MIN (caviglia)

alla presenza nel dataset di una piccola quantità di crisi di intensità modesta che si discostano sensibilmente dalle altre.

Si è preferito quindi accettare una piccola diminuzione della accuratezza dell'algoritmo a vantaggio di un significativo miglioramento dal punto di vista dei falsi allarmi (si passa infatti dal 13.51% a solamente il 2.7%).

Ricordiamo inoltre a sostegno di questa decisione che ogni classificazione di cui si è parlato è presa localmente dal singolo nodo e concorre insieme alle decisioni locali degli altri nodi alla classificazione globale dell'epoca.

Una sbagliata decisione locale quindi può essere assorbita dal sistema in quanto esso è basato su un meccanismo a maggioranza in cui la decisione finale avviene congiuntamente tra i quattro nodi posti sugli arti.

E' molto improbabile infatti che contemporaneamente più di un nodo non rilevi una crisi che si è realmente presentata.

### **4.2.3 Setup della soglia per il rilevamento della variazione della frequenza cardiaca**

L'algoritmo posto al secondo livello dell'albero di classificazione, funziona attraverso il setup di un'unica soglia `THRESH_HR` il cui superamento indica una variazione sensibile della frequenza cardiaca e quindi un eventuale attacco epilettico in corso.

In letteratura diverse pubblicazioni confermano questa ipotesi arrivando a risultati in cui più del 90% delle crisi registrate presentano tale variazione fino anche a qualche decina di battiti al minuto [9] [29].

Per come si è costruito il dataset, al contrario delle manifestazioni motorie causate dalle crisi, è però impensabile riprodurre delle simulazioni fedeli della variazione della frequenza cardiaca che sarebbero riconducibili solamente all'attività fisica di movimento.

In questo lavoro non si è perciò potuto effettuare un test di questo algoritmo e si indica genericamente la soglia utilizzata come `THRESH_HR`, rimandando il lettore ai lavori presenti in letteratura in cui ad esempio può oscillare tra 2.5 e 25 bpm [28] e lasciando spazio a considerazioni su possibili sviluppi futuri nel capitolo conclusivo.

#### 4.2.4 Setup della soglia $k$

A differenza dell'algoritmo di variazione della frequenza cardiaca, che è controllato da un unico nodo (quello centrale), il primo e ultimo livello di classificazione coinvolge i quattro nodi laterali che insieme concorrono a determinare il risultato finale.

Il nodo centrale infatti quando ha a disposizione le quattro classificazioni parziali ricevute dai nodi laterali deciderà di classificare l'epoca considerata come di movimento (o crisi) se almeno  $k$  pacchetti ricevuti hanno il campo `classificazione` (o `class_crisi`) impostato a `MOV` (o `CRISI`)

La soglia  $k$  è quindi un altro parametro sensibile del sistema che deve essere impostato in maniera tale da garantirne un buon funzionamento.

Il fenomeno della crisi epilettica coinvolge generalmente tutti i quattro arti che presentano forti attività motorie e tremore.

Sarebbe quindi logico pensare che il valore ottimo per  $k$  sia 4. Per lasciare però un maggiore grado di libertà al sistema si è scelto un valore pari a 3, ovvero è necessario che almeno tre dei nodi classifichino l'epoca come di movimento (o crisi).

Questa scelta è stata effettuata seguendo queste considerazioni:

- Come si è già spiegato è preferibile avere dei falsi allarmi che dei veri positivi non rilevati. Rilassando il vincolo su  $k$  si rende infatti il sistema più soggetto alla generazione di falsi allarmi ma meno soggetto al mancato rilevamento di crisi effettivamente avvenute. Si tenga presente anche che per diversi motivi può capitare che al manifestarsi di una crisi, ad un arto qualsiasi possa essere impedito o attenuato il movimento (ad esempio se il paziente è a letto con una mano sotto il cuscino o altre situazioni simili). Ancora una volta quindi in questo caso il sistema ci permette di rilevare correttamente la crisi.
- I quattro nodi coinvolti nel processo di classificazione sono suddivisibili in due sottogruppi, ovvero i due installati sul polso e i due sulla caviglia, che generalmente presentano per una determinata situazione, pattern d'accelerazione accumulabili. Ponendo la soglia  $k$  a 3 occorrenze riusciamo a classificare correttamente ad esempio tutte quelle attività motorie normali che, nonostante

possano avere le caratteristiche tipiche di una crisi, molto spesso coinvolgono solamente una coppia di nodi. Si pensi infatti alle attività elencate nella parte iniziale del seguente capitolo come lavarsi le mani, scrivere a computer o indossare una giacca in cui normalmente non si manifesta attività motoria per i nodi posti sulle caviglie o viceversa la camminata in cui, sebbene si possa presentare un pattern d'accelerazione di intensità significativa ripetuto nel tempo, non si manifestano pattern altrettanto significativi per quanto riguarda i nodi ai polsi.

