



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Biomedica

**MISURA DELL'ATTIVITÀ E DEI COMPORTAMENTI SULLE PERSONE CON
SISTEMI INDOSSABILI E CONFRONTO CON DISPOSITIVI DI RIFERIMENTO**

**Measurement of activity and behavior on people with wearable
systems and comparison with reference devices**

Relatore: Chiar.mo
Prof. Lorenzo Scalise

Tesi di Laurea di:
Claudia Franceschetti

Correlatore:
Ing. Sara Casaccia

A.A. 2019 / 2020

INDICE

1. INTRODUZIONE	5
1.1 IL PROGETTO	6
1.2 OBIETTIVO DELLA TESI	7
2. STATO DELL'ARTE	8
2.1 PARAMETRI DEL SONNO.....	8
2.2 PARAMETRI DI ATTIVITA' E FREQUENZA CARDIACA	9
3. MATERIALI E METODI	11
3.1 RACCOLTA DATI	11
3.2 ESTRAZIONE E CARATTERIZZAZIONE DELLE FEATURES.....	11
3.3 SVOLGIMENTO DELL'ANALISI	12
4. RISULTATI	15
4.1 PARAMETRI DI ATTIVITA'	15
4.2 PARAMETRI DEL SONNO.....	17
5. CONCLUSIONI	26
BIBLIOGRAFIA	28
RINGRAZIAMENTI.....	30

1. INTRODUZIONE

Nel corso degli ultimi anni le tecnologie indossabili sono diventate sempre più presenti nella vita di tutti i giorni e sempre più persone hanno iniziato ad usufruirne.

Si tratta di dispositivi che, a contatto con una parte del corpo dell'utente, sono in grado, tra le altre funzionalità, di tracciare dati biometrici e attività motorie: collegabili ad uno smartphone, attraverso il sistema di rete wireless o tramite la tecnologia bluetooth, permettono il rilevamento, l'immagazzinamento e lo scambio di dati in maniera immediata.

Tali dispositivi rappresentano in maniera significativa una potenziale risorsa a servizio delle tecnologie assistive rivolte ai soggetti anziani, per accompagnarli in quello che la stessa Organizzazione Mondiale della Sanità (OMS) definisce come invecchiamento "attivo" (active ageing), caratteristico di anziani che, pur essendo soggetti a un fisiologico decadimento, conservano una capacità funzionale che consente loro una vita autonoma e priva di disabilità importanti.

Questo campo di applicazione delle tecnologie risulta caldamente attuale, considerando il crescente fenomeno dell'invecchiamento della popolazione: si stima che, su scala globale, la percentuale di anziani rispetto alla popolazione totale aumenterà dall'8,5% del 2015 fino al 16,7% nel 2050 [1]. Ne consegue la sfida di interfacciarsi con la gestione dell'assistenza di un'importante fetta di popolazione in condizioni debilitanti, con ridotta capacità di rimanere indipendente e con un rischio aumentato di sviluppare patologie croniche [1].

L'uso di tecnologie assistive in questo senso risulta particolarmente vantaggioso: si è in grado di offrire un'assistenza efficiente, intuitiva, continua e monitorabile da remoto da chi si occupa della cura dell'anziano, promuove un approccio preventivo nel rallentare il decadimento fisico e cognitivo, può diffondersi su larga scala per la sostenibilità in termini di costi [1].

Si consideri inoltre che fornire agli anziani assistenza a domicilio, tramite monitoraggio da remoto, può comportare una significativa diminuzione del tasso di ospedalizzazione e, di conseguenza, della spesa sanitaria.

Non a caso negli ultimi anni le tecnologie assistive a servizio dell'"active ageing" hanno osservato una crescita esponenziale, che, grazie ai progressi nell'ambito della ricerca e alla crescente "alfabetizzazione digitale" è destinata ad aumentare.

1.1 IL PROGETTO

L'analisi svolta e di seguito presentata si inserisce all'interno del progetto "RESILIEN-T", che fa parte del programma Active & Assisted Living (Programma AAL) approvato dal Parlamento Europeo e dal Consiglio dell'Unione Europea.

Incentrato sulle tecnologie assistive, RESILIEN-T mira a sviluppare un'innovativa e sostenibile soluzione per l'autogestione delle persone anziane con lievi disabilità cognitive (PwCI - "People with Cognitive Impairment"), con l'obiettivo di rallentare la progressione del loro declino cognitivo e comportamentale, migliorando la qualità della loro vita e di coloro che li assistono [2].

Offrendo soluzioni tecnologiche basate sull'utilizzo autonomo e inclusivo di opportuni dispositivi e applicazioni dotati di interfacce "user-friendly", il soggetto con lieve disabilità cognitiva è in grado di monitorare in maniera semplice e continua, un ampio range di parametri, come mobilità e attività fisica, frequenza cardiaca, livello di stress e qualità del sonno, utili a definire una valutazione dello stato di salute generale dell'utente. Le misure vengono rilevate dal dispositivo in dotazione all'utente e poi raccolte e monitorate attraverso un tablet, Fig.1, che, dotato dell'opportuna applicazione, è in grado di collegarsi al suddetto dispositivo. I dati raccolti vengono inoltre archiviati nel Cloud di sistema utilizzando l'API (Application Programming Interface) fornita, consentendo così il monitoraggio anche da remoto [2].



Fig.1 Tablet per utenti anziani utilizzato come gateway e data collector dell'architettura di sistema

Tra i vari dispositivi utilizzabili per la misurazione dei parametri, risultano di particolare interesse e in crescente diffusione i sistemi indossabili, come uno smartwatch. Questo infatti presenta molte caratteristiche interessanti, specialmente per un fruitore anziano: è sempre con l'utente ma non risulta invadente, il suo design è abbastanza familiare e il suo utilizzo non è complesso o stigmatizzante [2].

L'analisi che segue, dunque, è mirata alla valutazione dell'affidabilità di misura di uno smartwatch, ai fini dell'utilizzo da parte di un utente in età avanzata e con lieve deficit

cognitivo, con l'obiettivo di monitorarne lo stato di salute attraverso la misura di parametri relativi alla mobilità e al sonno.

1.2 OBIETTIVO DELLA TESI

Nel contesto di tale progetto, il lavoro descritto nella presente tesi mira a caratterizzare metrologicamente lo "smartwatch iHealth" (modello "Wave AM4") in confronto ai dispositivi di riferimento "Samsung Galaxy watch" e "Nokia sleep sensing", Fig.2, analizzando parametri legati alla mobilità e al sonno. L'analisi si estende anche allo stesso Galaxy watch, esaminando la rilevazione dei parametri del sonno, in riferimento nuovamente al sensore Nokia. I dati sono stati raccolti indossando entrambi gli smartwatches in maniera continuativa e utilizzando il sensore letto, per una durata di quarantacinque giorni. I parametri presi in analisi sono relativi a due particolari aree di interesse: "sonno" e "activity tracker".

L'attenzione è particolarmente concentrata sullo smartwatch iHealth: il suo design semplice e le sue intuitive funzionalità lo rendono molto più adatto all'utilizzo da parte della tipologia di utente di nostro interesse. Il dispositivo Galaxy, utilizzato come riferimento, rappresenta un'alternativa molto più ricca in funzionalità, ma che risulterebbero difficili da gestire per un utente anziano, con un design più ingombrante, oltre che dal prezzo di un ordine di grandezza superiore.

Il Nokia sleep sensing, d'altro canto, costituisce un tipo di sensore diverso, specifico per valutare le condizioni del sonno, che va semplicemente attivato e posto tra materasso e rete del letto. Quasi impercettibile, dunque, la sua attività, ma limitata ad una singola postazione, al contrario di uno smartwatch che è costantemente con l'utente, ovunque egli si trovi.



Fig.2 Dispositivi di interesse: (a) Smartwatch iHealth; (b) Samsung Galaxy Watch; (c) Nokia sleep sensing

2. STATO DELL'ARTE

Il monitoraggio dell'attività fisica e dei parametri del sonno utilizzando dispositivi indossabili rappresenta una tendenza attuale in crescita. Molteplici sono gli studi condotti riguardo l'affidabilità di misura di tali sensori, dato che le informazioni riguardanti la comparazione di questi dispositivi, soprattutto per i parametri del sonno, sono ancora limitate [3].

2.1 PARAMETRI DEL SONNO

Un sano comportamento del sonno rappresenta un fattore chiave per mantenere una buona salute fisiologica e psicologica e la possibilità di valutarne la qualità può rappresentare un fattore discriminante nel monitoraggio dello stato di salute.

Un approccio robusto e ben noto per misurare i parametri del sonno è la polisonnografia. Tuttavia, si tratta di una pratica clinica costosa e invadente, che può persino comportare un disturbo del sonno e non risulta adatta ad un monitoraggio continuo [4].

