



UNIVERSITÀ  
DEGLI STUDI  
DI PADOVA



DIPARTIMENTO  
DI INGEGNERIA  
DELL'INFORMAZIONE

**DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE**

**CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN BIOINGEGNERIA**

Verifica dell'affidabilità di un indice di mobilità facciale  
tramite OpenFace per l'applicazione nella patologia del  
morbo di Parkinson

**Relatrice:** Prof.ssa Zimi Sawacha

**Correlatrice:** Ing. Elena Pegolo

**Laureanda:** Gloria Boldrini

**ANNO ACCADEMICO 2021-2022**

**30 Novembre 2022**







*Ai miei genitori*

*«Prendete in mano la vostra vita  
e fatene un capolavoro!»*

*Giovanni Paolo II*



# Indice

INTRODUZIONE	1
CAPITOLO 1 - MORBO DI PARKINSON	3
1.1 IL MORBO DI PARKINSON	3
1.2 CAUSE	4
1.3 SINTOMI	4
1.4 SCALE DI VALUTAZIONE CLINICA	6
1.4.1 MDS-UPDRS	6
1.4.2 Scala di Hoehn e Yahr	7
1.4.3 Scala di Schwab ed England	8
1.5 IPOMIMIA	8
1.6 VALUTAZIONE DELL'IPOMIMIA TRAMITE METODI AUTOMATICI	9
CAPITOLO 2 - RICONOSCIMENTO DELLE ESPRESSIONI FACCIALI	11
2.1 FACIAL ACTION CODING SYSTEM (FACS)	11
2.2 ACTION UNITS (AUs)	12
2.2.1 Emozioni e AUs	15
CAPITOLO 3 - SOFTWARE ANALIZZATI	17
3.1 OpenFace	17
3.1.1 Introduzione al software	17
3.1.2 Protocolli per Landmark Position	18
3.1.2.1 CLM	19
3.1.2.2 CLNF	20
3.1.2.3 CE-CLM	21

3.1.3	Protocolli per Face Detector	22
3.1.3.1	OpenCV Haar	22
3.1.3.2	dlib HOG-SVM	23
3.1.3.3	MTCNN	24
3.1.4	Action Units	26
3.1.5	Output del software	26
3.2	FACE MOBILITY INDEX (Pegolo et al.)	28
3.2.1	Distanze valutate con il metodo sviluppato da Pegolo E.	28
3.2.2	FMI (Pegolo et al.)	30
CAPITOLO 4 - MATERIALI E METODI		31
4.1	PARTECIPANTI	31
4.2	PIPELINE ELABORAZIONE	32
4.2.1	Elaborazione soggetti HC	32
4.2.2	Elaborazione soggetti PD	33
4.2.3	Confronto soggetti HC e PD	33
4.2.4	Valutazione distanze con OpenFace	33
4.2.5	Confronto distanze <sub>Pegolo</sub> e distanze <sub>OF</sub>	35
4.2.6	Confronto FMI <sub>Pegolo</sub> e FMI <sub>OF</sub>	35
4.2.7	Analisi statistica dell'FMI <sub>OF</sub>	36
CAPITOLO 5 - RISULTATI		37
5.1	CONFRONTO SOGGETTI HC e PD	37
5.1.1	Intensità AUs	37



5.1.2 Correlazione distanze <sub>Pegolo</sub> - AUs	39
5.2 CONFRONTO distanze <sub>Pegolo</sub> E distanze <sub>OF</sub>	41
5.3 CONFRONTO FMI <sub>Pegolo</sub> E FMI <sub>OF</sub>	43
5.3.1 Correlazione FMI <sub>Pegolo</sub> -FMI <sub>OF</sub>	43
5.3.2 ScatterPlot e Root Mean Square Error (RMSE)	44
5.4 ANALISI STATISTICA FMI <sub>OF</sub>	45
CAPITOLO 6 – DISCUSSIONE	46
CAPITOLO 7 – CONCLUSIONI	49
APPENDICE	52
I. Intensità AUs	52
II. Correlazione distanze <sub>Pegolo</sub> – AUs	54
III. Confronto distanze <sub>Pegolo</sub> -distanze <sub>OF</sub>	58
IV. Confronto FMI <sub>Pegolo</sub> e FMI <sub>OF</sub>	62
V. Correlazione FMI <sub>Pegolo</sub> - FMI <sub>OF</sub>	63
VI. ScatterPlot e Root Mean Square Error	64
VII. Analisi statistica FMI <sub>OF</sub>	68
BIBLIOGRAFIA	71



# Introduzione

Il Parkinson è la patologia neurodegenerativa più comune, dopo l'Alzheimer, la quale si manifesta in entrambi i sessi con una leggera prevalenza in quello maschile. L'età media d'insorgenza è tra i 58-60 anni, ma può presentarsi anche dai 20-40 anni. L'1-2% della popolazione mondiale sopra i 60 anni è colpita da tale malattia mentre raggiunge il 3-5% con un'età superiore agli 85 anni [1].

