



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in **Ingegneria Elettronica**

**Studio di un wearable sensor per il
monitoraggio dei lavoratori lungo la linea
produttiva**

**Study of a wearable sensor for monitoring
workers along the production line**

Relatore:
Prof.ssa **Paola Pierleoni**

Tesi di Laurea di:
Michele Pasqualini

Correlatore:
Prof. **Lorenzo Palma**

A.A. 2020 / 2021

INDICE

1. Introduzione.....	4
2. Ricerche sullo stress nei contesti lavorativi e quotidiani con il dispositivo Empatica E4.....	4
3. Metodi volti a migliorare lo stato psicofisico della persona.....	9
4. Affidabilita' e caratteristiche del dispositivo Empatica E4.....	11
5. Confronto tra il dispositivo Empatica E4 e gli smartwatch commerciali.....	13
6. Sensoristica e tipi di misurazione usati per il monitoraggio dello stress.....	15
7. Riflessioni generali sul dispositivo E4.....	21
8. Analisi dati.....	21
9. Materiali e metodi.....	36
9.1 Obiettivi dell'esperimento.....	36
9.2 Materiali principali.....	36
9.3 Protocollo acquisizione dati e procedura.....	38
9.4 Materiali secondari.....	41
10. Catture segnali EDA	43
11. Catture segnali DCA	48
12. Catture componenti fasiche e toniche	63
13. Analisi dati dell'esperimento	78
14. Tabelle e conclusioni	79
Riferimenti	83

1. INTRODUZIONE

L'argomento che si andrà ad affrontare è di notevole importanza poiché riguarda lo studio e il monitoraggio dello stress dei lavoratori durante lo svolgimento delle relative mansioni di ognuno di loro.

Specificatamente si approfondirà la funzionalità di un dispositivo di rilevamento dati fisiologici, il braccialetto EMPATICA E4.

In breve tale braccialetto è dotato di sensori progettati per raccogliere dati di alta qualità che combina i sensori EDA (il quale misura i cambiamenti di alcune proprietà elettriche della pelle) e PPG (utile alla misurazione del volume sanguigno del polso dal quale deriva la variabilità della frequenza cardiaca), consentendo quindi la misurazione contemporanea dell'attività del sistema nervoso simpatico e della frequenza cardiaca.

A tal proposito si possono citare svariati articoli scientifici basati su test veritieri i quali analizzano in modo impeccabile e preciso l'andamento dei dati fisiologici estrapolati dal sensore EMPATICA E4 per la valutazione dello stress e della sindrome di Burnout.

2. RICERCHE SULLO STRESS NEI CONTESTI LAVORATIVI E QUOTIDIANI CON IL DISPOSITIVO EMPATICA E4

Ad esempio nello studio pubblicato dall'Università del Massachusetts in collaborazione con l'Università del Texas [1], vengono descritti e commentati i risultati ottenuti da una fase di test del sensore su un campione di otto soggetti lavoratori, specificatamente sanitari e medici del pronto soccorso.

Sono stati vagliati i dati raccolti sulla piattaforma cloud E4 connect e usate varie tecniche di confronto degli esiti proprio per poter ottenere vari modelli di comparazione e definire quello più robusto.

Il soggetto è stato istruito a indicare il verificarsi di un suo stato d'animo collegabile ad uno stato di disagio o stress tramite un apposito pulsante di cui il dispositivo è dotato. Da questo momento il braccialetto registra l'evento ed elabora vari modelli di apprendimento automatico basati sullo studio di scenari pre, post evento e scenari base.

I fenomeni che hanno creato disagio sono stati ad esempio la difficoltà ad interagire con pazienti, colleghi oppure l'esecuzione di procedure e cure complesse verso pazienti critici.

Notevole è stato il modello di elaborazione e studio dati che ha confrontato i dati base con i dati pre-stress, mentre il meno accurato è stato quello di comparazione tra statistiche pre vs post stress.

Tale studio afferma quindi che il dispositivo E4 sembra che indichi lo stress prima ancora che fosse riconosciuto e riportato dall'individuo e che in base ai fattori che hanno scatenato tali reazioni, si può intervenire in maniera mirata per ridurre questi scenari preventivamente.

Un altro studio molto importante e significativo, rispetto al contesto storico che stiamo attraversando, è stato condotto dall'Università della Louisiana a Lafayette, LA, USA, nel General Hospital ad Opelousas [2].

La pubblicazione intitolata è del professor Raju Gottumukkala, il quale descrive un test effettuato sempre tramite l'uso del braccialetto EMPATICA E4 dato in dotazione ad un team di 15 infermieri ed indossato al polso del braccio dominante, specificando i parametri fisiologici che verranno monitorati e presi in considerazione, cioè l'EDA, la frequenza cardiaca, temperatura della pelle, i dati provenienti dall'accelerometro e il polso del volume sanguigno.

Il rilevamento dello stress e l'apprendimento delle statistiche è stato descritto come automatico.

Tali dati sono stati raccolti in tempo e sono stati fatti confluire all'interno di un'app mobile sia per iOS che per Android visto che è stato sfruttato il collegamento bluetooth per l'interazione tra le parti in causa.

Anche in questo caso, come in precedenza sono stati utilizzati algoritmi per il rilevamento dello stress, oltre che un sondaggio manuale fatto agli infermieri a fine giornata lavorativa il quale però viene escluso dalla trattazione poiché non rilevante ai fini della discussione.

I segnali presi in considerazione (frequenza cardiaca, temperatura cutanea, EDA e polso del volume sanguigno) sono stati oggetto di studi e considerazioni molto utili ed interessanti.

Per quanto riguarda la temperatura della pelle, l'analisi effettuata descrive che 11 infermieri su 15 hanno subito un aumento di temperatura cutanea in eventi di stress più elevato.

Studiando il comportamento della frequenza cardiaca invece si può dire che non necessariamente essa varia a seconda dei livelli minori o maggiori di stress, visto che dipende anche dalla condizione di statica o di moto del soggetto, ma non è da escludere che può essere un segnale importante nel rilevamento dello stress, visto che la media della frequenza cardiaca è più alta in situazioni di stress per alcuni partecipanti.

Tale ricerca ha anche dimostrato che lo stress ha una forte correlazione positiva con l'attività elettrodermica per 10 persone su 15 con una media dell'EDA più alta in situazioni di nervosismo.

Infine si è notato che il trattamento degli infermieri di un paziente COVID-19 è stato segnalato come il più alto contributo di aumento di stress. Questo set di dati è quindi utile per comprendere la distribuzione dei vari fattori di stress legati al lavoro durante la pandemia.

Si può citare inoltre un altro studio, che anche esso ha fatto l'uso del bracciale EMPATICA E4 e che è stato riportato alla conferenza di Dubrovnik, Croazia. [3]

Questa volta è stato preso in considerazione un contesto lavorativo generico, ma ben focalizzato sulla nuova ed imminente era dell'Industria 4.0. Infatti essa rappresenta un fondamentale cambiamento della produzione grazie all'ausilio delle nuove tecnologie e degli innovativi sistemi cyber-fisici. L'operatore umano dovrà quindi adattarsi a nuovi

paradigmi produttivi ed è importante studiarne le conseguenze di tale rivoluzione dal punto di vista psicofisico.

Con l'industria 4.0 si ridurranno gli sforzi fisici dei lavoratori, ma bisogna prestare attenzione ai fattori di stress emergenti e ai rischi di salute mentale.

Lo studio dei rischi è reso possibile dalla diffusione dell'IoT e dalla capacità avanzata di analisi dei dati biometrici.

Diagnosticare precocemente fenomeni di stress ridurrà il danno e preverrà che diventi cronico.

In tale contesto viene monitorato il carico mentale dell'operatore sfruttando dispositivi indossabili e combinando misurazioni di parametri fisici.

L'obiettivo sarà quello di automatizzare le condizioni di rilevamento dello stress sollecitando il lavoratore con attività produttive e la costruzione di composizioni a mattoncini Lego.

I partecipanti hanno indossato 2 dispositivi ed eseguito cinque attività, separate da un periodo di riposo di 2 minuti.

Il bracciale E4 come già sappiamo acquisisce 4 dati ed anche in questo caso viene interfacciato all'utente tramite un'App mobile. Alla fine di ognuna delle 5 attività, il bracciale è stato tolto dal polso dei lavoratori e sono stati segnalati gli errori commessi durante la fase di "produzione". Il conteggio degli errori può essere utile per determinare il livello di stress e sicuramente sarà stressato di più l'utente che ha commesso più errori.

Nell'analisi dei dati rilevati lo studio ha dimostrato che in base alle interazioni si è riusciti a classificare in maniera corretta le operazioni più pesanti e quindi portatrici di stress e quelle meno pesanti, ossia le così dette "no-stress".

Per concludere, il test svolto con l'ausilio del dispositivo indossabile Empatica E4 minimamente invasivo ha reso l'approccio proposto utilizzabile in un contesto industriale.

In un'altra analisi svolta nel dipartimento dei sistemi intelligenti in Ljubljana [4] vengono messi a confronto dei test che rilevano situazioni di stress in ambienti contestualizzati e in ambienti di vita reale.

Prima di descrivere tale studio mi preme sottolineare e riportare l'analisi che introduce la ricerca, la quale riferisce in maniera precisa e dettagliata gli effetti e i rischi dello stress e delle sue conseguenze sugli esseri umani.

Curioso, ma importante allo stesso tempo è sapere che oltre che a portare cattive condizioni di salute e lesioni, esso ha anche notevoli costi economici, visto che la Commissione Europea per l'anno 2013 ha stimato che i costi dello stress correlato al lavoro sono stati pari a 25 miliardi di euro. Questo perché è aumentato il numero di infortuni sul lavoro, l'assenteismo e di conseguenza una diminuzione di produttività.

Per tali motivi sarebbe quindi molto importante disporre di un sistema automatico di monitoraggio dello stress per migliorare l'autogestione della salute mentale e fisica dei lavoratori, ma in generale della collettività.

Ritornando allo studio svolto, si legge che il suo obiettivo è quello di sviluppare un metodo per il rilevamento dello stress che sia in grado di consentire un suo monitoraggio costante e accurato nella vita reale basandosi innanzitutto sui dati studiati in ambiente contestualizzato, creando poi un modello di studio per l'analisi delle informazioni nelle circostanze di vita quotidiana.

Viene così proposto un nuovo criterio di rilevamento stress. Esso è costituito da tre componenti machine-learning: un rilevatore di stress che viene programmato facendo riferimento a dati di laboratorio che registra i dati ogni 2 minuti, un rilevatore di attività, il quale riconosce il contesto in cui il soggetto si trova e un altro rilevatore di stress che utilizza i dati in uscita del primo, per poter fornire un feedback definitivo su intervalli di 20 minuti.

Il rilevatore usato è stato proprio il bracciale Empatica E4, il quale tiene in considerazione tre fondamentali aspetti che rendono difficoltoso il monitoraggio. Cioè lo stress è altamente soggettivo, non è semplice definire il suo inizio e non può essere studiato in maniera diretta, per questo motivo è necessario distinguere i momenti di stress psicologico e quelli in cui hanno potuto attivare un campanello d'allarme nel dispositivo, ma che invece sono situazioni di attività fisiologica similare.

I dati che sono stati raccolti in ambiente vincolato riguardano 5 soggetti e sono stati registrati in 2 differenti momenti: in una situazione di relax e in un'altra di stress indotto.

L'aumento della tensione fisica è dovuto principalmente alla risoluzione di 3 equazioni matematiche a tempo variabile e difficoltà crescente.

Per quanto riguarda invece lo studio di eventi stressanti in vita reale è stato utile l'utilizzo dell'accelerometro per poter differenziare stati attività fisica provocata da eccitazione fisiologica o da stress psicologico. Questo dispositivo ha permesso quindi di riconoscere attività della vita quotidiana (corsa, camminata, andata in bicicletta...), classificando ogni 10 minuti se l'arco temporale è stato soggetto a stress o meno.

I dati della vita reale sono stati poi raccolti da un'app sviluppata appositamente.

Molto importante è lo studio delle conclusioni di questo esperimento, le quali ci permettono di capire che in base ai dati raccolti, il monitoraggio dello stress in ambiente vincolato (in laboratorio) ha avuto una precisione del 95%, mentre invece nella vita reale la precisione è stata del 7% (non accettabile).

Questo perché ci fa capire che è molto importante e necessario indicare la contestualizzazione delle attività svolte per poter differenziare lo stress psicologico o stati di fisiologica eccitazione.

Oltretutto bisogna anche sottolineare che per aumentare la robustezza e per confermare i risultati ottenuti, lo studio ha bisogno di un maggior numero di utenti da monitorare.

3. METODI VOLTI A MIGLIORARE LO STATO PSICOFISICO DELLA PERSONA

Sui livelli di stress può anche incidere l'ascolto di musica rilassante.

L'Università di San Francisco infatti ha svolto un curioso test su alcuni videogiocatori di una nota app (League of Legends) [5].

Gli utenti che si sono prestati allo studio, hanno svolto 2 partite con l'obiettivo di dare il massimo di sé stessi e vincere.

La differenza nelle 2 partite stava sul fatto che alla prima essi giocavano normalmente con il bracciale E4 indossato al polso, mentre alla seconda dovevano battagliaire online ascoltando la riproduzione di Canon in Re maggiore.

I risultati raccolti in un'app Android grazie all'E4 ed estrapolati in un file di testo hanno portato ad una conclusione tale da affermare che la musica rilassante ha un effetto psicologico positivo sul corpo umano. Tra l'altro anche i giocatori hanno notato che durante l'ascolto sono stati oggettivamente più rilassati.

Questo è molto importante perché estrapolando la conclusione e tornando allo scopo principale (ossia lo stress sul lavoro) a mio parere si potrebbe anche pensare di avere una melodia come sottofondo all'interno della catena produttiva, la quale permetterà un miglioramento del benessere psicofisico del lavoratore.

Viaggiano sulla stessa lunghezza d'onda rispetto allo studio appena descritto anche i ricercatori dell'Università di Heraklion, Grecia. [6]

Essi hanno approfondito una ricerca su come le tecnologie ambientali possono aiutare a diminuire il nervosismo.

Hanno chiamato il loro progetto CaLmi ed esso si basa sull'utilizzo del bracciale Empatica E4 per monitorare lo stato psicofisico del soggetto e dopo un'attenta elaborazione dati in tempo reale, fornisce un feedback alla persona se rileva importanti cambiamenti.

Non solo, infatti dopo questo processo di elaborazione, il tutto viene implementato all'interno di un sistema pervasivo di casa intelligente nel quale sono presenti programmi di relax in modo da gestire il livello di stress dei suoi inquilini con l'attivazione di sistemi di rilassamento appropriati (diffusione sonora, proiezione visiva e diffusione di odori) e quindi molto importante è anche la scelta dei vari host da attivare in base non solo allo stato di benessere dell'inquilino, ma anche in base alla posizione e alla stanza in cui si trova. Lo scambio dei dati tra l'E4 e il sistema domotico avviene tramite un'applicazione.

La ricerca svolta dall'Università greca mostra che una sessione di rilassamento è più efficace quando nell'ambiente circostante viene impiegato un approccio multisensoriale.

Sette utenti tra i 25 e i 54 anni sono stati osservati con indosso il bracciale Empatica per 2 giorni consecutivi in modo da calibrare i segnali riconosciuti dal dispositivo e per altri 3 giorni è stato chiesto ad essi di provare il programma di rilassamento consigliato dal sistema CaLmi offerto in 2 sessioni: monosensoriale e multisensoriale.

La sessione multisensoriale attiva la vista, l'udito e l'olfatto.

I risultati del test sono stati sensazionali e stabiliscono che il 71% dei partecipanti ha trovato maggiori benefici dopo la sessione multisensoriale (visualizzandolo nei segnali EDA emessi), e l'86% dei partecipanti ha mostrato una riduzione significativa dei loro valori EDA, con una riduzione media del 52%.

Questo ci dimostra che anche se lo studio ovviamente dovrebbe essere allargato a più utenti, molto importante è l'aiuto di un ambiente circostante sereno e rilassante. Si può così prendere in considerazione a mio parere tale risultato e perché no, costruire un ambiente multisensoriale adeguato all'interno dei reparti di un'azienda con lo scopo di ridurre il più possibile lo stress da lavoro.

4. AFFIDABILITA' E CARATTERISTICHE DEL DISPOSITIVO EMPATICA E4

Un altro aspetto fondamentale da valutare in maniera attenta e rigorosa è l'affidabilità del dispositivo indossabile (Empatica E4).

La valutazione e il confronto con altri dispositivi si è svolta nella conferenza di Tel Aviv nel 2019 [7] dove uno studio svolto da ricercatori dell'Università di Valencia ha portato alla luce risultati che sicuramente fanno riflettere.

L'attività elettrodermica (EDA) e la variazione della risposta galvanica usate per determinare la misurazione di uno stimolo o un'eccitazione sono state oggetto di paragoni su come la loro misurazione varia da dispositivo a dispositivo. In questo caso sono stati utilizzati un dispositivo di laboratorio (Refa system) attaccato alle falangi mediali palmari dell'indice e del medio collegato ad amplificatori (questo limita molto la portabilità e l'accessibilità del dispositivo) e il braccialetto wireless Empatica E4.

L'obiettivo quindi del test effettuato è quello di misurare l'affidabilità del bracciale nella misurazione dei cambiamenti della risposta galvanica della pelle (e quindi degli stati di stress) quando si osservano immagini di valenza emotiva positiva, negativa e

neutra rispetto alle misure ottenute con il sistema Refa, molto costoso e per certi aspetti ingombrante.

Sono stati analizzati 59 individui.

Andando su alcuni tecnicismi, si può dire che l'acquisizione dei dati per il cinturino E4 è stata ad una frequenza di 4Hz (freq di Nyquist e quindi segnali filtrati con un passa basso a 1,99 Hz), mentre il sistema Refa permette di acquisire grazie all'amplificatore esterno ad una frequenza di 256 kHz.

Sono state fatte vedere delle immagini tali da poter suscitare variazioni emotive di cui 4 negative, 8 neutre e 4 positive con durata di 12 secondi l'una.

I risultati ottenuti hanno dimostrato che le correlazioni tra i sistemi sono state basse-moderate per le immagini positive e negative, mentre non vi è stata alcuna corrispondenza per gli stimoli neutri.

Si può dire quindi che le relazioni di correlazione tra i due dispositivi sono deboli. Le differenze potrebbero essere dovute alle differenti frequenze di campionamento visto che quella dell'E4 potrebbe essere troppo bassa per registrare i cambiamenti dell'EDA (essi potrebbero avvenire con frequenze comprese tra 0,05Hz e 5Hz) con conseguente frequenza di campionamento non sufficiente per catturare le evoluzioni limitando la misurazione.

In conclusione lo studio ci suggerisce di essere cauti nell'utilizzare in maniera dogmatica il dispositivo EMPATICA E4.

Più ottimistiche sono state invece le ricerche svolte all'Università di Grenoble [8] che hanno confrontato il dispositivo Empatica E4 con l'AD INSTRUMENT POWERLAB (il quale registra segnali ECG a 1 kHz e impedenza galvanica a 4 Hz). I partecipanti sono stati chiamati a svolgere due attività (simulazione colloquio di lavoro e lettura di un testo ad alta voce) con lo scopo di indurre stress e vedere le reazioni tramite i dispositivi, paragonando le risposte di attività cardiaca e di attività elettrodermica.

L'E4 si è comportato in maniera peggiore nella percezione cardiaca, poiché a volte il segnale di battito veniva perso, anche se in termini di frequenza cardiaca media le stime sono comunque accettabili e utili per un ipotetico rilevamento di stress.

La misura di impedenza galvanica invece ha fornito ottime risposte dal punto di vista delle prestazioni di discriminazione dello stress.

Una riflessione è quindi d'obbligo farla. Queste ultime due ricerche fanno capire che in base al tipo di dispositivi usati per fare i confronti, essi possono confermare o meno le aspettative. Bisognerebbe quindi per essere più precisi svolgere una ricerca sulle caratteristiche tecniche degli apparati usati per fare i paragoni e capire quanto possano essere spinte rispetto al braccialetto Empatica E4.

L'uso dell'E4 viene fatto anche per altri scopi e contesti molto importanti, come ad esempio il monitoraggio dell'epilessia sui soggetti affetti dagli attacchi epilettici.

Non posso entrare nel merito dello studio svolto dall'Università di Cambridge [9] poiché fuori contesto rispetto alle mie ricerche, reputando comunque questi studi di un'importanza molto elevata poiché intenti a migliorare lo stato di salute dei pazienti e delle loro famiglie.

Mi permetto soltanto di estrapolare delle considerazioni tecnico-biologiche dopo un'attenta lettura delle conclusioni.

E' stato visto che per i soggetti allergici, il materiale del bracciale può causare rari casi di lieve irritazione cutanea, ma comunque tutte le parti che sono a contatto con la pelle hanno superato i test di conformità ISO10993, e quelli di sicurezza elettrica e compatibilità elettromagnetica rispettivamente IEC60601-1 e IEC60601-1-2.

5. CONFRONTO TRA IL DISPOSITIVO EMPATICA E4 E GLI SMARTWATCH COMMERCIALI

Singolari, ma estremamente adeguate al tipo di indagine da trattare sono anche due ricerche svolte sull'accostamento fatto tra i dispositivi SmartWatch di ultima generazione e il bracciale di rilevamento EDA Empatica E4. In un primo esame fatto all'Università di scienze e tecnologie in Wroclaw, Polonia, [10] sono state rilevate le utilità di spicco che permettono ad un dispositivo di eccellere nei confronti di un altro. Codesti dispositivi hanno tutti un unico comun denominatore: costi accessibili e grande portabilità.

Ognuno di essi ha poi integrati vari tipi di sensori che permettono il monitoraggio di attività e funzioni vitali come il sonno, il riconoscimento di emozioni e dello stress (Empatica E4).

Sono state osservate le caratteristiche di ognuno dei wearable sensor, ad esempio la capacità di rendere disponibili in tempo reale o meno i vari tipi di segnali raccolti, la frequenza di campionamento dei segnali, che può risultare bassa o a volte troppo alta.

Ognuno di essi ha un proprio cavallo di battaglia: l'Apple Watch 5 o i Samsung Galaxy Watch forniscono buone informazioni sullo studio delle attività svolte, Oura è buono per l'analisi del sonno indisturbato, ma per l'analisi dello stress e delle emozioni i migliori dispositivi sono l'Empatica E4 e Microsoft Band 2.

La stessa cosa viene ribadita dai ricercatori dell'Università di Oulu, Finlandia [11] i quali passano in rassegna tutti i dispositivi indossabili al polso, uno differente per ogni sistema operativo confrontandoli con l'E4. Questo perché lo scopo della ricerca era quello di riuscire a capire se i dispositivi commercializzabili contenenti vari sensori tranne quelli di EDA, riescono o meno a percepire variazioni di umore e insorgenza di stati di stress.

I risultati come già anticipato stabiliscono che sì, è possibile studiare e rilevare variazioni di stress anche senza appositi sensori di rilevamento EDA, ma si riuscirà nell'intento allungando le finestre temporali di studio e rilevazione dati e che il migliore è il Tizen (Samsung), il quale fornisce una precisione dell'87,4% con l'uso di sensori di rilevamento temperatura cutanea, BVP e frequenza cardiaca.

L'EMPATICA quindi rimane comunque un caposaldo della famiglia di questi dispositivi anche se gli SmartWatch di Samsung in questo studio si sono rivelati al di sopra delle aspettative.

Questo è molto importante perché ci fa capire che sul mercato oltre ai dispositivi EMPATICA, sono molto validi anche altri prodotti e magari facendo un paragone qualità-prezzo possono essere ancora più interessanti.

6. SENSORISTICA E TIPI DI MISURAZIONE USATI PER IL MONITORAGGIO DELLO STRESS

Lo studio e la rilevazione dello stress può essere fatto sulla base di misure come la variabilità della frequenza cardiaca, la conduttanza cutanea, la frequenza respiratoria, l'elettromiogramma (EMG), la temperatura corporea, la pressione sanguigna e l'elettroencefalogramma (EEG).

Il bracciale EMPATICA E4 ad esempio come già descritto in precedenza è munito di 4 sensori, ossia il PPG per poter rilevare informazioni basate sulla frequenza cardiaca, la sua variabilità e altre caratteristiche cardiovascolari. L'EDA per misurare l'eccitazione del sistema nervoso simpatico e da questa ricavare le caratteristiche legate allo stress. Si trova anche un accelerometro a 3 assi per catturare l'attività di movimento ed una termopila ad infrarossi per poter leggere la temperatura cutanea.

Sono comunque stati effettuati moltissimi studi usando singoli sensori di rilevamento di segnali biologici con risultati più o meno affidabili.

In particolare uno studio sviluppato nell'Università degli Stati Uniti ad Oswego [12] nel quale viene preso in considerazione lo stato di stress degli automobilisti misurato tramite ECG. L'elettrocardiografia (ECG) che è una rappresentazione dell'attività elettrica del muscolo cardiaco mentre cambia nel tempo, è stata spesso scartata da questi studi a causa dei vincoli delle misurazioni e delle possibili imperfezioni dei segnali risultanti che possono non rilevare alcuni battiti cardiaci. Però essi sono molto precisi nella misurazione del ritmo della frequenza cardiaca ed inoltre il monitoraggio ECG può ora essere eseguito con cerotti indossabili minimamente invasivi e altri sensori, il che rende il rilevamento dello stress basato su di essi un interessante campo di studio.

In questo studio sono applicati metodi e algoritmi di apprendimento automatico per rilevare diversi livelli di stress dai segnali ECG nei conducenti di automobili.

Si può vedere che i livelli di stress possono essere rilevati con successo dai soli segnali ECG. Difatti con classificatore di foresta casuale che consente l'identificazione di tre classi di stress, basso, medio e alto, si ha una precisione dell'88,24% e con il Naïve Bayes per due livelli di stress, basso e alto, si ha una precisione del 100%.

Sempre un altro studio focalizzato sul monitoraggio dello stress basato su ECG di un conducente svolto dall'Università di Biskra, Algeria [13], conferma i risultati precedenti, affermando che l'algoritmo di foresta casuale è il migliore per il rilevamento dello stress in termini di accuratezza. Addirittura la precisione ottenuta con l'algoritmo di foresta casuale che discrimina tre livelli di stress, l'Enhanced Random Forest, raggiunge il 97% di precisione. Invece per due livelli di stress la precisione come in [12] si avvicina al 100%.

E' utile anche riportare un altro studio svolto nell'Università di Fukushima in Giappone [14], il quale mira a verificare l'indice di stress (SI) tramite misurazione di segnali ECG usati per l'HRV, ossia la variazione della frequenza cardiaca.

Tramite elettrodi il partecipante viene monitorato all'interno di una vasca da bagno ed i suoi dati vengono raccolti su base giornaliera per sei mesi.

I risultati che si possono estrarre sono altamente correlati con i periodi più o meno intensi di lavoro a cui il partecipante è sottoposto.

Quindi anche il sistema in vasca basato su ECG è ottimale per le misurazioni di stress.

Per la misurazione dell'HRV in altri test sono stati associati anche altri sensori come ad esempio l'accelerometro, proprio per discriminare ancor meglio i cambiamenti di livello degli stati d'animo. Nell'istituto di ricerca di Singapore [15] i dati acquisiti sono stati quindi anche collegati alle attività di routine svolte e sono stati anche valutati vari classificatori. Ottimizzando al meglio i metodi di apprendimento automatico si arriva ad un'accuratezza dell'85,7%, deducendo che tale monitoraggio è abbastanza pratico.

Ci sono poi anche altri dispositivi, elencati in precedenza, i quali permettono di monitorare lo stress. Come ad esempio l'elettroencefalogramma (EEG), il quale misura le fluttuazioni di tensione derivanti dalla corrente ionica all'interno dei neuroni del cervello.

Uno studio del dipartimento di CSE di Sangli, India [16], ha l'obiettivo di rilevare e ridurre lo stress tramite EEG. Una volta raccolti i segnali, essi vengono archiviati tramite uno script MATLAB. Saranno poi estratti, classificati ed analizzati.

Sempre tramite l'uso di rilevatore EEG dall'Università di Singapore [17] è stato svolto un test usando l'algoritmo di induzione di stress delle parole colorate di Stroop, usato per indurre 4 livelli di stress.

Il dispositivo impiegato per registrare segnali EEG è l'Emotiv EPOC. Inoltre viene utilizzato anche un questionario per valutare il livello di stress subito.

Sono stati così sviluppati dei classificatori i quali avranno accuratezza minore all'aumentare del numero di livelli di stress.

Da tale studio è possibile riconoscere quattro livelli di stress con una precisione media del 67,07%, tre livelli di stress possono essere riconosciuti con una precisione del 75,22% e due livelli di stress possono essere riconosciuti con la precisione dell'85,17%.

Il monitoraggio dello stress può anche essere fatto con l'aiuto di altri tipi di dispositivi, tipo l'elettromiogramma (EMG).

L'EMG è uno strumento per registrare e valutare l'attività elettrica prodotta dai nostri muscoli scheletrici, potenzialmente utile quindi per la nostra ricerca. Esso è stato ampiamente utilizzato in studi di polisonnografia (PSG) per valutare la qualità del sonno e fornire informazioni sul livello di stress registrando le espressioni facciali notturne per rilevare movimenti specifici come il serramento dei denti.

Oltre agli studi del sonno, i sensori EMG personalizzati in grado di lavorare in tempo reale possono essere utilizzati per effettuare misurazioni durante le attività quotidiane al fine di avvisare l'utente quando si verifica un evento di allarme.

In essi però ci sono anche delle criticità, ossia hanno caratteristiche nel dominio del tempo estremamente deboli e i requisiti di sistema per l'acquisizione del segnale sono impegnativi. I segnali devono essere catturati da un'interfaccia elettrodo-pelle rumorosa con un elevato rapporto segnale-rumore (SNR) rifiutando l'interferenza di modo comune e consumando bassa potenza.

Lo studioso Orgucò nella conferenza di Honolulu [18] ha esposto il suo elaborato riguardante il monitoraggio dello stress basato su EMG, focalizzandosi sul riconoscimento dell'espressione facciale.

Infatti è in grado di classificare diversi movimenti della mascella come il serramento, l'apertura della mascella, la masticazione e il riposo in tempo reale.

Per l'acquisizione del segnale è stato utilizzato un circuito integrato (IC) di interfaccia sensore progettato su misura costituito da un amplificatore e un ADC.

Per la classificazione delle caratteristiche vengono usate delle trasformate, la FFT (Fast Fourier Transform) e la DWT, ossia la forma computazionalmente pratica della trasformata di Wavelet.

Le conclusioni sono che l'uso della trasformata DWT può essere utilizzata in dispositivi EMG per migliorare il processo di estrazione delle caratteristiche, anche se il costo computazionale di tale trasformata sia maggiore rispetto a quello della FFT.

Tale studio con EMG può essere integrato anche a progetti innovativi per un uso quotidiano, in [19] ad esempio viene discusso un progetto per un prototipo di misurazione coeso con il settore tessile, quindi tali sensori saranno posti all'interno di un capo d'abbigliamento.

Nascono così le problematiche di disallineamento muscolo sensore, ossia lo spostamento del sensore dalla posizione ottimale durante i movimenti del corpo.

Per ridurre questo disallineamento è necessario installare i dispositivi in una maglia aderente per creare una posizione fissa tra esso e il muscolo.

Lo studio dello stress durante momenti di guida è molto frequente, infatti sono state descritte anche in precedenza situazioni di questo genere, poiché può essere rilevato tramite l'uso di moltissimi tipi di sensori per il rilevamento di segnali fisiologici.

Anche la temperatura della pelle è un indicatore di stress.

Il professor Yamakoshi nella Conferenza di Lione [20] riporta il suo studio nel quale è stata misurata con successo la temperatura della pelle del tronco e quella periferica, nonché le variabili emodinamiche cardiovascolari. È stato chiaramente dimostrato che l'attività simpatica, ossia la vasocostrizione periferica, è aumentata durante la situazione monotona. Di conseguenza, è stato osservato un significativo calo graduale della temperatura cutanea periferica e la temperatura cutanea differenziale calcolata tra una parte periferica e quella del tronco, la quale potrebbe essere utile per valutare un indice di stress del soggetto in questione il quale può essere ovviamente anche un guidatore. Sebbene il cambiamento della temperatura differenziale della pelle sembri essere la base di un indice appropriato e fattibile in grado di riflettere lo stress del

guidatore, è necessario però un ulteriore numero di esperimenti per testarlo in condizioni ambientali variabili, cioè l'ambiente reale dell'auto.

Rimanendo alla guida, è stato visto che anche l'impedenza galvanica della pelle è un dato fisiologico da prendere in considerazione per lo studio dello stress. In [21] infatti viene studiata la condizione emotiva di un conducente anche tramite (GSR).

Esso è un segnale fisiologico bioelettrico controllato dal sistema nervoso simpatico e comprende due componenti: tonica (gamma di frequenza: da 0,0Hz a 0,16Hz) e fasica (gamma di frequenza: 0,16 Hz e oltre).

Una volta estratti tali segnali, sono stati implementati algoritmi utili ad elaborarli.

L'impulso del volume sanguigno (BVP) è importante in egual modo agli altri tipi di segnali fisiologici.

Nella Southwest University, China dei ricercatori [22] hanno visualizzato la differenza tra lo stress debole e lo stress forte sul periodo di eiezione relativo (REP) dell'impulso del volume sanguigno (BVP).