Un'alternativa valida, vantaggiosa e maggiormente fruibile è possibile grazie all'uso autonomo di un dispositivo indossabile: sfruttando i dati sulla frequenza cardiaca e sull'accelerazione al polso, viene identificato un modello comportamentale del sonno del soggetto [4].

Da uno degli studi presenti a riguardo è emerso che tra i più affidabili devices in commercio per la misura del "total sleep time" troviamo gli smartwatches Jawbone UP3 e Fitbit Charge Heart Rate (effect size = 0.09 e 0.23, rispettivamente) mentre per il "time in bed" sono citati i sensori SenseWear Armband, Garmin Vivosmart e di nuovo il Jawbone UP3 (effect size = 0.09, 0.16, and 0.07, rispettivamente) [3].

Un ulteriore studio effettuato sullo smartwatch Samsung Gear Sport osserva l'affidabilità di misura per il monitoraggio del sonno, considerando in particolare i parametri di tempo totale di sonno (TST), efficienza del sonno (SE) e tempo totale di veglia (WASO). Confrontando l'orologio con l'actigrafia è stata mostrata una correlazione significativa per il TST ($r=0,59$; $P<.001$). Le differenze medie per il TST e l'SE sono entro intervalli soddisfacenti mentre per il WASO è leggermente superiore all'intervallo [5].

2.2 PARAMETRI DI ATTIVITA' E FREQUENZA CARDIACA

Altrettanto interessanti rispetto agli studi sul sonno sono quelli relativi all'analisi dell'andatura, che rappresenta un marker funzionale nel supporto alla diagnosi di inizio del declino cognitivo e di malattie neurodegenerative, oltre che di disturbi del movimento.

L'uso di sistemi specializzati però, nonostante l'elevata accuratezza, presenta dei limiti significativi, legati ai costi, all'accesso limitato dei possibili soggetti che ne necessitano e all'incapacità di operare su base continua [6].

In questo contesto si inserisce la possibilità di monitorare la mobilità tramite un dispositivo indossabile dotato di unità di misura inerziali (accelerometro e giroscopio), barometri e sistemi di posizionamento globale (GPS), consentendo di valutare parametri come la distanza percorsa, il dislivello e il dispendio calorico stimato. Sono inoltre presenti sensori basati sulla fotopletismografia (PPG) in grado di distinguere i cambiamenti pulsatili nel volume sanguigno sotto la pelle, consentendo il rilevamento della frequenza cardiaca. Studi al riguardo dimostrano i potenziali e sostanziali vantaggi clinici derivanti da questo tipo di monitoraggio continuo, come la possibilità di identificare eventuali disturbi del movimento, valutare i risultati di particolari operazioni chirurgiche o più semplicemente per aiutare i professionisti a gestire i pazienti a distanza [7], [8].

Grazie a questo approccio, il soggetto è in grado inoltre di monitorare in maniera autonoma e personalizzata i propri parametri vitali, interfacciandosi con le opportune applicazioni che consentono all'utente di inserire le proprie informazioni cliniche, tra cui condizioni mediche, farmaci, allergie e contatti di emergenza. Dunque, in caso di emergenza, come per un arresto cardiaco, i medici possono facilmente e repentinamente accedere a queste informazioni sullo smartphone del paziente [8].

Per la grande attrattiva legata ai servizi che possono offrire, gli smartwatches sono cresciuti immensamente in popolarità e a partire dall'ultimo trimestre del 2016 Apple ha rapidamente dominato l'intero settore. Apple Watch è infatti diventato rapidamente il dispositivo leader, con una quota di mercato del 49% nel 2016: oltre 18 milioni di Apple Watch sono stati venduti nel 2017. Altri dispositivi presenti sul mercato che godono di buona popolarità sono targati Fitbit, Garmin, Xiaomi e Samsung [8].

Le capacità dei dispositivi presentano elevata somiglianza e la concorrenza e l'avanzamento della tecnologia spingono questo mercato ad offrire devices migliori a prezzi sempre più bassi, rendendoli più accessibili ai consumatori.

Dai risultati di recenti studi sull'accuratezza di misura di tali dispositivi si evince che, rispetto ad uno standard di riferimento della calorimetria indiretta, tutti i dispositivi indossabili testati hanno un ampio margine di errore di circa il 27%, tipicamente sovrastimando le misure. I risultati ottenuti, nonostante l'imprecisione, non risultano comunque inutili: uno studio con oltre 2.000 partecipanti che hanno indossato il Fitbits per sei mesi mostra come una rilevazione di maggiore attività e dispendio energetico fosse effettivamente correlata ad una maggiore perdita di peso [8].

Per quanto riguarda invece la rilevazione della frequenza cardiaca (FC), l'Apple Watch ha dimostrato il più forte accordo con la misura rilevata dall'ECG (entro il 5-10% dell'ECG) sia durante l'attività fisica che in condizioni di riposo, in soggetti sani. Per utenti invece affetti da aritmie atriali, è stata rilevata una certa sottovalutazione della misura con gli smartwatch rispetto all'ECG [8].

Per un monitoraggio ancora più approfondito sul mercato sono stati lanciati gli ultimi modelli di Apple Watch, in particolare le Serie 4 e 5, che rappresentano l'avanguardia del settore, ovviamente collocati su fasce di prezzo molto più elevate rispetto alla media. Tali modelli sono infatti in grado di rilevare cadute, identificare fenomeni di fibrillazione atriale (FA) con elevata precisione, bradicardia o tachicardia e persino effettuare registrazione ECG a derivazione singola dimostrando buona attendibilità. [8], [9].

Sebbene dunque l'uso degli smartwatch sia più comune nella popolazione giovane e di mezza età, le funzionalità avanzate di Apple Watch Series 4 e 5 lo rendono molto adatto all'uso di persone anziane, che sono a maggior rischio di cadute e di fenomeni di FA [8].

In conclusione, solo pochi anni fa sarebbe stato difficile credere che uno smartwatch, non più grande di un normale orologio, sarebbe stato in grado di effettuare telefonate, inviare e ricevere messaggi di testo, monitorare il sonno e l'attività, misurare la FC e registrare un ECG a derivazione singola, eppure questa tecnologia al giorno d'oggi è già disponibile e sta diventando sempre più accessibile. Oltre alle loro straordinarie capacità odierne, questi dispositivi hanno un grande potenziale per il futuro con l'avanzare della tecnologia e della ricerca. Esistono delle limitazioni, ma sono attualmente oggetto di studio e comunque non sono tali da disincentivare l'utilizzo, anche come ausilio clinico, di tali dispositivi [8].

3. MATERIALI E METODI

3.1 RACCOLTA DATI

Per caratterizzare metrologicamente il bracciale iHealth in riferimento allo smartwatch Samsung Galaxy e al Nokia sleep sensing, sono stati indossati i due dispositivi contemporaneamente e sullo stesso polso per un arco temporale di quarantacinque giorni, durante il quale è stato inoltre posto tra rete e materasso del letto il sensore Nokia.

I dati sono stati raccolti e elaborati attraverso un'analisi di regressione, confrontando le misure relative all'activity tracker rilevate dall'iHealth con quelle dello smartwatch Galaxy mentre i dati sul sonno sono stati confrontati sia con il dispositivo Samsung che con il Nokia. Una seconda analisi è stata inoltre effettuata sullo smartwatch Galaxy per confrontarne le misure sul sonno in riferimento al sensore Nokia.

3.2 ESTRAZIONE E CARATTERIZZAZIONE DELLE FEATURES

Di seguito viene presentata una breve panoramica sui parametri misurati e sulla loro caratterizzazione.

Per l'area relativa al sonno le features di interesse sono:

- “Sleep start time”: rappresenta l'orario rilevato dal dispositivo come inizio della fase del sonno. Viene caratterizzato tramite i valori di media e deviazione standard relativi ai valori di differenza (in minuti) tra campioni corrispondenti.
- “Sleep end time”: rappresenta l'orario rilevato dal dispositivo come fine della fase del sonno. Viene caratterizzato allo stesso modo del parametro precedentemente descritto.
- “Time in bed”: rappresenta il tempo (in minuti) di durata effettiva del sonno, escludendo eventuali tempi di veglia, rilevato dal dispositivo. Viene caratterizzato tramite il valore di confidenza statistica (con fattore di copertura pari a due), determinando la retta di regressione lineare e i parametri statistici ad essa associati. Allo stesso modo vengono caratterizzati anche tutti i parametri a seguire.

- “Deep sleep”: rappresenta il tempo (in minuti) di durata della fase profonda e rem del sonno, che rappresentano le fasi rigeneranti dalla fatica fisica e mentale. Tale parametro, insieme alla durata, è dunque cruciale per valutare la qualità del sonno.
- “Light sleep”: rappresenta il tempo (in minuti) di durata della fase di sonno leggero, che consiste in un riposo rilassante ma non rigenerante.
- “Sleep efficiency”: rappresenta la valutazione di efficienza e qualità del sonno ed è espressa in valore percentuale. Costituisce una misura indiretta ed è quindi valutata in base ai risultati relativi ai parametri precedenti.