# Capitolo 5

## Conclusioni e risultati conseguiti

Lo scopo di questo lavoro era di estendere le potenzialità del progetto LAURA tramite lo studio e implementazione di un sistema, che si va ad aggiungere agli algoritmi di localizzazione e classificazione del movimento, capace di rilevare l'insorgere di eventuali crisi epilettiche e generare in tempo reale un allarme che permetta di allertare il personale medico predisposto alla gestione dei pazienti della struttura della clinica.

Questo obiettivo è stato perseguito studiando in primo luogo i lavori riguardanti quest'argomento già presenti in letteratura e applicando queste conoscenze al design di un sistema di rilevamento delle crisi che sfrutti le potenzialità di sensori quali accelerometri ed ECG.

Le pubblicazioni studiate nella fase iniziale di sviluppo della tesi sono generalmente basate su accelerometri o in minor misura su ECG, ma difficilmente combinano l'acquisizione di dati provenienti da diversi tipi sensore, cosa che abbiamo invece proposto in queste pagine.

Ovviamente oltre ad aver implementato il sistema, per concludere il lavoro si è proceduto ad una fase di test, nella quale si è valutato il suo buon funzionamento.

La fase di valutazione è stata suddivisa quindi in tre sottofasi, ognuna corrispondente ad un livello dell'albero di classificazione, nelle quali abbiamo impostato le soglie che ci permettono di discriminare fra eventi differenti.

Pur essendo però tre differenti processi di ottimizzazione, si è chiaramente dovuto tener conto del risultato finale che si vuole ottenere, ovvero il rilevamento

di una crisi, effettuando scelte che hanno impatto sul sistema globale.

In questo senso si è ad esempio opportunamente selezionato il livello dell'albero in cui inserire ognuno dei tre algoritmi utilizzati e impostato i relativi valori delle soglie.

Si pensi al fatto che nel classificatore di movimento si è preferito avere un'accuratezza del 100% a scapito di una percentuale di falsi allarmi significativa.

Questo è giustificato dal fatto che al primo livello dell'albero è più ragionevole tenere una soglia non troppo selettiva per far passare ai livelli successivi, insieme ad epoche di non crisi, tutte le crisi senza tralasciarne nessuna, e delegare ad essi la decisione finale sull'epoca considerata.

Analizzando quindi i risultati riportati nel capitolo precedente possiamo tranquillamente affermare che il sistema implementato soddisfa in maniera molto buona gli obiettivi prefissati.

Già al primo livello di classificazione infatti il sistema riesce a eliminare una grande quantità di epoche (i falsi allarmi generati ovvero le epoche di non crisi che superano erroneamente il primo controllo sono il 5.12% per il polso e 29.73% per la caviglia) che non verranno quindi processate dai livelli successivi mantenendo un'accuratezza sia per il polso che per la caviglia del 100%.

Proseguendo si è dimostrato inoltre anche la bontà dell'algoritmo di rilevamento delle crisi (il terzo ed ultimo livello) in quanto si hanno valori di accuratezza e falsi allarmi del 100% e 5.1% (polso) e 95% e 2.7% (caviglia).

Per concludere facciamo notare ancora una volta che tali risultati sono relativi all'algoritmo eseguito da un singolo nodo.

L'utilizzo del meccanismo di decisione a maggioranza sulla soglia  $k$  fa sì che queste piccole imperfezioni nel setup delle soglie siano globalmente assorbite dal sistema.

Si è infine volutamente tralasciato il discorso relativo alle prestazioni del secondo livello di classificazione, che come già affermato in precedenza non si è potuto studiare accuratamente e ci si è avvalsi di dati relativi alle soglie utilizzate e ai risultati conseguiti provenienti da altre pubblicazioni.

## 5.1 Sviluppi futuri

Questo algoritmo di classificazione nel suo complesso, come dimostrato dai risultati ottenuti, può essere una buona base di partenza per l'algoritmo finale che sarà poi implementato all'interno del progetto LAURA ma necessita di alcune migliorie in alcuni suoi punti.

