

Apprendimento di eventi oculomotori nell'eye-tracking diagnostico e riabilitativo

G. Boccignone¹, D. Ciminieri², V. Cuculo¹, A. D'Amelio¹,
G. Grossi¹, R. Lanzarotti¹, A. Masserdotti²

¹ PHuSe Lab - Dipartimento di Informatica, Università degli Studi di Milano,
via Celoria 18, 20133 Milano

² Opendot, via Tertulliano, 70, 20137 Milano

Abstract

Si presenta l'attività di ricerca svolta dal laboratorio PHuSe (Perceptual computing and Human Sensing) in collaborazione con la società Opendot nel quadro della realizzazione di una piattaforma tecnologica basata su eye-tracking in grado di rilevare, analizzare e utilizzare i movimenti oculari in ambito riabilitativo. In particolare si introduce una tecnica di apprendimento automatico per la classificazione di eventi oculomotori.

1 Introduzione

L'eye-tracking (ET), o tracciamento oculare, è una tecnologia non invasiva per registrare la direzione dello sguardo di un osservatore, ed è pertanto lo strumento primario per studiare i processi di attenzione visiva intimamente connessi ai movimenti oculari. Fra i vari ambiti applicativi, tale tecnologia si è rivelata estremamente importante nell'analisi di soggetti affetti da patologie che modulano in modo atipico i processi attentivi, in particolare patologie neurodegenerative, quali schizofrenia, Alzheimer, Parkinson, autismo, ecc. Più recentemente, l'ET è stato adottato nell'ambito di nuove strategie per la diagnosi precoce (individuazione di biomarker/endofenotipi), per l'intervento, nel caso di potenziamento cognitivo, e la riabilitazione di pazienti a limitata o assente capacità di comunicazione verbale e/o soggetti a deficit motori. In tale prospettiva, può essere integrato in piattaforme avanzate di analisi e ausilio che ne possono consentire un impiego sia passivo, in cui la direzione dello sguardo viene registrata e analizzata senza fornire alcun feedback, sia attivo, per il controllo di applicazioni anche complesse che prevedono un feedback. Questo utilizzo pone ovviamente nuovi problemi alle fasi di acquisizione e di analisi dei dati ottenuti mediante eye-tracking, concepite classicamente per l'interazione con osservatori tipici.

2 Problema e stato dell'arte

L'oggetto di questa nota è la classificazione dinamica di eventi oculomotori a partire dalle traiettorie esplorative dello sguardo immerso nel mondo: fissazioni, spostamenti repentini e ampi (*saccadi*), oscillazioni post saccadiche di assestamento, inseguimenti di oggetti in movimen-

to. L' ET consente di catturare traiettorie continue in forma di sequenze spazio-temporali grezze (*raw data*). Formalmente, una traiettoria è una serie temporale di coordinate $\{(x_1, y_1, t_1) \cdots (x_n, y_n, t_n)\}$; può essere considerata un'istanza di un processo stocastico, il risultato della complessa interazione fra un osservatore e l'ambiente osservato. Nell'analisi dei dati da ET e nella loro modellizzazione, raramente si utilizza la serie temporale originaria: il punto di partenza è solitamente la sequenza di eventi oculomotori poc' anzi definiti. Ciò presuppone l'utilizzo di algoritmi di estrazione/classificazione di tali eventi dai raw data. Sovente, gli algoritmi utilizzati sono basati su caratteristiche ed euristiche molto semplici (es. soglie sulla velocità) e spesso non tengono conto di un aspetto fondamentale, ovvero le traiettorie oculari, così come le registriamo, sono realizzazioni di un processo stocastico. Questi algoritmi possono essere divisi principalmente in due gruppi: quelli basati sulla dispersione e quelli a soglia sulla velocità. Tra quest' ultimi troviamo quelli che utilizzano una soglia prefissata ed altri in cui la soglia viene identificata a partire dal segnale registrato, permettendo di creare algoritmi non parametrici, capaci di tenere in considerazione le differenze e le caratteristiche peculiari dei singoli soggetti. Molti di questi algoritmi, che possiamo definire adattivi, sono stati sviluppati per stimoli statici e, di conseguenza, per segnali in cui non si manifesta l'inseguimento (*smooth pursuit*). Per una rassegna approfondita degli algoritmi di classificazione si veda [Andersson *et al.*, 2017]. Recentemente, un nuovo algoritmo si è aggiunto alla pletora dei possibili approcci per la classificazione di eventi oculomotori, il Naive Segmented Linear Regression NSLR-HMM [Pekkanen e Lappi, 2017]. E' congiuntamente un metodo per la segmentazione, il filtraggio e classificazione del segnale tramite modelli markoviani a stati latenti o nascosti (Hidden Markov Model, HMM). Questo sarà il punto di partenza del lavoro descritto nella Sezione 3.

3 Metodologia

In analogia con [Pekkanen e Lappi, 2017], l'approccio che qui proponiamo consta di due fasi: 1) segmentazione e filtraggio del segnale (NSLR); 2) classificazione con un modello markoviano a quattro stati (fissazioni, saccadi, oscillazioni post saccadiche, inseguimento, cfr. Fig. 1). Nella prima fase il segnale viene interamente segmentato individuando una funzione lineare a tratti che la approssimi sfruttando il meto-

do PELT (Pruned Exact Linear Time) [Killick *et al.*, 2012] basato sull'idea di partizionamento ottimale.