Infatti, il periodo del segnale del polso del volume sanguigno può essere utilizzato per stimare efficacemente gli effetti dell'adrenalina sul ventricolo sinistro umano. Tuttavia, le caratteristiche relative al periodo del polso del volume sanguigno sono state raramente utilizzate per identificare un forte stress in situazioni reali.

Per questo nel test sono stati acquisiti i dati e poi processati. Il dispositivo d'acquisizione è stato proprio il bracciale Empatica E4.

Lo studio mette in risalto la buona riuscita del test, infatti sono stati presi in considerazione dei soggetti laureandi intenti a discutere la tesi e si è visto che il REP è aumentato durante il periodo di discussione della tesi, rivelandosi quindi un parametro promettente per distinguere lo stress debole da quello forte.

Questa descrizione dei vari dispositivi dotati di sensori per il rilevamento degli stati emotivi è molto importante, perché ci permette di capire che ogni sensore ha un suo funzionamento e un tipo di acquisizione dati diverso.

Tutti questi sensori possono essere implementati in un unico dispositivo, più o meno complesso (ad esempio l'EMPATICA E4), il quale permetterà così una miglior

acquisizione dei dati emotivi e quindi anche la discriminazione delle attività svolte dal soggetto in questione, aumentando la precisione dei rilevamenti.

Un esempio infatti lo si può trovare in [23], dove viene descritto lo sviluppo di un dispositivo portatile utile a rilevare il livello di stress di una persona.

Gli studiosi in questo caso, hanno progettato il dispositivo usando 3 tipologie di sensori: un sensore che monitora la risposta galvanica cutanea (sensore Grove GSR), uno che monitora la frequenza cardiaca (sensore di pulsazioni Amped) e uno per la temperatura corporea (sensore DS18B20), il tutto interfacciato ad un microcontrollore. Sono stati svolti 4 passaggi fondamentali: progettazione del dispositivo, rilevamento dei tre parametri, calibrazione dei segnali ed infine una fase di test e di addestramento.

In quest'ultima fase viene indotto un fattore di stress ai soggetti presi in esame, tramite la somministrazione del test di Stroop, oppure tramite una corsa sul tapis roulant.

I risultati ottenuti dallo studio sono stati soddisfacenti poiché i 3 segnali fisiologici hanno fornito letture corrette e accurate.

In conclusione questo paragrafo è importante perché fa capire che esistono numerosi tipi di sensori per il rilevamento degli stati di stress.

Essi possono essere usati per i vari studi sia singolarmente, sia affiancandoli tra loro per avere informazioni più precise e accurate del soggetto preso in considerazione.

Questi sensori sono alla base dei dispositivi indossabili (Es. EMPATICA E4) e ovviamente a seconda delle prestazioni che si vogliono raggiungere i gradi di precisione e di affidabilità aumenteranno e di conseguenza anche il costo. A proposito di questo, tale descrizione è stata sviluppata nel paragrafo "CONFRONTO TRA IL DISPOSITIVO EMPATICA E4 E GLI SMARTWATCH COMMERCIALI".

7. RIFLESSIONI GENERALI SUL DISPOSITIVO E4

Dalle trattazioni passate in rassegna si può interpretare che il dispositivo EMPATICA E4 che consente di monitorare le fasi di stress di una persona è nel complessivo uno strumento affidabile e comodo vista la sua praticità nell'indossarlo.

Bisogna dire comunque di porre particolare attenzione all'utilizzo che si vuole fare, poiché se si vuole utilizzare il dispositivo per applicazioni altamente professionali, allora sarebbe migliore utilizzare apparecchiature più performanti ma forse più scomode ed ingombranti, oppure se lo si vuole usare solo per scrupolo o per hobby personale, il consiglio magari è quello di utilizzare lo Smartwatch Samsung, il quale si è visto dagli studi analizzati che dà in uscita dati altamente positivi e a volte comparabili a quelli del bracciale E4, perché ha meno onere economico.

8. ANALISI DATI

L'uso del dispositivo indossabile Empatica E4 comporta l'acquisizione di una grande quantità di dati, i quali devono essere gestiti in modo ottimale per poter svolgere una corretta comprensione e lettura di essi.

Anche in questo caso ho confrontato vari studi a riguardo per poter capire al meglio come è avvenuta la parte di elaborazione dati.

Ad esempio uno studio svolto dalla Northwestern University Evanston [24], sottolinea in maniera chiara come sono stati gestiti i dati generati in un test svolto in ambiente aziendale. Brevemente, questo studio si prefissa l'obiettivo di determinare se la creazione di un'idea unica o l'accordo di idee concordate con altri colleghi possono essere distinti tramite le risposte fisiologiche dovute ai cambiamenti di impedenza galvanica della pelle.

Essendo questa un'esposizione di analisi, non descriverò in maniera dettagliata la preparazione dello studio, ma incentrerò la trattazione sulla gestione e sull'elaborazione dei dati rilevati.

Per facilitare quindi il discorso si può subito dire che le conclusioni che si possono trarre dal test sono che i partecipanti che hanno presentato nuove idee, hanno dimostrato livelli più elevati di risposta galvanica della pelle, indicativi di impegno,

eccitazione emotiva o carico cognitivo, mentre invece chi le accordava presentava livelli di conduttanza cutanea più bassi e quindi risultavano così meno coinvolti.

La raccolta dei dati è avvenuta usando ovviamente il braccialetto Empatica E4. Più precisamente sono stati acquisiti l'IBI (intervallo di battito interno), il BVP (frequenza cardiaca in battiti al minuto), l'EDA (attività elettrodermica in microSiemens), i dati dell'accelerometro, di temperatura (in gradi Celsius) e un microfono Respeaker Array usato per la discussione di gruppo.

Tutti i dati esportati dal braccialetto vengono restituiti come files .CSV, mentre gli audio in files .wave i quali sono stati uniti in uno unico.

L'E4 ha raccolto tra 5000 e 8000 dati da ciascun utente. Ogni tipo di dato differisce da un altro per la funzione della frequenza di campionamento.

I dati però sono stati pre-elaborati nell'ordine: pulizia (rimuovendo i valori mancanti e quelli anomali), integrazione, trasformazione e riduzione dei dati.

Molto importante sono state l'integrazione e la trasformazione. In questi passaggi i dati EDA sono stati eseguiti e riformattati tramite Ledalab, un'estensione di MATLAB per l'analisi delle componenti toniche e fasiche dei livelli di risposta galvanica della pelle.

I dati EDA sono stati confrontati con i dati audio per analizzare le variazioni di impedenza galvanica durante i momenti di creazione dell'idea e infine i dati audio contenenti idee uniche, accordi o eventi importanti sono stati codificati.

La seguente linea di analisi raffigurata è stata usata per pulire i dati EDA e mapparli all'audio.

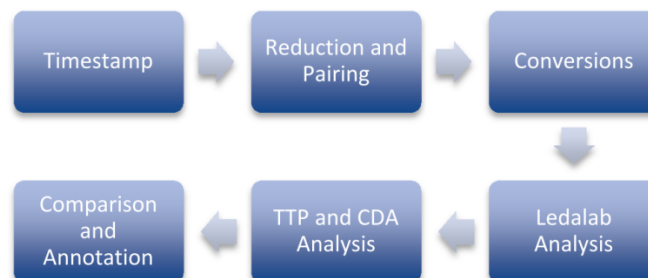


Figura 1 Pipeline dell'analisi dei dati EDA

- Timestamp: tutti i dati EDA sono stati ridotti nel tempo corrispondente (in secondi).

- Reduction and Pairing: i dati EDA sono stati ridotti a quelli corrispondenti ai dati audio.
- Conversions: i file CSV EDA con data e ora sono stati convertiti in file di testo, da utilizzare con Ledalab.
- Ledalab: i file di testo EDA con data e ora sono stati utilizzati per condurre l'analisi di decomposizione continua.
- TTP and CDA Analysis(CDA): viene convertita la conduttanza cutanea (SC) nelle sue componenti fasiche e toniche, così come l'analisi del Trough-to-Peak (TTP).
- Confronto e annotazione: una volta elaborati i dati EDA tramite Ledalab, sono stati confrontati gli eventi annotati con l'impedenza galvanica.

Tali dati sono poi stati inseriti in un grafico nel quale in asse orizzontale sono stati segnati gli orari degli avvenimenti importanti e in ordinata i valori di impedenza galvanica (unità di misura microSiemens).

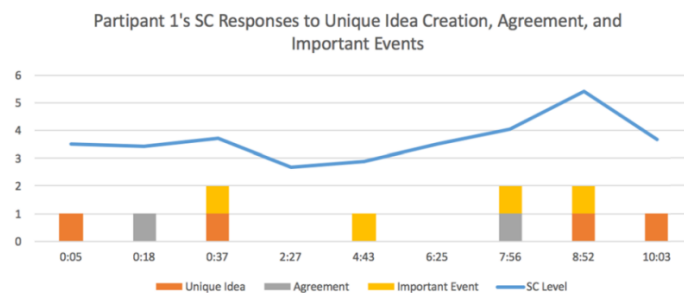


Grafico 1 Risposta agli stimoli del PARTECIPANTE 1

Ad esempio in questo caso il partecipante 1, il quale ha proposto molte idee al gruppo, ha ottenuto un aumento di 0,6 microSiemens del livello di impedenza galvanica, seguito da un'elevata risposta fasica.

In un altro test effettuato dall'Università Politecnica delle Marche, curato dalla professoressa Susanna Spinsante [25] sono state confrontate le misurazioni fatte con un dispositivo artigianale costruito nel laboratori universitario tramite l'ausilio di un microcontrollore, Arduino Uno, il quale permette di raccogliere informazioni provenienti dall'accelerometro e il bracciale Empatica E4.

Lo scopo di tale test è stato quello di verificare l'impatto dei dispositivi di misurazione sulla qualità dei dati e quindi sulla veridicità dei classificatori automatici di attività,

paragonando l'analisi delle stesse attività di vita reale svolte, con due dispositivi diversi. Si può subito dire che le conclusioni hanno affermato che il dispositivo costruito con l'Arduino, se non vi sono particolari restrizioni sul numero di funzionalità che possono essere usate, può sostituire in maniera efficace l'E4, altrimenti se così non fosse è meglio usare il dispositivo Empatica. In ogni caso, dovrebbe essere evitato l'uso delle sole caratteristiche nel dominio della frequenza (D2).

E' stato considerato questo studio perché l'analisi dati è stata trattata in maniera meticolosa e ottimale.

Vorrei fare una precisazione riguardante i parametri dei dispositivi. Potrebbe essere che vengano esaminati gli stessi parametri della precedente trattazione, o di quelle successive, ma per essere chiari e precisi ritengo opportuno rielencarli ogni volta.

Tornando al discorso antecedente, l'E4 in questo caso è stato usato in maniera completa, considerando tutti i sensori incorporati.

Essi sono:

- Sensore PPG: esso fornisce la frequenza cardiaca (HR) e la variabilità della frequenza cardiaca (HRV), entrambi campionati ad una frequenza di campionamento di 64 Hz.
- Sensore di attività elettrodermica (EDA): utile per determinare l'attività del sistema nervoso simpatico, e per ottenere caratteristiche legate a condizioni di stress o ansia. Il circuito EDA guida una piccola quantità di corrente ionica attraverso la pelle per funzionare, 100µA al massimo, come prescritto da IEC 60601-1:2005 (intervallo: 0,01-100 µS; risoluzione: ~900PS; frequenza di campionamento: 4 Hz);
- Accelerometro MEMS a 3 assi: per misurare l'attività correlata al movimento (range ±2g; risoluzione: 0,015g; frequenza di campionamento: 32 Hz);
- Termometro ottico a infrarossi: per misurare la temperatura della pelle (precisione: ±0.2°C entro 36÷39 °C, frequenza di campionamento: 4 Hz).

L'E4 opera in due diverse modalità:

- 1) Modalità di streaming, per visualizzare i dati in tempo reale, tramite un'app mobile (denominata E4 realtime) in esecuzione su uno smartphone connesso a E4 tramite Bluetooth Low Energy (BLE);
- 2) Modalità di registrazione, che memorizza i dati misurati nella memoria interna del dispositivo. Nella prima modalità, la durata della batteria dichiarata dal produttore ammonta a 24 ore, mentre aumenta a 48 ore nel secondo caso.

Quando il dispositivo viene utilizzato nella modalità di streaming, i dati di misura, che vengono trasmessi localmente allo smartphone tramite BLE, sono trasferiti su una piattaforma cloud remota, denominata Empatica Connect, dove è necessario configurare un account prima di iniziare a utilizzare il dispositivo. Ogni E4 è associato in modo univoco a un numero di serie per identificarsi. Una volta terminata una sessione di misurazione, i dati raccolti sono disponibili sulla piattaforma cloud sotto forma di file .csv separati per ciascun sensore. I file .csv dell'accelerometro sono organizzati in tante righe quanti sono i dati raccolti, e tre colonne corrispondenti ai valori del campione di accelerazione lungo i tre diversi assi X, Y e Z rispetto al sensore.

L'accelerometro a 3 assi a bordo dell'E4 presenta le seguenti caratteristiche: una frequenza di campionamento $F_s = 32\text{Hz}$, un intervallo predefinito di $\pm 2g$ (intervalli di $\pm 4g$ e $\pm 8g$ sono disponibili solo con un custom firmware fornito su richiesta), risoluzione 8 bit del range selezionato. I dati dell'accelerometro sono espressi in $[\text{m}/(\text{s}^2)]$: considerando quanto riportato nel manuale E4, un valore campione pari a 64 corrisponde a $1g$ (dove g è pari a $9,81 \text{ m}/(\text{s}^2)$). Quindi, per ogni campione di accelerazione acquisito da Empatica E4 con le tre componenti (A_x, A_y, A_z), il vero valore di accelerazione si ottiene dividendo ogni componente per 64 e moltiplicando per g : $(A_x/64, A_y/64, A_z/64)g [\text{m}/(\text{s}^2)]$.

Quando invece si fa uso del dispositivo basato su Arduino, il microcontrollore Arduino UNO è programmato per acquisire campioni di accelerometro dal sensore con una frequenza di campionamento impostata a 32 Hz , in modo da essere confrontabile con Empatica E4. Il dispositivo da polso basato su Arduino è dotato di un accelerometro e

giroscopio a 6 assi I2C Grove basato sul chip LSM6DS3 di ST[™]Microelectronics, che implementa un accelerometro digitale 3D e un giroscopio digitale 3D.

L'intervallo di misurazione dell'accelerazione lineare a fondo scala può essere impostato su ($\pm 2/\pm 4/\pm 8/\pm 16$)g, con corrispondenti valori di sensibilità di (0.061/0.122/0.244/0.488)mg/LSB (bit meno significativo).

La scheda Grove è collegata I2C ad Arduino UNO tramite quattro diversi fili: il filo rosso fornisce l'alimentazione e deve essere collegato al pin di uscita 5V sulla scheda Arduino UNO; il filo giallo è collegato al pin SCL (Serial Clock) e porta il segnale di clock; il filo bianco è collegato al pin SDA (Serial Data) e porta i campioni di dati acquisiti; il filo nero deve essere collegato al pin GND (Ground) sulla scheda Arduino UNO. I campioni di dati raccolti da Arduino vengono salvati su un file .txt, organizzato in quattro colonne: la prima contiene il timestamp del campione, le altre tre colonne contengono i valori del campione di accelerazione espressi come multiplo di g [$m/(s^2)$], lungo i tre assi relativi al sensore, cioè (A_x, A_y, A_z).

Dopo aver elencato e descritto questa prima fase di raccolta dati nella quale sono stati esplicitati i sensori usati e le grandezze in uscita da essi, si passa ad una fase di pre-elaborazione dati.

Nella pre-elaborazione quindi i valori dei campioni di accelerazione acquisiti dagli accelerometri da polso sono pre-elaborati dai programmi MATLAB.

Per i segnali E4, i 15 s iniziali di ogni seduta, corrispondenti all'intervallo di tempo in cui il dispositivo E4 esegue la sua calibrazione e il soggetto non compie alcun tipo di movimento, vengono rimossi.

Successivamente, tutte le registrazioni vengono finestate in tempo per ottenere lo stesso numero di campioni per ogni acquisizione. Tale fase di segmentazione è molto cruciale per evitare interpretazioni errate durante la fase di classificazione. È stato dimostrato che la segmentazione dipende dal tipo di attività, dalla durata delle prestazioni e dalla frequenza di campionamento del sensore.

In generale, i dati grezzi raccolti contengono rumore che può essere causato da movimenti involontari o accoppiamento lento del dispositivo al polso. Per eliminare il

rumore ad alta frequenza, i dati vengono filtrati utilizzando un filtro Butterworth passa basso di quarto ordine con una frequenza di taglio di 15 Hz.

Inoltre un filtro mediano di terzo ordine viene applicato per rimuovere picchi di rumore anormali.

La calibrazione dell'accelerometro utilizzato per il dispositivo basato su Arduino viene eseguita prima di raccogliere i valori di misura dal soggetto e sfruttando l'accelerazione di gravità.

L'accelerometro viene mantenuto fisso in tre diverse posizioni (in modo che ogni asse relativo al sensore sia allineato con l'asse di attrazione gravitazionale) per 30s, e i valori di accelerazione vengono raccolti in file ed elaborati.

Una volta terminata la parte di pre-elaborazione si passa all'organizzazione dei dati misurati tramite un rilevamento intelligente gestito dall'algoritmo ML. Dalle misurazioni grezze dell'accelerometro, sono state estratte le caratteristiche per ciascuna finestra. Sono state poi calcolate le caratteristiche temporali e di frequenza rilevanti, sia per le componenti di accelerazione che del Signal Magnitude Vector (SMV) e usato il toolbox WEKA della Waikato University per trovare il miglior algoritmo ML in grado di classificare il maggior numero di attività con il miglior insieme di caratteristiche considerate.

La fase successiva è stata quella che ha permesso di classificare automaticamente le attività di daily routine tramite specifici algoritmi e approcci di apprendimento, infatti la maggior parte dei sistemi di riconoscimento delle attività umane (HAR) funziona con un approccio di apprendimento supervisionato, il quale è il più utilizzato grazie alla sua capacità di apprendere la relazione tra gli input, le caratteristiche estratte, il target e le classi etichettate. Sono stati testati sei diversi algoritmi ML per valutare le loro prestazioni nella classificazione delle ADL selezionate.

Possono essere classificati in tre tipi: approcci generativi, discriminativi ed euristici.

Gli approcci generativi come Naïve Bayes (NB) sono flessibili e in grado di gestire l'incertezza nei dati. Tuttavia, richiedono una grande quantità di dati per l'addestramento del modello.

Approcci discriminatori come Decision Tree (DT), k-Nearest Neighbor (kNN), Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) e Artificial Neural Networks (ANNs), apprendono il mapping delle caratteristiche alle etichette delle attività creando però delle incertezze.

I metodi euristici utilizzano una combinazione di entrambi i precedenti, che generalmente possono ottenere prestazioni migliori rispetto a qualsiasi singola tecnica. Tra gli approcci DT, nell' esperimento è stato utilizzato l'algoritmo J48. Per la convalida incrociata, il 70% dei dati etichettati viene utilizzato per addestrare il modello (set di training) e il restante 30% per valutare il modello addestrato (set di test). La convalida incrociata k-fold migliora questo approccio, ripetendo più volte la stessa operazione e considerando diversi sottoinsiemi di dati.

In questo lavoro, utilizzando WEKA Explorer è stato scelto di implementare l'opzione del test di convalida incrociata 10 volte ($k = 10$), uno degli approcci più accurati, e i risultati riportati da WEKA sono mediati sulle 10 iterazioni. Per ogni approccio testato, l'accuratezza raggiunta è definita come il numero di istanze di ADL (Attività di Daily Routine) correttamente classificate sul numero totale di istanze considerate.

Sono stati così generati dei dataset che comprendono caratteristiche temporali, di frequenza e caratteristiche tempo-frequenza, valutando di essi la precisione e l'accuratezza mettendo i risultati in delle tabelle, dalle quali si possono fare le giuste considerazioni.

Le formule del calcolo dell'accuratezza sono:

$$\text{accuracy} = (1 - \text{Error Rate}) * 100;$$

$$\text{Error Rate} = (|N_{\text{cci}} - N_{\text{ti}}| / N_{\text{ti}})$$

con N_{cci} = numero istanze correttamente classificate, N_{ti} = numero di istanze totali

LIST OF FEATURES IN FREQUENCY DOMAIN.

Dataset	Description of features
D1	Time domain from SMV
D2	Frequency domain from SMV
D3	Time & Frequency domain from SMV
D4	Time domain from SMV and A_x , A_y , A_z
D5	Time & Frequency domain from SMV and A_x , A_y , A_z

Tabella 1 CARATTERISTICHE NEL DOMINIO f

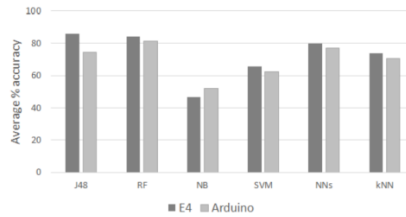
AVERAGE PERCENT ACCURACY OF THE TESTED CLASSIFIERS ON ACCELERATION MEASUREMENT DATA FROM E4 DEVICE.

Dataset	J48	RF	NB	SVM	NNs	kNN
D1	99.55	98.55	56.87	70.65	93.28	80.65
D2	31.36	30.77	20.80	17.84	24.24	27.78
D3	99.51	95.53	48.65	71.11	92.67	81.41
D4	99.39	98.97	52.05	83.18	96.38	89.98
D5	99.23	97.67	54.20	86.12	93.52	89.88

Tabella 2 PRECISIONE PERCENTUALE MEDIA DEI CLASSIFICATORI DAL DISPOSITIVO E4

AVERAGE PERCENT ACCURACY OF THE TESTED CLASSIFIERS ON ACCELERATION MEASUREMENT DATA FROM ARDUINO-BASED DEVICE.

Dataset	J48	RF	NB	SVM	NNs	kNN
D1	83.49	89.86	54.37	65.17	75.31	79.03
D2	31.63	39.08	16.73	18.81	23.80	40.03
D3	80.37	88.70	55.93	65.97	72.79	78.28
D4	90.04	95.06	66.54	81.24	91.70	92.75
D5	87.05	93.81	67.23	81.57	91.28	92.23

Tabella 3 PRECISIONE PERCENTUALE MEDIA DEI CLASSIFICATORI DALL' ARDUINO**Grafico 2** PRECISIONE PERCENTUALE MEDIA E4 VS ARDUINO

Si passeranno ora in rassegna altri test per il rilevamento dello stress tramite appositi dispositivi, tra cui l'E4 proprio per avere ancora, in maniera più dettagliata un quadro sull'analisi dei dati acquisiti e sulla loro elaborazione.

Viene citato quindi uno studio svolto dal Consiglio Nazionale delle Ricerche di Pisa [26], nel quale viene presentato un approccio alternativo che supera la formulazione standard del rilevamento dello stress come problema di classificazione supervisionata, utilizzando apprendisti di insieme e reti neurali ricorrenti (RNN) come modelli più rilevanti. Sono stati addestrati e testati modelli utilizzando WESAD, un set di dati fisiologici multimodale pubblico per il rilevamento dello stress e sono stati definiti e calcolati i punteggi di stress sulla base di vari questionari convalidati, memorizzati nel set di dati da utilizzare come verità di base. E' stato applicato uno schema di convalida incrociata Leave-One-Subject-Out (LOSO) per testare le capacità di approssimazione di ciascun modello nella previsione dei punteggi di stress individuali.

I risultati mostrano che la rete non lineare AutoRegressive con input exogenous (NARX), Random Forest (RF) e Least-Squares Gradient Boosting (LSBoost) fornisce previsioni di stress personalizzate ad alta risoluzione per la maggior parte dei soggetti analizzati. I modelli predittivi proposti possono essere integrati come supporto al processo decisionale in un Decision Support System (DSS) per il monitoraggio dello

stress online, con l'obiettivo principale di progettare strategie personalizzate di gestione e attenuazione dello stress relative alla gravità dello stress dedotta.

Tale infatti è l'obiettivo dello studio in questione ed i risultati ottenuti dimostrano che i modelli predittivi selezionati e la verità di base della sollecitazione utilizzata possono fornire un monitoraggio dello stress individuale accurato e dettagliato nella maggior parte dei casi.

E' molto importante quindi affrontare la descrizione del set di dati WESAD il quale consiste:

Il protocollo di studio WESAD consiste nelle seguenti condizioni:

- Linea di base: 20-condizione di minuto di riposo
- Divertimento: guardare diversi video clip divertenti per circa 6,5 minuti.
- 10-minuti di Trier Social Stress Test (TSST), un fattore di stress convalidato che consiste sia in attività di colloquiare in pubblico che di aritmetica mentale.
- Meditazione: due periodi di 7 minuti di meditazione guidata per rilassare i partecipanti rispettivamente dopo le fasi di divertimento e di stress.

I dati fisiologici sono stati raccolti utilizzando sia un dispositivo toracico che un dispositivo indossato al polso, ovvero RespiBAN Professional ed Empatica E4.

Per questa analisi, sono state selezionate le serie temporali ECG (campionate a 700Hz) registrate dalla fascia toracica e l'attività elettrodermica (EDA campionata a 4Hz) dal dispositivo indossato al polso.

Per il trattamento dei dati viene utilizzato Matlab (v.R2019a) per l'elaborazione dell'ECG, mentre l'EDA è stato elaborato utilizzando Ledalab3 (v3.4.9).

Tramite degli algoritmi sono stati poi estratti i dati di frequenza cardiaca dall'ECG ed elaborati gli EDA, estraendo delle caratteristiche fisiologiche legate allo stress.

Per convalidare il protocollo di studio WESAD da prendere in considerazione come verità di base, ogni partecipante ha compilato 4 questionari alla fine di ogni step del protocollo come autovalutazione sia del suo stato emotivo, che della percezione dello stress.

In questo studio però, sono stati confrontati soltanto 2 tipi di questionari, il modello PANAS e il modello STAI.

In breve il PANAS viene utilizzato per valutare separatamente gli affetti positivi e negativi, mentre lo STAI mira a rivelare il livello di ansia individuale. Di essi è stato poi calcolato un punteggio complessivo di stress e graficato.

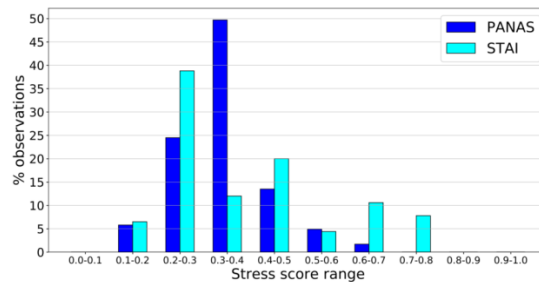


Grafico 3 DISTRIBUZIONE PERCENTUALE
NORMALIZZATA DEI MODELLI PANAS E STAI

Sono stati poi presi in considerazione dei modelli predittivi i quali sono “addestrati” per prevedere gli stati fisiologici analizzando porzioni di dati elaborati in precedenza.

Solo per citarli, essi sono:

- Foresta casuale (RF)
- Potenziamento ai minimi quadrati (LSBOOST)
- Reti di memoria a lungo termine (LSTM)
- Rete Autoregressiva non lineare (NARX)

L’addestramento è avvenuto usando dei tool come ad esempio Matlab Statistics, Machine Learning Toolbox e Matlab Deep Learning Toolbox per l’addestramento delle reti neurali.

Tutti questi modelli sono stati poi comparati tra loro e scelto il migliore dal punto di vista convalida incrociata della quale è stato selezionato l’errore quadratico medio (MSE) come funzione obiettivo da minimizzare.

In conclusione sia per PANAS che per STAI, la rete NARX supera tutti gli altri modelli predittivi proposti, rilevando accuratamente e ad alta risoluzione lo stress per tutti i soggetti analizzati.

Dopo NARX ci sono i modelli RF e LSBOOST che mostrano prestazioni medie migliori e una variabilità ridotta quando si utilizza PANAS, mentre STAI porta sia a prestazioni ridotte che a un intervallo di output più ampio per quasi tutte le metriche.

Infine, LSTM fornisce le prestazioni più basse rispetto alle altre tecniche.

Bisogna anche dire che sebbene PANAS e STAI debbano essere considerati strumenti indipendenti di valutazione dello stress, la loro analisi comparativa indica che il primo porta a risultati più accurati per questo caso di studio.

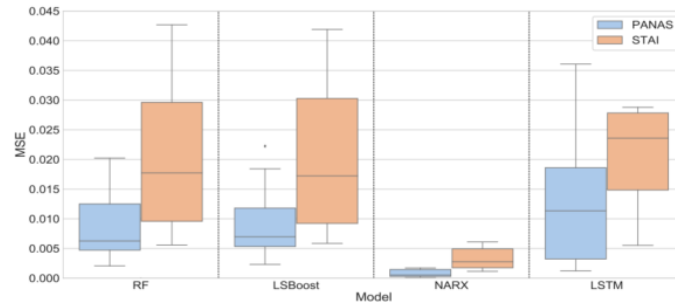


Grafico 4 ERRORE QUADRATICO MEDIO(MSE)

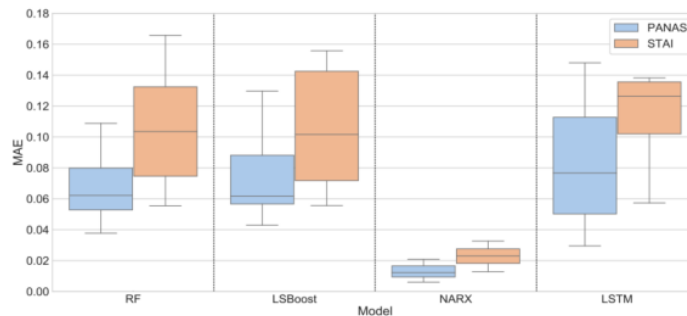


Grafico 5 ERRORE ASSOLUTO MEDIO(MAE)

Infine, viene esaminato un altro studio svolto presso l'UNIVPM dalla professoressa Spinsante [27], con lo scopo di identificare l'elicitazione della stimolazione acustica attraverso un dispositivo indossabile.

Su una popolazione di test che indossava l'Empatica E4 sono stati misurati otto algoritmi di apprendimento automatico valutati in una classificazione binaria (presenza/assenza di stimoli), utilizzando 22 metriche significative dai dati raccolti. I risultati hanno mostrato che l'algoritmo di regressione lineare (LR), seguito da Support Vector Machine (SVM), ha funzionato in modo soddisfacente su tutte le metriche di valutazione, raggiungendo il 75,00% e il 72,62% del tasso di accuratezza.

In questo contesto, l'articolo si propone di indagare la possibilità di identificare correttamente la presenza o l'assenza di uno stimolo acustico mediante l'utilizzo di segnali misurati dall' E4 ed esplorando diversi approcci Machine Learning (ovvero

Random Forest, Decision Tree, Naïve Bayes, K-nearest neighbor, Bagging, Boosting, Support Vector Machine e Linear Regression), utilizzando caratteristiche estratte dai dati misurati, la cui efficacia è stata valutata mediante il metodo di selezione delle caratteristiche basato sulla correlazione.

Si considerano i seguenti segnali fisiologici: Inter-Beat Intervals (IBI), BVP, EDA e SKT.

In particolare, il segnale BVP ottenuto tramite un sensore PPG permette di ricavare la Variabilità della Frequenza Cardiaca (HRV, cioè la variabilità fisiologica negli intervalli di tempo tra battiti cardiaci consecutivi), che, tra l'altro, può essere sfruttata per il riconoscimento delle emozioni.

Per l'elaborazione dei dati, gli autori hanno utilizzato lo strumento software Kubios per l'analisi HRV e algoritmi per BVP, EDA e SKT, utilizzando lo strumento Biosignal-Specific Processing (Bio-SP) di Matlab per l'analisi dell'EDA e l'estrazione delle relative caratteristiche.

Per suscitare emozioni sono stati utilizzati stimoli audio scelti dal database International Affective Digitized Sound system (IADS-2), già classificati in termini di valenza ed eccitazione attraverso la scala SAM.

Infine, per validare il metodo di misurazione proposto, anche in questo caso, è stato testato su un set di dati multimodale pubblicamente disponibile online, il Wearable Stress and Affect Detection (WESAD).

Durante lo studio per indurre una reazione emotiva, sono state somministrate delle registrazioni audio di tre tipi: evento neutro, evento piacevole ed evento spiacevole.

Ad ogni inizio e fine evento i soggetti hanno premuto il pulsante di marker sull'E4, per poter etichettare i dati da elaborare successivamente.

Il sensore può funzionare sia in modalità streaming per la visualizzazione dei dati in tempo reale utilizzando un'interfaccia Bluetooth Low Energy (BLE) tramite app da dispositivi mobili supportati o modalità di registrazione in memoria che memorizza temporaneamente i dati nella memoria flash interna. In ogni caso, le sessioni di registrazione associate al numero di serie del dispositivo utilizzato vengono salvate nella piattaforma remota E4Connect per la gestione dei dati e scaricabile come file .csv.

Nel presente studio, i soggetti utilizzano il dispositivo in modalità streaming; quindi, una volta terminata la sessione, i dati acquisiti sono stati dapprima trasferiti automaticamente al repository in cloud, dal quale i dati grezzi sono stati poi scaricati in formato .csv per l'elaborazione offline.

La pipeline di pre-elaborazione, prima in ambiente MATLAB e poi in WEKA, comprende principalmente le seguenti fasi: segmentazione, filtraggio, estrazione delle caratteristiche e selezione delle funzioni.

