

Salve a tutti, sono Alessandro Fuser e sono qui oggi per parlarvi del mio progetto di Tesi Specialistica su l'apprendimento non supervisionato per l'identificazione dei contesti di Freezing of Gait, o FOG, in pazienti affetti da morbo di Parkinson.

Quello che oggi vi presenterò seguirà la seguente scaletta: innanzitutto spiegherò brevemente cosa è il FOG, per poi elencare gli studi che sono stati condotti ad oggi. Enuncerò quindi gli obiettivi del mio lavoro di tesi, dove si differenzia dai lavori in letteratura e la metodologia del lavoro svolto. Infine, presenterò i risultati sperimentali che sono stati ottenuti attraverso la metodologia usata ed fornisco possibili sviluppi al fine di continuare e migliorare questo lavoro di tesi.

Come tutti sappiamo e purtroppo qualcuno ha di noi ha potuto sperimentare di persona attraverso parenti, il Parkinson è una malattia molto invasiva sul paziente, che viene essere debilitato anche in maniera importante da tale patologia neurodegenerativa che coinvolge in maniera elettiva la capacità di programmare ed eseguire molti movimenti. Tra i sintomi della malattia di Parkinson, il Freezing of Gait (FOG) può sicuramente essere considerato uno dei più debilitanti. Viene detto anche congelamento o semplicemente blocco motorio ed è un'improvvisa, temporanea e involontaria incapacità di iniziare o proseguire un movimento. I pazienti che ne soffrono affermano che "è come se i piedi rimanessero, per qualche istante, incollati al suolo e non riesco a fare il passo successivo". Questo blocco può portare a delle cadute poiché, mentre i piedi e le gambe si bloccano, il busto prosegue nel movimento e questo può sbilanciare il paziente.

I lavori che sono stati svolti fino ad oggi riguardano principalmente l'apprendimento supervisionato, ossia l'uso di algoritmi che sfruttano dati i quali sono già stati divisi in determinate classi, quindi etichettati. Principalmente questi lavori si concentrano nell'identificare il FOG o il NOFOG, quindi se il paziente è in blocco motorio o meno, raggiungendo buone percentuali di accuratezza. Un solo lavoro si è concentrato sul tentare di identificare una classe intermedia tra le due, denominata preFOG, che rappresenta il passaggio da uno stato di movimento normale del paziente ad un blocco motorio, ossia il FOG.

Il lavoro di tesi vuole riprendere quest'ultimo lavoro e condurre innanzitutto uno studio sull'esistenza della classe chiamata preFOG e sulla sua separazione dalle altre due classi, ossia NOFOG e FOG. Successivamente, si pone l'obiettivo di sviluppare un approccio non supervisionato, ossia che usa dati non già divisi in classi da un medico, al fine di etichettare gli stessi e sostituire così il medico nella prima fase di test. In questa sezione, inoltre, viene condotto uno studio di divisione ad intervalli dei dati al fine di testare quale sia la migliore divisione temporale degli stessi. Infine, tenta di classificare, e quindi predire, le etichette di nuovi dati usando 3 classi, ossia le occorrenze di preFOG, FOG e i movimenti normali del paziente. L'obiettivo principale in cui la tua tesi si inserisce è quello di realizzare un dispositivo indossabile per evitare FOG.

Definito dal seguente schema: raccolgo dati dal dispositivo ed attraverso un apprendimento non supervisionato li etichetto per poi allenare un classificatore su tali dati al fine di rilevare, in tempo reale attraverso un dispositivo, le occorrenze di preFOG, fornendo uno stimolo uditorio al paziente per evitare il blocco del movimento.

