

# **A Sustainable Fashion Shopping: how emotional response can affect and improve it**

Studente Alice Sansoni- 970812  
Relatore Prof. Giuseppe Boccignone  
Correlatore Prof.ssa Nadia Berthouze

## **1 Ente presso cui è stato svolto il lavoro di stage**

La tesi si è sviluppata a partire da una collaborazione tra il PhuseLab dell'Università degli Studi di Milano e il centro di Human Computer Interaction dell'University College di Londra. Il progetto si è inserito all'interno di un contesto di ricerca più ampio col nome di Textiles Circularity Centre (TCC), della durata di quattro anni, finanziato da UK Research & Innovation. Il principale focus della ricerca, che coinvolge diverse università inglesi, è la creazione di una catena di shopping ecosostenibile, dove UCL ricopre un ruolo nel ramo di Consumer Experience. L'elaborazione del contenuto della tesi si è principalmente svolta presso l'UCLIC, a Londra.

## **2 Contesto iniziale**

Il principale obiettivo del ramo di ricerca rivolto al consumatore è quello di studiare l'esperienza che esso ha durante l'acquisto di un prodotto, in particolar modo rispetto al senso del tatto, per cercare poi di andare a colmare quel vuoto nel contesto dell'online shopping, dove l'unico aspetto presente è quello visivo. Alcuni esempi di tecnologie sono i Chatbots o gli Smart Mirrors, in modo da poter consapevolizzare l'utente sulla sua scelta e aiutarlo a riflettere. Il fine ultimo è combattere il sempre più crescente Fast Shopping, a discapito poi di un'innumerabile quantità di capi gettati perché non più indossati o addirittura mai venduti. Esistono già diversi studi, qualitativi ma anche quantitativi, sull'importanza del tatto e soprattutto sull'assenza di un vocabolario adatto per esprimere e riferire le sensazioni provate, così come sono stati analizzati quali siano i gesti maggiormente utilizzati per asserire determinate proprietà o il proprio gradimento verso un capo d'abbigliamento. È stato anche verificato che l'attaccamento emotivo rispetto ad un prodotto ne aumenta tale gradimento, portando quindi ad una maggiore preservazione e conservazione dello stesso. Il passo successivo è quindi andare a ricercare strumenti capaci di fornire un'analisi più quantitativa e rappresentativa di quello che è l'affective experience mentre si tocca o ci si prova dei vestiti e che riescano a trasmettere e comunicare in modo efficace le esperienze degli utenti, sfruttando il segnale elettromiografico, per determinare i tipi di movimenti, e altri sensori indossabili che catturino i movimenti.

## **3 Obiettivi del lavoro**

Il punto di partenza per la tesi è un dataset già esistente che contiene segnali EMG e dati IMU registrati tramite due Armbands indossati da persone mentre toccano abiti scelti dal loro armadio, dove ad ogni iterazione gli è stato richiesto di toccare il vestito in questione per determinarne una proprietà fisica (Smoothness, Thickness, Warmth, Flexibility, Softness) e di dare poi un voto da 1 a 7 in base a quanto, secondo loro, quel capo rispecchiasse quella determinata proprietà. Il fine del lavoro è determinare se questi Armband abbiano un livello di accuratezza tale da permettere ad un modello di Machine Learning di trovare un pattern tra i gesti svolti dagli utenti e riuscire perciò a classificare correttamente quale proprietà stiano testando e, successivamente, riuscire a determinare il rating dato e quindi il livello, soggettivo per ogni persona, con cui quel capo rispecchia la proprietà.

## **4 Descrizione lavoro svolto**

Prima di tutto è stato necessario capire la tipologia di dati presenti nel dataset. Essi sono: segnali elettromiografici divisi in 8 canali, in base alla posizione; quaternioni, per determinare la posizione nello spazio e conseguentemente la rotazione e valori di movimento angolari, come accelerazione e velocità; accelerometro, per determinare accelerazione, velocità e cambi di direzione fatti linearmente. Inizialmente i dati sono stati trattati per cercare di ridurre il più possibile la quantità di rumore presente. I valori EMG, già automaticamente filtrati dai dispositivi

di registrazione del segnale, sono stati rettificati e normalizzati; per i quaternioni sono stati tenuti in considerazione solo i valori all'interno del range consentito  $[-1,1]$ , eliminando gli altri; per l'accelerometro, non sono state riscontrate particolari anomalie, perciò si è deciso di lavorare direttamente sui dati raccolti. Per ognuno degli otto partecipanti e per ogni capo, 12 per ognuno, alle varie iterazioni, della durata di 20 secondi, sono stati rimossi i primi 5 secondi perché considerati di esplorazione e assestamento. Dopo di che, i 15 secondi restanti sono stati suddivisi in finestre da 5 secondi l'una, ripartite a loro volta in 3. Per ogni sottofinestra sono poi state estratti il massimo, la media e la deviazione standard, sia per la mano destra che quella sinistra. Questo per ogni categoria di dato. Una volta ottenute tutte le statistiche, esse sono state unificate, ottenendo un totale di 198 features per ogni finestra, che diventerà il dato in input. Infine, il *Random Forest Classifier* è stato scelto come modello di classificazione dei dati, sia per determinare le proprietà, sia per determinare i rating, con l'ipotesi che la proprietà di cui si stanno analizzando i livelli sia nota. Per entrambi i task è stato seguito un approccio di cross-validation con stratificazione, andando a creare due varianti: una in cui i gruppi sono basati sull'id del capo d'abbigliamento e una in cui invece sono basati sull'id del partecipante. Inoltre, abbiamo condotto un'analisi statistica su quali tra le features fossero più statisticamente rilevanti nella classificazione, sia per ridurre la dimensionalità dei dati, sia per capire effettivamente quali tipologie di segnali siano più rilevanti.