Quindi, queste funzionalità sono state utilizzate per alimentare 8 diversi algoritmi di apprendimento automatico.

In primo luogo, i dati grezzi sono stati suddivisi in due segmenti, che rappresentano la prima e la seconda parte delle acquisizioni, etichettati rispettivamente come assenza e presenza di stimolo. Ogni segmento è durato 5 min. In secondo luogo, per ridurre gli artefatti e le interferenze registrate durante la fase di acquisizione, ogni segnale è stato filtrato separatamente.

I segnali EDA sono stati pre-elaborati utilizzando il toolbox Bio-SP per ridurre il rumore e gli artefatti attribuibili al movimento del polso e alle proprietà fisiologiche a livello della pelle.

In particolare, per il processo di filtraggio dell'EDA è stato applicato un filtro passa-basso gaussiano (con una finestra di 40 punti e un sigma di 400 ms).

Poiché i dati SKT cambiano leggermente e lentamente in condizioni fisiche di riposo, come nel protocollo di acquisizione definito, non è stato applicato alcun filtro. Lo stesso per i dati BVP, anche per evitare potenziali distorsioni del segnale.

Nella fase di estrazione delle caratteristiche, sono state estratte metriche significative sia nel dominio del tempo che in quello della frequenza, da ciascuna porzione di dati.

Ulteriori parametri non lineari e basati sulla teoria dell'informazione sono stati estratti dal segnale IBI secondo il toolbox Kubios. Per quanto riguarda il segnale BVP, le caratteristiche sono state estratte dall'ampiezza del volume sanguigno (BVA) che rappresenta il flusso sanguigno, mentre le caratteristiche EDA sono state calcolate sia sul segnale EDA filtrato che sulla componente della risposta di conduttanza cutanea (SCR), strettamente correlata all'attività del SNS e risposta agli stimoli.

Nella selezione delle funzioni un numero più elevato di esse significa maggiori informazioni a disposizione degli algoritmi, ma l'utilizzo di queste in maniera ridondante può comportare una scarsa performance di classificazione dell'algoritmo ML.

Dopo aver stimato il contenuto informativo dei segnali fisiologici estraendo le relative caratteristiche, il filtro basato sulla correlazione è stato utilizzato per stabilire la bontà delle caratteristiche estratte e per selezionare un sottoinsieme in base all'elevata correlazione tra caratteristiche e classe. Il sottoinsieme risultante è stato utilizzato come input per i classificatori ML, da cui viene restituito un output che identifica l'etichetta di classe relativa alla presenza/ assenza di stimolazione.

Per la valutazione del modello, gli algoritmi ML sono stati testati con l'impostazione di configurazione della convalida incrociata 10 volte.

Infine, le prestazioni di questi algoritmi sono state valutate in termini di capacità di classificare la presenza o l'assenza di stimolazione. In dettaglio, la performance di classificazione è stata valutata in termini di: accuratezza, sensibilità, precisione, e F-measure.

Dopo aver determinato il miglior sottoinsieme di caratteristiche e i due migliori algoritmi ML in termini di rilevamento della stimolazione, sono state convalidate le prestazioni sul set WESAD.

Da questo studio si possono trarre le seguenti conclusioni, già citate all'inizio dell'articolo, ossia che l'LR e l'SVR sono i migliori algoritmi ML tra quelli studiati.

9. MATERIALI E METODI

9.1 Obiettivi dell'esperimento

L'esperimento si è svolto su XX partecipanti di età compresa tra i XX anni e i XX anni, per un periodo di circa un mese e mezzo.

Per l'esecuzione del test, sono stati confrontati vari protocolli di acquisizione dati e sono stati scelti 2 protocolli (di cui uno descritto in [3] e uno descritto in [28]) che si adattavano di più alle nostre esigenze, per poi essere uniti in un unico, ossia quello da me somministrato.

Uno degli obiettivi del mio test è quello di riuscire a creare una sorta di database di più pazienti possibili per poter analizzare il loro stato di stress indotto dal protocollo di acquisizione dati creato ad hoc (descritto in seguito) con l'ausilio del Prof. Lorenzo Palma.

9.2 Materiali principali

Il dispositivo usato in tale studio è il bracciale EMPATICA E4. Esso è un dispositivo indossabile progettato per raccogliere dati in maniera continua e in tempo reale.

Come descritto in precedenza l'E4 è costituito da quattro sensori utili alla rilevazione di dati fisiologici, ossia il sensore di temperatura, l'accelerometro, i sensori EDA che misurano l'impedenza galvanica della pelle e i sensori PPG che permettono di rilevare l'impulso del volume del sangue (BVP cioè Blood Volume Pulse), e l'HR, heart rate.

Nel bracciale sono inclusi anche un orologio interno e un pulsante che ha la funzione di essere un marcatore di eventi, cioè viene premuto dall'utente ogni volta che si sente sotto stress.

L'E4 ha anche una capacità di archiviazione dati interna che può superare le 60 ore di registrazione.

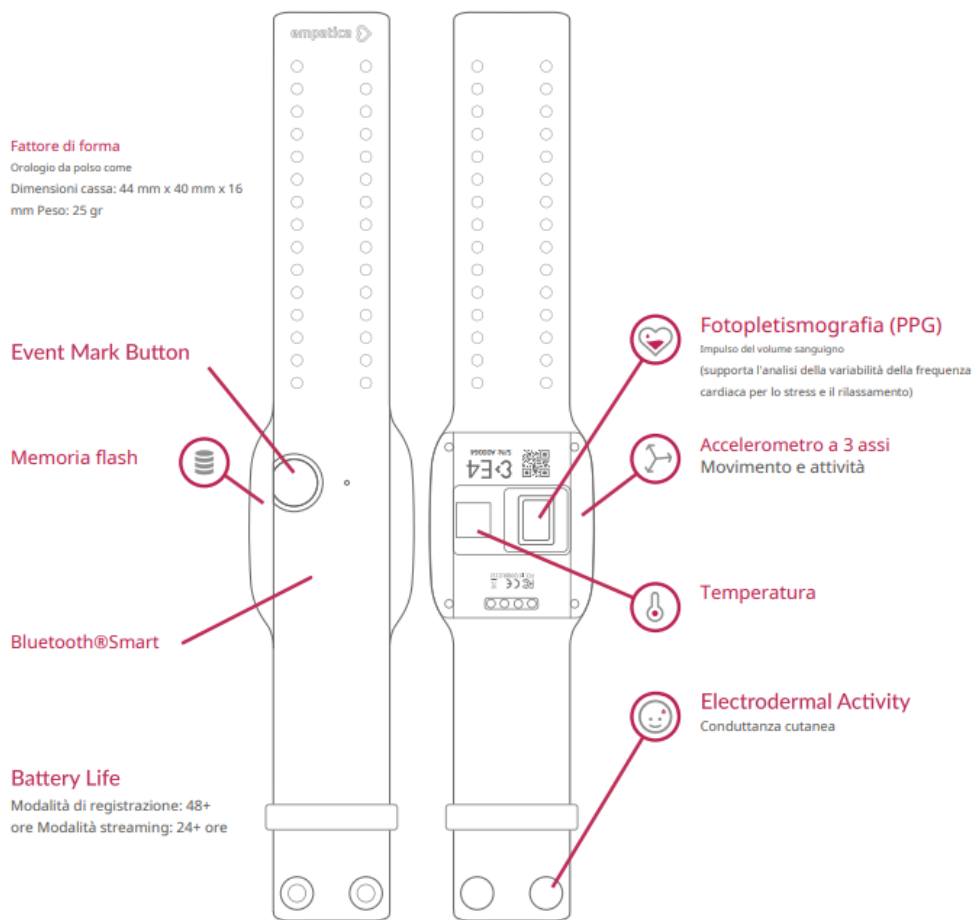


Figura 2 BRACCIALE EMPATICA E4

Specifiche tecniche

Fattore di forma
Cassa: 44 mm x 40 mm x 16 mm
Polso: 110 - 190 mm
Peso: 25 g

Batteria
Modalità streaming: 24+ ore
Modalità di registrazione: 32+ ore
Tempo di ricarica: < 2 h

Trasferimento dati
Bluetooth a basso consumo energetico
Smart®
USB 2.0

Memoria flash
Fino a 60 ore di archiviazione dati



[Ordina adesso](#)

Materiali resistenti agli schizzi
Cinturino: poliuretano
Cassa: policarbonato e fibra di vetro
Lenti: policarbonato e silicone

Conformità normativa
Certificazione CE 1876/MDD (Direttiva 93/42/CEE, Dispositivo medico classe 2a)
FCC CFR 47 Parte 15b IC (industria canadese)
RoHS
MIC Japan: BLE112 ha la certificazione di omologazione ID R209-J00046

Figura 3 SPECIFICHE TECNICHE BRACCIALE EMPATICA E4

9.3 Protocollo acquisizione dati e procedura

L'esperimento è stato svolto seguendo un protocollo specifico. Esso consiste nel fare indossare il dispositivo al soggetto che deve svolgere il test.

Dopodiché il bracciale viene acceso e partono i primi 3 minuti di riposo utili a stabilizzare i vari segnali fisiologici che vengono acquisiti.

Si passa poi all'assemblaggio della prima task, nella quale bisogna costruire un oggetto Lego senza le istruzioni sotto mano, ma guardando soltanto le immagini impresse nella scatola. Questo per 10 minuti, per poi alternare un periodo di riposo di 2 minuti anche alla fine di ogni altra task successiva.

La seconda task consiste nel costruire lo stesso oggetto Lego precedentemente trattato, ma questa volta con l'ausilio delle istruzioni, quindi montando i vari pezzi passo-passo, però il tempo a disposizione si dimezza a 5 minuti.

Nella terza task il partecipante deve assemblare un altro oggetto Lego, però costituito da pezzi di dimensioni maggiori, anche se di minor numero in un tempo di 3 minuti con l'ausilio delle istruzioni, ma con una difficoltà.

La difficoltà consiste nel contare da 180 (i secondi totali a disposizione per espletare la prova) fino a 0, facendo quindi un conto all'indietro.

La quarta prova è prettamente matematica e consiste nel sottrarre iteratamente al numero 511 e quindi poi al risultato di ogni sottrazione, il numero 13 a mente.

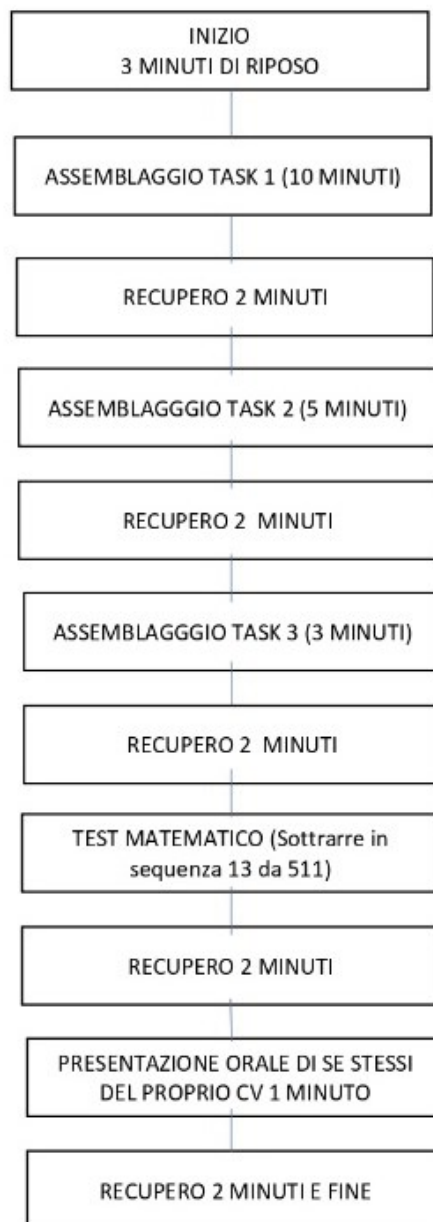
In questo caso non ci sono limiti di tempo.

Nella quinta ed ultima prova, il soggetto deve svolgere una presentazione orale di sé stesso e quindi illustrare oralmente il proprio CV per 1 minuto.

Si può appunto percepire che tutte queste azioni sono state implementate appositamente nel protocollo di acquisizione dati per poter provocare stress alle persone che vengono sottoposte alla prova.

Tutto questo poi deve essere se consensuale filmato, e per incutere ancora più stress deve essere posto uno smartphone vicino al soggetto con il timer attivo per ogni task da svolgere.

Sono stati creati poi anche dei files README.txt per annotare Nome, Cognome, Età e se particolarmente stressato il soggetto in questione.



TASK 1: mostrare l'immagine di un oggetto LEGO e farla costruire senza istruzioni (pezzi piccoli)
 TASK 2: mostrare le istruzioni di un oggetto LEGO e costruire il modellino passo-passo (pezzi piccoli)
 TASK 3: mostrare le istruzioni di un oggetto LEGO, costruire l'oggetto e nel mentre effettuare il conto alla rovescia (pezzi grandi)

Mettere un telefono davanti il soggetto con un cronometro attivo (tempo all'indietro per ogni performance)
 Quando possibile e se consensuale, filmare il test
 Scrivere per ogni soggetto il genere, Età, Lavoro e se è particolarmente stressato fin dall'inizio

Figura 4 PROTOCOLLO ACQUISIZIONE DATI

Durante il test l'E4 è stato fatto indossare ai soggetti in modo tale da essere abbastanza stretto da non farlo scorrere lungo il braccio per una migliore stabilità del dispositivo al polso e di conseguenza è stato impedito lo scorrimento degli elettrodi EDA sulla pelle.

Le persone per svolgere la prova sono state fatte sedere su un tavolo d'appoggio.

Per interfacciare l'E4 è stata preferita la modalità di acquisizione streaming Bluetooth nella quale una volta collegato il bracciale allo smartphone tramite l'app E4 Realtime, inizierà automaticamente la registrazione dei parametri fisiologici i quali possono essere monitorati in tempo reale dall'app.

Poi quando viene effettuata la disconnessione, i dati acquisiti in memoria dall'E4, vengono caricati direttamente su E4 Connect, la piattaforma cloud di Empatica nella quale è necessaria la creazione di un account.

Nella piattaforma cloud possono essere visualizzati, organizzati, valutati e scaricati tutti i dati fisiologici registrati ad ogni sessione.

Si può intuire quindi che E4 Connect è un archivio sicuro basato su cloud nel quale gli utenti possono accedere controllando i dati caricati dal loro braccialetto E4.

Esso offre così una dashboard per la visualizzazione dei dati e per il download per accedere ai dati grezzi con applicazioni di terze parti.

I dati che vengono scaricati dalla piattaforma sono in formato .csv.

⊗ Modalità streaming Bluetooth®

Visualizza i dati del sensore del dispositivo connesso in tempo reale. I dati verranno automaticamente caricati su E4 Connect, la nostra piattaforma cloud sicura, al termine della sessione. Ideale per ambienti di laboratorio ed eventi dal vivo in cui desideri mostrare i dati.



E4 in tempo reale

Il bracciale E4 si collega a uno smartphone o un tablet tramite Bluetooth® consentendo la visualizzazione dei dati in tempo reale. Ingrandisci e sposta facilmente per controllare i tuoi segnali. I dati verranno caricati automaticamente su E4 Connect al termine di una sessione.

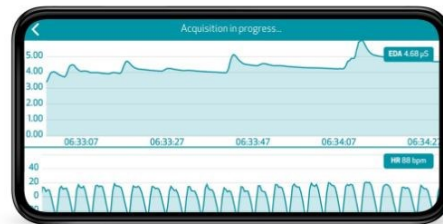


Figura 5 MODALITA' ACQUISIZIONE DATI
EMPATICA E4

9.4 Materiali secondari

I materiali secondari che sono stati usati sono degli oggetti LEGO, i quali per lo svolgimento del test dovevano rispettare dei parametri specifici.

Le costruzioni usate nella prima e nella seconda task dovevano essere di piccole dimensioni e con un numero di pezzi compreso tra 65 e 75, invece quelle usate nella terza task dovevano essere di grandi dimensioni con un numero di pezzi intorno ai 25.

E' stata usata anche una webcam per le riprese video, e per rispettare le norme Covid, è stato sanificato il bracciale prima e dopo ogni acquisizione.

LEGO ACQUISTA SCOPRI AIUTO SCONTI

Home > City > Unità cinofila della polizia

Esplora in 3D Schermo intero

Unità cinofila della polizia

Prodotto ritirato

Omaggio Anno della Tigre con un acquisto LEGO® superiore a 85 €, dal 10/01 al 27/01 fino a esaurimento scorte.* Scopri di più

Attenzioni! Pericolo di soffocamento. Piccole parti.

Consegne e resi >

Istruzioni per la costruzione >

4+ Età

67 Pezzi

60241 Articolo

LEGO ACQUISTA SCOPRI AIUTO SCONTI

Il treno dei numeri

5 Recensioni

Prodotto ritirato

Omaggio Anno della Tigre con un acquisto LEGO® superiore a 85 €, dal 10/01 al 27/01 fino a esaurimento scorte.* Scopri di più