Per quanto riguarda l’“Activity tracker” i parametri misurati sono stati caratterizzati sempre tramite il valore di confidenza statistica (con fattore di copertura pari a due), determinando la retta di regressione lineare e i parametri statistici ad essa associati, e sono i seguenti:

- “Passi”: rappresenta il numero di passi rilevati dal dispositivo nell’arco delle ventiquattro ore giornaliere.
- “Distanza”: rappresenta la quantità totale di chilometri percorsi rilevati dal dispositivo nell’arco delle ventiquattro ore giornaliere.
- “kcal”: rappresenta l’energia (in kcal) che il dispositivo stima come consumata dall’utente, in base agli altri parametri di attività rilevati.

3.3 SVOLGIMENTO DELL’ANALISI

Per stimare l’affidabilità di misura dei dispositivi di interesse, i parametri misurati vengono confrontati tra loro tramite un’analisi statistica. Di seguito illustriamo nel dettaglio la tipologia di valutazioni effettuate.

Per i parametri del sonno che rappresentano gli orari di inizio e fine della fase del sonno (sleep start time e sleep end time) viene effettuato un confronto tra due set di campioni raccolti calcolando media e deviazione standard (σ), rispetto al set di dati ottenuti come differenze (in minuti) tra campioni corrispondenti tra i due dispositivi considerati (vedi equazione (1) dove n è il numero di campioni e \bar{x} è la media tra i campioni).

Tutti i dati che deviano rispetto al valore medio di ± 3 volte la deviazione standard, sono considerati outliers e quindi rimossi [10].

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (x - \bar{x})^2}{(n-1)}} \quad (1)$$

La valutazione dello scarto quadratico medio permette di identificare lo scostamento dei campioni dal valore medio.

I dati raccolti sono poi rappresentati in un grafico a dispersione dove vengono evidenziate le coppie di valori, corrispondenti al dispositivo in analisi e a quello di riferimento, per ogni misurazione effettuata.

Tutti gli altri parametri invece, sia quelli relativi al sonno che quelli legati all'attività, sono stati analizzati attraverso un'analisi di regressione lineare: viene individuata la retta di regressione lineare, cioè la retta interpolante che meglio approssima la distribuzione di una coppia di dati, e con essa alcuni parametri statistici associati a tale analisi.

Per rappresentare la retta interpolante è necessario calcolarne il valore del coefficiente angolare (m) e dell'intercetta con l'asse delle ordinate (b), applicando le formule (2) e (3), dove "qo" e "qi" sono i dati associati rispettivamente al dispositivo in analisi e al riferimento:

$$m = \frac{N \sum q_i q_o - (\sum q_i)(\sum q_o)}{N \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2} \quad (2)$$

$$b = \frac{(\sum q_o)(\sum q_i^2) - (\sum q_i q_o)(\sum q_i)}{N \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2} \quad (3)$$

Una volta ricavata la retta di regressione, vengono stimati alcuni parametri statistici ad essa associati:

- Sqo e Sqi: sono gli errori standard per i campioni costituiti da valori analizzati e valori di riferimento; rappresentano una stima della dispersione di tali campioni rilevati, rispetto alla retta ottima. Sono ricavati tramite le formule (4) e (5):

$$S_{q_o} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (mq_i + b - q_o)^2} \quad (4)$$

$$S_{q_i} = \frac{S_{q_o}}{m} \quad (5)$$

- S_m e S_b : sono gli errori standard sui valori stimati rispettivamente di coefficiente angolare e intercetta con l'asse delle ordinate; rappresentano quella che viene definita "incertezza di linearità". Vengono calcolati come indicato dalla (6) e dalla (7).

$$S_m = \sqrt{\frac{NS_{q_0}^2}{N \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2}} \quad (6)$$

$$S_b = \sqrt{\frac{S_{q_0}^2 \sum q_i^2}{N \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2}} \quad (7)$$

- R : è il coefficiente di correlazione lineare di Pearson ed esprime una stima dell'eventuale relazione di linearità tra due variabili. Viene calcolato come dalla (8).

$$r = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

- R^2 : è il coefficiente di determinazione e stima quanto i dati misurati si avvicinino ai valori sulla retta di regressione lineare. Viene calcolato come il quadrato del coefficiente di Pearson.

Il risultato finale dell'analisi, che permette di stimare l'affidabilità di misura del dispositivo, è espresso tramite il valore di confidenza statistica ($2Sq_i\%$), con un fattore di copertura $k = 2$. Tale parametro viene calcolato a partire dalla media dei dati rappresentati da q_i (Mq_i) e dal valore di Sq_i , come espresso nella (9).

$$2Sq_i\% = 2 * \frac{Sq_i * 100}{Mq_i} \quad (9)$$

4. RISULTATI

Di seguito vengono riportati i risultati delle analisi metrologiche effettuate sui dispositivi di interesse, in relazione alla misurazione dei parametri di sonno e attività.

4.1 PARAMETRI DI ATTIVITA'

La valutazione dell'affidabilità di misura dei dati legati all'Activity tracker viene effettuata sullo smartwatch iHealth, considerando il dispositivo Samsung come riferimento.

Il primo parametro considerato per l'attività è quello rappresentato dal numero passi rilevati. In figura 3 viene riportata la retta di regressione lineare insieme agli altri parametri stimati dall'analisi di regressione.

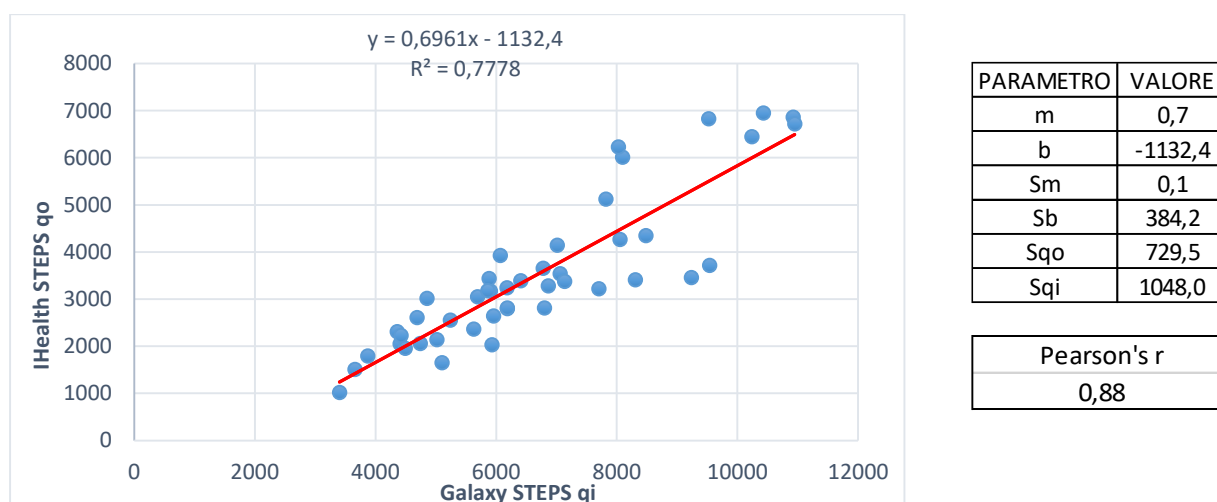
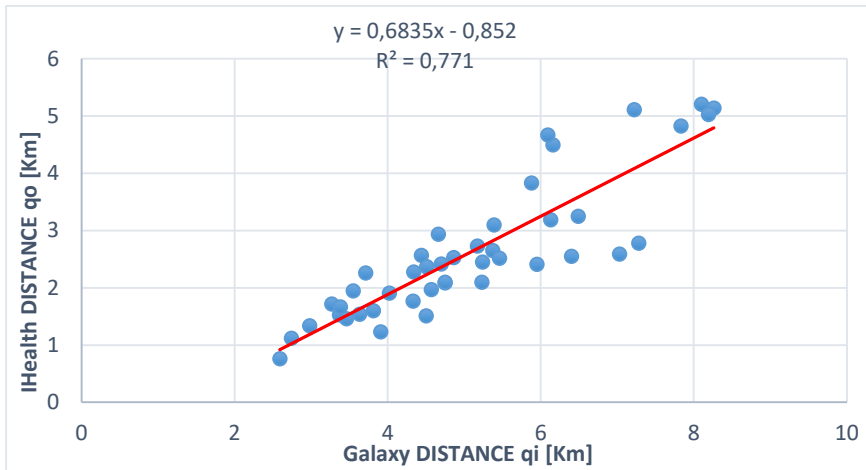


Fig. 3. Retta di regressione lineare valutata per i passi misurati da Galaxy e iHealth e parametri statistici associati

Il valore medio dei passi è 6645 mentre la confidenza statistica (con $k = 2$) è pari al 31,5%.