In primo luogo, per questo lavoro si è utilizzato un dataset formato da volontari che hanno effettuato delle simulazioni di crisi epilettiche, che per quanto accurate sono sicuramente meno veritiere di crisi rilevate direttamente su pazienti realmente affetti da epilessia.

L'utilizzo quindi di un dataset reale migliorerebbe l'algoritmo in due direzioni:

- Ci permetterebbe di settare le soglie degli algoritmi di classificazione del movimento e delle crisi in base a dati fedeli alla realtà. Si noti che con questo non vogliamo dire che gli algoritmi utilizzati non siano validi, ma che molto probabilmente debbano essere sottoposti ad un nuovo processo di setup delle soglie identico a quello proposto tramite analisi delle curve ROC di polso e caviglia.
- Avremmo a disposizione dati relativi alla variazione della frequenza cardiaca con i quali potremmo consolidare le ipotesi fatte per l'algoritmo del secondo livello di classificazione, decidendo eventualmente la sua ricollocazione all'interno dell'albero. Se infatti avesse un'accuratezza notevolmente inferiore a quella rilevata per l'algoritmo di rilevazione del movimento potrebbe essere implementato come controllo iniziale per effettuare una prima divisione delle epoche.

Un'altra considerazione interessante per uno sviluppo futuro di questo lavoro è riguardante la durata delle epoche considerate (30 s).

Questo lavoro nasce infatti dalla necessita di rilevare in real time un fenomeno potenzialmente pericoloso come quello delle crisi epilettiche e ovviamente un possibile accorciamento della durata delle epoche ridurrebbe i tempi di generazione dell'allarme in caso di crisi rilevata.

Bisognerebbe quindi valutare come cambiano le prestazioni del sistema al variare della durata dell'intervallo di tempo considerato e se questo è compatibile con le

dinamiche temporali in cui avvengono le crisi (essenzialmente il vincolo più stringente è sulla variazione della frequenza cardiaca che a differenza della rilevazione di campioni d'accelerazione non è istantanea).

Si potrebbe infine valutare come applicazione futura l'utilizzo di sensori alternativi agli accelerometri ed all'ECG (che permettano magari di ridurre il numero di sensori indossati dal paziente rendendo il sistema più comodo ed adeguato ad un monitoraggio a lungo termine), come ad esempio l'EMG (ElettroMioGrafo), di cui sono equipaggiati alcuni sensori disponibili in commercio, tramite il quale si registrano l'attività elettrica delle fibre muscolari.

E' infatti noto (e rapidamente accennato nel capitolo 2) che durante una crisi epilettica le scariche elettriche provenienti dalla corteccia cerebrale colpiscono in maniera più o meno frequente alcuni gruppi muscolari piuttosto che altri.

L'integrazione nel sistema di rilevamento dell'EMG potrebbe perciò darci la possibilità di valutare lo stesso evento (crisi epilettica) su tre tipologie di dati differenti e permetterci di ridurre ad esempio a tre i sensori indossati dal paziente.



# Elenco delle figure

2.1	Esempio di WSN . . . . .	8
2.2	Esempi dei più comuni sensori in commercio: MICAz (a sinistra) e Shimmer (a destra) . . . . .	9
2.3	Schema funzionale di un generico nodo sensore . . . . .	9
2.4	Alcuni esempi di interfacce con i rispettivi comandi e eventi gestiti .	12
2.5	Architettura del sistema LAURA . . . . .	14
2.6	Occorrenza tipologie di crisi . . . . .	16
2.7	Tipologie di movimenti associati alle diverse crisi . . . . .	17
2.8	Architettura dei sistemi CodeBlue (sopra) e MEDiSN (sotto) . . . .	20
2.9	Architettura del sistema Mercury . . . . .	21
2.10	Classificatore ad albero a 2 livelli . . . . .	23
2.11	Spazio bidimensionale per la classificazione delle features . . . . .	24
2.12	Segnale campionato da accelerometro e filtrato con filtro a media mobile con finestra di 1 secondo . . . . .	25
2.13	Variazione della frequenza cardiaca, modello di riferimento e loro differenza . . . . .	26
3.1	Architettura del sistema di rilevamento . . . . .	29
3.2	Albero di classificazione a 3 livelli . . . . .	30
3.3	Formato dei pacchetti . . . . .	31
3.4	Diagramma a traliccio rappresentante l'evoluzione temporale dell'algoritmo di rilevamento nel caso il processo arrivi fino all'ultimo livello di classificazione . . . . .	34