Consegne e resi >

Istruzioni per la costruzione >

1½-3 Età

23 Pezzi

10847 Articolo

Figure 6,7 COSTRUZIONI LEGO UTILI PER LE TASKS 1,2,3

10. CATTURE SEGNALI EDA

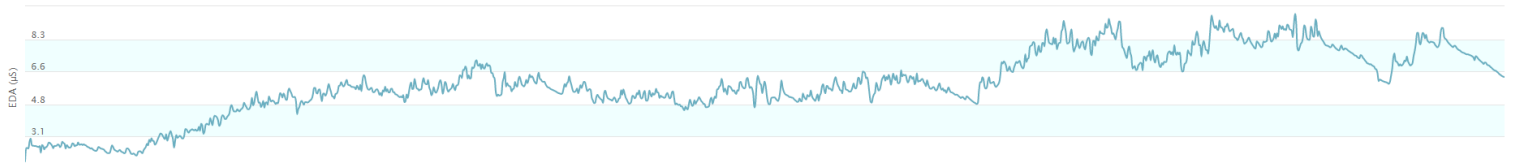


Figura 8 SEGNALE EDA DEL PRIMO SOGGETTO



Figura 9 SEGNALE EDA DEL SECONDO SOGGETTO

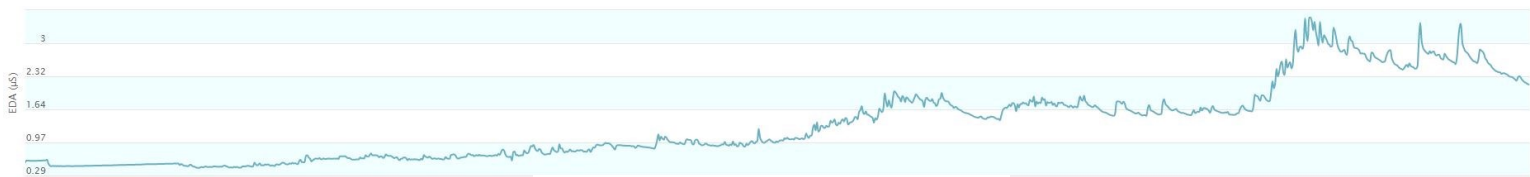


Figura 10 SEGNALE EDA DEL TERZO SOGGETTO

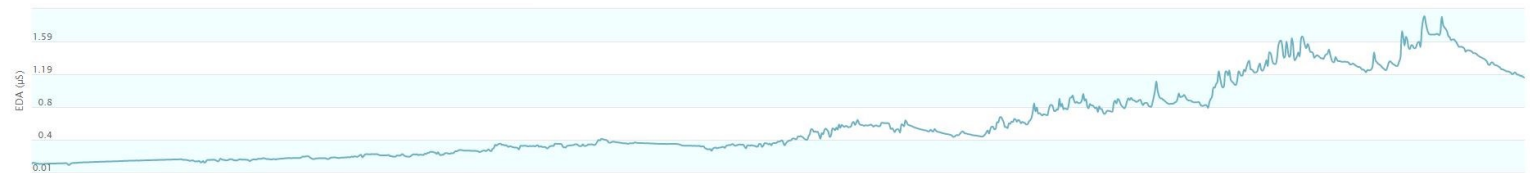


Figura 11 SEGNALE EDA DEL QUARTO SOGGETTO

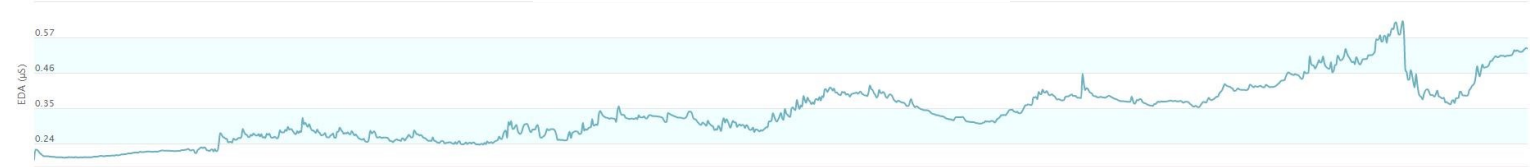


Figura 12 SEGNALE EDA DEL QUINTO SOGGETTO



Figura 13 SEGNALE EDA DEL SESTO SOGGETTO



Figura 14 SEGNALE EDA DEL SETTIMO SOGGETTO



Figura 15 SEGNALE EDA DELL'OTTAVO SOGGETTO



Figura 16 SEGNALE EDA DEL NONO SOGGETTO

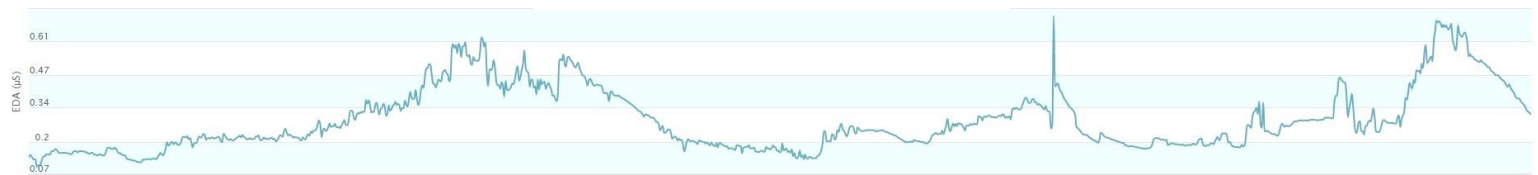


Figura 17 SEGNALE EDA DEL DECIMO SOGGETTO



Figura 18 SEGNALE EDA DELL'UNDICESIMO SOGGETTO



Figura 19 SEGNALE EDA DEL DODICESIMO SOGGETTO

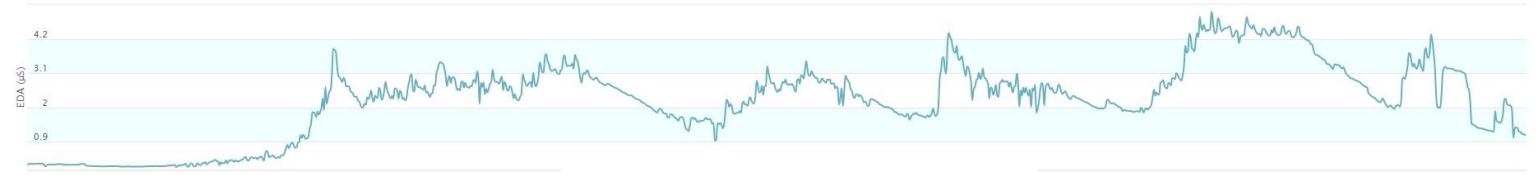


Figura 20 SEGNALE EDA DEL TREDICESIMO SOGGETTO



Figura 21 SEGNALE EDA DEL QUATTORDICESIMO SOGGETTO



Figura 22 SEGNALE EDA DEL QUINDICESIMO SOGGETTO

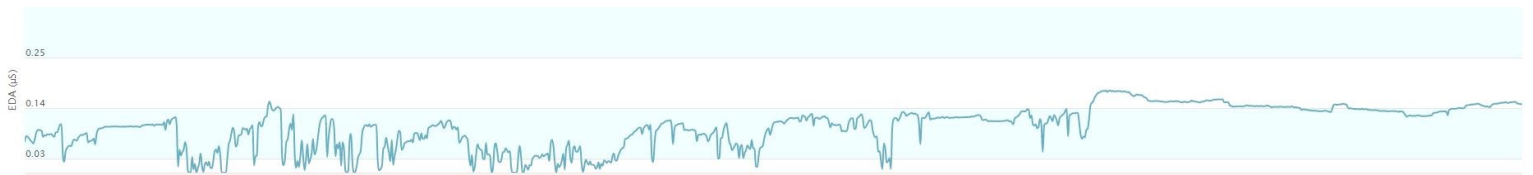


Figura 23 SEGNALE EDA DEL SEDICESIMO SOGGETTO



Figura 24 SEGNALE EDA DEL DICIASSETTESIMO SOGGETTO



Figura 25 SEGNALE EDA DEL DICOTTESIMO SOGGETTO

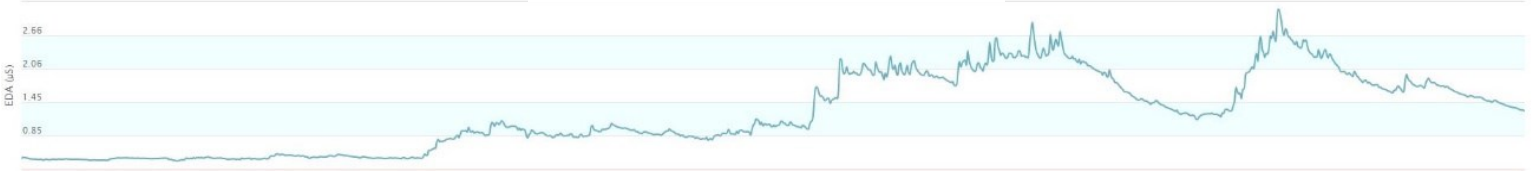


Figura 26 SEGNALE EDA DEL DICIANNOVESIMO SOGGETTO



Figura 27 SEGNALE EDA DEL VENTESIMO SOGGETTO



Figura 28 SEGNALE EDA DEL VENTUNESIMO SOGGETTO

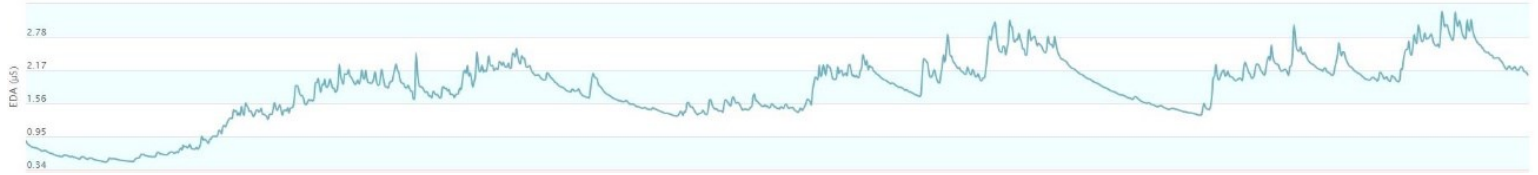


Figura 29 SEGNALE EDA DEL VENTIDUESIMO SOGGETTO



Figura 30 SEGNALE EDA DEL VENTITRESIMO SOGGETTO

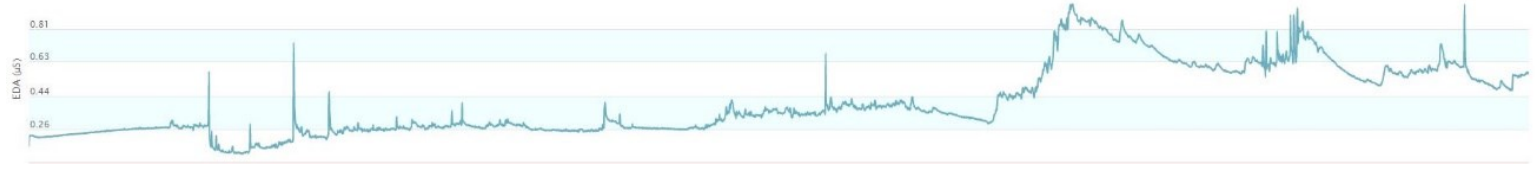


Figura 31 SEGNALE EDA DEL VENTIQUATTRESIMO SOGGETTO

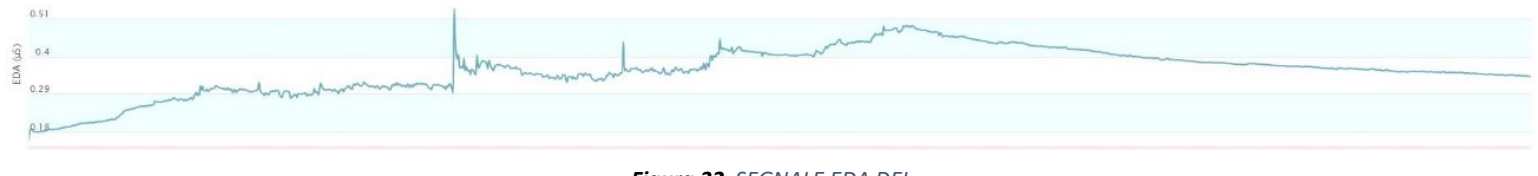


Figura 32 SEGNALE EDA DEL VENTICINQUESIMO SOGGETTO

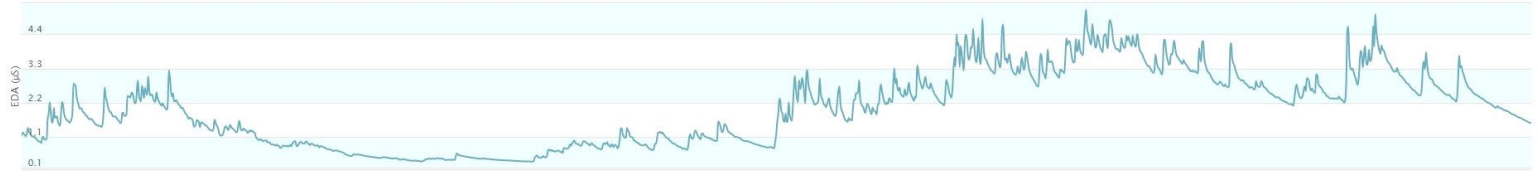


Figura 33 SEGNALE EDA DEL VENTISEIESIMO SOGGETTO



Figura 34 SEGNALE EDA DEL VENTISSETTESIMO SOGGETTO