Diversamente da [Pekkanen e Lappi, 2017], per classificare ciascun segmento in uno dei quattro eventi considerati è stato utilizzato un modello semi-markoviano (Hidden semi-Markov model, HSMM [Yu, 2010]). Un HSMM consente di modellare il processo latente come una catena semi-markoviana con un tempo di permanenza variabile in ogni stato. La motivazione cogente di questa scelta risiede nel fatto che le sequenze di stati nascosti, nel caso dei dati oculomotori, esibiscono in genere dei pattern di correlazione fra i tempi di durata in uno stato (o di attesa del prossimo stato) e lo stato medesimo. Inoltre, vista la peculiarità degli osservatori "atipici" e della dinamica dei loro processi attentivi, l'HSMM consente una maggior flessibilità nell'apprendimento dei parametri del modello. In tale contesto è infatti fondamentale una *learning* fortemente dipendente dal soggetto.

4 Attività sperimentale

La validazione del metodo proposta ha considerato due contesti diversi. In una valutazione preliminare è stato adottato il dataset [Vig *et al.*, 2012] che include registrazioni effettuate in laboratorio con osservatori tipici. A tutt'oggi, la sperimentazione è in corso su dati provenienti da soggetti affetti da sindrome di Rett. Questa è una rara patologia neurologica di origine genetica che si manifesta durante i primi anni di vita e colpisce prevalentemente soggetti di sesso femminile. I risultati ottenuti sono stati positivi per entrambi i dataset. In Figura 2 è mostrato un tipico esempio dei risultati preliminari ottenuti su dati provenienti dal dataset di soggetti Rett. In questo caso la natura del segnale analizzato rende la classificazione particolarmente complessa. I dati infatti, sono caratterizzati da forte rumore e sequenze di dati mancanti, causato dai continui movimenti della testa o dalla mancanza di attenzione da parte dei soggetti coinvolti.

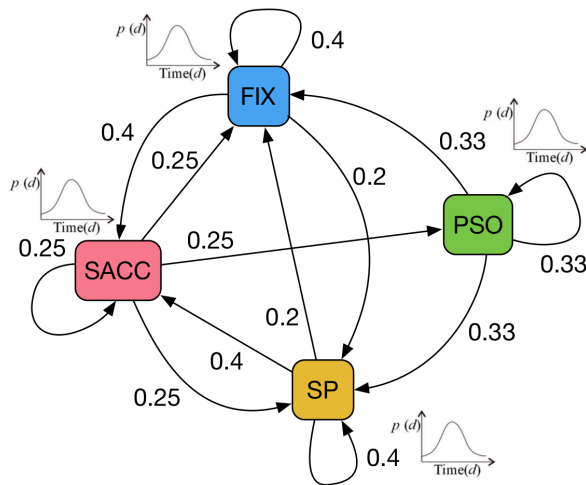


Figura 1: Diagramma di transizione degli stati di un modello semi-Markoviano nascosto. I quattro stati rappresentano gli eventi oculomotori di interesse: fissazioni, saccadi, smooth pursuit e oscillazioni post-saccadiche.

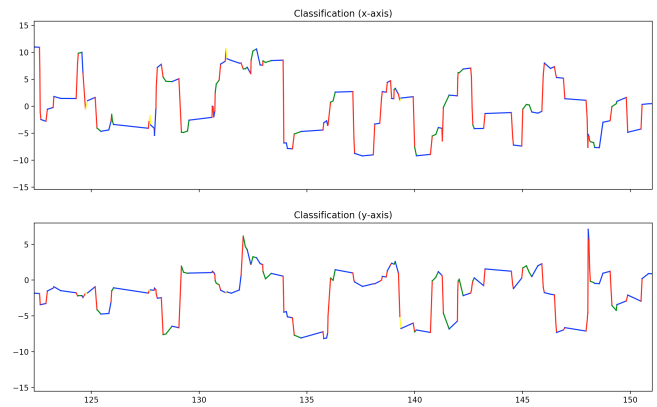


Figura 2: Esempio di classificazione di eventi oculomotori applicata ad un dataset di osservazioni provenienti da soggetti patologici. La classificazione include: fissazioni (blu), saccadi (rosso), smooth pursuit (verde) ed oscillazioni post-saccadiche (giallo).

5 Conclusioni

In questo contributo è stata presentata l'attività svolta nell'ambito della realizzazione di una piattaforma tecnologica basata su eye-tracking da utilizzare in ambito riabilitativo. In particolare, abbiamo considerato i dati oculomotori e il problema della loro classificazione in eventi fondamentali, essenziali per estrarre dallo sguardo informazioni sui processi cognitivi applicati da un soggetto durante l'osservazione visiva. Per la prima volta in letteratura è stato proposto un metodo basato sulle proprietà degli HSMM che consente in maniera efficace e accurata una personalizzazione del processo di classificazione in fase di learning del modello.

Riferimenti bibliografici

- [Andersson *et al.*, 2017] Richard Andersson, Linnea Larsson, Kenneth Holmqvist, Martin Stridh, e Marcus Nyström. One algorithm to rule them all? an evaluation and discussion of ten eye movement event-detection algorithms. *Behavior research methods*, 49(2):616–637, 2017.
- [Killick *et al.*, 2012] Rebecca Killick, Paul Fearnhead, e Idris A Eckley. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost. *Journal of the American Statistical Association*, 107(500):1590–1598, 2012.
- [Pekkanen e Lappi, 2017] Jami Pekkanen e Otto Lappi. A new and general approach to signal denoising and eye movement classification based on segmented linear regression. *Scientific reports*, 7(1):17726, 2017.
- [Vig *et al.*, 2012] Eleonora Vig, Michael Dorr, e David Cox. Space-variant descriptor sampling for action recognition based on saliency and eye movements. In *European conference on computer vision*, pages 84–97. Springer, 2012.
- [Yu, 2010] Shun-Zheng Yu. Hidden semi-markov models. *Artificial intelligence*, 174(2):215–243, 2010.