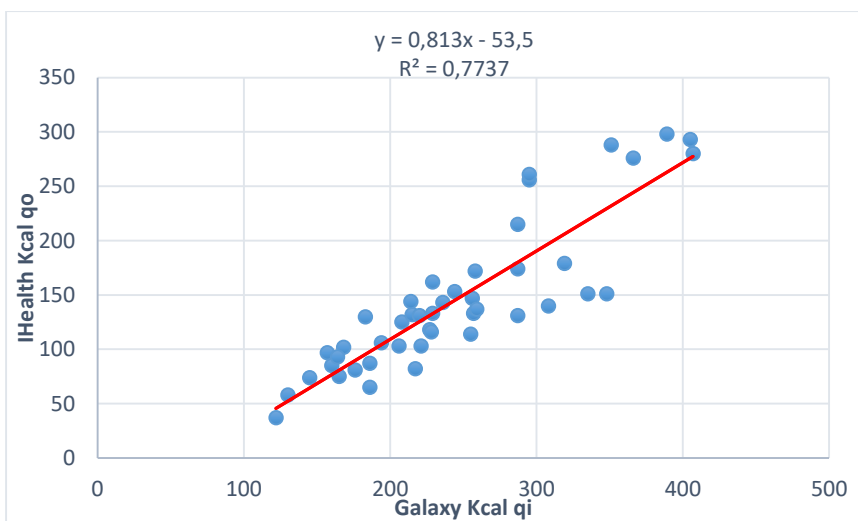
A seguire si riporta (Fig. 4 e Fig. 5 rispettivamente) le rette di interpolazione, con annessi parametri statistici, dei dati relativi alle misure indirette di Distanza percorsa (km) e di Energia consumata (kcal).



PARAMETRO	VALORE
m	0,68
b	-0,85
Sm	0,06
Sb	0,29
Sqo	0,56
Sqi	0,81
Pearson's r	
0,88	

Fig. 4. Retta di regressione lineare valutata per la distanza misurata da Galaxy e iHealth e parametri statistici associati

La media per la distanza è 5,07 km e la confidenza statistica ($k = 2$) è pari al 32,05%.



PARAMETRO	VALORE
m	0,81
b	-53,50
Sm	0,07
Sb	16,70
Sqo	31,84
Sqi	39,16
Pearson's r	
0,88	

Fig. 5. Retta di regressione lineare valutata per le kcal misurate da Galaxy e iHealth e parametri statistici associati

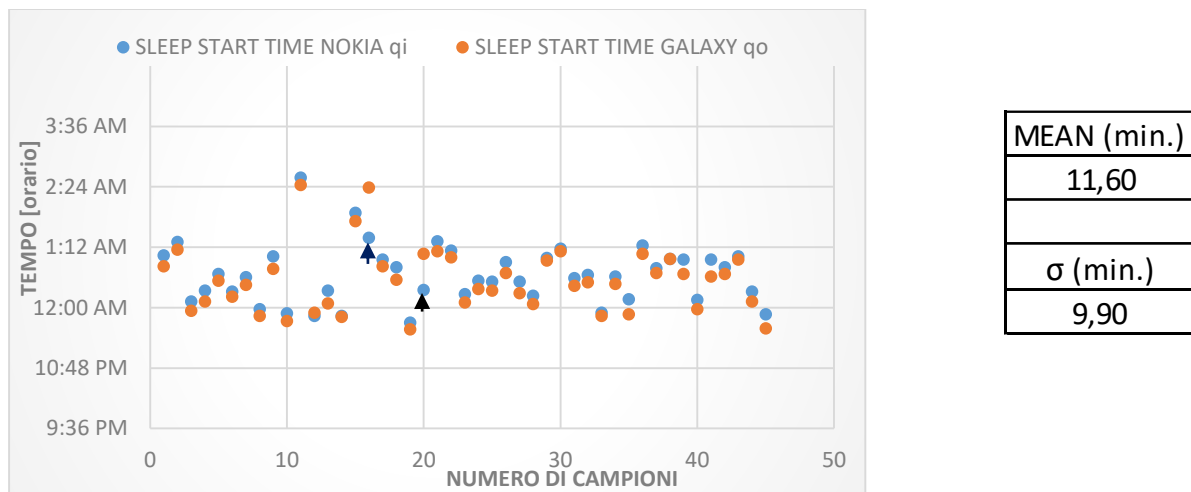
In questo caso, infine, l'energia consumata media è 244,31 kcal e la confidenza statistica è pari al 32,06%.

Per tutti e tre i parametri, tra i set di dati raccolti con il dispositivo analizzato e quello di riferimento, si rileva un elevato coefficiente di correlazione lineare ($R=0.88$). La confidenza statistica invece, valutata con un fattore di copertura pari a due, è pari a circa il 32%, evidenziando dunque un'assenza di robustezza. Nonostante i tre parametri considerati ("passi", "distanza" e "kcal") abbiano significato fisico molto diverso, i valori dei risultati

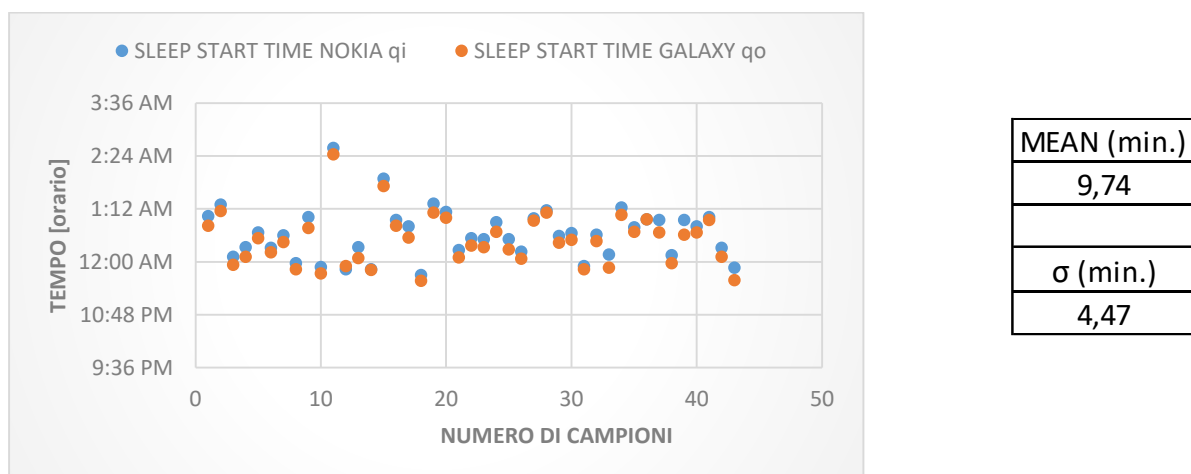
rilevati dalla loro analisi presentano un'elevata analogia. Ciò è probabilmente imputabile ad una loro stretta relazione nella valutazione effettuata dall'algoritmo di calcolo del sistema. Distanza e kcal, infatti, rappresentano misure indirette, ricavabili a partire dal numero di passi rilevati.

4.2 PARAMETRI DEL SONNO

Nel range di questo tipo di misure entrambi i dispositivi indossabili sono oggetto di analisi, in riferimento al sensore specifico per il comportamento del sonno Nokia sleep sensing. I primi parametri riportati sono quelli relativi agli orari di inizio e fine della fase del sonno, per i quali l'analisi effettuata consiste nella stima di media e deviazione standard.



(a)



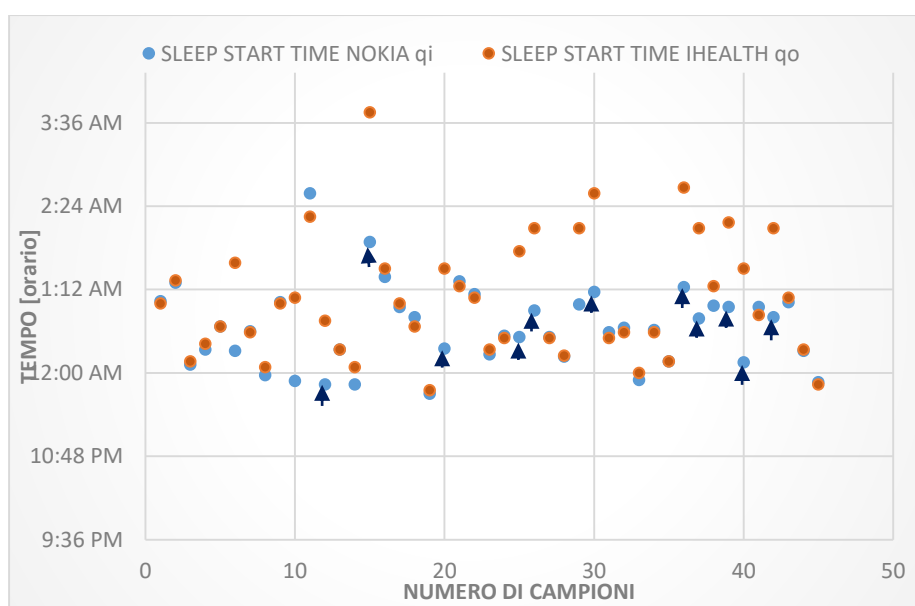
(b)

Fig. 6. Grafico di dispersione per il confronto tra Galaxy e Nokia dei dati sullo sleep start time con outliers (a) e rimuovendo gli outliers (b), e relativi risultati statistici.