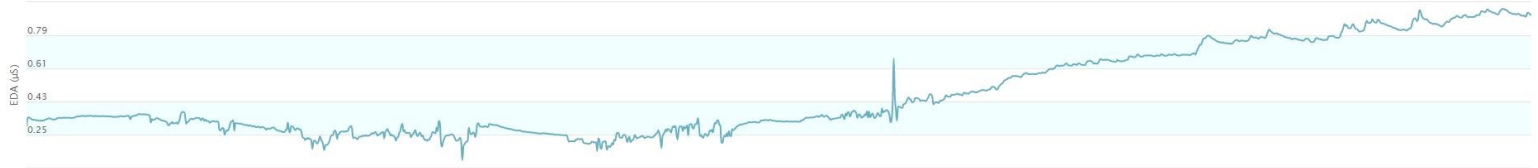


Figura 35 SEGNALE EDA DEL VENTOTTESIMO SOGGETTO

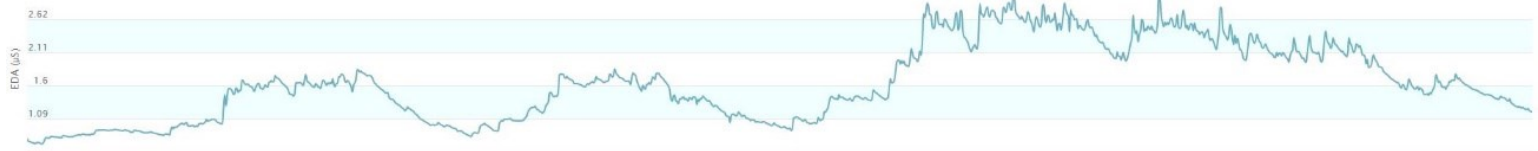


Figura 36 SEGNALE EDA DEL VENTINOVESIMO SOGGETTO

11. CATTURE SEGNALI DCA

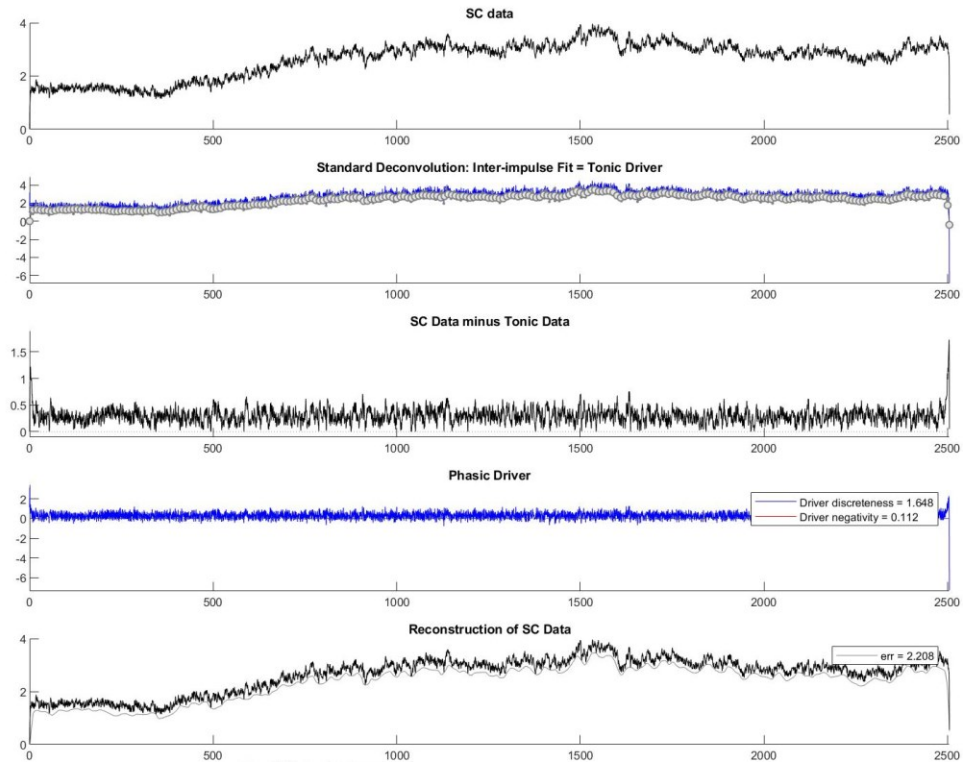


Figura 37 DCA SEGNALE EDA DEL PRIMO SOGGETTO

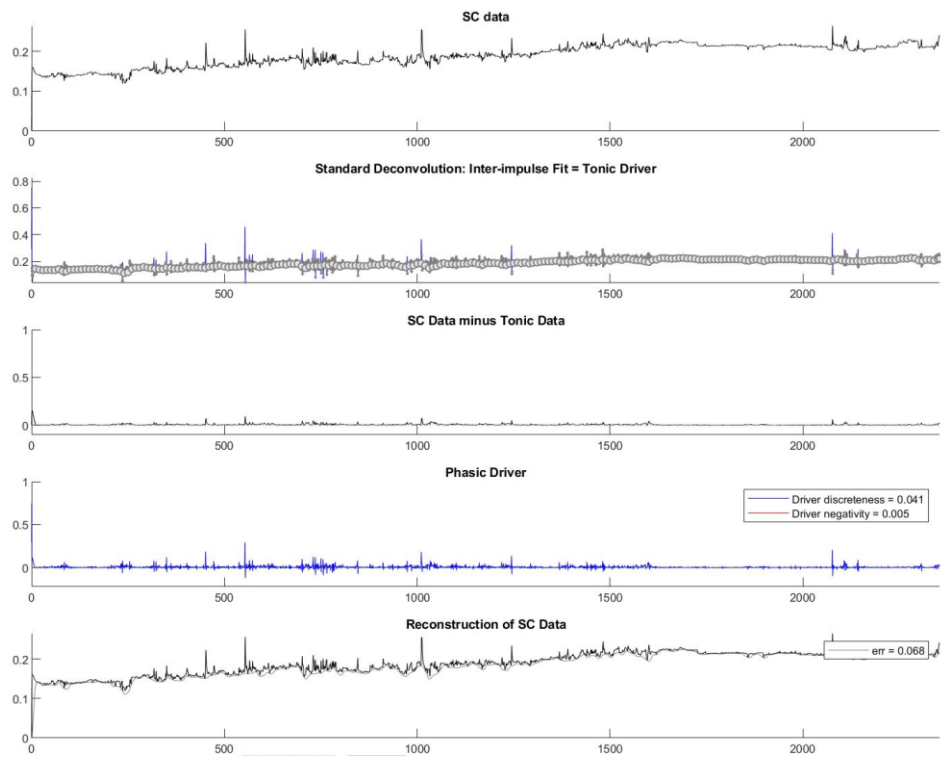


Figura 38 DCA SEGNALE EDA DEL SECONDO SOGGETTO

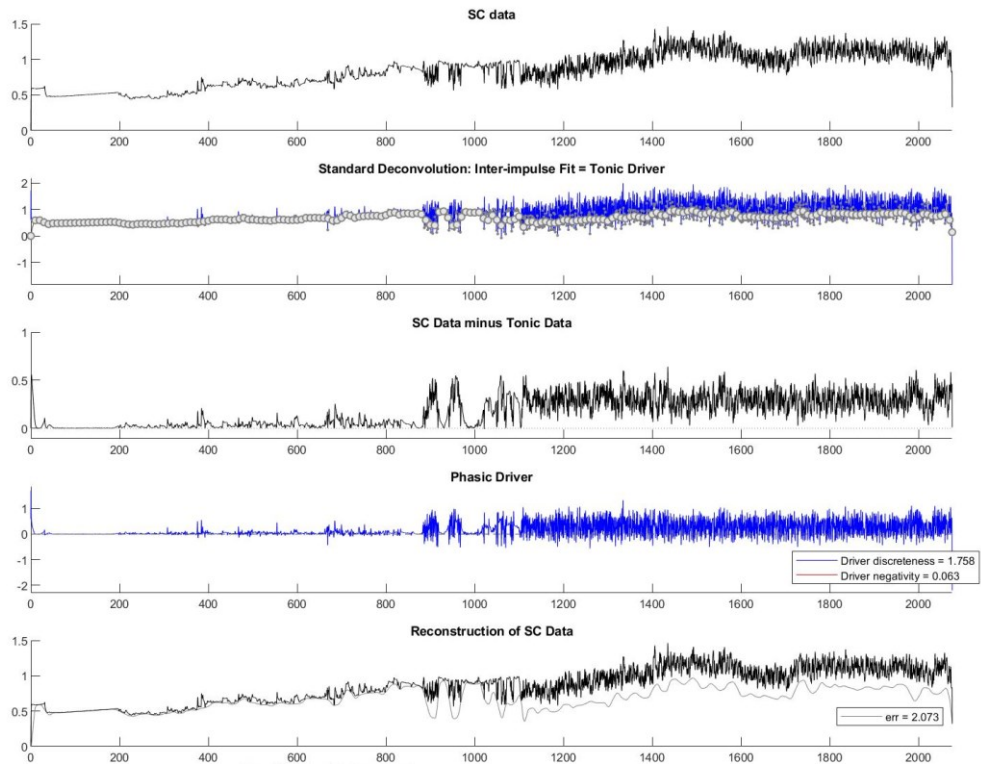


Figura 39 DCA SEGNALE EDA DEL TERZO SOGGETTO

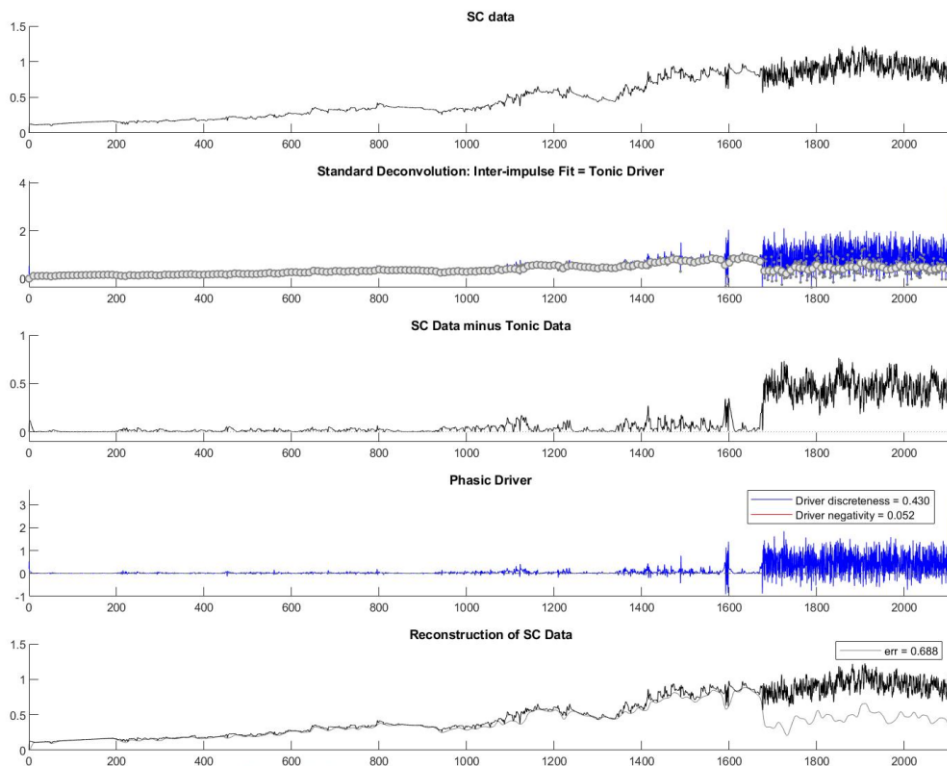


Figura 40 DCA SEGNALE EDA DEL QUARTO SOGGETTO

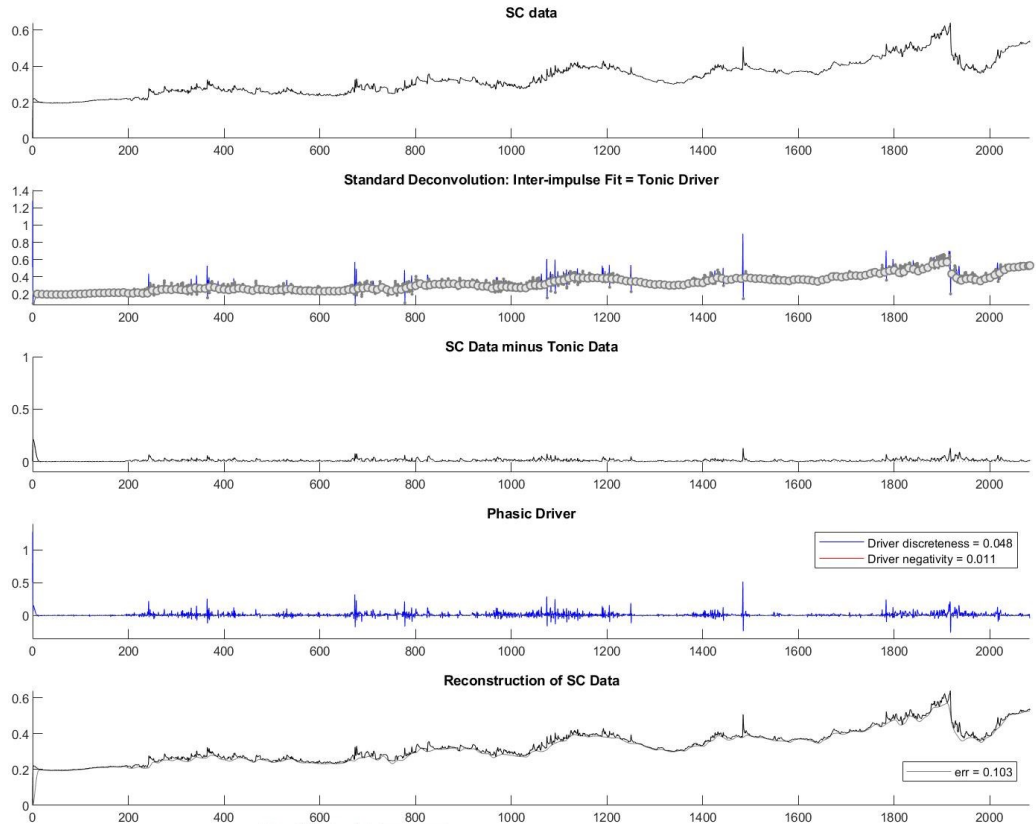


Figura 41 DCA SEGNALE EDA DEL QUINTO SOGGETTO

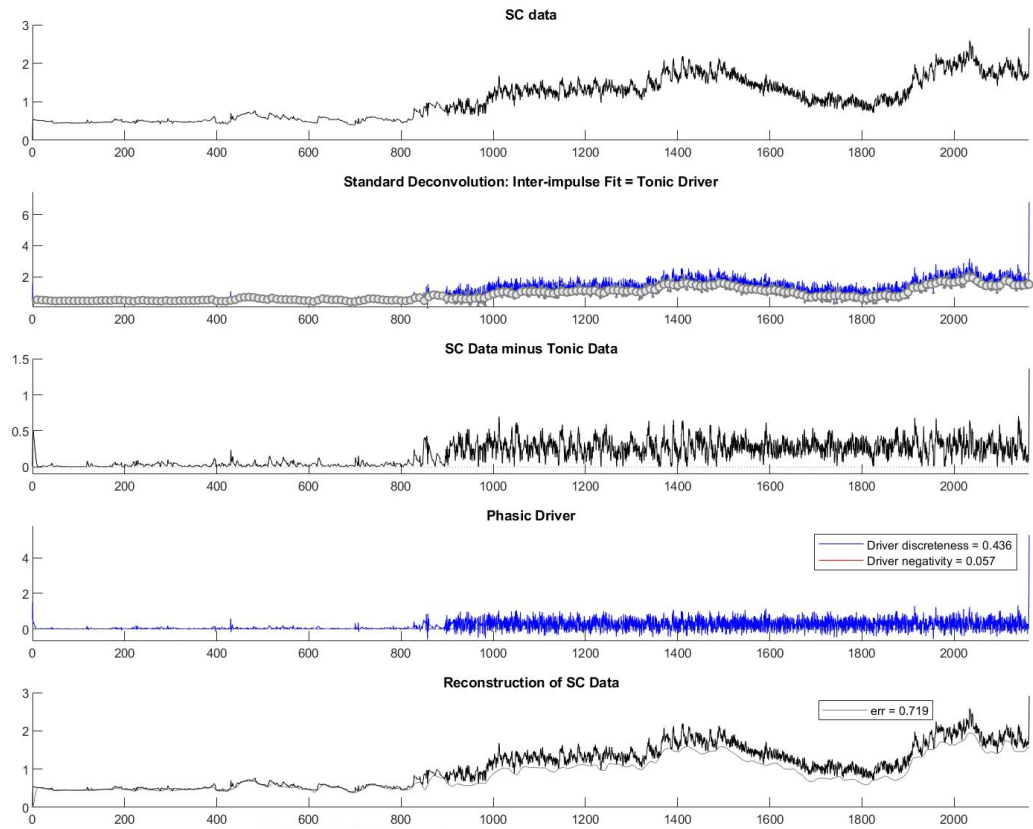


Figura 42 DCA SEGNALE EDA DEL SESTO SOGGETTO

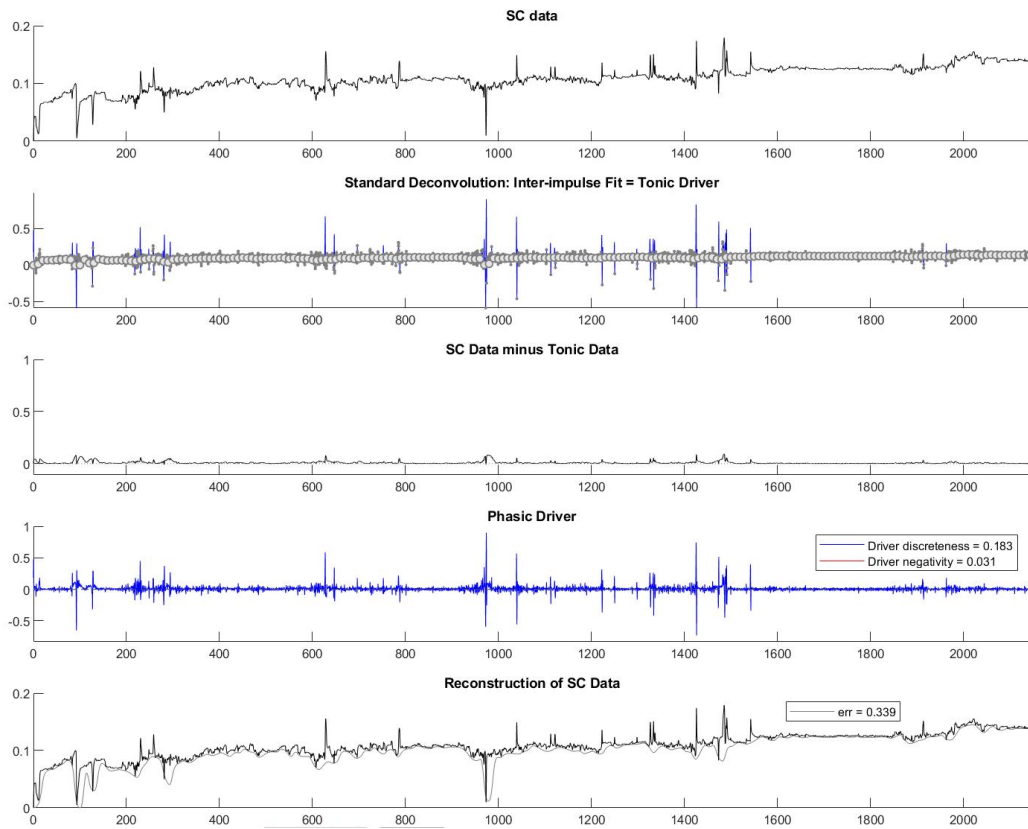


Figura 43 DCA SEGNALE EDA DEL SETTIMO SOGGETTO

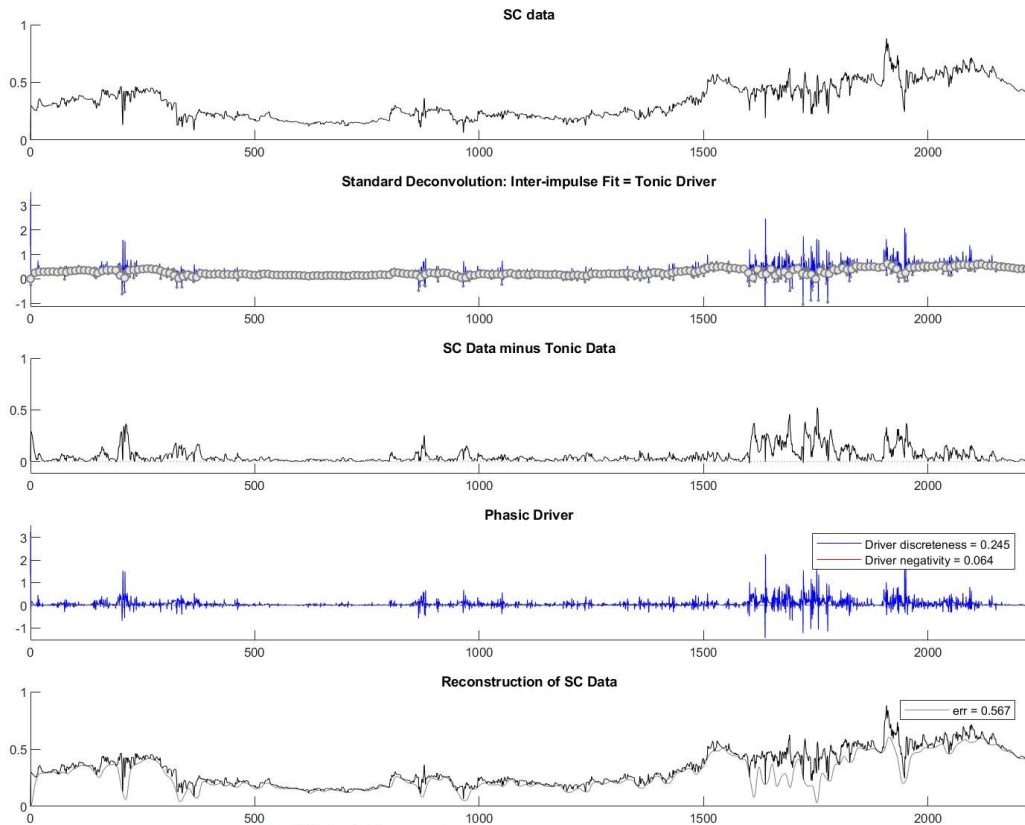


Figura 44 DCA SEGNALE EDA DELL'OTTAVO SOGGETTO

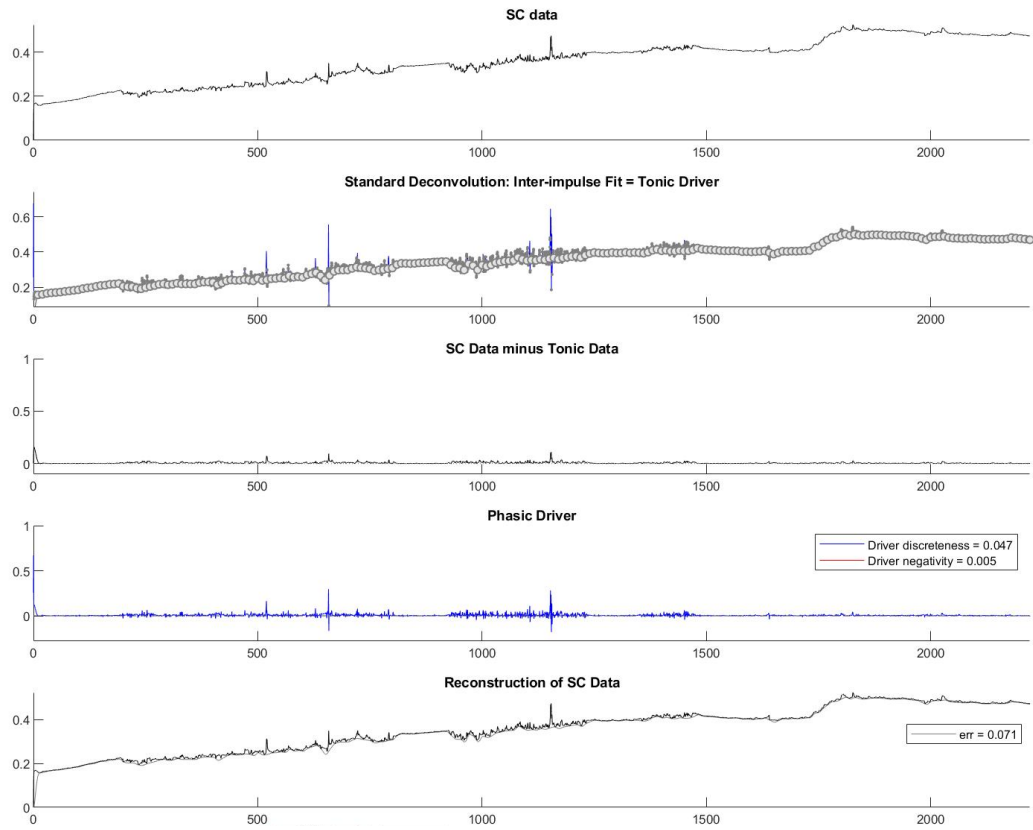


Figura 45 DCA SEGNALE EDA DEL NONO SOGGETTO

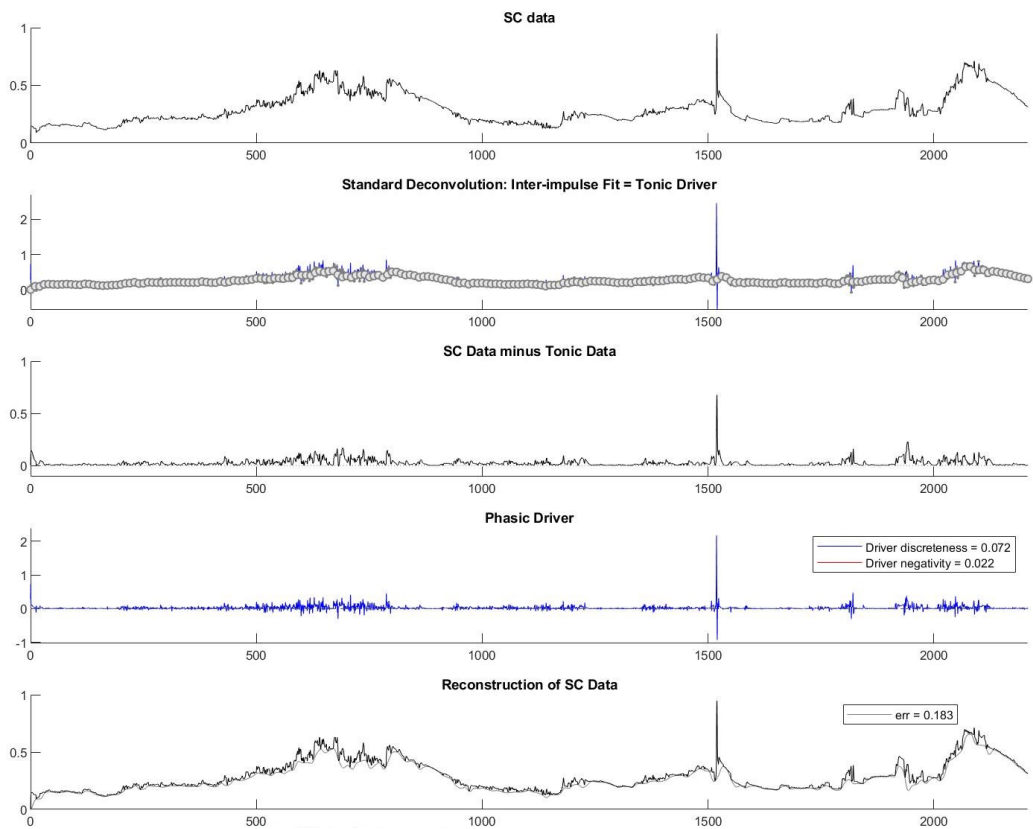


Figura 46 DCA SEGNALE EDA DEL DECIMO SOGGETTO

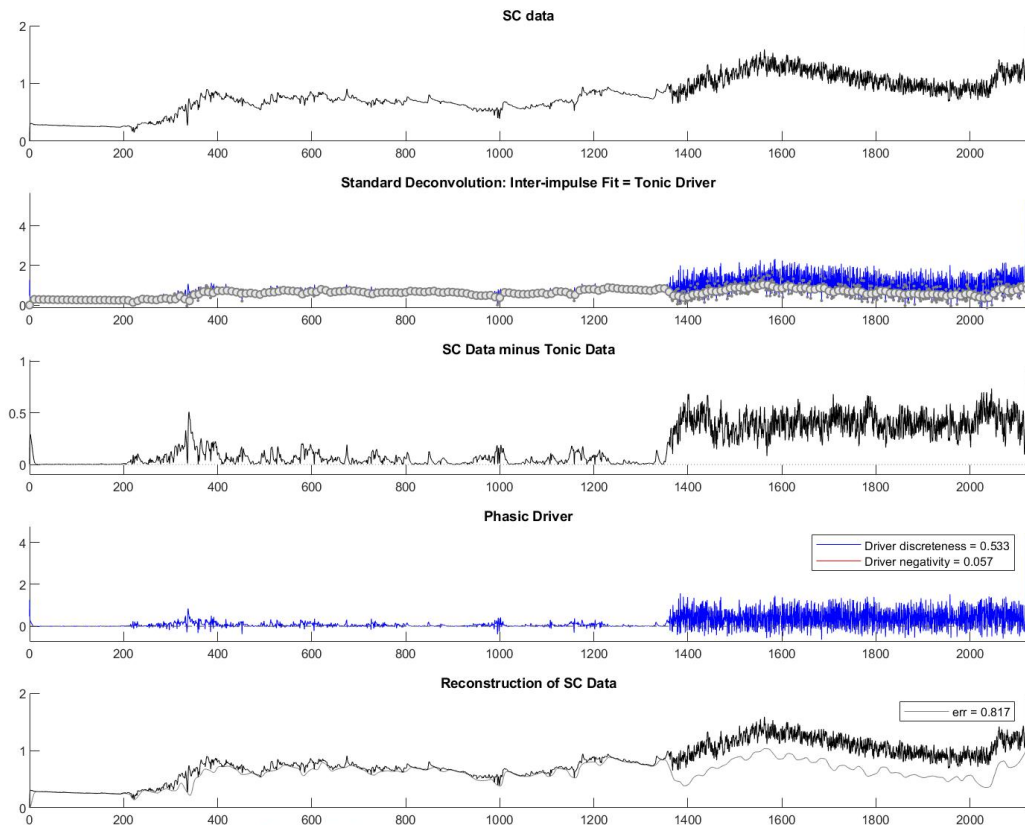


Figura 47 DCA SEGNALE EDA
DELL'UNDICESIMO SOGGETTO

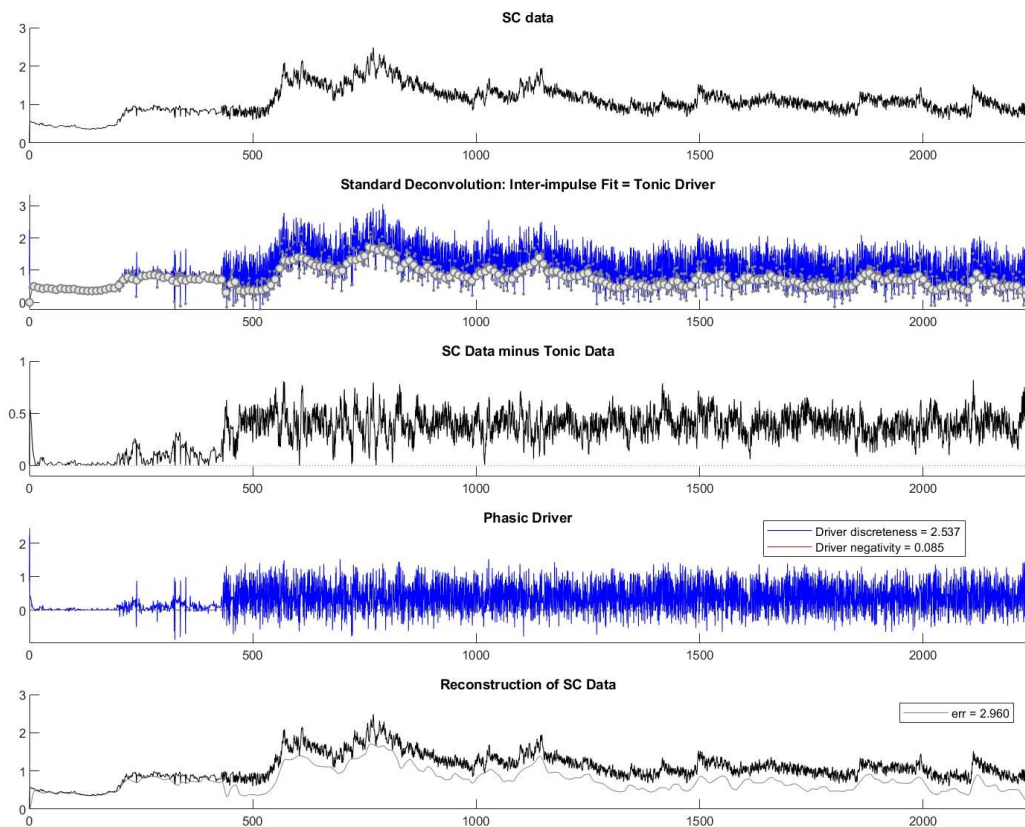


Figura 48 DCA SEGNALE EDA DEL
DODICESIMO SOGGETTO

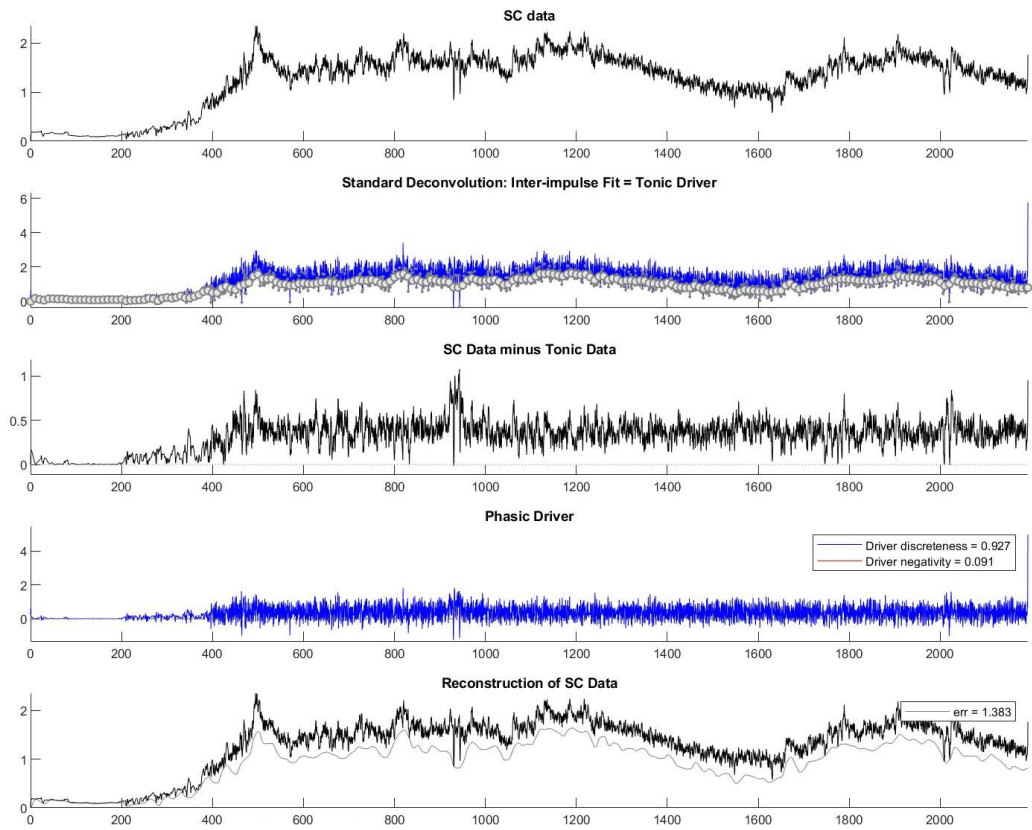


Figura 49 DCA SEGNALE EDA DEL TREDICESIMO SOGGETTO

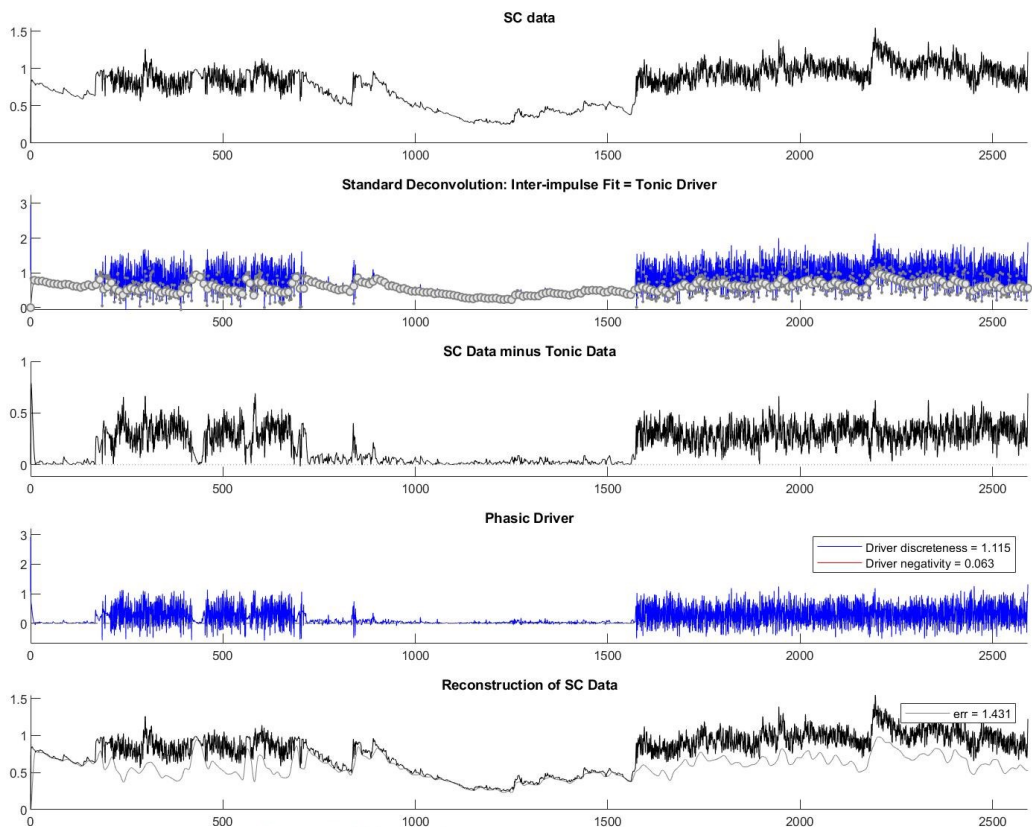


Figura 50 DCA SEGNALE EDA DEL QUATTORDICESIMO SOGGETTO

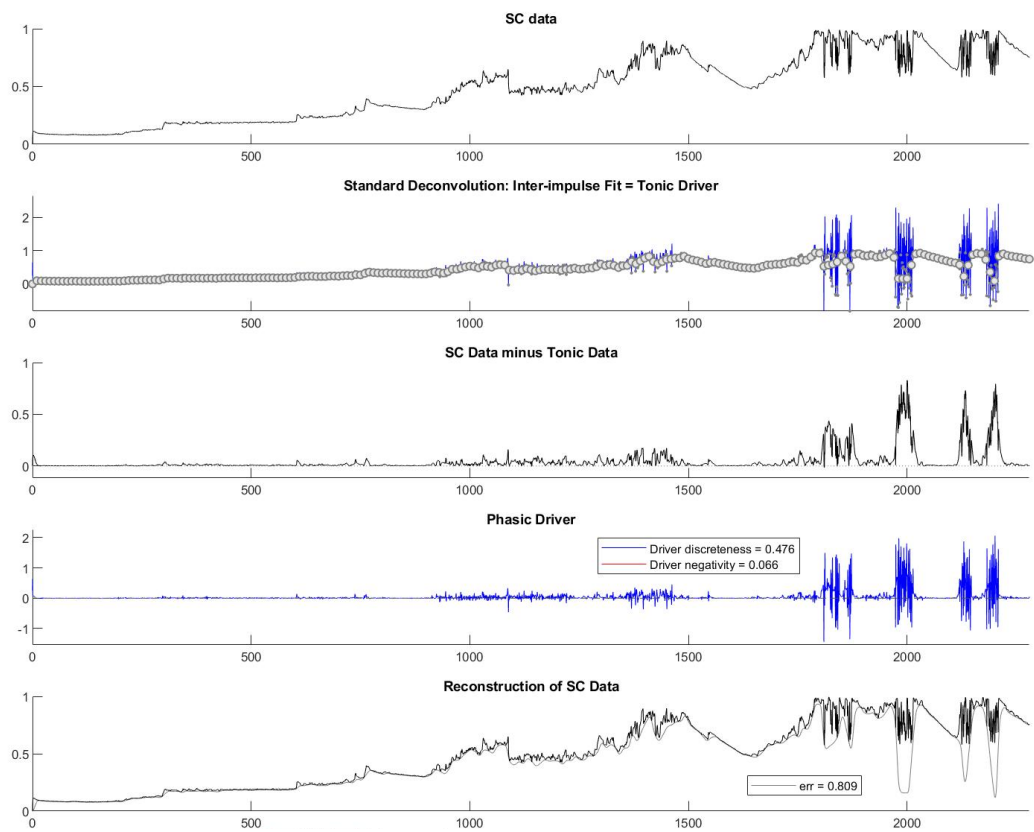


Figura 51 DCA SEGNALE EDA DEL QUINDICESIMO SOGGETTO

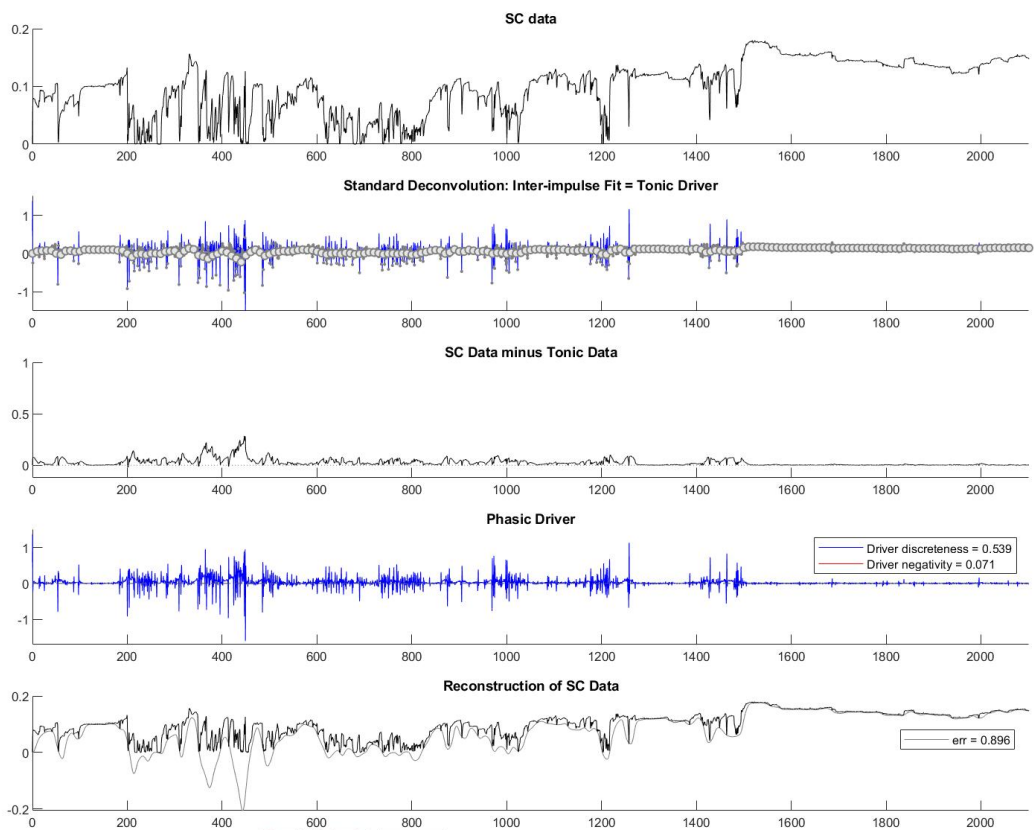


Figura 52 DCA SEGNALE EDA DEL SEDICESIMO SOGGETTO

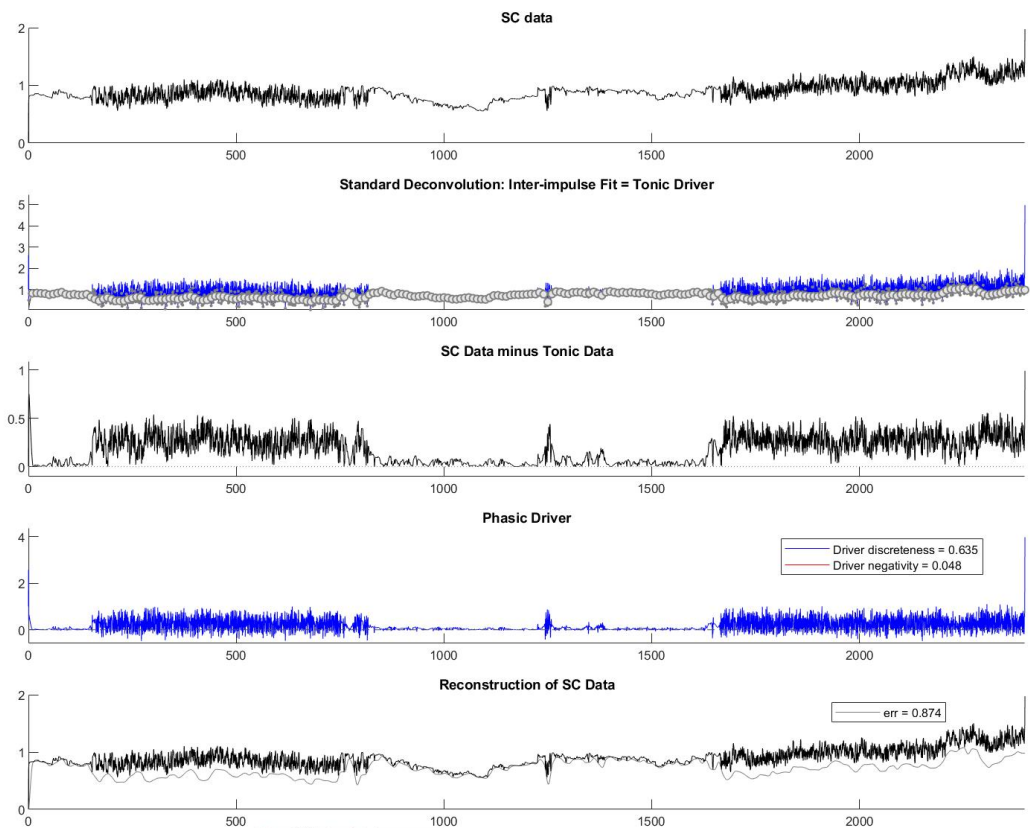


Figura 53 DCA SEGNALE EDA DEL DICIASSETTESIMO SOGGETTO

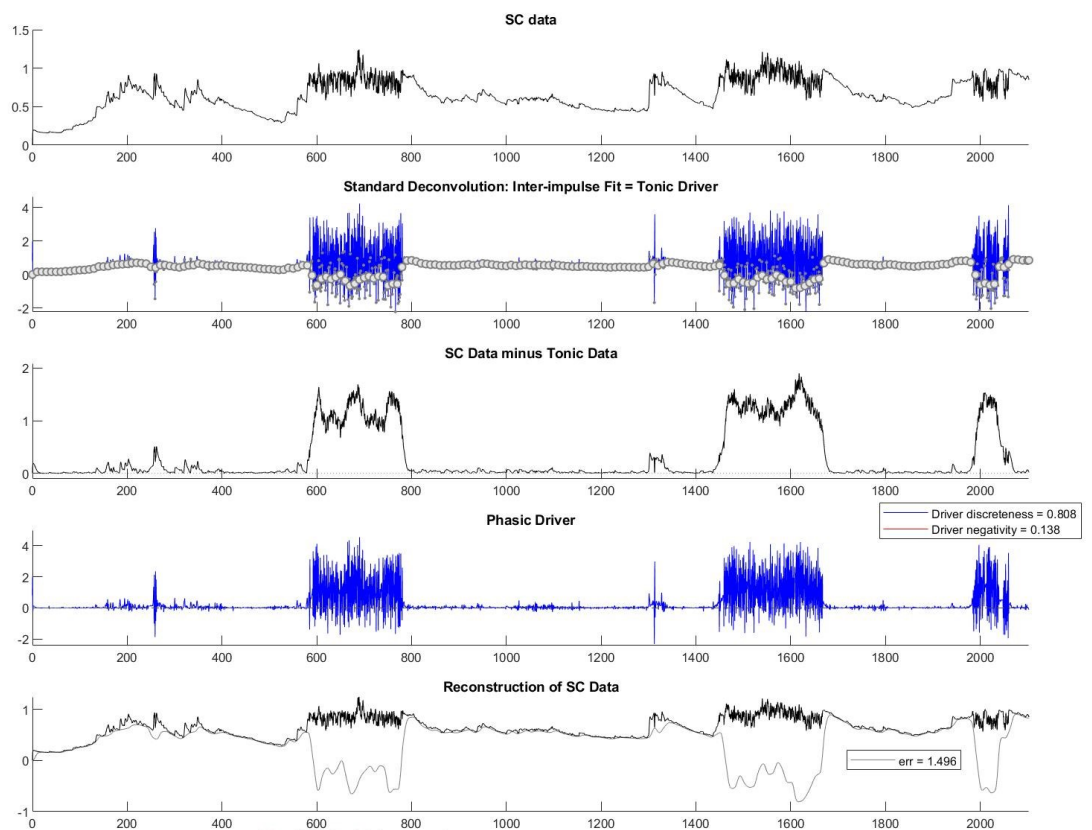


Figura 54 DCA SEGNALE EDA DEL DICIOTTESIMO SOGGETTO

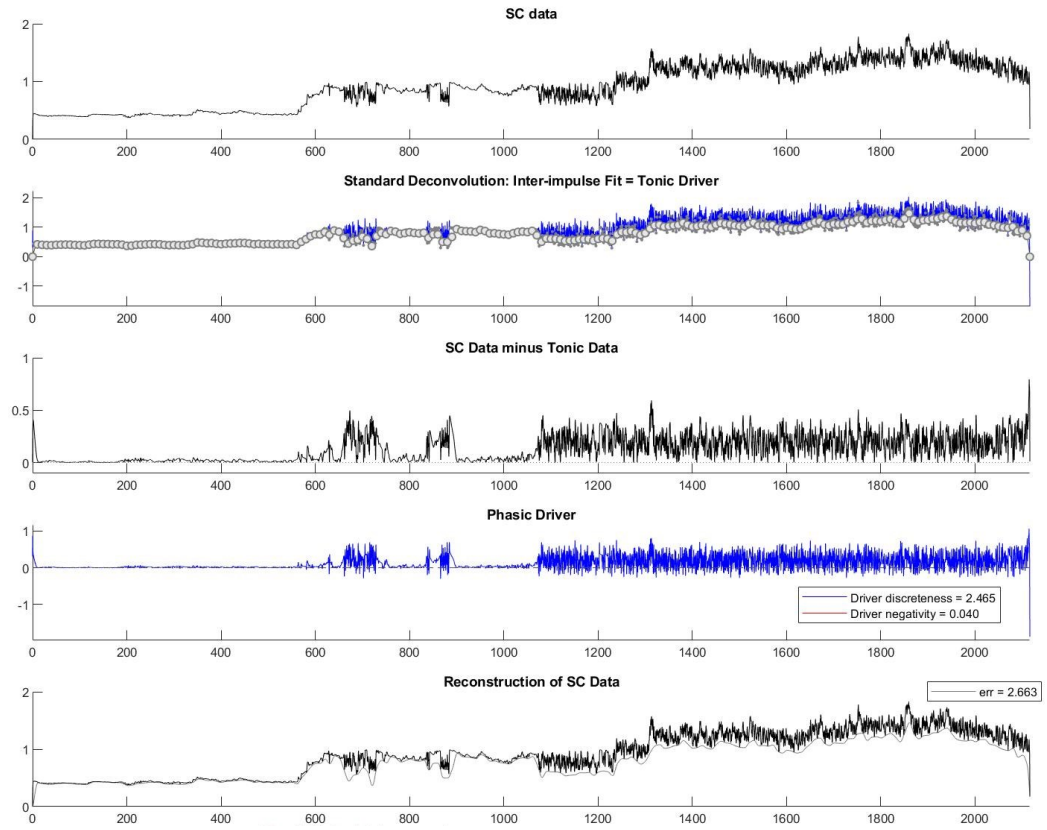


Figura 55 DCA SEGNALE EDA DEL DICIANNOVESIMO SOGGETTO

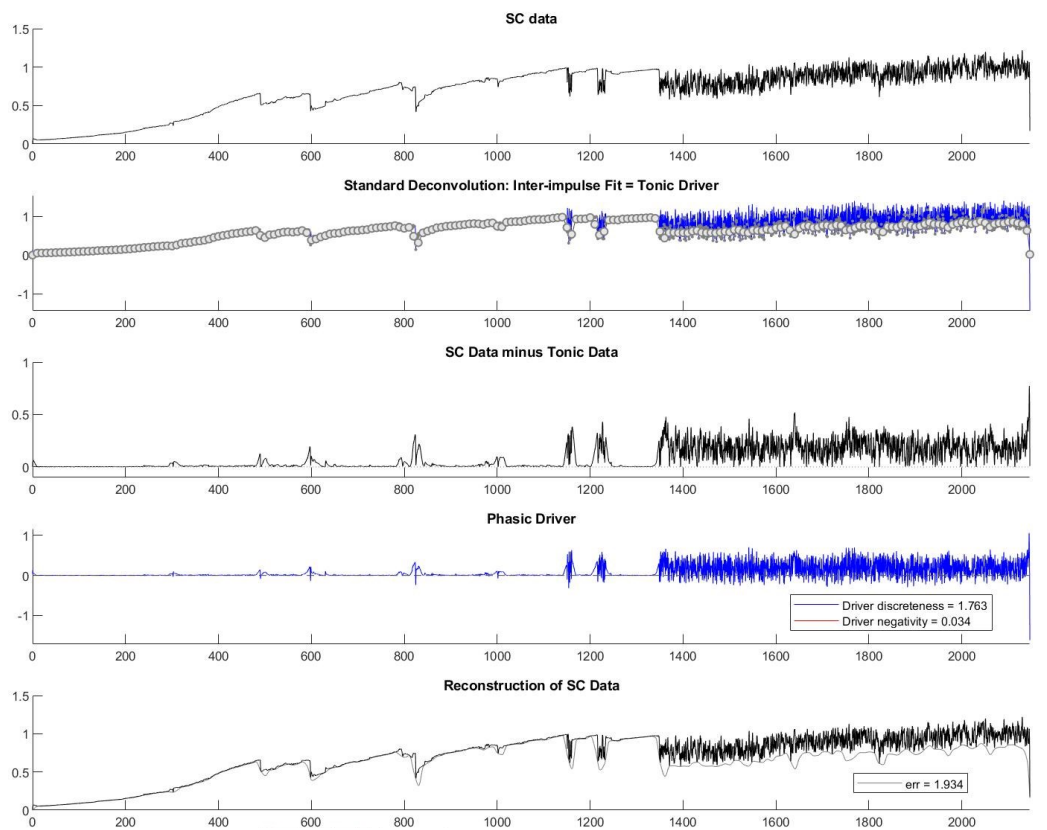