A parte poi, per cercare di ampliare il dataset e capire le procedure e le regole da seguire per condurre un esperimento, abbiamo portato a termine una breve raccolta dati con sei nuovi partecipanti, seguendo le medesime modalità di la collezione del dataset precedente. In questo caso però, i capi da toccare erano uguali per tutti ed erano 6 paia di calzini con textures differenti.

## 5 Tecnologie Coinvolte

Per questo progetto sono stati utilizzati degli Armbands in grado di registrare l'attivazione muscolare e la cinematica del braccio, i cui segnali sono stati poi trasferiti e interpretati. Per raccogliere nuovi dati e fare da tramite tra i bracciali e l'utente, è stata utilizzata un'applicazione precedentemente sviluppata all'interno dell'UCLIC. Il principale linguaggio di programmazione utilizzato è *Python*, con la libreria di *Numpy* per la gestione degli array, *Pandas* per la gestione e scrittura dei file e *sci-kit learn* per tutti i tool di analisi e classificazione dei dati. Inoltre, per alcune analisi statistiche sono stati utilizzati *SPSS Statistics*, versione 27, e *Weeka*, versione 2.8.

## 6 Risultati Ottenuti

Considerando la stratificazione dei gruppi secondo i capi di abbigliamento, le statistiche estratte si sono rivelate in grado di classificare tutte e cinque le proprietà con percentuali di accuratezza ben al di sopra dello chance level. Considerando invece la stratificazione secondo i partecipanti, e quindi senza la possibilità per il modello di fare training su dati appartenenti alla medesima persona, la proprietà "Warmth" ha subito un drastico calo nelle performance. Ciò è probabilmente dovuto alla semantica stessa della proprietà, che è soggetta a interpretazioni soggettive, portando quindi diverse persone a compiere gesti differenti per asserire tale proprietà. Pertanto il modello, avendo per giunta a disposizione una ridotta quantità di dati, non è stato in grado di trovare un pattern comune.

Per quel che riguarda i ratings, le prestazioni non sono altrettanto notevoli. Nonostante il range di valori sia stato ridotto da 7 a 3, i pochi dati disponibili e la distribuzione squilibrata dei valori tra i range (spesso quello intermedio era quasi inesistente rispetto agli altri due) ha consentito al modello di raggiungere dei valori accettabili solo per il primo range di Thickness e Flexibility e nel range più elevato per la Softness.

Tuttavia, un'analisi delle features ha permesso di scoprire che la modalità predominante nella classificazione delle proprietà è quella del segnale EMG, specialmente rispetto ai canali 2 e 3 per la mano sinistra (relativi al movimento della mano e del polso) e del canale 7 per la mano destra (legato a tutti i movimenti che coinvolgono il pollice). Seguono poi i valori lineari, mentre sono quasi assenti quelli angolari. Nella classificazione dei ratings invece, più variabili entrano in gioco, ma la correlazione tra i valori ha dimostrato che: più fluente e dolce è il movimento e maggiore è il livello di Smoothness; per valutare il livello di Thickness sono molto coinvolti i muscoli ma anche i quaternioni e l'accelerazione lineare; il livello di attivazione muscolare e la forza applicata è maggiore quando un capo è meno flessibile; un maggiore livello di Softness corrisponde ad una minore attivazione muscolare, coerentemente con quanto riportato da alcuni partecipanti sul fatto che talvolta preferiscano sentire l'effetto del tessuto sulla pelle in modo passivo.

## Riferimenti bibliografici

- [1] Gao Yuhan. Automatic recognition of properties assessed in the tactile exploration of textiles. *Final Project Report, UCL Interaction Centre*, 2019.
- [2] Lesley Cary. Exploring a language of gestures and emotional responses to textiles. *MSc Dissertation, University College London, London, UK.*, 2013.
- [3] Bruna Petreca, Nadia Bianchi-Berthouze, Sharon Baurley, Penelope Watkins, and Douglas Atkinson. An embodiment perspective of affective touch behaviour in experiencing digital textiles. In *2013 Humaine Association Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, pages 770–775, 2013.
- [4] Yimeng Ma. Experiencing someone else’s tactile textile handling: Implications for design of textile handling technology. *MSc Dissertation, University College London, London, UK.*, 2019.
- [5] Chae Heon Song. Exploring pleasurable touch experience with textiles and opportunities for supporting this with technology. *MSc Dissertation, University College London, London, UK.*, 2020.
- [6] Lili Lin. Inferring fabric-hand perception from wearable sensors. *MSc Dissertation, University College London, London, UK.*, 2021.
- [7] Gérard Biau and Erwan Scornet. A random forest guided tour. *Test*, 25(2):197–227, 2016.
- [8] Bryn Farnsworth. What is emg (electromyography) and how does it work?, 2018.
- [9] Johns Hopkins Medicine. Electromyography (emg), 2021.