Dalla figura 6 si evince la presenza di due valori anomali nelle misure di Sleep start time (Fig. 6a) rilevate dal Galaxy watch: deviando dal valore medio di una quantità maggiore a 3 volte la deviazione standard, risultano effettivamente degli outliers e vengono rimossi (Fig. 6b). Lo scarto quadratico medio scende così da 9,90 a 4,47.

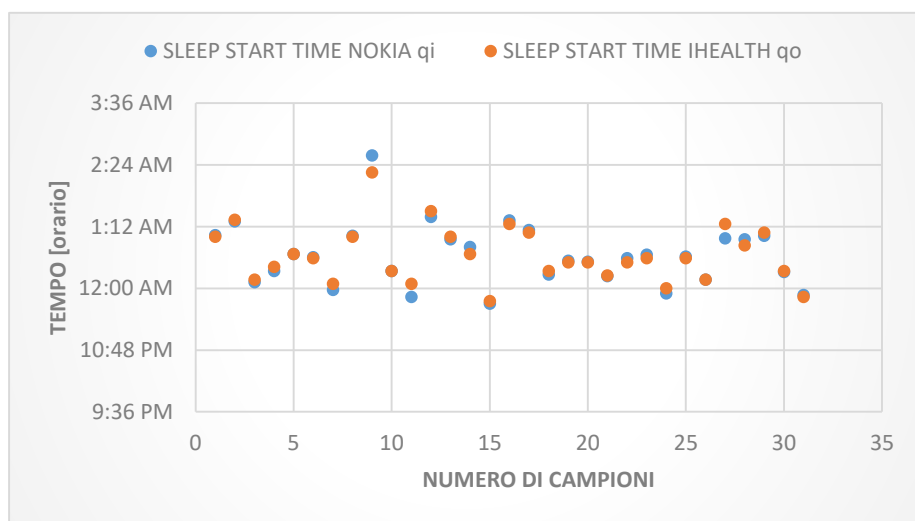
Anche tra le misure rilevate dall'iHealth sono evidenziati dei valori anomali (Fig. 7a), che, nonostante non rispettino la condizione dei "3*std", vengono comunque esclusi dall'analisi, dato che risultano evidentemente superiori ad un valore "accettabile" (Fig. 7b).

La deviazione standard si riduce quindi drasticamente passando da 34,78 a 4,84, valore confrontabile con quello ottenuto per il dispositivo Galaxy.



MEAN (min.)
27,00
σ (min.)
34,78

(a)

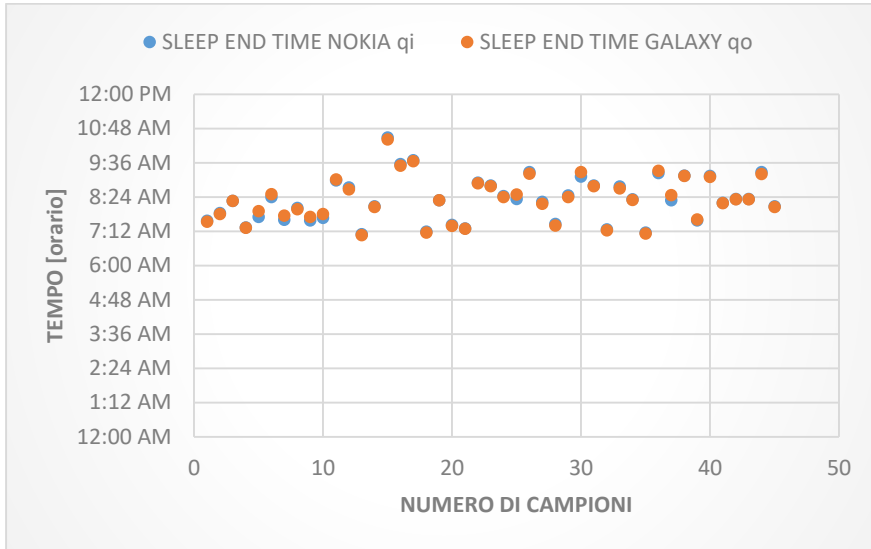


MEAN (min.)
4,52
σ (min.)
4,84

(b)

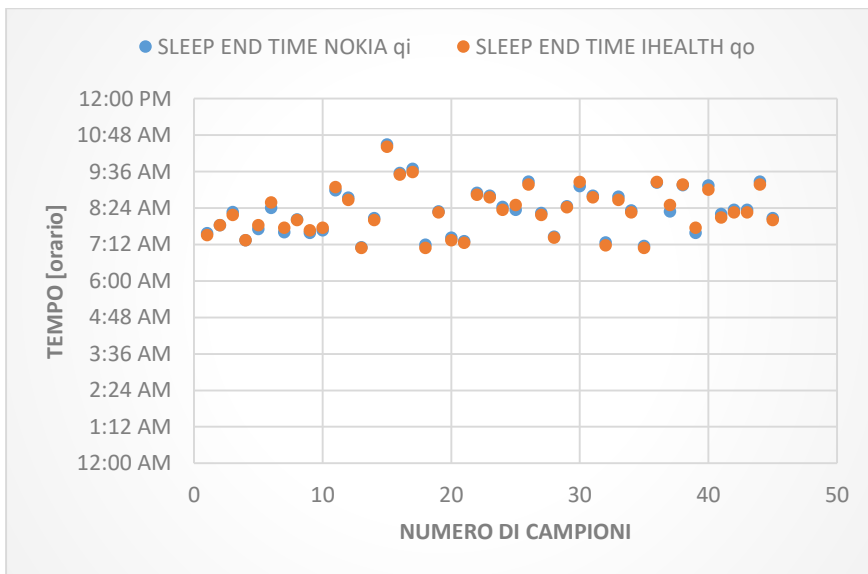
Fig. 7. Grafico di dispersione per il confronto tra iHealth e Nokia dei dati sullo sleep start time con outliers (a) e rimuovendo gli outliers (b), e relativi risultati statistici.

Per i dati relativi allo Sleep end time invece, sia per lo smartwatch Galaxy (Fig. 8) che per l'iHealth (Fig. 9), lo scarto quadratico medio risulta già molto buono, senza la presenza di eventuali outliers.



MEAN (min.)
3,27
σ (min.)
2,96

Fig. 8. Grafico di dispersione per il confronto tra Galaxy e Nokia dei dati sullo sleep end time e relativi risultati statistici.



MEAN (min.)
4,91
σ (min.)
2,91

Fig. 9. Grafico di dispersione per il confronto tra iHealth e Nokia dei dati sullo sleep end time e relativi risultati statistici.

I restanti parametri, illustrati di seguito, vengono invece valutati tramite l'analisi di regressione lineare, individuando retta interpolante e confidenza statistica con $k = 2$.

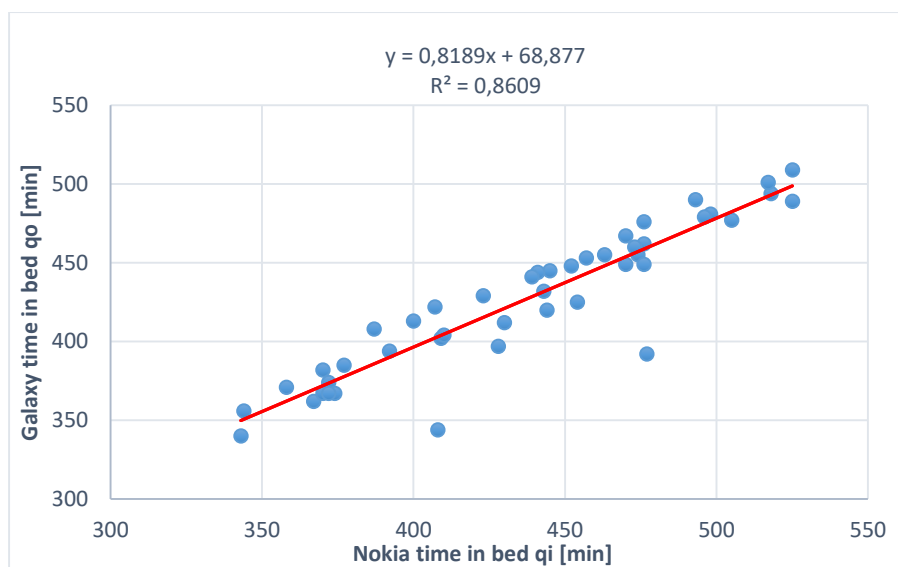
Nella tabella in figura 11 viene inoltre presentato un confronto tra coefficienti di correlazione lineare valutati, per ogni parametro del sonno, tra le coppie di dati:

- smartwatch Galaxy-sensore Nokia;
- smartwatch iHealth-sensore Nokia;
- smartwatch Galaxy-smartwatch iHealth.