3.5	Diagramma a traliccio rappresentante l'evoluzione temporale dell'algoritmo di rilevamento nel caso di interruzione al primo livello di classificazione . . . . .	35
3.6	Sensorboard MIB520 . . . . .	36
3.7	Mote Shimmer con ECG utilizzato dal sistema di rilevamento . . . . .	37
3.8	Sensorboard Shimmer Dock . . . . .	38
3.9	Esempio di pattern d'accelerazione in cui si alternano epoche di movimento e non movimento . . . . .	41
3.10	Esempio di pattern associato a crisi epilettica rilevato da accelerometro posto sul polso (in blu l'output relativo al classificatore) . . . . .	44
3.11	Schema base di cui è composto l'ECG e rappresentazione delle onde P, Q, R, S, T . . . . .	46
3.12	Esempio di applicazione dell'algoritmo di rilevamento . . . . .	47
4.1	Pattern d'accelerazione di polso e caviglia relativi al percorso 1 . . . . .	52
4.2	Pattern d'accelerazione di polso e caviglia relativi al percorso 2 . . . . .	53
4.3	Pattern d'accelerazione di polso e caviglia relativi al percorso 3 . . . . .	55
4.4	Confronto tra pattern d'accelerazione di camminata e crisi . . . . .	56
4.5	Curva ROC di THRESH_MOV (polso) . . . . .	60
4.6	Curva ROC di THRESH_MOV (caviglia) . . . . .	61
4.7	Curva ROC di G_MIN (polso) . . . . .	64
4.8	Curva ROC di G_MIN (caviglia) . . . . .	65

# Bibliografia

- [1] I.F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, E. Cayirci, *Wireless sensor networks: a survey*, Computer Networks, 2002.
- [2] J. Hill, R. Szewczyk, A. Woo, P. Levis, K. Whitehouse, J. Polastre, D. Gay, S. Madden, M. Welsh, D. Culler, E. Brewer, *Tinyos: An operating system for sensor networks*, 2003.
- [3] D. Gay, P. Levis, R. von Behren, M. Welsh, E. Brewer, D. Culler, *The nesC language: A holistic approach to networked embedded systems*, Proceedings of Programming Language Design and Implementation (PLDI), 2003.
- [4] H. Witte, L.D. Iasemidis, B. Litt, *Special issue on epileptic seizure prediction*, IEEE transaction on biomedical engineering, 2003.
- [5] H. Luders, J. Acharya, C. Baumgartner, S. Bembadis, A. Bleasel, R. Burgess, D.S. Dinner, A. Ebner, N. Foldvary, E. Geller, H. Hamer, H. Holthausen, P. Kotagal, H. Morris, H.J. Meencke, S. Noachtar, F. Rosenow, A. Sakamoto, B.J. Steinhoff, I. Tuxhorn, E. Wyllie, *Semiological seizure classification*, Epilepsia, 1998.
- [6] T.M.E. Nijssen, J.B.A.M. Arends, P.A.M. Griep, P.J.M. Cluitmans, *The potential value of three-dimensional accelerometry for detection of motor seizures in severe epilepsy*, Epilepsy and bahavior, 2005.
- [7] P. Brown, C.D. Marsen, *Rhythmic cortical and muscle discharge in cortical myoclonus*, Brain, 1996.
- [8] P.E.M. Smith, S.J.L. Howell, L. Owen, L.D. Blumhardt, *Profiles of instant heart rate during partial seizures*, Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1989.