Figura 56 DCA SEGNALE EDA DEL VENTESIMO SOGGETTO

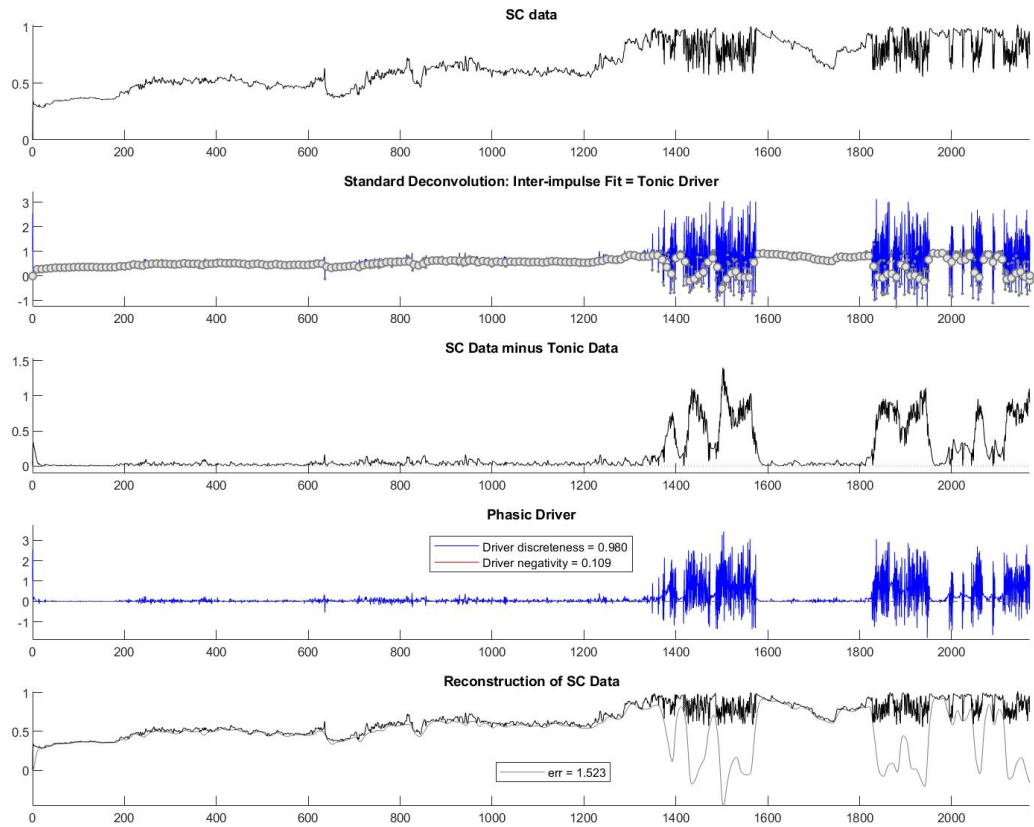


Figura 57 DCA SEGNALE EDA DEL VENTUNESIMO SOGGETTO

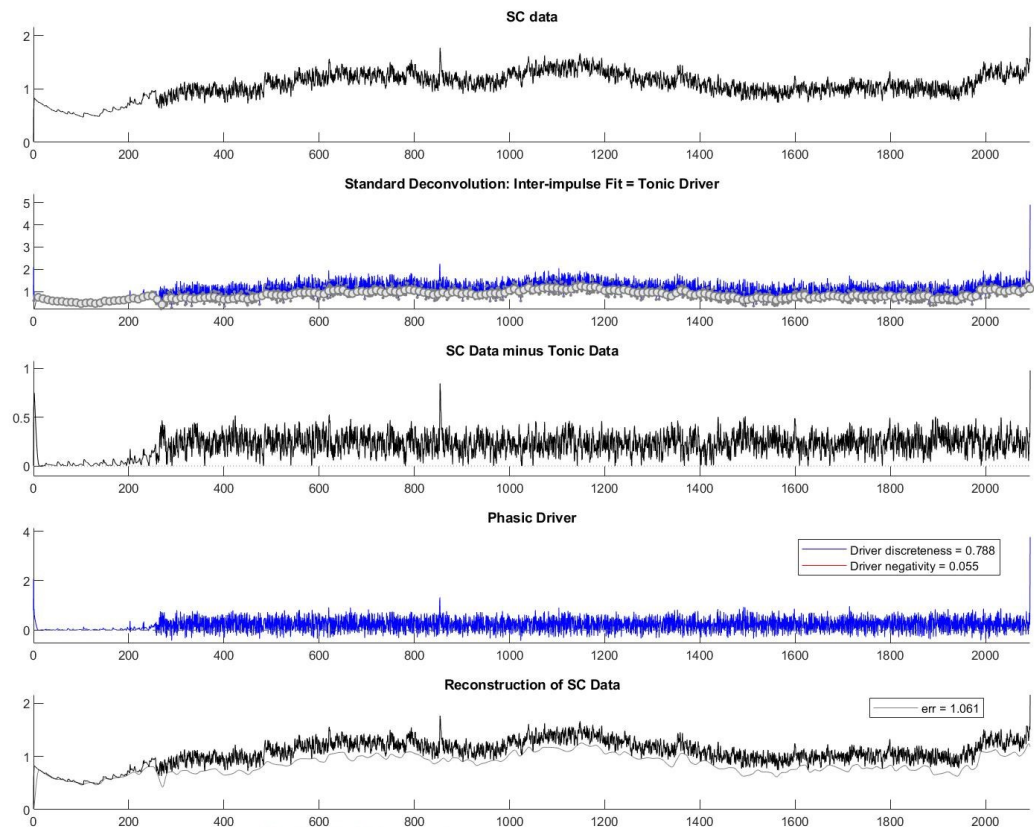


Figura 58 DCA SEGNALE EDA DEL VENTIDUESIMO SOGGETTO

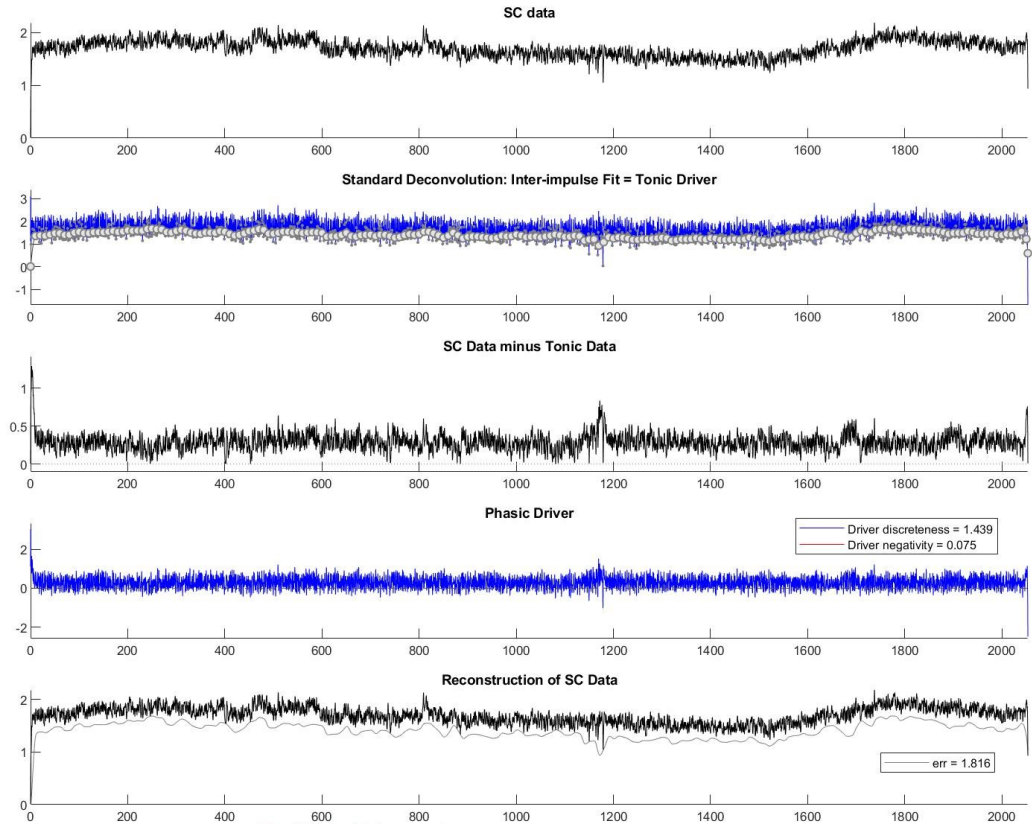


Figura 59 DCA SEGNALE EDA DEL VENTITRESIMO SOGGETTO

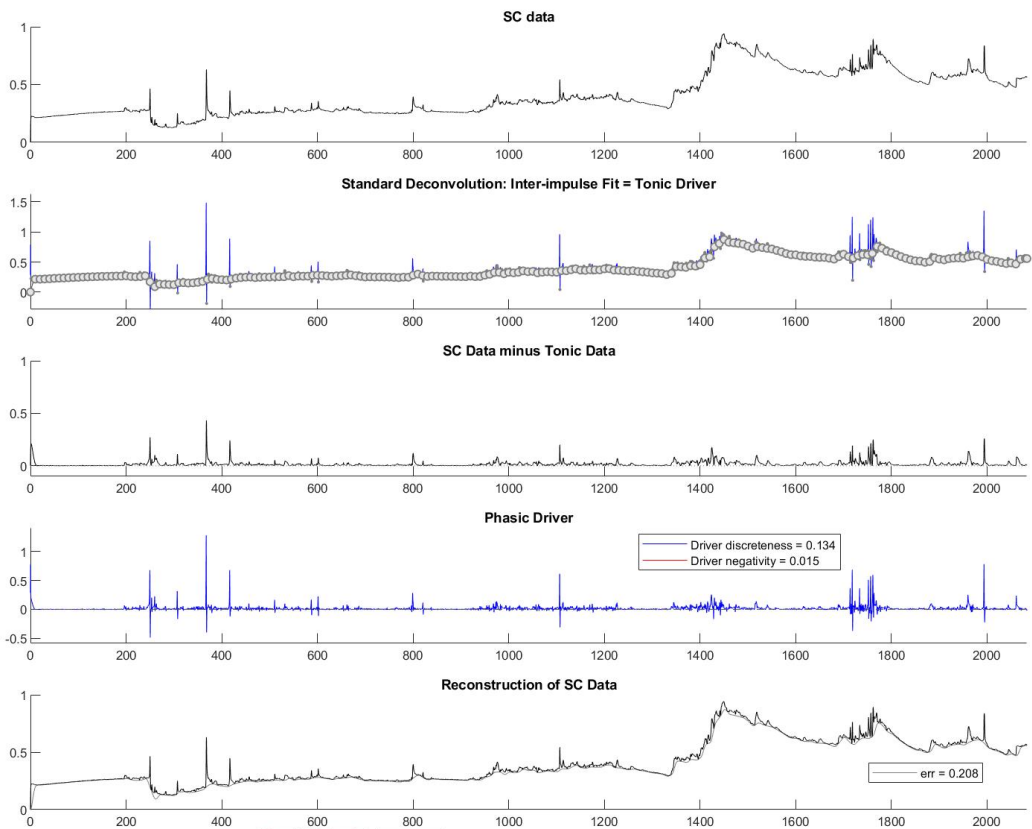


Figura 60 DCA SEGNALE EDA DEL VENTIQUATTRESIMO SOGGETTO

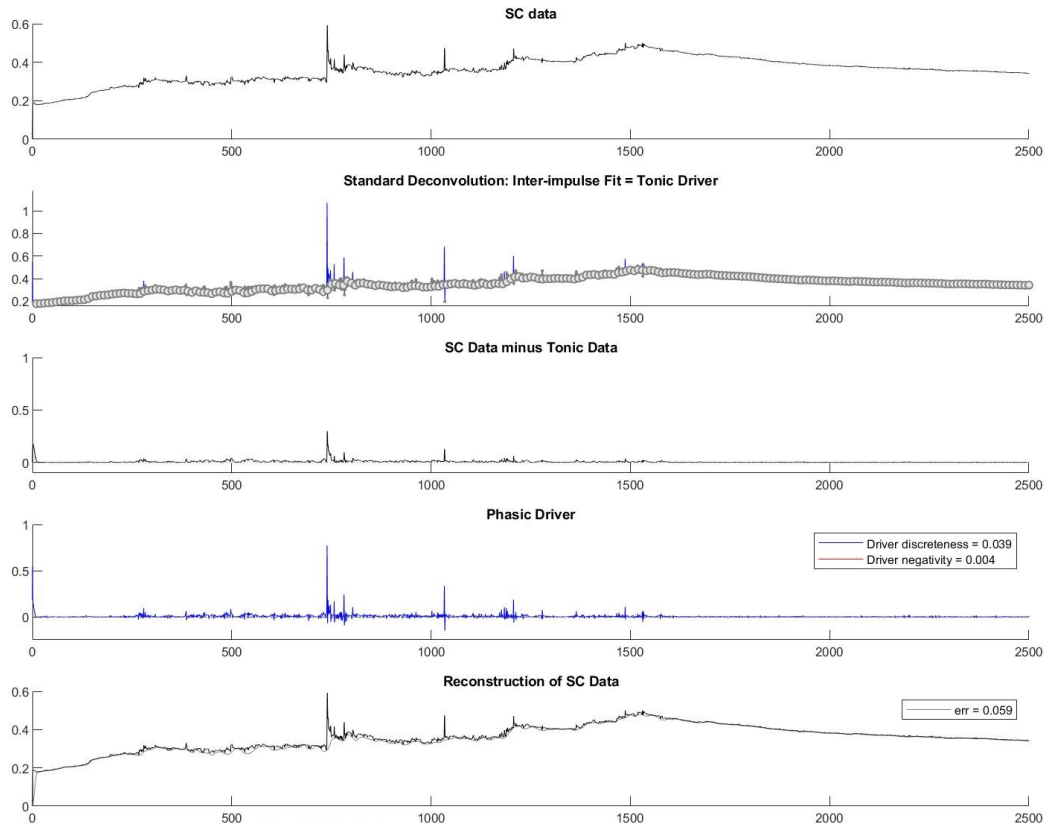


Figura 61 DCA SEGNALE EDA DEL VENTICINQUESIMO SOGGETTO

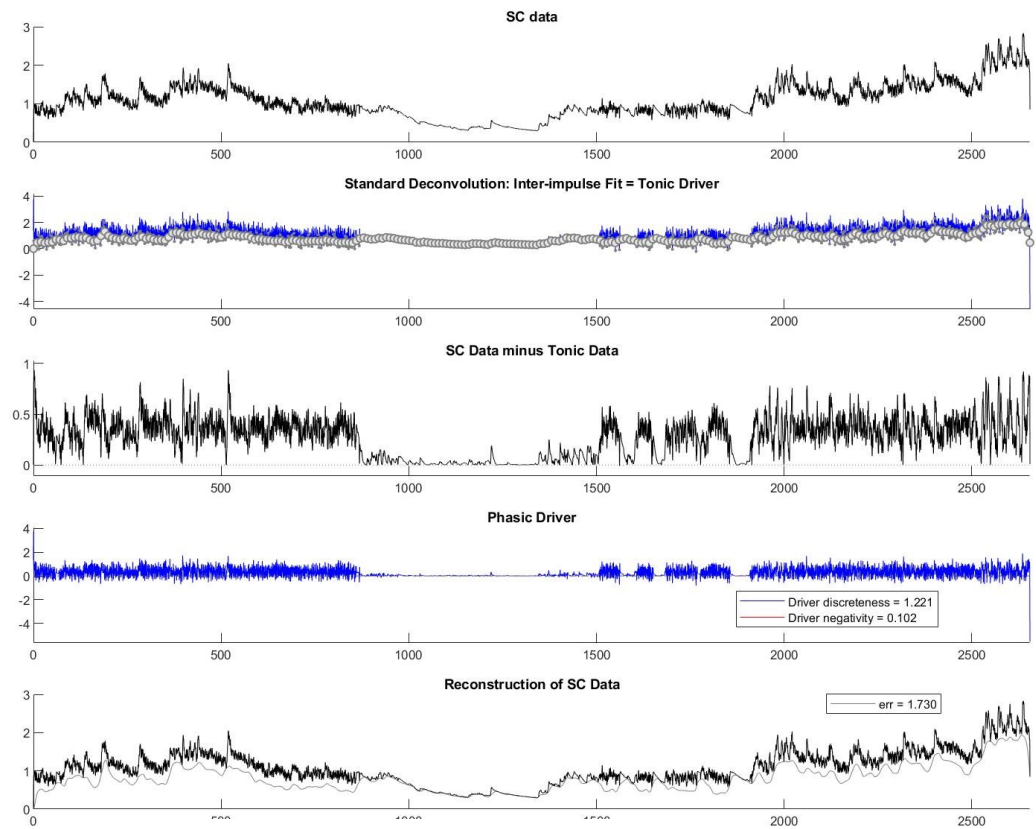


Figura 62 DCA SEGNALE EDA DEL VENTISEIESIMO SOGGETTO

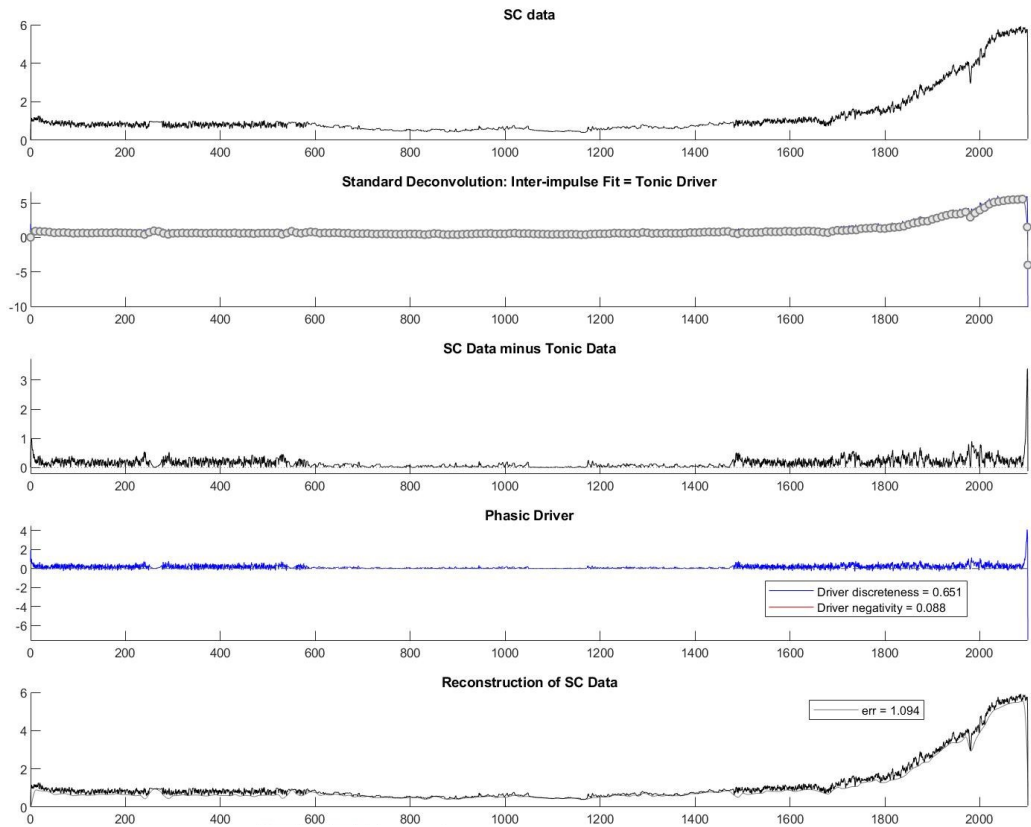


Figura 63 DCA SEGNALE EDA DEL VENTISETTESIMO SOGGETTO

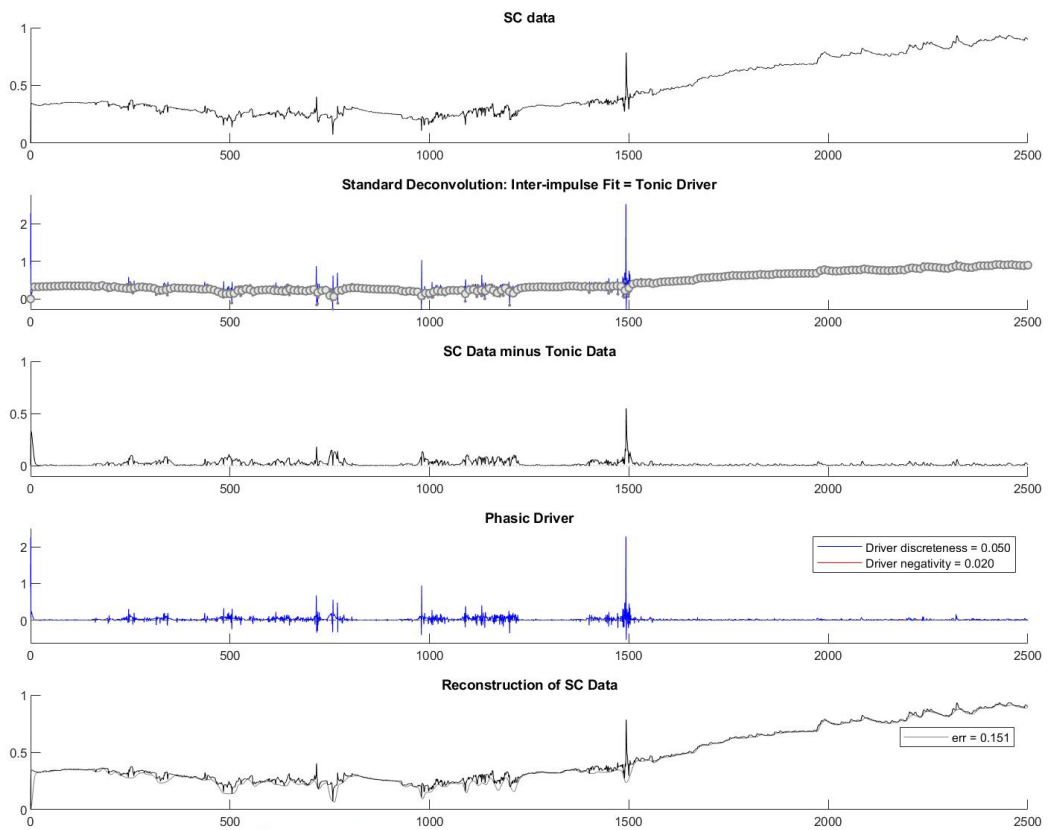


Figura 64 DCA SEGNALE EDA DEL VENTOTTESIMO SOGGETTO

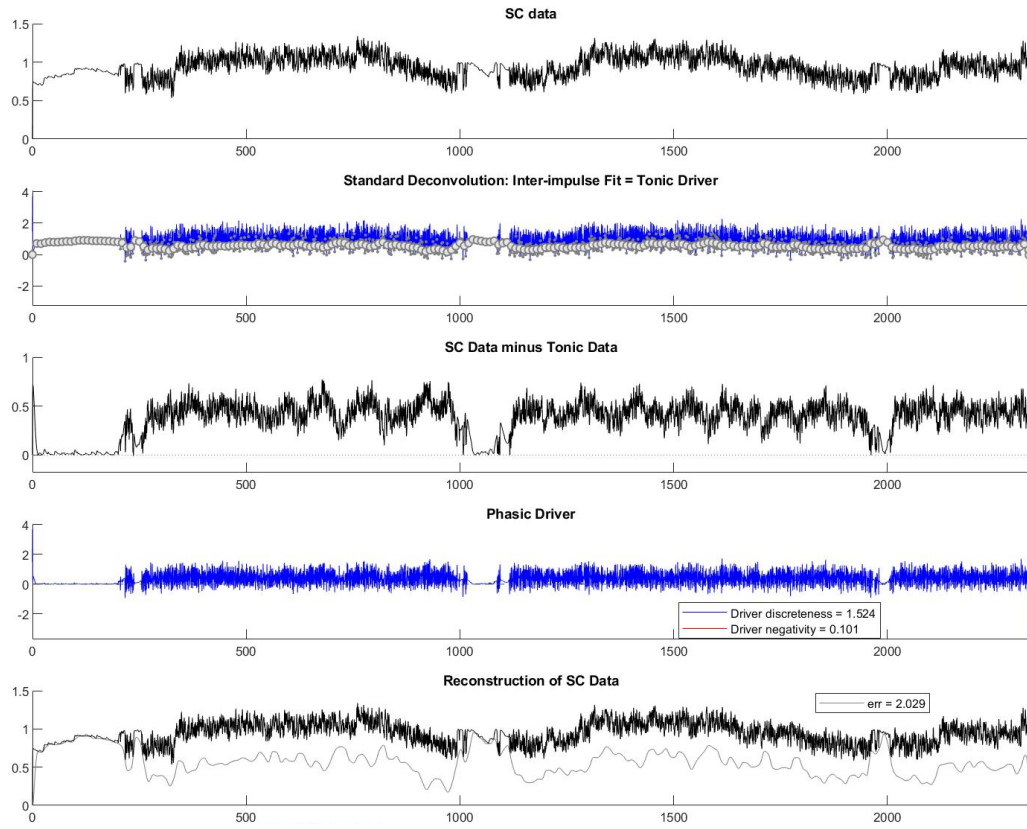


Figura 65 DCA SEGNALE EDA DEL VENTINOVESIMO SOGGETTO

12. CATTURE COMPONENTI FASICHE E TONICHE

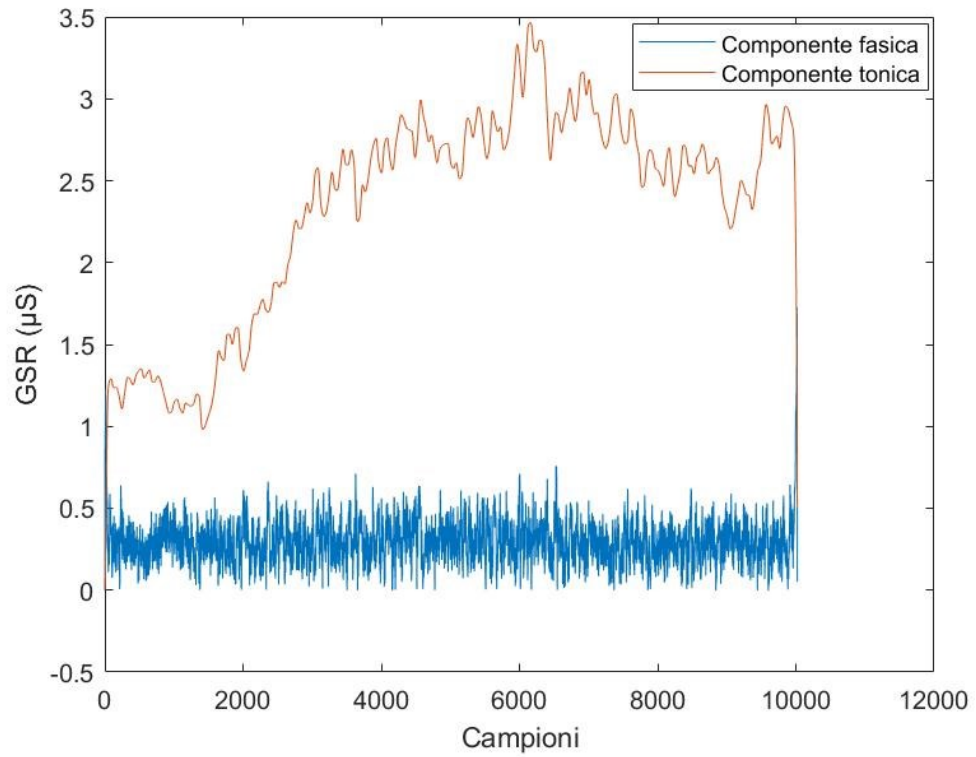


Figura 66 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL PRIMO SOGGETTO

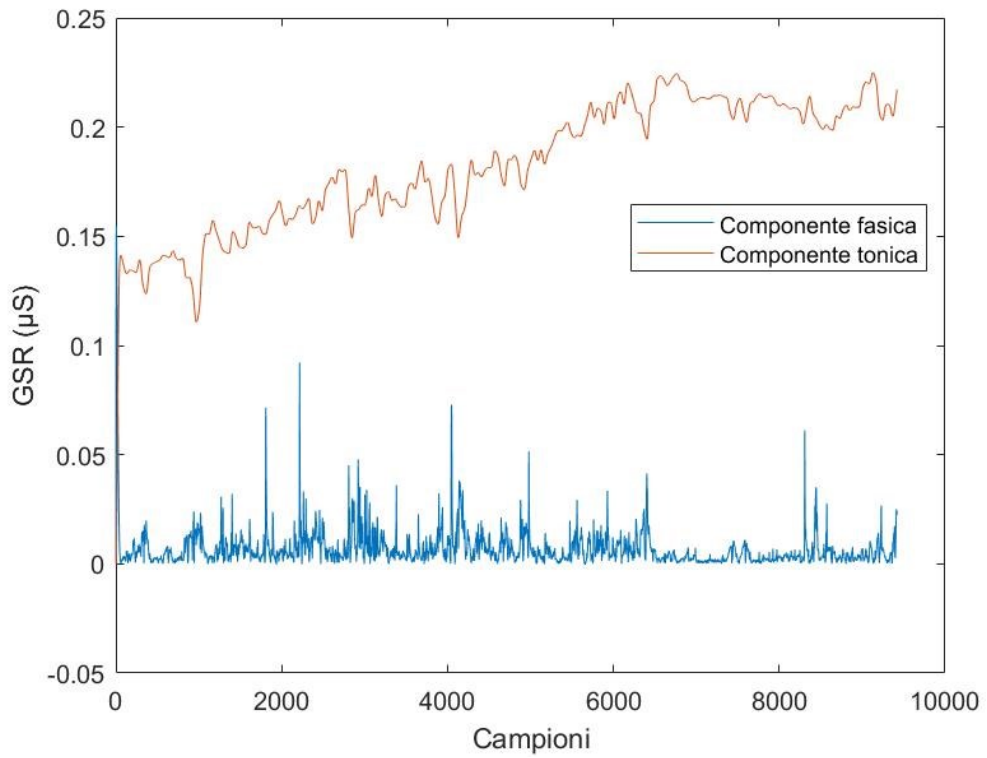


Figura 67 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL SECONDO SOGGETTO

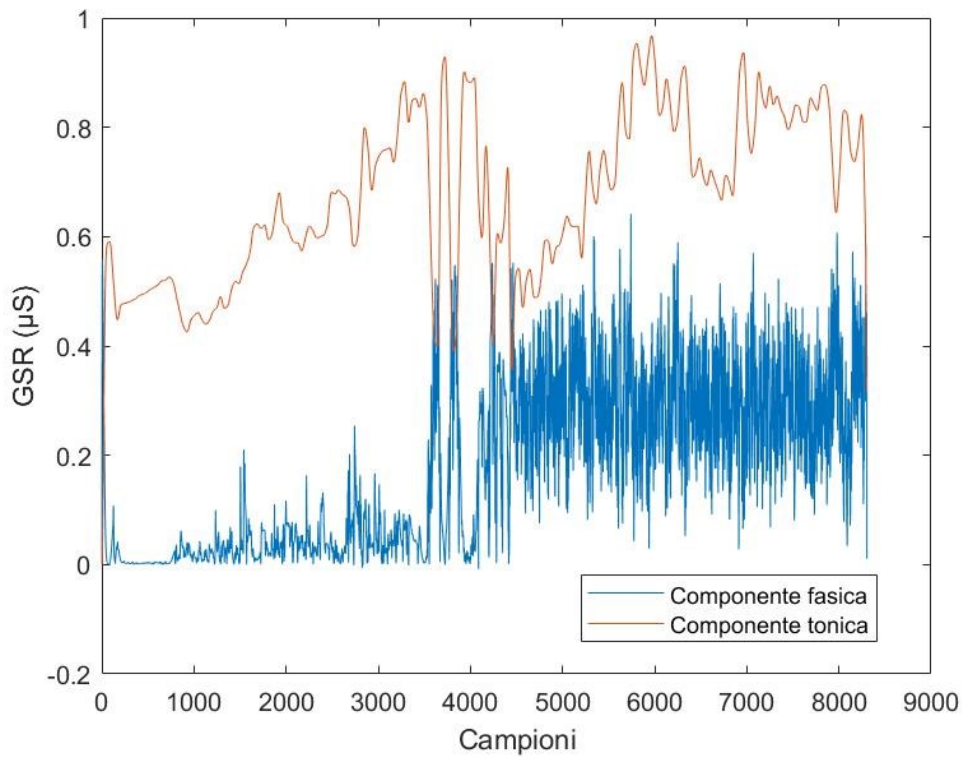


Figura 68 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL TERZO SOGGETTO

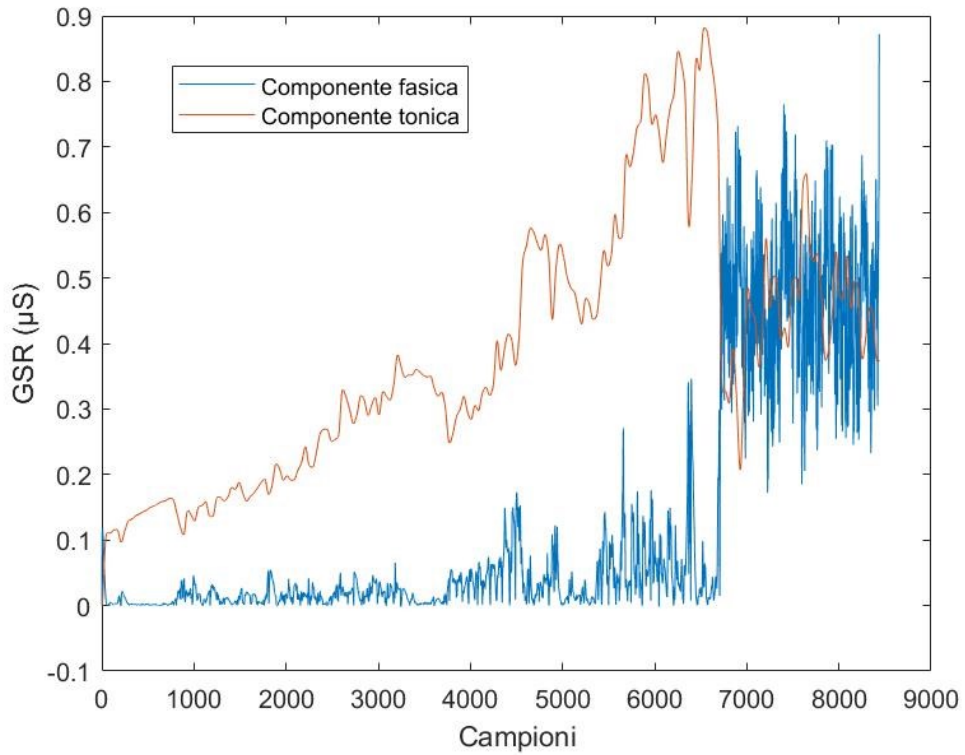


Figura 69 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL QUARTO SOGGETTO

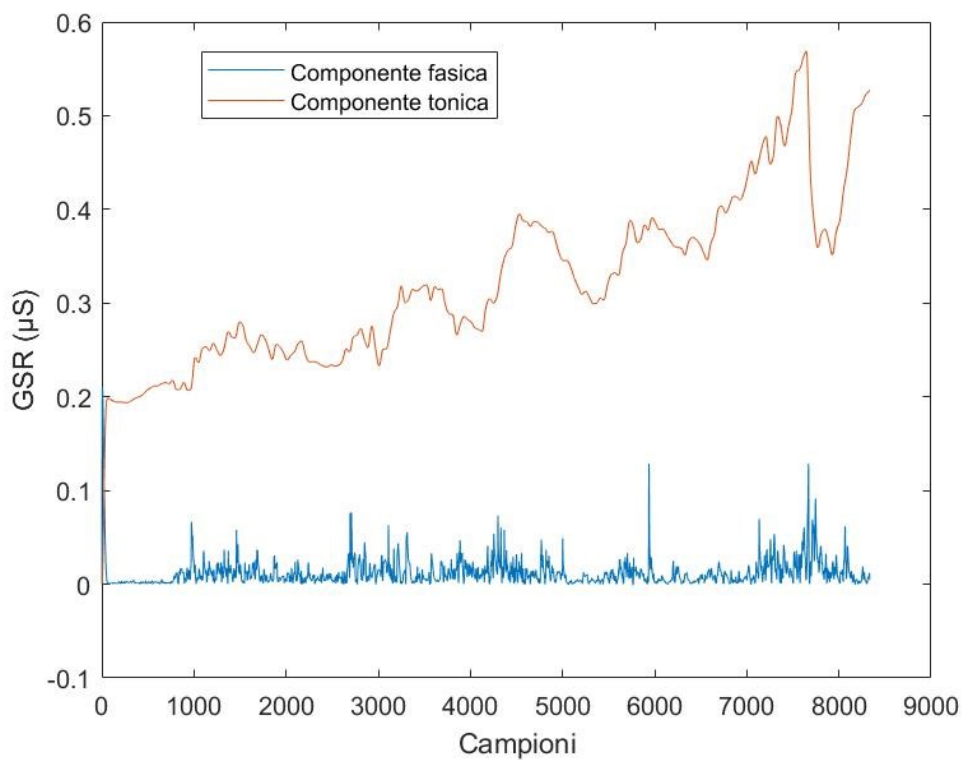


Figura 70 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL QUINTO SOGGETTO

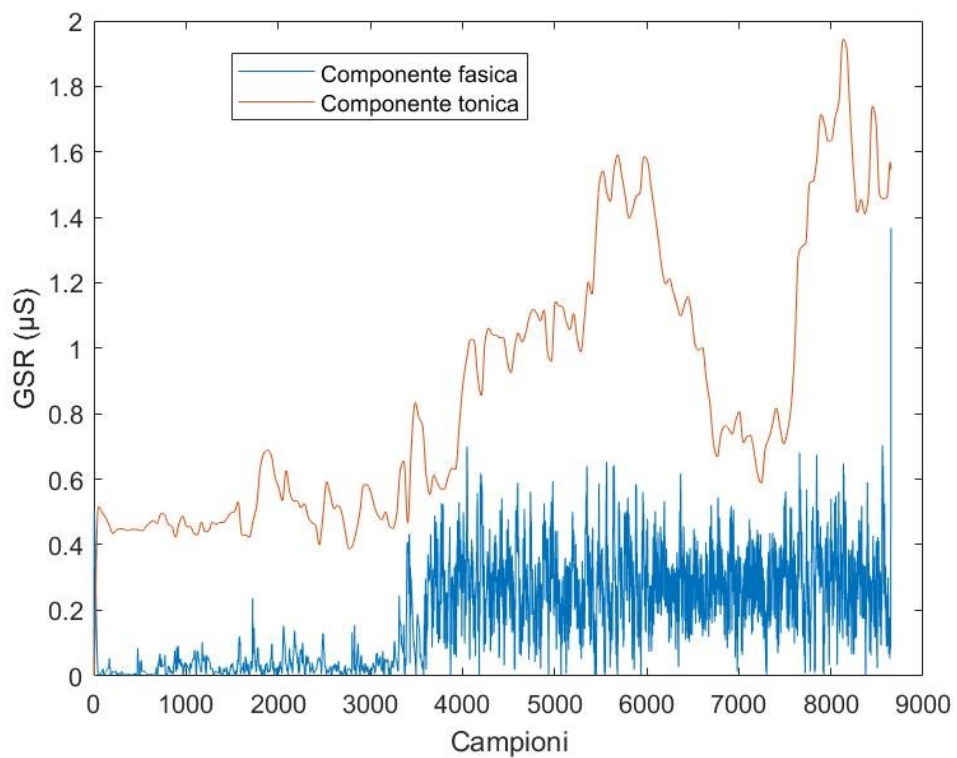


Figura 71 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL SESTO SOGGETTO

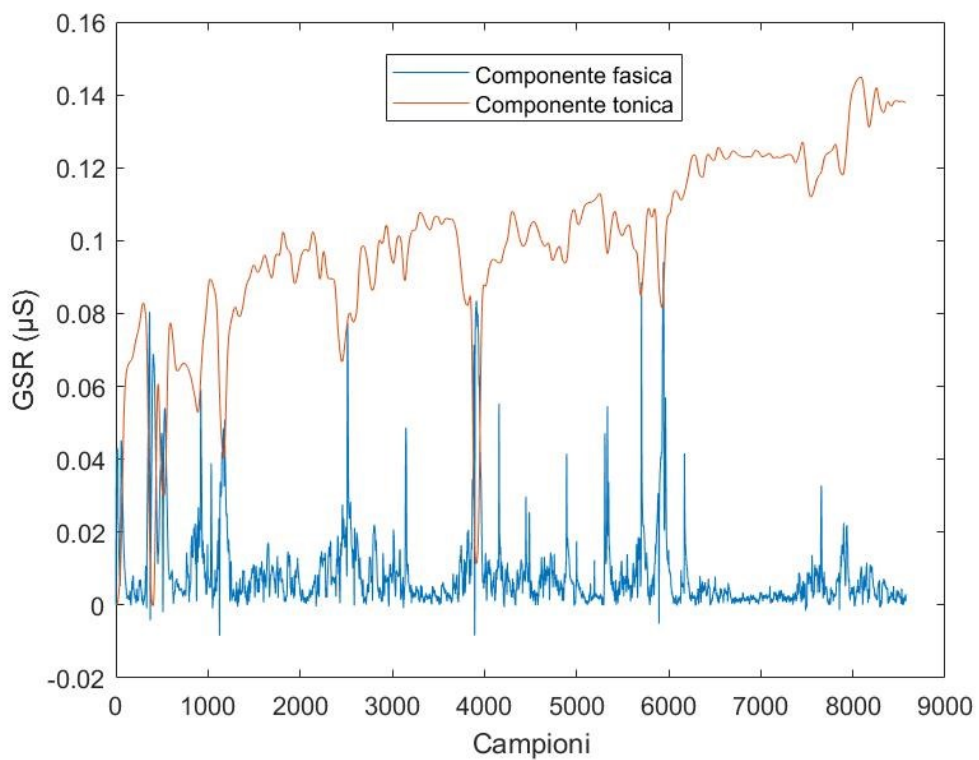


Figura 72 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL SETTIMO SOGGETTO

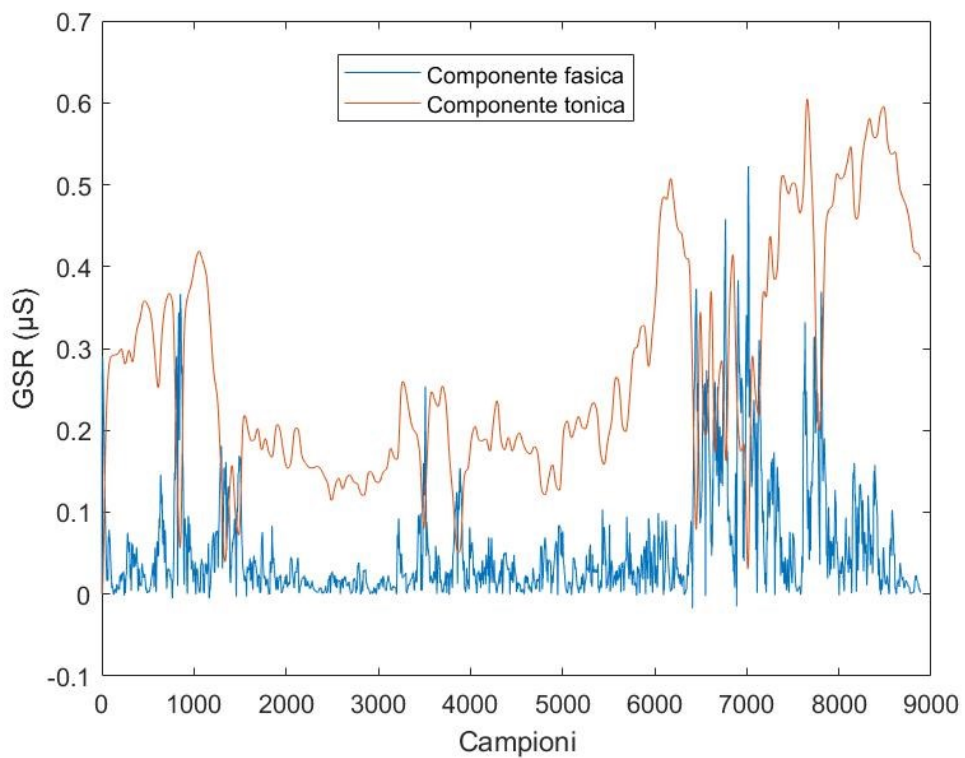


Figura 73 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DELL' OTTAVO SOGGETTO