	R "IHEALTH-GALAXY"	R "NOKIA-GALAXY"	R "NOKIA-IHEALTH"
SLEEP START TIME	0,43	0,79	0,44
SLEEP END TIME	1,00	1,00	0,99
TIME IN BED	0,58	0,93	0,66
SE	0,67	0,38	0,34
DEEP SLEEP	0,18	0,33	0,44
LIGHT SLEEP	0,54	0,26	0,23

Fig. 10. Tabella riassuntiva dei coefficienti di Pearson per ogni parametro del sonno

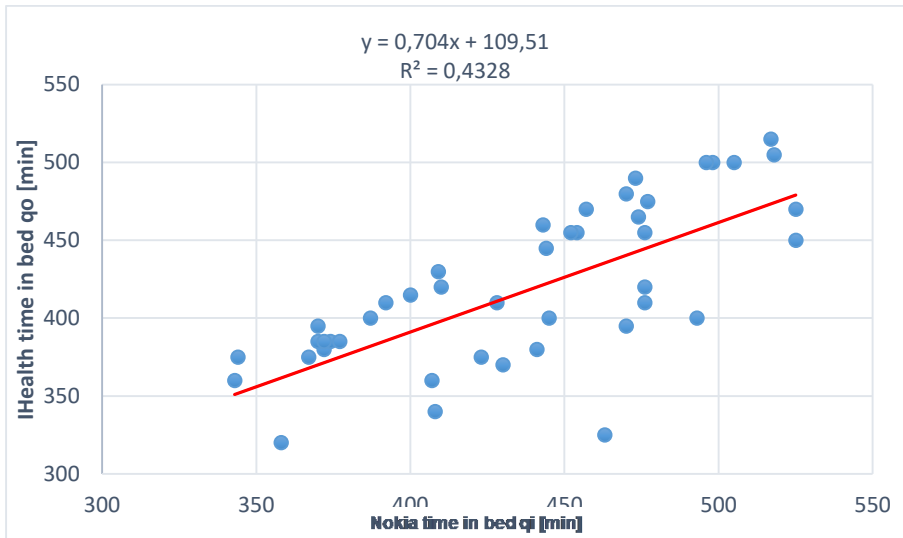
Per la misura relativa al time in bed in figura 11 viene presentato un confronto tra i risultati dell'analisi per il Galaxy (Fig. 11a) e per l'iHealth (Fig. 11b).



PARAMETRO	VALORE
m	0,82
b	68,88
Sm	0,05
Sb	21,57
Sqo	16,95
Sqi	20,69

Pearson's r	0,93
-------------	------

(a)



PARAMETRO	VALORE
m	0,7
b	109,51
Sm	0,12
Sb	52,82
Sqo	41,49
Sqi	58,93

Pearson's r
0,66

(b)

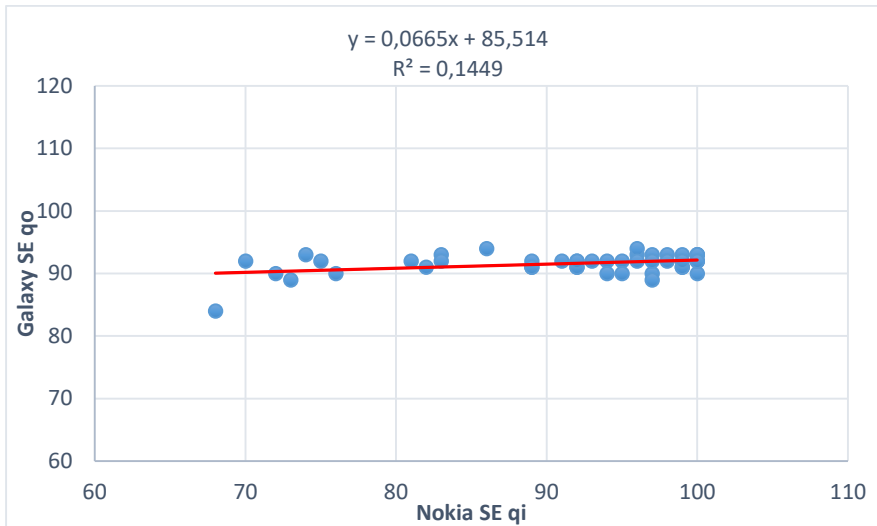
Fig. 11. Rette di correlazione lineare del time in bed per il set di dati Nokia-Galaxy (a) e Nokia-iHealth (b) e relativi parametri statistici

Per il parametro Time in bed è rilevante la maggiore robustezza del risultato di confidenza statistica associato al Galaxy (9,48%) rispetto che all'iHealth (26,99%), così come effettivamente notiamo una maggiore correlazione lineare ($R=0,93$ per il Galaxy vs $R=0,66$ per l'iHealth). Il coefficiente di correlazione tra gli smartwatches stessi (vedi tabella Fig.10), in effetti, non risulta particolarmente elevato ($R=0,58$).

Altro parametro chiave per descrivere il comportamento del sonno è la Sleep efficiency. Costituendo una misura indiretta, questa dipende fortemente da altri fattori presi in considerazione dall'algoritmo di calcolo di ogni dispositivo.

In figura 12 è mostrato il modello statistico ricavato per lo smartwatch Galaxy (Fig. 12a) e quello iHealth (Fig. 12b).

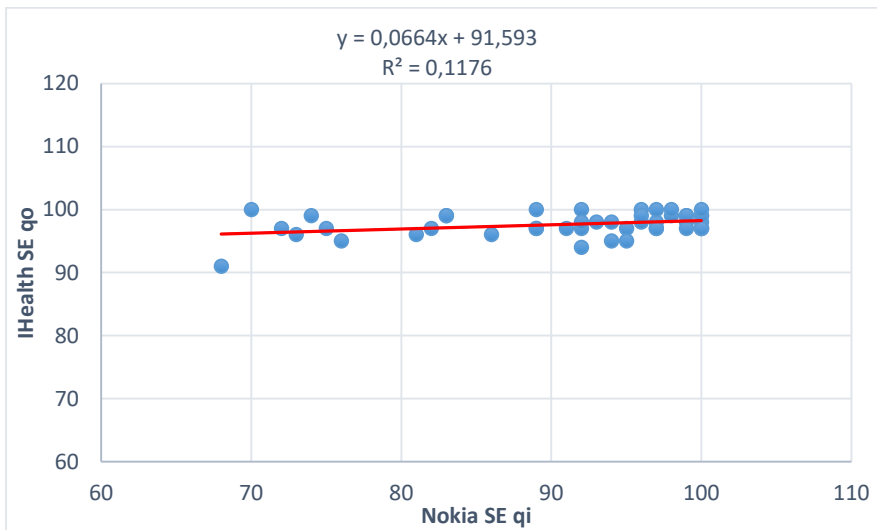
La misura della Sleep efficiency non risulta particolarmente buona in nessuno dei due dispositivi, la cui confidenza statistica ($k=2$) supera il 50% (50,22% per il Galaxy e 56,62% per l'iHealth). Si noti inoltre il basso valore di correlazione lineare ($R<0,40$) per entrambi i dispositivi, che risulta inferiore a quello valutato tra gli smartwatches stessi ($R=0,67$) (vedi tabella Fig. 10). Ciò evidenzia una discrepanza considerevole tra gli algoritmi di calcolo associati agli smartwatches e allo sleep sensing. Da notare inoltre il valore estremamente basso di coefficiente angolare di entrambe le rette di regressione ($m=0,07$), che mostra come la sensibilità dei due dispositivi indossabili sia inferiore rispetto al sensore Nokia.