Il primo passo che è stato fatto, quindi, è quello di studiare la divisione della classe preFOG dalle altre. Per fare questo, abbiamo usato dei dati provenienti da accelerometri posizionati sul paziente ed etichettati da un medico. I dati vengono vettorizzati, ossia li prendo ad intervalli temporali e li pongo su un'unica riga, ossia vettore, invece di averli in più colonne e righe. Questi vengono poi studiati da un discriminante lineare, il cui scopo è ridurre la dimensionalità delle feature calcolandone di nuove che esprimano la divisione tra le varie classi. Questo passo permette di studiare se esiste la divisione che cerchiamo, ossia tra il preFOG ed il FOG e NOFOG.

Il secondo obiettivo della tesi, come detto, è di sviluppare un approccio non supervisionato per etichettare dati. Per fare questo, sono stati presi valori derivanti da accelerometri, pre processati e, scegliendo un valore di intervallo temporale con una certa sovrapposizione tra gli intervalli stessi, si calcolano delle feature, o caratteristiche, dei dati. Sulla scelta appropriata dell'intervallo temporale è stato condotto uno studio attraverso diverse possibili combinazioni tra la durata dell'intervallo stesso e la durata della sovrapposizione delle finestre temporali. Alle feature ottenute vengono applicati degli algoritmi di clustering, quali k-means, reti neurali o c-means, al fine di creare le etichette per i dati. Queste vengono confrontate con le etichette fornite dal paziente per valutare la bontà della metodologia sviluppata.

Per classificare e quindi predire a quale istanza, se di FOG, preFOG o NOFOG, appartengono i nuovi dati a partire dalle etichette di un dataset, viene allenato un classificatore, nel nostro caso il k-nearest neighbors, dopo aver applicato la metodologia della fase 1, ossia il discriminante lineare, sfruttando il lavoro della divisione temporale della fase 2. Una volta che il classificatore è allenato su tali dati, si prendono nuove istanze non ancora etichettate e si passano in input al classificatore, il quale restituisce l'etichettatura dei nuovi dati al fine di identificare le occorrenze di preFOG. Questo permetterebbe una previsione del FOG in quanto si riuscirebbe a dare uno stimolo uditorio al paziente, evitandogli il blocco del movimento.

Il dataset utilizzato per i test è composto da 10 pazienti, di cui 8 hanno avuto episodi di FOG. Ogni paziente ha seguito dei percorsi ed i dati del movimento venivano registrati da 3 accelerometri 3D, posizionati sulla caviglia, sul retro del ginocchio e nella zona lombare. Per quanto riguarda la fase 1, è stato notato fin da subito che sussiste una certa divisione tra i dati appartenenti al preFOG rispetto a quelli del FOG e NOFOG e, sfruttando la parte del lavoro della fase 2 riguardante la scelta degli intervalli temporali, questa distinzione è stata migliorata, soprattutto per il preFOG, sia usando i dati di un paziente alla volta che prendendo quelli di tutti i pazienti contemporaneamente, suggerendo che molti movimenti che portano al FOG possono essere in comune tra i vari pazienti.

La fase 2, che si prefigge l'obiettivo di sostituire il medico nell'etichettatura dei dati, sembra promettente, in quanto per ogni paziente si riesce ad ottenere un'accuratezza, ossia la capacità di etichettare correttamente i dati, superiore al 70% per quasi ognuno di essi. La fase 3, che invece sfrutta dati già etichettati, per la predizione di nuovi dati riesce ad ottenere un F1-score sempre superiore al 70%, andando a migliorare l'unico lavoro presente allo stato dell'arte che usa la classe del preFOG, il quale raggiungeva al massimo il 70%.

Concludendo, è stato presentato un lavoro di apprendimento non supervisionato al fine di sostituire il medico che sembra promettente, anche attraverso uno studio della divisione temporale ad intervalli dei dati. Inoltre, è stato migliorato il lavoro di classificazione presente allo stato dell'arte. Tra i possibili sviluppi futuri sicuramente c'è la possibilità di migliorare ulteriormente la fase di classificazione e quella di apprendimento non supervisionato, integrando anche il tutto in un dispositivo indossabile per il paziente al fine di fornire stimoli uditori, evitando il blocco motorio.