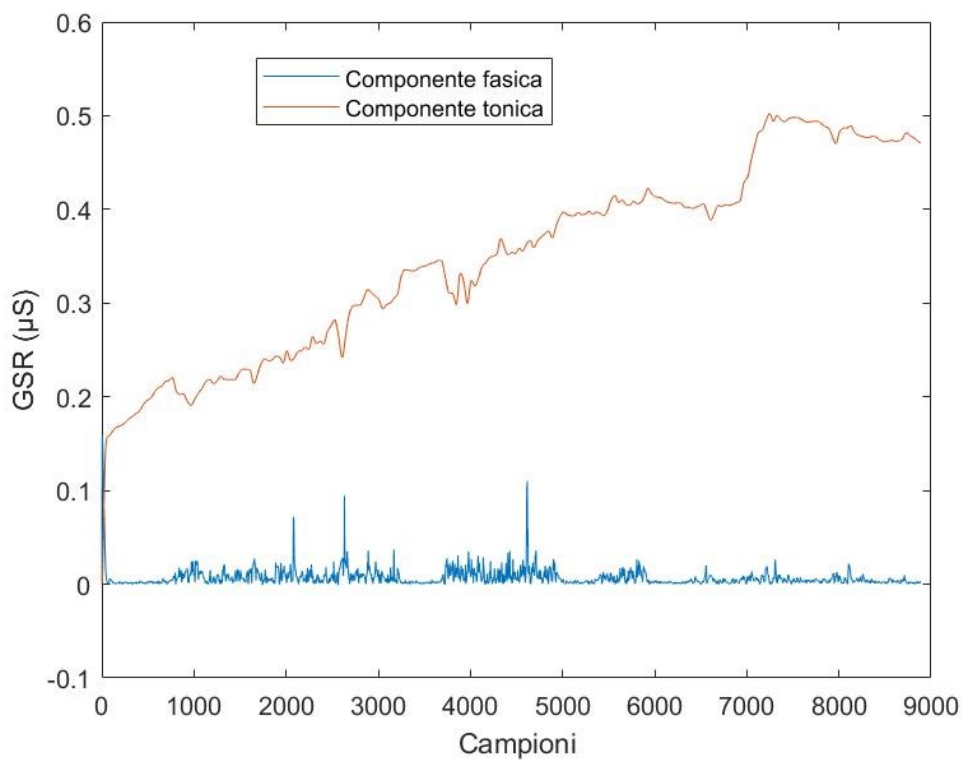


Figura 74 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL NONO SOGGETTO

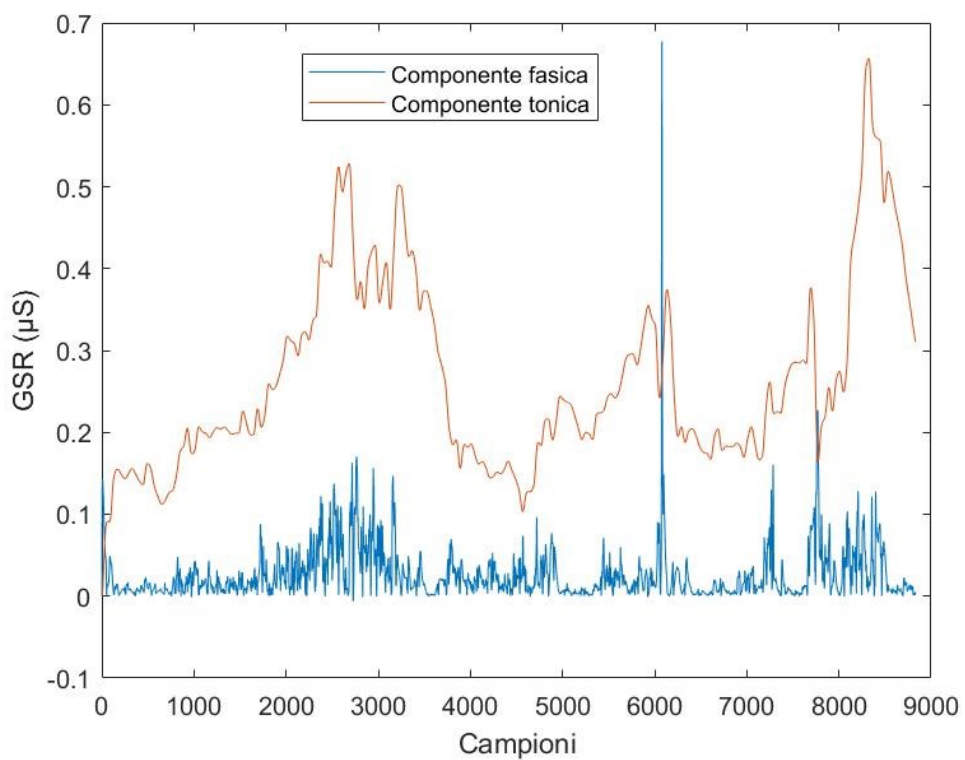


Figura 75 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL DECIMO SOGGETTO

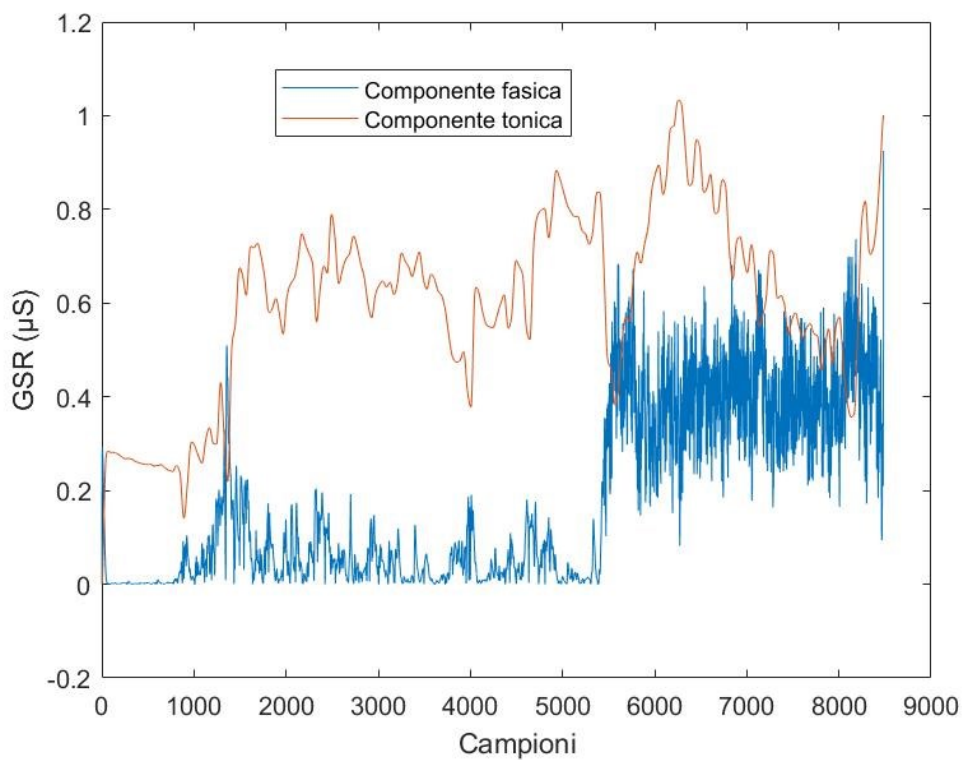


Figura 76 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DELL'UNDICESIMO SOGGETTO

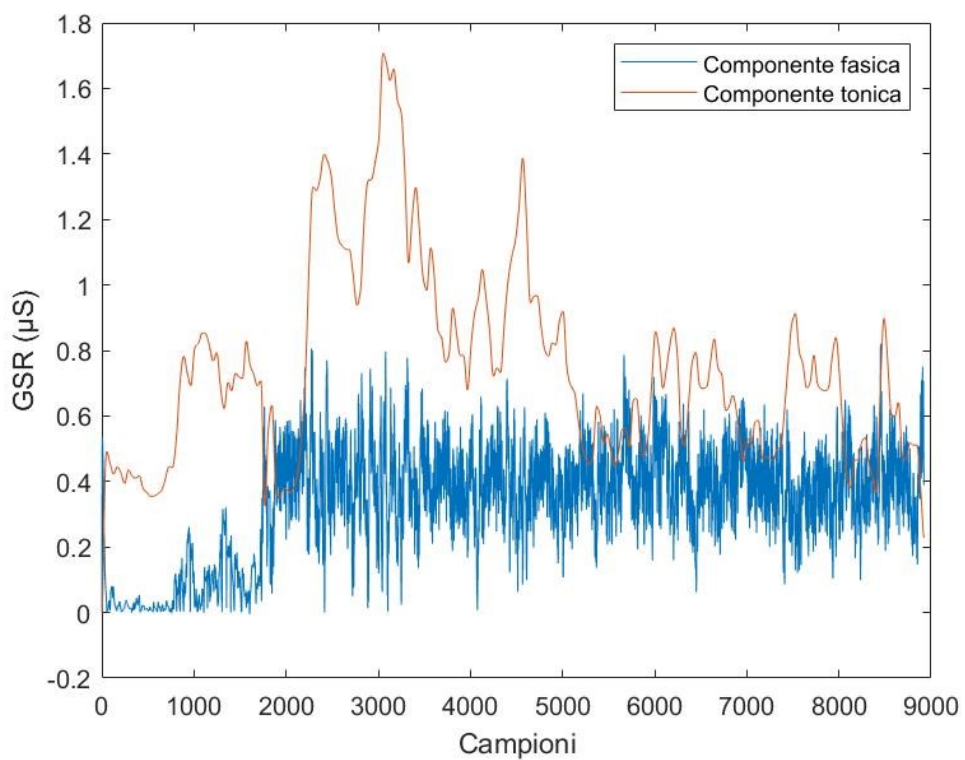


Figura 77 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL DODICESIMO SOGGETTO

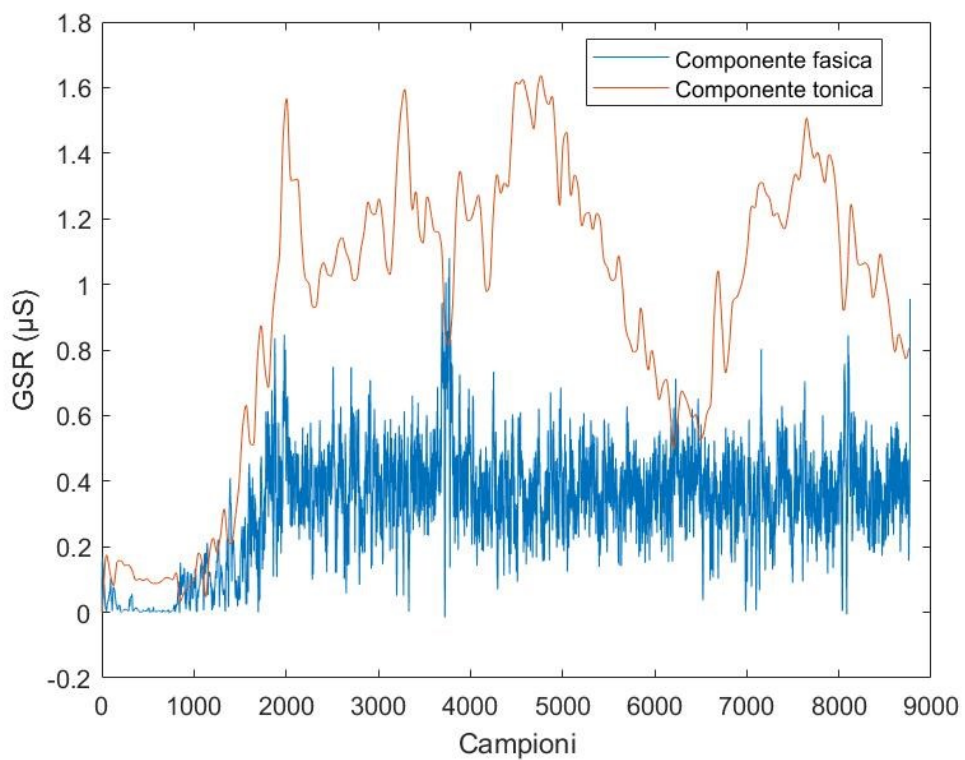


Figura 78 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL TREDICESIMO SOGGETTO

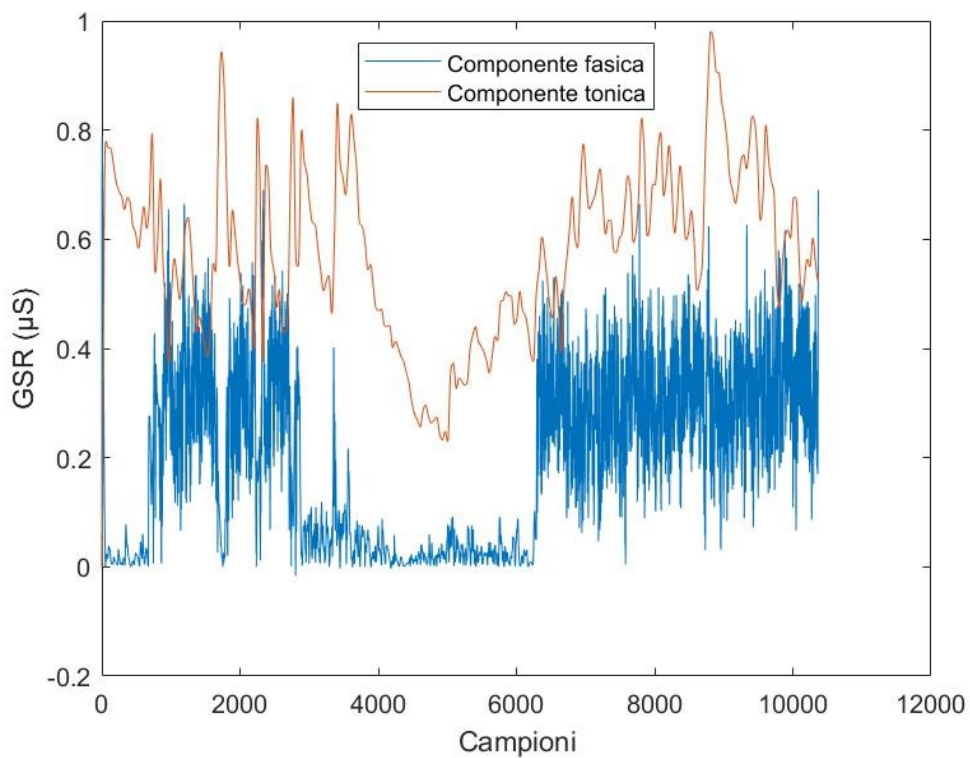


Figura 79 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL QUATTORDICESIMO

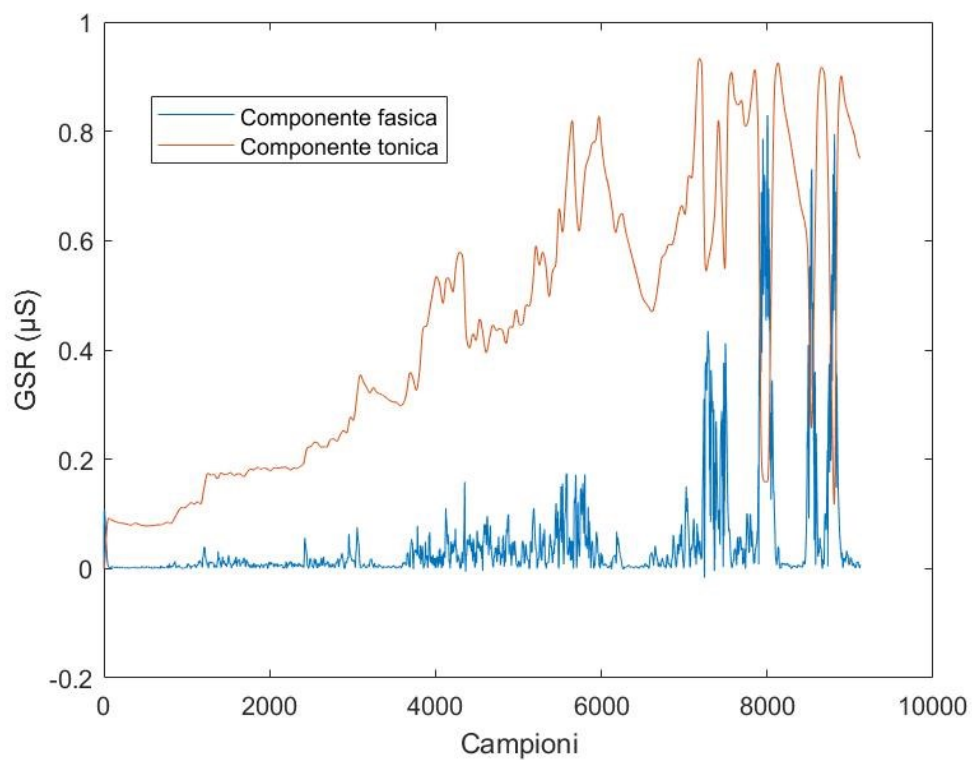


Figura 80 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL QUINDICESIMO SOGGETTO

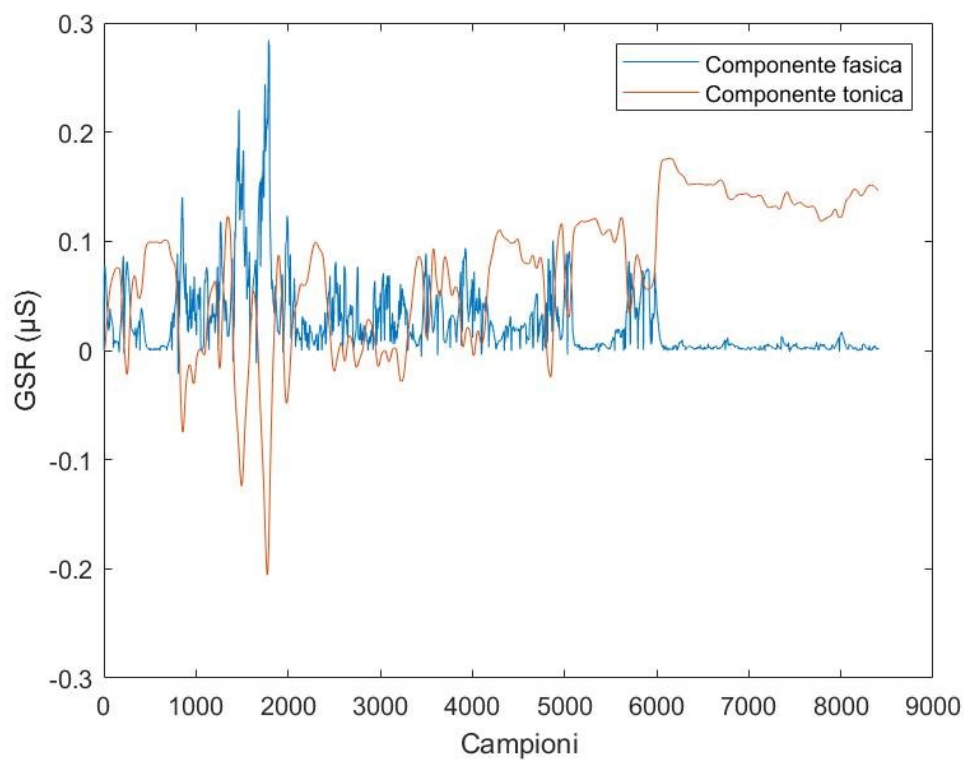


Figura 81 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL SEDICESIMO SOGGETTO

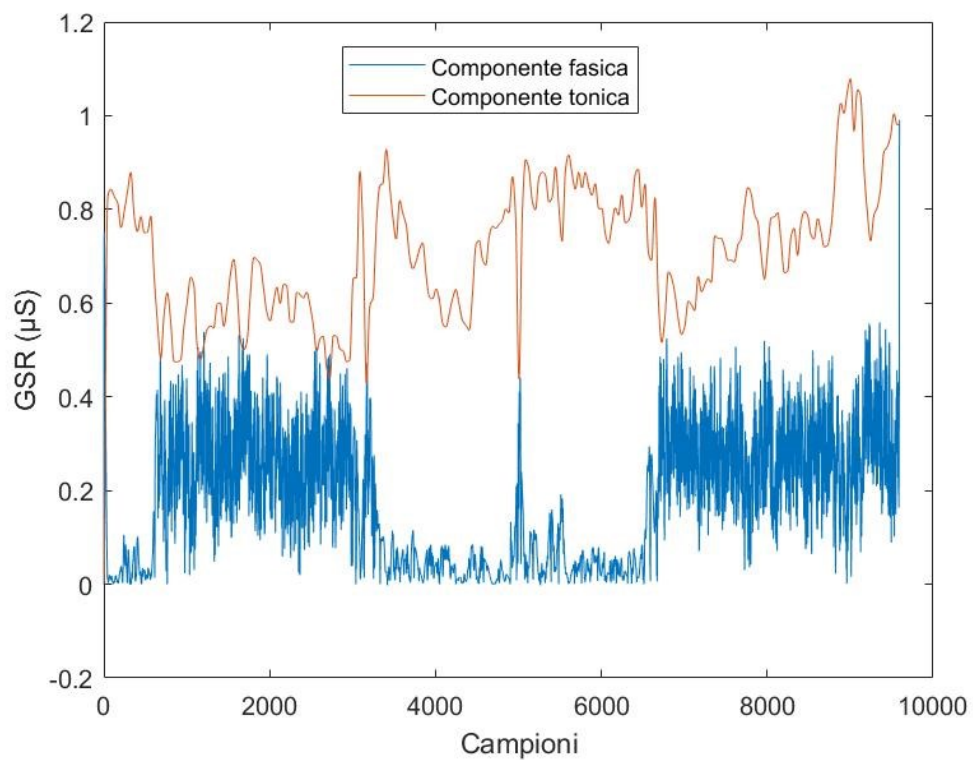


Figura 82 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL DICIASSETTESIMO SOGGETTO

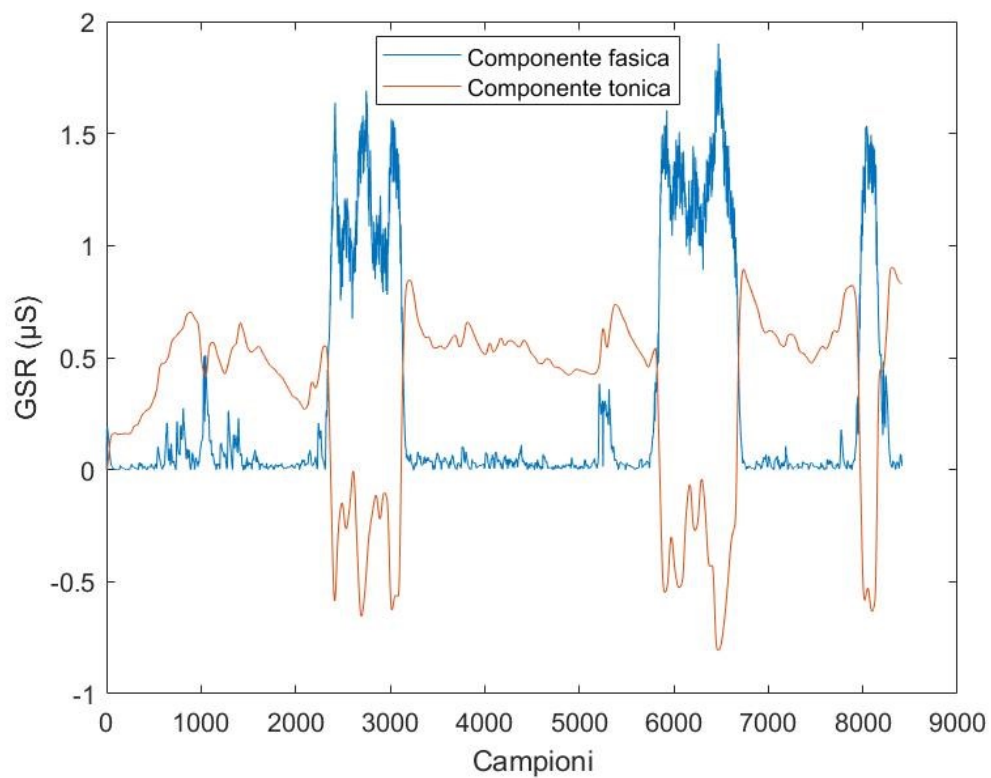


Figura 83 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL DICIOTTESIMO SOGGETTO

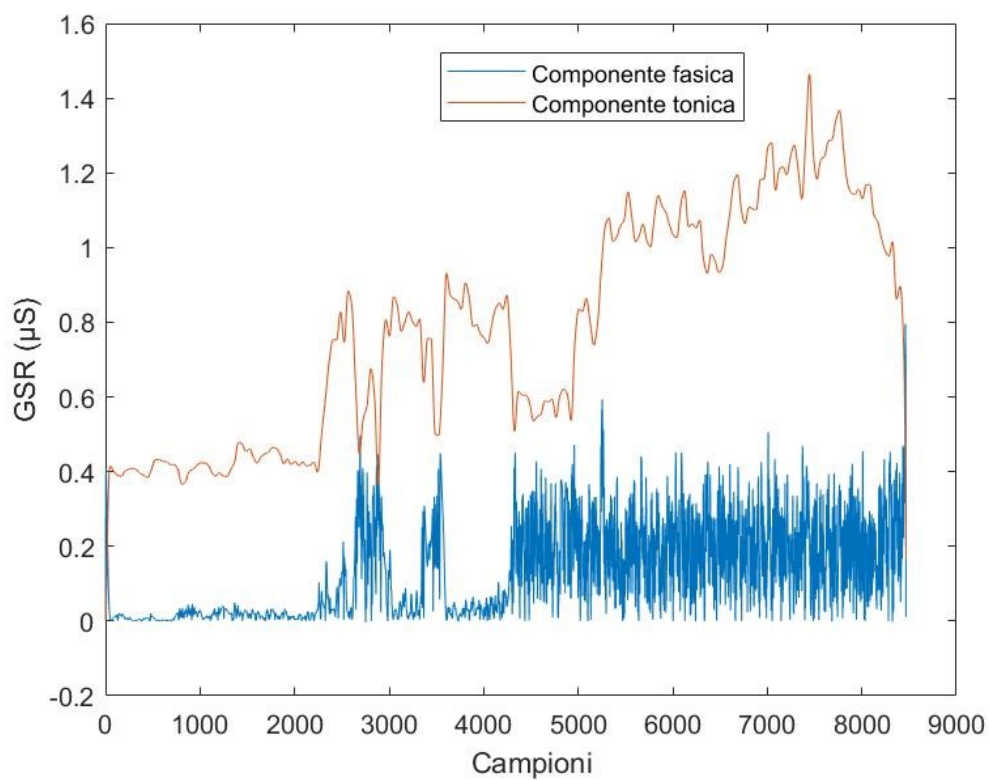


Figura 84 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL DICIANNOVESIMO SOGGETTO

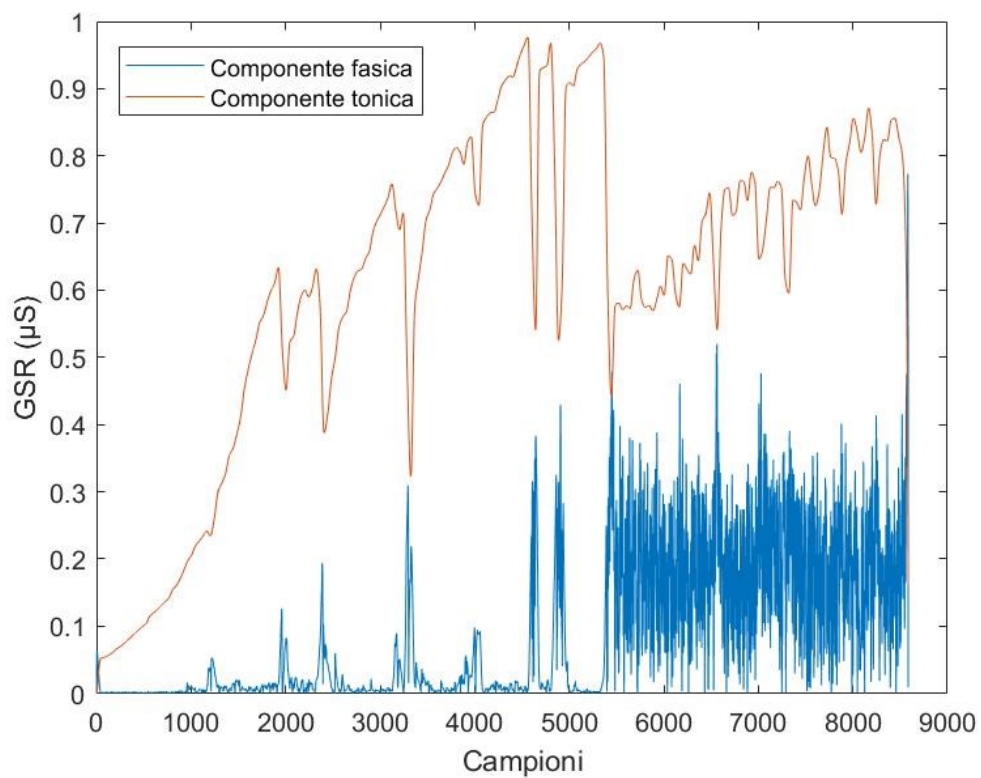


Figura 85 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTESIMO SOGGETTO

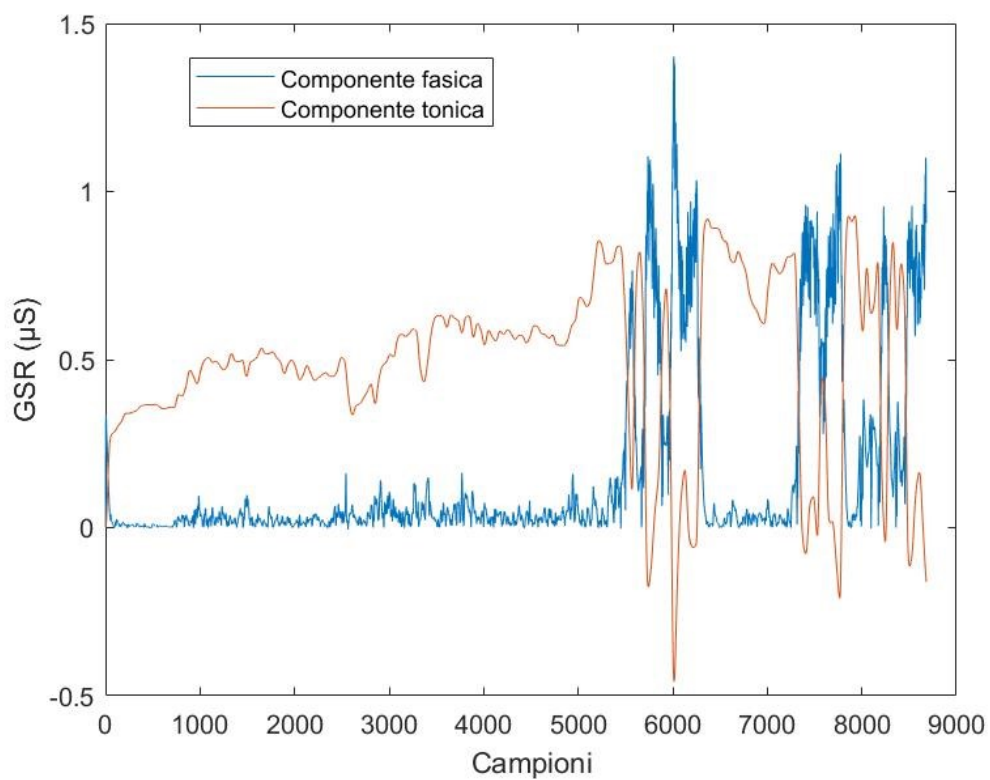


Figura 86 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTUNESIMO SOGGETTO

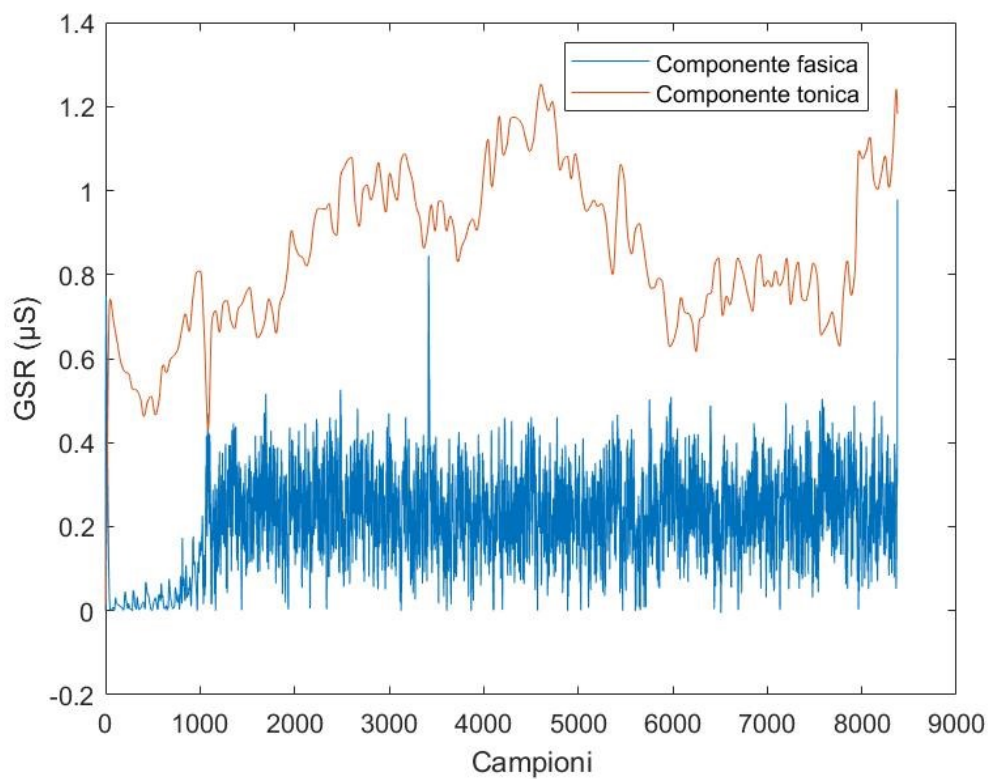


Figura 87 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTIDUESIMO SOGGETTO

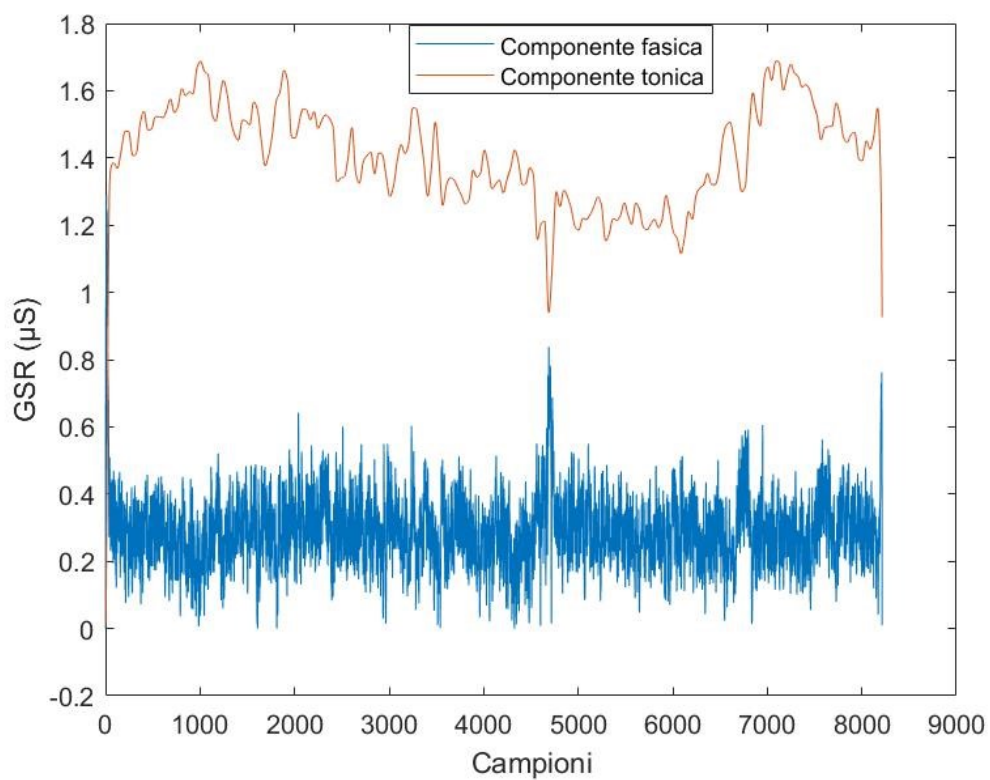


Figura 88 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTITRESIMO SOGGETTO