PARAMETRO	VALORE
m	0,07
b	85,51
Sm	0,02
Sb	2,20
Sqo	1,52
Sqi	22,81

Pearson's r	0,38
-------------	------

(a)



PARAMETRO	VALORE
m	0,07
b	91,59
Sm	0,03
Sb	2,47
Sqo	1,71
Sqi	25,72

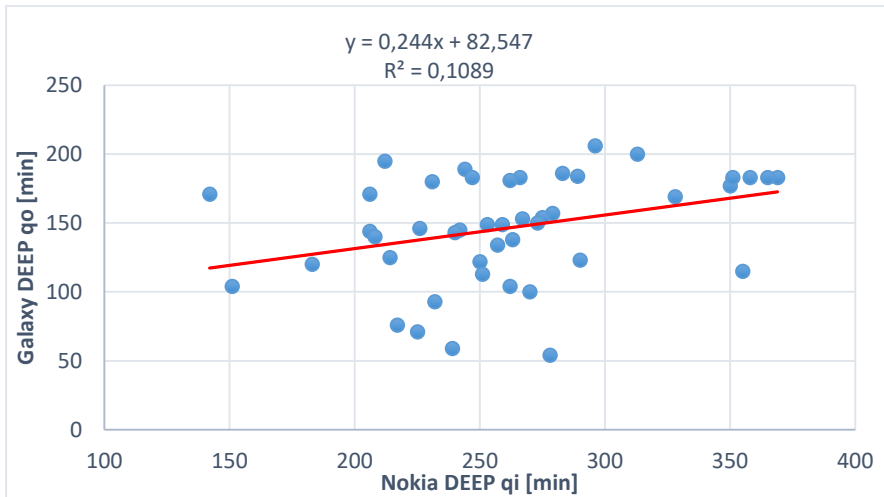
Pearson's r	0,34
-------------	------

(b)

Fig. 12. Rette di correlazione lineare della sleep efficiency per il set di dati Nokia-Galaxy (a) e Nokia-iHealth (b) e relativi parametri statistici

Gli ultimi due parametri ad essere analizzati sono rappresentati dalla durata delle fasi del sonno: Deep sleep e Light sleep. Anche in questo caso si tratta di misure indirette, che vengono valutate sulla base di altre rilevazioni, come la frequenza cardiaca (parametro che però non viene misurato dal sensore iHealth) e i dati di movimento del polso [3].

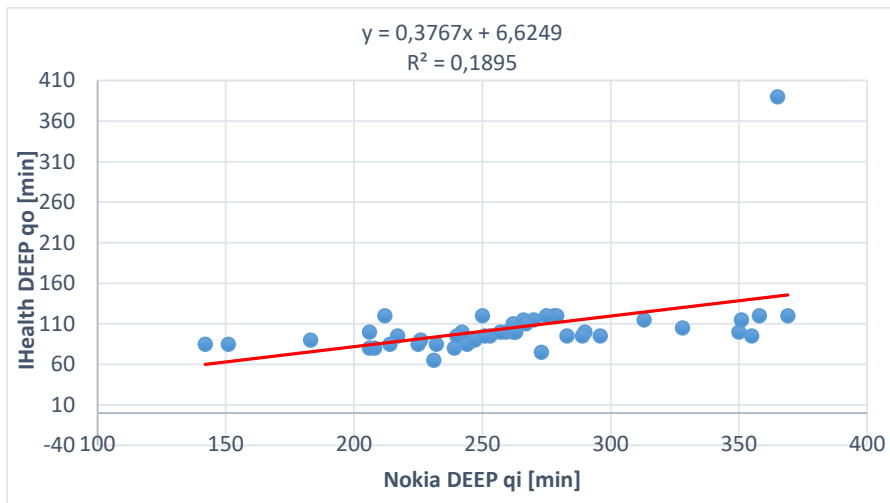
Osserviamo la rappresentazione delle rette di regressione lineare, e relativi parametri statistici, in riferimento ai dati sul “sonno profondo” (Fig. 13) e sul “sonno leggero” (Fig. 14), confrontando i risultati dei due dispositivi indossabili.



PARAMETRO	VALORE
m	0,24
b	82,55
Sm	0,10
Sb	27,77
Sqo	36,41
Sqi	149,23

Pearson's r	0,33
-------------	------

(a)



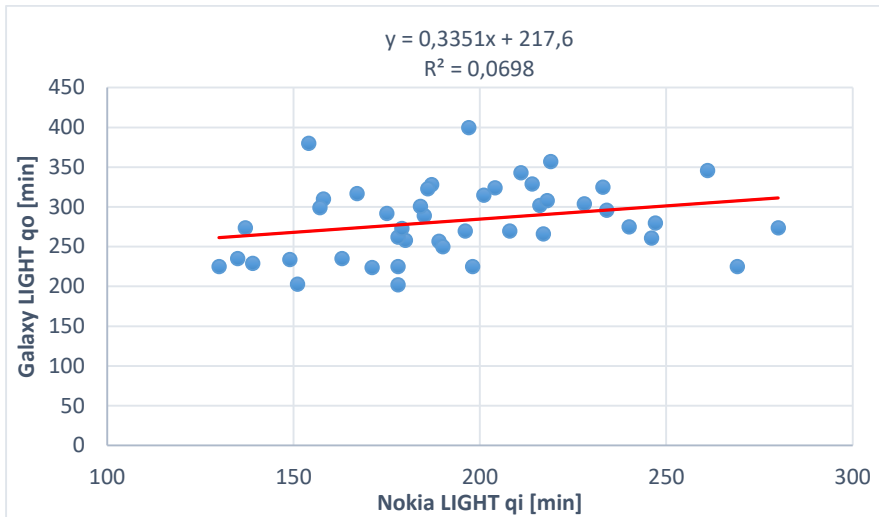
PARAMETRO	VALORE
m	0,38
b	6,62
Sm	0,12
Sb	30,99
Sqo	40,64
Sqi	107,87

Pearson's r	0,44
-------------	------

(b)

Fig. 13. Rette di correlazione lineare del deep sleep per il set di dati Nokia-Galaxy (a) e Nokia-iHealth (b) e relativi parametri statistici

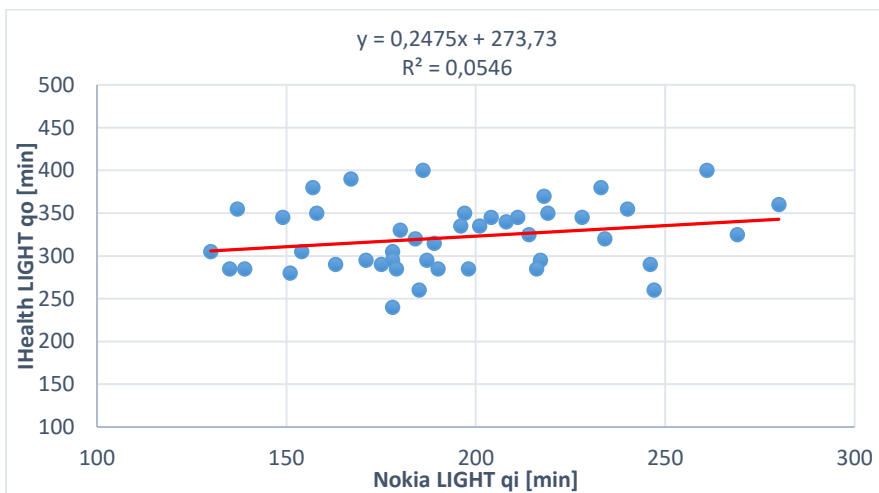
I valori ottenuti per la confidenza statistica, con fattore di copertura pari a due, sono molto elevati per entrambi i dispositivi, specialmente per il Galaxy, mostrando un'evidente assenza di robustezza: 114,04% per il Galaxy e 82,43% per l'iHealth.



PARAMETRO	VALORE
m	0,34
b	217,60
Sm	0,18
Sb	36,03
Sqo	44,23
Sqi	131,98

Pearson's r	0,26
-------------	------

(a)



PARAMETRO	VALORE
m	0,25
b	273,73
Sm	0,15
Sb	30,32
Sqo	37,23
Sqi	150,43

Pearson's r	0,23
-------------	------

(b)

Fig. 14. Rette di correlazione lineare del light sleep per il set di dati Nokia-Galaxy (a) e Nokia-iHealth (b) e relativi parametri statistici

Anche in questo caso sono stati rilevati dei pessimi valori di confidenza statistica: 135,96% per il Galaxy e 154,95% per l'iHealth.

Possiamo dunque affermare che i parametri associati alle fasi del sonno ("Deep" e "Light") non sono rilevati in maniera attendibile dai dispositivi indossabili (la confidenza statistica con $k=2$ supera persino il 100%). Tale risultato può essere attribuito ad una differenza intrinseca all'algoritmo di misura presente in uno smartwatch rispetto a quello di un sensore fisso posto tra rete e materasso. A sostegno di ciò sono infatti evidenti i bassi valori dei coefficienti di correlazione lineare.