- [9] M. Zijlmans, D. Flanagan, J. Gotman, *Heart rate changes and ECG abnormalities during epileptic seizures: prevalence and definition of an objective clinical sign*, *Epilepsia*, 2002.
- [10] C.A. Galimberti, E. Marchioni, F. Barzizza, R. Manni, I. Sartori, A. Tartara, *Partial epileptic seizures of different origin variably affect cardiac rhythm*, *Epilepsia*, 1996.
- [11] D. Malan, T. Fulford-Jones, M. Welsh, S. Moulton, *CodeBlue: An ad hoc sensor network infrastructure for emergency medical care*, Proceedings MobiSys/Workshop on Application of Mobile Embedded System, 2004.
- [12] J. Ko, J. Lim, Y. Chen, R. Musaloiu-E., A. Terzis, G. Masson, T. Gao, W. Destler, L. Selavo, R. Dutton, *MEDiSN: Medical emergency detection in sensor networks*, *ACM Transaction on Embedded Computer System*, 2010.
- [13] K. Lorincz, M. Welsh, *MoteTrack: A robust, decentralized approach to RF-based location tracking*, *Personal Ubiquitous Comput.*, 2007.
- [14] O. Chipara, C. Brooks, S. Bhattacharya, C. Lu, R. D. Chamberlain, G. C. Roman, T. C. Bailey, *Reliable real-time clinical monitoring using sensor network technology*, Proceedings Amer. Med. Inf. Assoc. Annual Symposium, 2009.
- [15] O. Chipara, C. Lu, T. C. Bailey, G. C. Roman, *Reliable patient monitoring: A clinical study in a step-down hospital unit*, Dept. of Computer Science Engineering, Washington University St. Louis, St. Louis, MO, Tech. Rep. WUCSE-2009-82, 2009.
- [16] R. Ganti, P. Jayachandran, T. Abdelzaher, J. Stankovic, *SATIRE: A software architecture for smart AtTIRE*, Proceedings 4th International Conference on Mobile System Application Services, Uppsala, Sweden, 2006.
- [17] K. Lorincz, B. Chen, G. W. Challen, A. R. Chowdhury, S. Patel, P. Bonato, M. Welsh, *Mercury: A wearable sensor network platform for high-fidelity motion analysis*, Proceedings 7th ACM Conference on Embedded Network Sensor System, 2009.

- [18] A. Salarian, H. Russmann, F. J. G. Vingerhoets, C. Dehollain, Y. Blanc, P. R. Burkhard, K. Aminian, *Gait assessment in Parkinson's disease: Toward an ambulatory system for long-term monitoring*, IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2004.
- [19] D. Patterson, D. Fox, H. Kautz, M. Philipose, *Expressive, tractable and scalable techniques for modeling activities of daily living*, Proceedings 2nd International Workshop on Ubiquitous Comput. Pervasive Healthcare Application, 2003.
- [20] W. Wu, L. Au, B. Jordan, T. Stathopoulos, M. Batalin, W. Kaiser, A. Vahdatpour, M. Sarrafzadeh, M. Fang, J. Chodosh, *The smartcane system: An assistive device for geriatrics*, Proceedings ICST 3rd International Conference on Body Area Network, Tempe, AZ, 2008.
- [21] A. Ahmadi, D. D. Rowlands, and D. A. James, *Investigating the translational and rotational motion of the swing using accelerometers for athlete skill assessment*, Proceedings 5th IEEE Conference on Sensors, 2006.
- [22] F. Michahelles and B. Schiele, *Sensing and monitoring professional skiers*, IEEE Pervasive Comput., 2005.
- [23] T. M. Nijssen, J. B. Arends, P. A. Griep, P. J. Cluitmans, *The potential value of three-dimensional accelerometry for detection of motor seizures in severe epilepsy*, Epilepsy and Behaviour, 2005.
- [24] T. M. Nijssen, P. J. Cluitmans, J. B. Arends, P. A. Griep, *Detection of subtle nocturnal motor activity from 3D accelerometry recordings in epilepsy patients*, Transaction on Biomedical Engineering, 2007.
- [25] T. M. E. Nijssen, J. B. A. M. Arends, P. A. M. Griep, P. J. M. Cluitmans, *Model for arm movements during myoclonic seizures*, IEEE 29th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, 2007.
- [26] T. R. Burchfield, S. Venkatesan, *Accelerometer-based human abnormal movement detection in wireless sensor networks*, HealthNet '07, 2007.

- [27] K. Cuppens, L. Lagae, B. Ceulemans, S. Van Huffel, B. Vanrumste, *Detection of nocturnal frontal lobe seizures in pediatric patients by means of accelerometers: a first study*, Proceedings of the 31st annual international conference of the IEEE EMBS, 2009.
- [28] W. J. Van Elmpt, T. M. Nijssen, P. A. Griep, J. B. Arends, *A model of heart rate changes to detect seizures in severe epilepsy*, Seizure, 2006.
- [29] F. Leutmezer, C. Schernthaner, S. Lurger, K. Potzelberger, C. Baumgartner, *Electrocardiographic changes at the onset of epileptic seizures*, Epilepsia, 2003.
- [30] T. M. E. Nijssen, R. M. Aarts, P. J. M. Cluitmans, P. A. M. Griep, *Time-Frequency Analysis of Accelerometry Data for Detection of Myoclonic Seizures*, IEEE transaction on information technology in biomedicine, 2010.
- [31] <http://www.memsic.com>, *MICAz Datasheet*
- [32] <http://www.shimmer-research.com>, *Shimmer Datasheet*