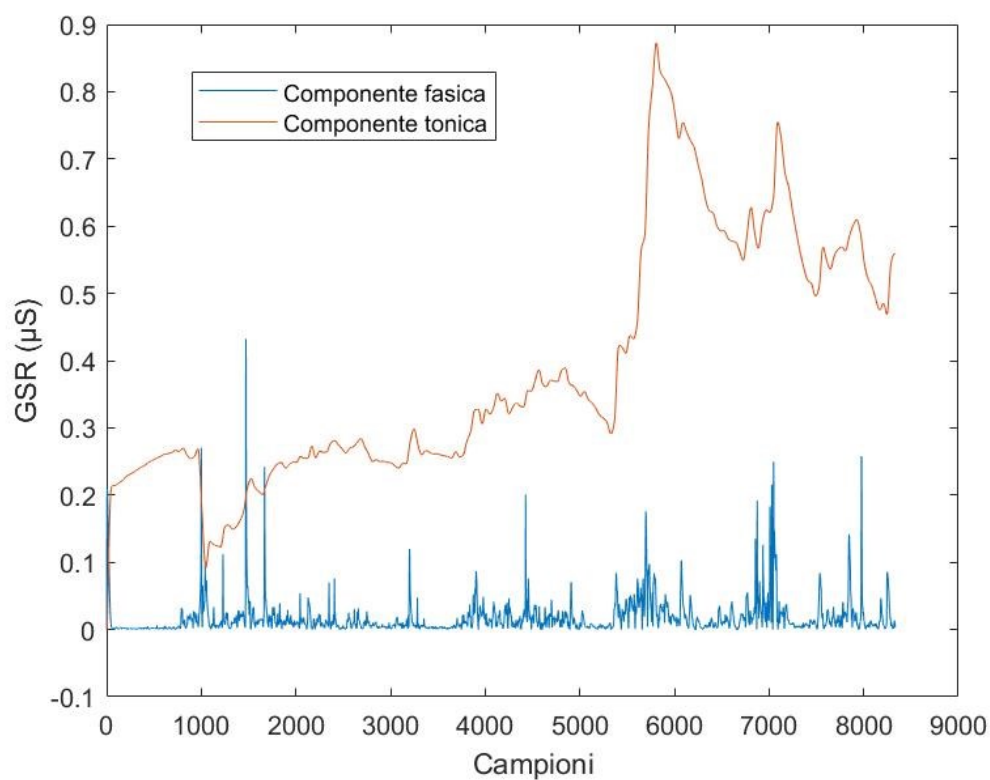


Figura 89 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTIQUATTRESIMO

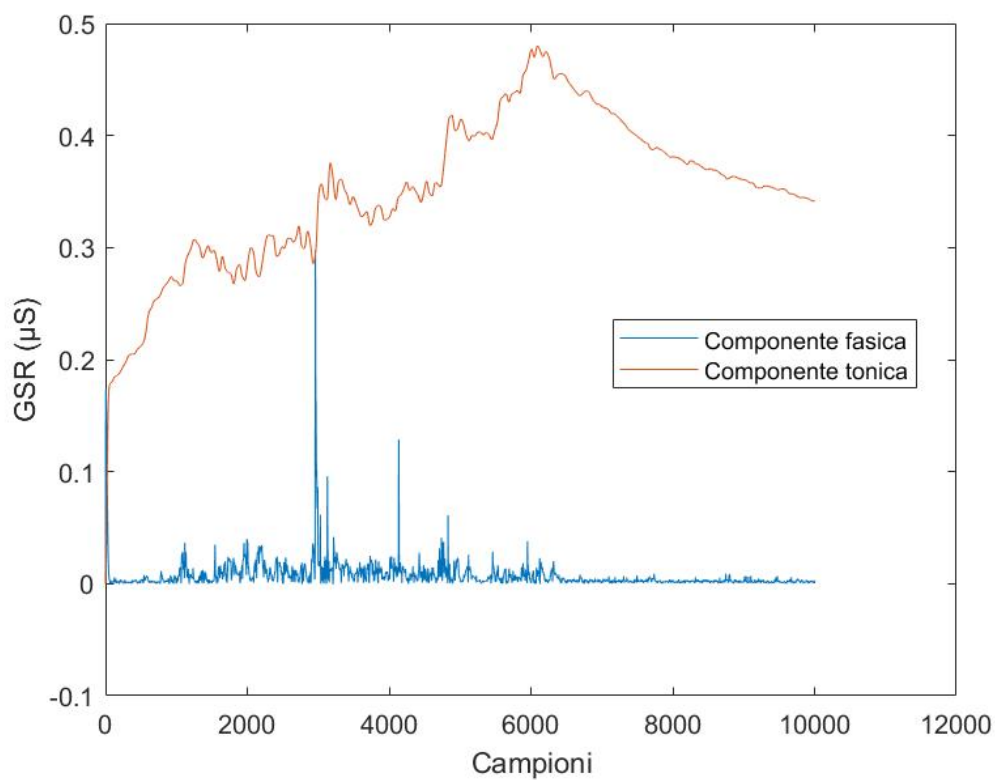


Figura 90 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTICINQUESIMO SOGGETTO

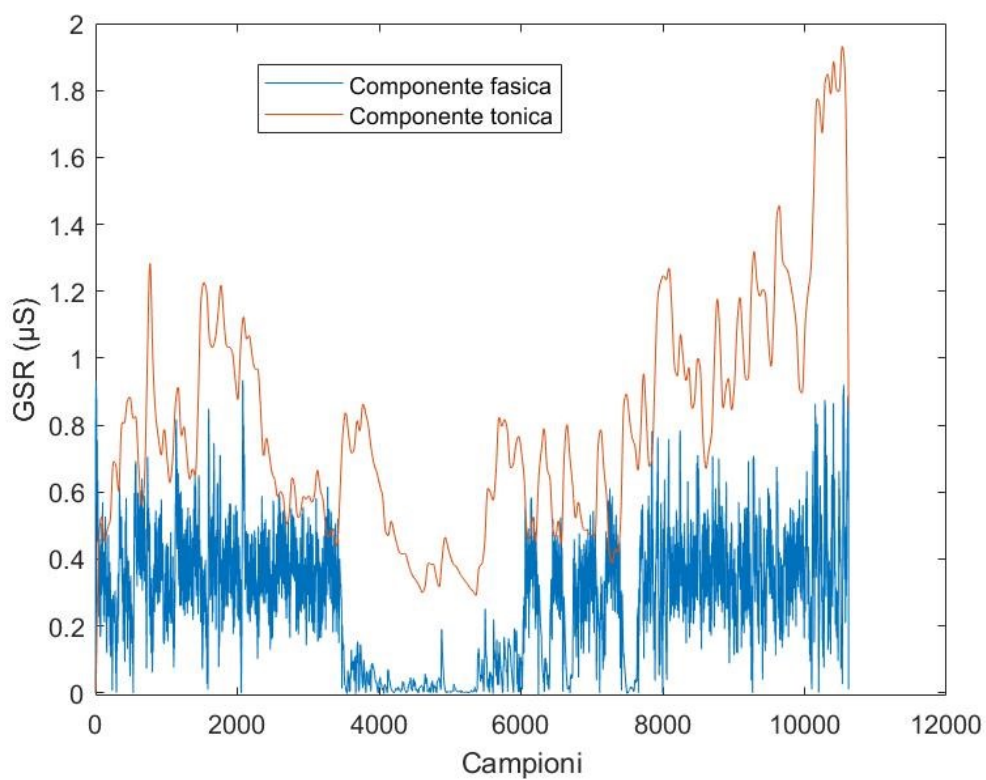


Figura 91 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTISEIESIMO SOGGETTO

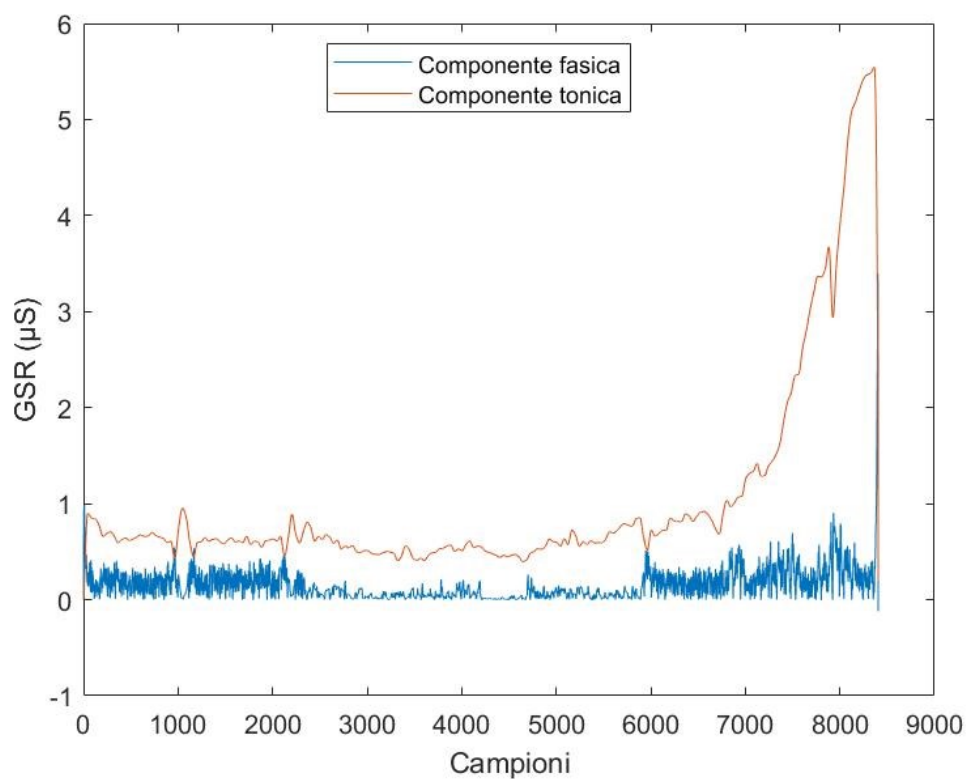


Figura 92 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTISETTESIMO SOGGETTO

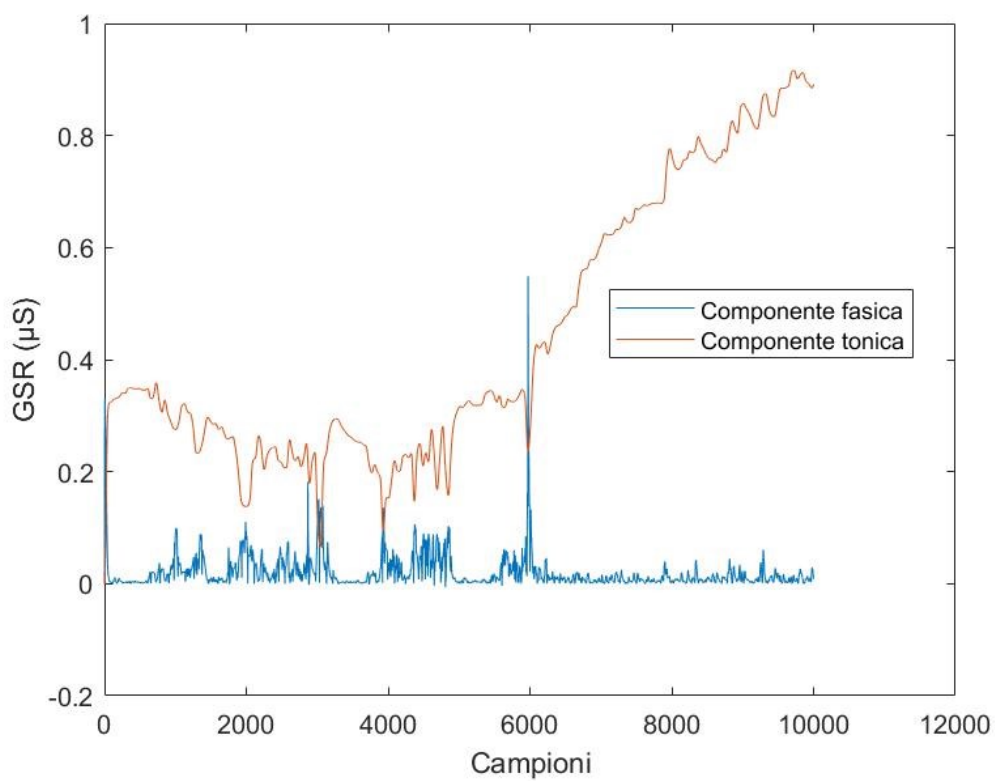


Figura 93 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTOTTESIMO SOGGETTO

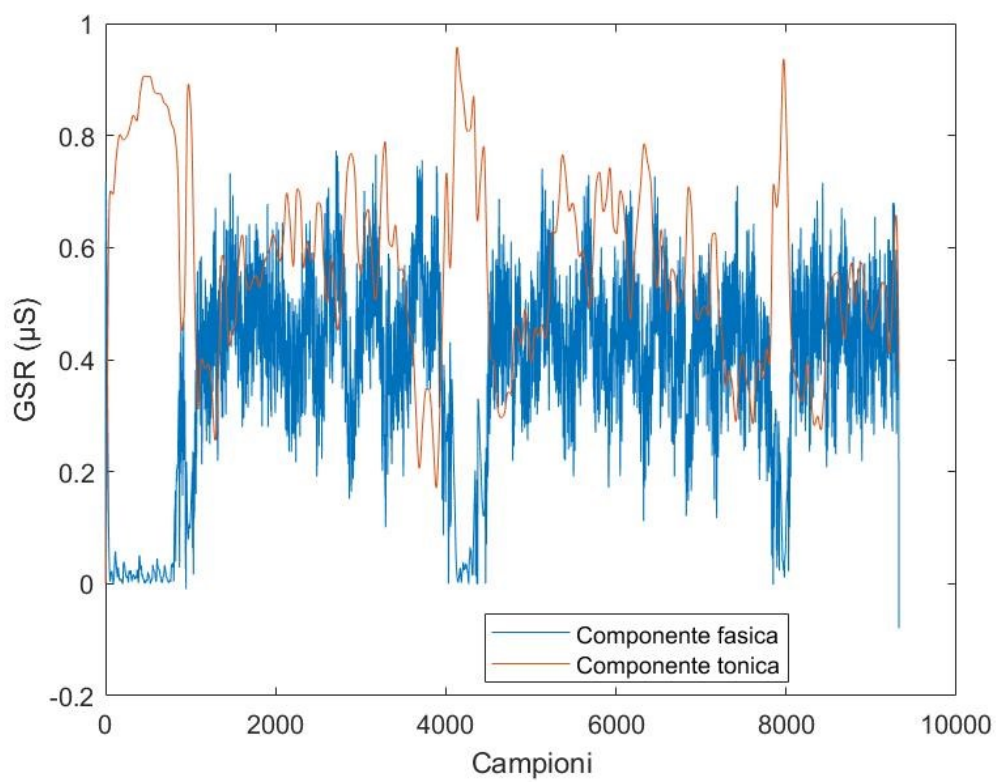


Figura 94 COMPONENTI FASICHE E TONICHE DEL VENTINOVESIMO SOGGETTO

13. ANALISI DATI DELL'ESPERIMENTO

Per l'analisi dei dati è stato utilizzato Ledalab [29], un software Matlab, che analizza i dati di conduttanza della pelle. I files di Empatica E4 sono stati scaricati, estratti, e ovviamente sono stati presi in considerazione solo i files EDA.

Ledalab ha la particolarità di riconoscere i file .mat (Matlab), oppure file di testo.

Per questo motivo i files EDA scaricati in .csv sono stati convertiti in files .txt.

Poiché però il file di testo conteneva anche valori come il periodo di inizio dell'esperimento e la frequenza di campionamento (4 Hz) oltre ai valori di segnale espressi in microSiemens (μS), i primi 2 valori sono stati eliminati.

Successivamente il segnale è stato caricato in Ledalab ed è stato filtrato con un filtro Butterworth passa basso di ordine 1 con una frequenza di taglio di 0,5 Hz.

Poi è stata fatta partire l'analisi di decomposizione continua (CDA), tramite la quale è stata ricavata per ogni persona una struttura (un file .mat) contenente tutte le caratteristiche utili riguardanti le componenti tonica e fasica del segnale.

Per la componente fasica, sono stati calcolati i picchi, e quindi i valori al di sopra della media per ogni task, sapendo che tale componente ci indica di quanto varia lo stress nell'immediato, cioè verrà indicato quanto stress c'è stato per ogni attività.

Per la componente tonica invece, sono stati calcolati la media e i valori massimi e minimi per ogni attività e poi il valore medio di ogni task è stato sottratto al valore medio di tale componente nei primi 3 minuti di riposo.

E' stata presa in considerazione anche l'EDA ed i suoi valori sono stati elaborati in maniera simile a quelli della componente tonica, calcolando la media per ogni task e anche in questo caso il valor medio di ogni task è stato sottratto al valore medio di tale componente nei primi 3 minuti di riposo.

Tutte queste analisi sono state riportate in tabella, che allego successivamente, e per ogni segnale studiato (EDA, componente tonica e fasica), ho calcolato anche la media (quindi la media delle medie), la varianza e la deviazione standard.

Per fare ciò ovviamente il segnale è stato spezzettato e analizzato in modo da rendere riconoscibile ogni task tenendo anche conto della frequenza di campionamento ed elaborato sia su Excel che su Matlab tramite righe di codice da me scritte.

14. TABELLE E CONCLUSIONI

	TASK 1 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK2 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK 3 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK 4 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK 5 - RIP. INIZ. (μ S)
1	2,47	2,79	3,36	5,48	4,93
2	0,02	0,04	0,07	0,08	0,07
3	0,11	0,63	1,18	1,35	2,16
4	0,09	0,29	0,58	0,96	1,46
5	0,06	0,14	0,17	0,22	0,29
6	0,06	1,77	2,15	1,45	1,18
7	0,03	0,03	0,04	0,06	0,07
8	-0,11	-0,14	-0,02	0,13	0,27
9	0,07	0,17	0,23	0,27	0,29
10	0,18	0,05	0,16	0,08	0,38
11	0,36	0,41	1,47	1,57	1,67
12	1,25	1,16	3,6	4,02	4,38
13	1,66	2,09	2,68	3,76	3,05
14	0,19	-0,36	0,54	0,48	1,32
15	0,11	0,4	0,66	0,72	0,87
16	-0,03	0	0,03	0,06	0,04
17	0,1	0,04	0,54	1,18	1,58
18	0,38	0,22	0,76	0,35	1,67
19	0,19	0,82	1,87	1,5	1,33
20	0,4	0,8	1,06	1,48	1,6
21	0,15	0,26	0,63	0,54	0,72
22	1,13	1,12	1,84	1,59	2,06
23	-0,3	-0,28	0,15	0,75	1,24
24	0,01	0,11	0,44	0,4	0,33
25	0,1	0,15	0,24	0,19	0,15
26	-0,55	-0,82	0,42	1,68	1,11
27	-0,45	-0,46	4,51	8,3	7,56
28	-0,07	-0,09	0,03	0,35	0,53
29	0,45	0,46	1,53	1,53	0,73

	TASK 1 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK2 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK 3 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK 4 - RIP. INIZ. (μ S)	TASK 5 - RIP. INIZ. (μ S)
MED	0,28	0,41	1,07	1,40	1,48
VAR	0,39	0,60	1,44	3,41	2,79
DEV	0,62	0,77	1,20	1,85	1,67

Tabella 4 STUDIO EDA **Tabella 5**
 MEDIA, VARIANZA, DEVIAZ. STANDARD

	PICCHI COMP. FASICA TASK 1	PICCHI COMP. FASICA TASK 2	PICCHI COMP. FASICA TASK 3	PICCHI COMP. FASICA TASK 4	PICCHI COMP. FASICA TASK 5
1	26,00	25,40	22,00	22,05	22,00
2	12,60	12,60	16,33	17,50	24,00
3	12,00	19,60	25,67	27,43	31,00
4	12,70	8,40	12,67	27,07	33,00
5	11,50	15,20	13,00	9,09	9,00
6	9,00	24,60	23,00	2,45	27,00
7	9,70	6,60	6,00	27,53	9,00
8	5,20	7,80	10,00	9,11	11,00
9	12,60	12,60	14,67	14,63	14,00
10	10,30	10,80	6,00	7,61	15,00
11	8,40	8,60	26,00	28,11	37,00
12	18,80	25,00	27,67	25,46	29,00
13	19,60	20,80	31,33	26,29	25,00
14	22,20	8,60	11,33	26,02	29,00
15	7,40	12,00	8,67	5,84	12,00
16	6,70	9,60	6,33	13,36	19,00
17	24,90	9,80	9,67	27,25	27,00
18	11,40	12,00	14,33	4,11	4,00
19	6,10	15,00	30,00	28,51	27,00
20	5,10	2,80	27,67	29,45	32,00
21	9,80	9,60	16,33	5,42	11,00
22	25,30	26,80	26,00	29,90	30,00
23	25,70	26,60	28,00	21,90	30,00
24	9,10	11,00	10,00	8,56	12,00
25	10,30	14,40	16,00	26,87	32,00
26	24,90	8,00	10,33	23,77	24,00
27	18,50	8,80	10,67	23,50	23,00
28	8,70	11,00	7,67	10,88	7,00
29	27,00	20,60	28,67	25,67	33,00

MEDIA	14,19	13,95	17,10	19,15	22,00
VARIANZ	52,38	45,62	70,96	85,57	89,93
DEV STAN	7,24	6,75	8,42	9,25	9,48

Tabella 6 PICCHI COMPONENTE FASICA
NORMALIZZATI **Tabella 7** MEDIA, VARIANZA,
DEVIAZ. STANDARD

	TASK 1 - RIP. INIZ. (TONICA) (μ S)	TASK 2 - RIP. INIZ. (TONICA) (μ S)	TASK 3 - RIP. INIZ. (TONICA) (μ S)	TASK 4 - RIP. INIZ. (TONICA) (μ S)	TASK 5 - RIP. INIZ. (TONICA) (μ S)
1	0,365	1,467	1,689	1,522	1,242
2	0,024	0,043	0,073	0,081	0,075
3	0,098	0,135	0,34	0,267	0,342
4	0,085	0,259	0,525	0,296	0,34
5	0,051	0,132	0,161	0,214	0,257
6	0,053	0,458	1,016	0,287	1,281
7	0,034	0,039	0,05	0,071	0,079
8	-0,108	-0,123	-0,014	0,04	0,232
9	0,067	0,164	0,228	0,278	0,3
10	0,164	0,04	0,151	0,081	0,349
11	0,297	0,338	0,411	0,456	0,256
12	0,488	0,52	0,194	0,232	0,066
13	0,646	1,194	0,782	0,991	0,963
14	-0,083	-0,245	-0,219	0,022	-0,031
15	0,109	0,374	0,622	0,633	0,51
16	-0,057	-0,005	0,032	0,079	0,059
17	-0,151	-0,068	0,101	-0,042	0,291
18	-0,042	0,257	-0,086	0,323	0,43
19	0,122	0,308	0,668	0,767	0,833
20	0,386	0,763	0,504	0,638	0,713
21	0,138	0,25	0,007	0,329	0,391
22	0,285	0,523	0,27	0,24	0,164
23	0,062	-0,132	-0,217	0,017	0,08
24	-0,003	0,1	0,412	0,363	0,324
25	0,092	0,145	0,238	0,195	0,152
26	0,176	-0,142	-0,017	0,19	0,441
27	-0,066	-0,178	0,018	0,366	2,613
28	-0,085	-0,12	0,006	0,352	0,524
29	-0,226	-0,282	-0,153	-0,302	-0,288

MEDIA	0,101	0,214	0,269	0,310	0,448
VAR	0,038	0,160	0,165	0,121	0,299
DEV STAN	0,195	0,399	0,407	0,348	0,547

Tabella 8 STUDIO COMPONENTE TONICA
Tabella 9 MEDIA, VARIANZA, DEVIAZ.
 STANDARD

Lo scopo di questo studio è monitorare e valutare lo stress indotto attraverso l'EDA e di creare un database di dati EDA.

L'esperimento è stato condotto su 29 soggetti sottoposti a diverse fasi di stress tramite delle task appositamente organizzate.

Osservando le tabelle riportate sopra, si può dire che le attività che hanno introdotto maggior stress sono state le TASK 4 e 5, rispettivamente il test aritmetico e la propria presentazione. La conferma l'abbiamo anche nelle tabelle che calcolano la media, la varianza e la deviazione standard per ogni task.

Il passo successivo sarà quello di effettuare un altro studio sullo stress indotto, non solo sull'EDA, ma anche analizzando i dati di Heart Rate (HR), poiché il bracciale Empatica E4 non riesce ad essere accurato nella misurazione di quest'ultimo segnale, infatti a volte viene addirittura perso.

Nel mio esperimento sono fruibili soltanto 17 acquisizioni su 29 per l'HR.

I risultati ottenuti per quanto riguarda lo studio relativo all'impedenza galvanica sono stati soddisfacenti.

Riferimenti

- [1] Kaczor, E., Carreiro, S., Stapp, J., Chapman, B., & Indic, P. (2021, Marzo 19). *Empatica.com*. Tratto da <https://www.empatica.com/blog/monitoring-and-predicting-emergency-physician-stress-with-the-e4.html>
- [2] Gottumukkala, R., Katragadda, S., Bhupatiraju, T., Ashkar, Z., W. Borst, C., & Hosseini, S. (2021, Luglio 25). *Cornell University*. Tratto da <https://arxiv.org/pdf/2108.07689.pdf>
- [3] A. Leone, G. Rescio, P. Siciliano, A. Papetti, A. Brunzini and M. Germani, "Multi sensors platform for stress monitoring of workers in smart manufacturing context," 2020 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/I2MTC43012.2020.9129288. Tratto da <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9129288&isnumber=9128363>
- [4] Martin Gjoreski, Mitja Luštrek, Matjaž Gams, Hristijan Gjoreski, "Monitoring stress with a wrist device using context", *Journal of Biomedical Informatics*, Volume 73, 2017, Pages 159-170, ISSN 1532-0464, Tratto da <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1532046417301855>
- [5] Samuel, S. Università di San Francisco, Tratto da: https://www.cs.usfca.edu/~byuksel/affectivecomputing/2018_examples/music.pdf
- [6] Eirini Sykianaki, Asterios Leonidis, Margherita Antona, and Constantine Stephanidis. 2019. CaLmi: stress management in intelligent homes. In *Adjunct Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers (UbiComp/ISWC '19 Adjunct)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1202–1205. Tratto da: <https://doi.org/10.1145/3341162.3347074>
- [7] A. Borrego, J. Latorre, M. Alcañiz and R. Llorens, "Reliability of the Empatica E4 wristband to measure electrodermal activity to emotional stimuli," *2019 International Conference on Virtual Rehabilitation (ICVR)*, 2019, pp. 1-2, doi: 10.1109/ICVR46560.2019.8994546. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8994546>
- [8] S. Ollander, C. Godin, A. Campagne and S. Charbonnier, "A comparison of wearable and stationary sensors for stress detection," *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2016, pp. 004362-004366, doi: 10.1109/SMC.2016.7844917. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7844917>

- [9] Giulia Regalia, Francesco Onorati, Matteo Lai, Chiara Caborni, Rosalind W. Picard, Multimodal wrist-worn devices for seizure detection and advancing research: Focus on the Empatica wristbands, *Epilepsy Research*, Volume 153, 2019, Pages 79-82, ISSN 0920-1211. Tratto da:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0920121118305849>
- [10] Saganowski, Stanisław & Kazienko, Przemysław & Dziezyc, Maciej & Jakimów, Patrycja & Komoszyńska, Joanna & Michalska, Weronika & Dutkowiak, Anna & Polak, Adam & Dziadek, Adam & Ujma, Michał. (2020). Review of Consumer Wearables in Emotion, Stress, Meditation, Sleep, and Activity Detection and Analysis. Tratto da:
https://www.researchgate.net/publication/341118509_Review_of_Consumer_Wearables_in_Emotion_Stress_Meditation_Sleep_and_Activity_Detection_and_Analysis
- [11] Pekka Siirtola. 2019. Continuous stress detection using the sensors of commercial smartwatch. In *Adjunct Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers (UbiComp/ISWC '19 Adjunct)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1198–1201. Tratto da:
<https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3341162.3344831>
- [12] N. Keshan, P. V. Parimi and I. Bichindaritz, "Machine learning for stress detection from ECG signals in automobile drivers," 2015 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2015, pp. 2661-2669, doi: 10.1109/BigData.2015.7364066. Tratto da:
<https://ieeexplore.ieee.org/document/7364066>
- [13] S. NITA, S. BITAM and A. MELLOUK, "A Body Area Network for Ubiquitous Driver Stress Monitoring based on ECG Signal," 2019 International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/WiMOB.2019.8923468. Tratto da:
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8923468>
- [14] T. Li, Y. Chen and W. Chen, "Daily Stress Monitoring Using Heart Rate Variability of Bathtub ECG Signals," 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2018, pp. 2699-2702, doi: 10.1109/EMBC.2018.8512767. Tratto da:
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8512767>
- [15] M. Wu, H. Cao, H. Nguyen, K. Surmacz and C. Hargrove, "Modeling perceived stress via HRV and accelerometer sensor streams," 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015, pp. 1625-1628, doi: 10.1109/EMBC.2015.7318686. Tratto da:
<https://ieeexplore.ieee.org/document/7318686>
- [16] M. S. Kalas and B. F. Momin, "Stress detection and reduction using EEG signals," 2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), 2016, pp. 471-475, doi: 10.1109/ICEEOT.2016.7755604. Tratto da:
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7755604>

- [17] X. Hou, Y. Liu, O. Sourina, Y. R. E. Tan, L. Wang and W. Mueller-Wittig, "EEG Based Stress Monitoring," 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2015, pp. 3110-3115, doi: 10.1109/SMC.2015.540. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7379672>
- [18] S. Orguc, H. S. Khurana, K. M. Stankovic, H. S. Leel and A. P. Chandrakasan, "EMG-based Real Time Facial Gesture Recognition for Stress Monitoring," 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2018, pp. 2651-2654, doi: 10.1109/EMBC.2018.8512781. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8512781>
- [19] J. Taelman, T. Adriaensen, C. van der Horst, T. Linz and A. Spaepen, "Textile Integrated Contactless EMG Sensing for Stress Analysis," 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007, pp. 3966-3969, doi: 10.1109/IEMBS.2007.4353202. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4353202>
- [20] T. Yamakoshi et al., "A Preliminary Study on Driver's Stress Index Using a New Method Based on Differential Skin Temperature Measurement," 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007, pp. 722-725, doi: 10.1109/IEMBS.2007.4352392. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4352392>
- [21] R. R. Singh, S. Conjeti and R. Banerjee, "Biosignal based on-road stress monitoring for automotive drivers," 2012 National Conference on Communications (NCC), 2012, pp. 1-5, doi: 10.1109/NCC.2012.6176845. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6176845>
- [22] J. Xie, W. Wen, G. Liu, C. Chen, J. Zhang and H. Liu, "Identifying strong stress and weak stress through blood volume pulse," 2016 International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC), 2016, pp. 179-182, doi: 10.1109/PIC.2016.7949490. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7949490>
- [23] J. P. D. Serrano, J. M. A. Soltez, R. K. C. Pascual, J. C. D. Castillo, J. L. Torres and F.R. G. Cruz, "Portable Stress Level Detector based on Galvanic Skin Response, Heart Rate, and Body Temperature," 2018 IEEE 10th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM), 2018, pp. 1-5, doi: 10.1109/HNICEM.2018.8666352. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8666352>
- [24] Kira Furuichi and Marcelo Worsley. 2018. Using Physiological Responses To Capture Unique Idea Creation In Team Collaborations. In Companion of the 2018 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work and Social Computing (CSCW '18). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 369–372. DOI:<https://doi.org/10.1145/3272973.3274099>

- [25] A. Poli, L. Scalise, S. Spinsante and A. Strazza, "ADLs Monitoring by Accelerometer-Based Wearable Sensors: Effect of Measurement Device and Data Uncertainty on Classification Accuracy," 2020 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA), 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/MeMeA49120.2020.9137265. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9137265>
- [26] F. D. Martino and F. Delmastro, "High-Resolution Physiological Stress Prediction Models based on Ensemble Learning and Recurrent Neural Networks," 2020 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISCC50000.2020.9219716. Tratto da: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9219716>
- [27] Gloria Cosoli, Angelica Poli, Lorenzo Scalise, Susanna Spinsante, Measurement of multimodal physiological signals for stimulation detection by wearable devices, Measurement, Volume 184, 2021, 109966, ISSN 0263-2241, Tratto da: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026322412100899X>
- [28] Francesca Michelli, Stress assessment through galvanic skin response using smart watches, Tesi di laurea 2021
- [29] <http://www.ledalab.de/>