In effetti è presente una maggiore correlazione tra i due sensori indossabili (vedi tabella Fig. 10) per quanto riguarda il parametro "light" ($R=0,54$), mentre per il parametro "deep" la discrepanza risulta ancora molto significativa ($R=0,18$). Dunque potremmo concludere che anche tra gli smartwatches stessi, e non solo rispetto al sensore Nokia, gli algoritmi di calcolo presentano delle peculiarità proprie del singolo device. Si consideri infatti che sia il sensore Nokia che Galaxy sono in grado di rilevare la frequenza, al contrario dell'iHealth watch, e questa funzionalità può determinare una notevole discrepanza nella misurazione indiretta dei parametri del sonno.

5. CONCLUSIONI

L'analisi svolta nell'arco di quarantacinque giorni ha permesso di valutare l'affidabilità di misurazione dei due dispositivi indossabili in relazione ai parametri del sonno, considerando come riferimento il sensore Nokia, e del solo smartwatch iHealth rispetto al Galaxy watch, per quel che concerne l'activity tracker.

Osservando i risultati ottenuti, alcune conclusioni possono essere presentate.

I dispositivi indossabili analizzati possono rappresentare dei validi sistemi di assistenza e monitoraggio, pur presentando delle criticità.

Nel tracciamento dei parametri del sonno entrambi gli smartwatches hanno dimostrato buona affidabilità di misura per la rilevazione degli orari di inizio e fine della fase del sonno, anche se non è da sottovalutare la presenza massiccia di valori anomali, rilevati soprattutto dal dispositivo iHealth (14 outliers su 45 campioni). Anche per quanto riguarda la misura del Time in bed buoni risultati sono stati ottenuti, soprattutto per il Galaxy watch (confidenza statistica con $k=2$ pari al 9,48%). Anche con l'iHealth l'incertezza è in un range accettabile (confidenza statistica con $k=2$ pari al 26,99%), trattandosi in effetti di un parametro, il tempo totale di sonno, di cui non è cruciale esigere una misura estremamente precisa per valutare lo stato di benessere e salute generale dell'utente.

Diverso è invece il discorso relativo ai parametri dell'attività (passi, distanza e kcal) dove la confidenza statistica ($k=2$) di poco superiore al 30% può già compromettere l'affidabilità della misura, che potrebbe risultare fuorviante nella valutazione dello stato di attività e mobilità. Tale risultato è associabile ad una sottostima nel conteggio dei passi per l'iHealth, che si va a sommare alla sovrastima della stessa misura da parte del Galaxy. Gli altri due parametri, misurati indirettamente, di conseguenza mostrano lo stesso range di incertezza. Palesemente inadeguati sono invece i risultati relativi alle fasi del sonno per entrambi gli smartwatches: con una confidenza statistica ($k=2$) che si aggira intorno al 100%, l'incertezza è estremamente superiore ad un range di affidabilità. In questo caso, considerando anche i bassi valori dei coefficienti di Pearson, è probabile che vi sia una differenza intrinseca nel sistema di calcolo degli algoritmi, dato che orologi e materassino hanno in generale funzionalità diverse, mentre tra i due smartwatches stessi la discrepanza sostanziale è nella misura della frequenza cardiaca, che viene rilevata dal Galaxy (così come anche dal Nokia), ma non dall'iHealth.

In definitiva, lo smartwatch iHealth, nonostante non goda di piena attendibilità di misura, può rappresentare un valido dispositivo di assistenza per un utente anziano e affetto da lieve deficit cognitivo, considerando soprattutto la semplicità e intuibilità del design e dell'interfaccia, nonché il suo costo, particolarmente vantaggioso rispetto ad uno smartwatch paragonabile al Samsung Galaxy, le cui prestazioni non sono comunque così significativamente superiori.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Chau D., Osborne T., Using Technology to Improve Care of Older Adults, Springer publisher company, 2017
- [2] S. Casaccia et al., "Assistive sensor-based technology driven self-management for building resilience among people with early stage cognitive impairment," 2019 IEEE International Symposium on Measurements & Networking (M&N), Catania, Italy, 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/IWMN.2019.8804998.
- [3] Lee JM, Byun W, Keill A, Dinkel D, Seo Y. Comparison of Wearable Trackers' Ability to Estimate Sleep. *Int J Environ Res Public Health*. 2018 Jun 15;15(6):1265. doi: 10.3390/ijerph15061265. PMID: 29914050; PMCID: PMC6025478.
- [4] Alfeo, A.L., Barsocchi, P., Cimino, M.G.C.A. et al. Sleep behavior assessment via smartwatch and stigmergic receptive fields. *Pers Ubiquit Comput* 22, 227–243 (2018). <https://doi.org/10.1007/s00779-017-1038-9>
- [5] Asgari Mehrabadi M, Azimi I, Sarhaddi F, Axelin A, Niela-Vilén H, Myllyntausta S, Stenholm S, Dutt N, Liljeberg P, Rahmani AM. Sleep Tracking of a Commercially Available Smart Ring and Smartwatch Against Medical-Grade Actigraphy in Everyday Settings: Instrument Validation Study. *JMIR Mhealth Uhealth*. 2020 Nov 2;8(10):e20465. doi: 10.2196/20465. PMID: 33038869; PMCID: PMC7669442.
- [6] González I, López-Nava IH, Fontecha J, Muñoz-Meléndez A, Pérez-SanPablo AI, Quiñones-Urióstegui I. Comparison between passive vision-based system and a wearable inertial-based system for estimating temporal gait parameters related to the GAITRite electronic walkway. *J Biomed Inform*. 2016 Aug; 62:210-23. doi: 10.1016/j.jbi.2016.07.009. Epub 2016 Jul 6. PMID: 27395370.
- [7] Pete B. Shull, Wisit Jirattigalachote, Michael A. Hunt, Mark R Cutkosky, Scott L Delp Shull PB, Jirattigalachote W, Hunt MA, Cutkosky MR, Delp SL. Quantified self and human movement: a review on the clinical impact of wearable sensing and feedback for gait analysis and intervention. *Gait Posture*. 2014;40(1):11-9. doi: 10.1016/j.gaitpost.2014.03.189. Epub 2014 Apr 6. PMID: 24768525.
- [8] Massoomi MR, Handberg EM. Increasing and Evolving Role of Smart Devices in Modern Medicine. *Eur Cardiol*. 2019 Dec 18;14(3):181-186. doi: 10.15420/ecr.2019.02. PMID: 31933689; PMCID: PMC6950456.
- [9] Krivoshei, Lian et al. "Smart detection of atrial fibrillation" *Europace: European pacing, arrhythmias, and cardiac electrophysiology: journal of the working groups on cardiac pacing, arrhythmias, and cardiac cellular electrophysiology of the European Society of Cardiology* vol. 19,5 (2017): 753-757. doi:10.1093/europace/euw125
- [10] P. J. Rousseeuw e M. Hubert, «Robust statistics for outlier detection», *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 1, n. 1, pagg. 73–79, 2011, doi: 10.1002/widm.2.

RINGRAZIAMENTI

Ringrazio il professor Scalise, relatore di questa tesi, per la possibilità concessami nell'esplorare un tema di grande interesse e anche per la sua brillante e coinvolgente attività di insegnamento, che mi ha spinto a sceglierlo come relatore.

Ringrazio poi la mia correlatrice, ing. Sara Casaccia, per il supporto e la disponibilità dimostrati nel seguirmi passo passo durante tutto il lavoro svolto.

Ringrazio poi la mia famiglia. Se sono qui ora è soprattutto merito loro, che ci sono sempre stati per me. Per questo meritano di essere citati uno ad uno.

Grazie: a mia madre, che mi ha resa una donna libera e forte; a mio padre, che nonostante i mille difetti e bisticci, è il migliore che avessi potuto desiderare; a mio fratello che tra una battuta e una parola di sostegno ha alleggerito le mie ansie; a mia sorella, compagna fedele di ogni avventura e disavventura, senza la quale io non sarei me stessa.

Grazie a nonna Terzina e Maria, le colonne della mia vita, che mi hanno trasmesso i valori più importanti: la fede, l'umiltà e la semplicità di cuore. Senza il loro aiuto, consiglio e amore, non sarei oggi quella che sono.

Grazie a Maria Ilaria, che mi ha mostrato cos'è l'amicizia vera e gratuita, e sono convinta che la nostra crescerà ogni giorno di più.

Grazie a tutte le persone che hanno fatto o fanno parte della mia vita, sia "reale" che "virtuale": in un modo o nell'altro tutti mi hanno sostenuta e guidata, o almeno fatta crescere.

Ringrazio infine me stessa, per essere riuscita a raggiungere questo primo piccolo grande traguardo, tra fatica e soddisfazioni, con i piedi ben piantati a terra ma con lo sguardo sempre rivolto al Cielo, perché in fondo il mio più grande GRAZIE va proprio a Lui.