I sintomi del Parkinson includono deficit motori come tremori, instabilità posturale, rigidità, disartria e bradicinesia e non-motori come depressione, ansia, disturbi del sonno e rallentamento del pensiero. Accanto a questo elenco di sintomi uno presente già nelle fasi iniziali della malattia, e molto spesso anni prima della diagnosi, è l'ipomimia, amimia o bradicinesia facciale [2]. Questa viene definita come la riduzione e il rallentamento dei movimenti facciali sia spontanei che volontari, che si concretizzano appunto in una riduzione del movimento muscolare, una maggiore apertura degli occhi, bocca semiaperta e diminuzione dei battiti delle palpebre. Per tale motivo i soggetti affetti dal morbo di Parkinson assumono l'aspetto di statua lignea e la loro espressione viene spesso definita con il termine 'masked face' [3]. Considerando che i 2/3 della comunicazione umana sono costituiti da quella non verbale, questo sintomo grava negativamente sul paziente e sulla sua qualità di vita.

Per studiare e rintracciare l'ipomimia sono stati introdotti diversi metodi, quello maggiormente utilizzato è il Facial Action Coding System (FACS). Sviluppato da Ekman e Friesen nel 1978, permette una valutazione delle espressioni facciali e definisce in che modo queste si originano in base alla contrazione dei muscoli del volto, singolarmente o in combinazione con altri. In particolare, l'analisi specifica prevede la valutazione di 44 *Action Units* (AUs) che sono il risultato del movimento di un numero variabile di muscoli, la combinazione di alcune di queste permette di identificare una specifica emozione.

Lo studio proposto si pone come obiettivo finale quello di valutare la validità di un indice di mobilità facciale (FMI) per l'analisi dell'ipomimia nei pazienti affetti da Parkinson tramite l'utilizzo del software OpenFace. Questo software si basa su reti neurali profonde ed è in grado di effettuare: landmark detection, stima dello sguardo, stima della posizione della testa, riconoscimento e valutazione dell'intensità delle AUs. Nello specifico ci si è concentrati unicamente sull'output relativo all'intensità delle AUs analizzato su una popolazione di soggetti sia sani che patologici per sei diverse emozioni.

Le sei espressioni considerate sono le cosiddette ‘emozioni base’: rabbia, disgusto, paura, felicità, tristezza e sorpresa che hanno la caratteristica di essere rappresentate universalmente, cioè da tutti in qualsiasi luogo, tempo e cultura.

L’elaborato di questa tesi si suddivide in una serie di capitoli dedicati sia all’esposizione di concetti base relativi al morbo di Parkinson e al software impiegato per lo studio sia all’analisi specifica che è stata eseguita.

Il primo capitolo vuole fornire nozioni base riguardanti il morbo di Parkinson e l’ipomimia. Nel secondo invece, si ha una rappresentazione più specifica delle tecniche di riconoscimento delle espressioni facciali, mentre nel terzo viene descritto in generale il software OpenFace. Nei capitoli successivi viene riportato il lavoro svolto in particolare il metodo di analisi, le elaborazioni eseguite (Capitolo 4), i risultati ottenuti (Capitolo 5) e in conclusione una discussione generale su quanto è stato trovato (Capitolo 6 e 7).

# Capitolo 1

## Morbo di Parkinson

### 1.1 Il morbo di Parkinson

Il Parkinson (PD) è una patologia neurodegenerativa, lentamente progressiva, che coinvolge diverse funzioni motorie quali il controllo dei movimenti e l'equilibrio; quindi, risulta essere la più frequente nella categoria dei *'Disordini del movimento'*.

Il nome deriva dal medico inglese James Parkinson (1755-1824) che riportò la prima chiara descrizione medica nel 1817 nel suo saggio intitolato *'The Shaking Palsy'* (La paralisi agitante), sebbene alcuni elementi della malattia fossero noti già in precedenza.

In particolare, riportò questa figura clinica:

*'Tremori involontari, con riduzione della potenza muscolare; propensione a flettere il corpo in avanti e a passare da un ritmo di camminata ad uno di corsa, i sensi e l'intelletto rimangono intatti.'* [4].

Si stima che nel 2019 in Italia i pazienti affetti da PD fossero circa 430.000 [5]; nel 2005 a livello mondiale, i soggetti over 50 con PD erano circa tra 4.1 e 4.6 milioni e si prevede che il dato raddoppi tra 8.7 e 9.3 milioni entro il 2030 [6].

Quando la malattia progredisce, il tremore può coinvolgere tutto il corpo, si possono inoltre riscontrare difficoltà con la parola e movimenti rotatori involontari degli occhi. L'andatura del soggetto diventa lenta e strascicata, con le gambe semiflesse, il corpo piegato in avanti, le braccia rigide e l'equilibrio instabile.

## 1.2 Cause

Il PD è causato dalla degenerazione delle strutture che compongono il sistema extrapiramidale, in particolare le regioni maggiormente interessate sono quelle della *substantia nigra*. Tale sostanza si trova localizzata in posizione intermedia tra il mesencefalo e il diencefalo. Il termine '*nigra*' deriva dalla presenza di neuroni che contengono un'elevata quantità di pigmento melanico che conferisce un colore particolarmente scuro.

Questi neuroni sono in buona parte dopaminergici, ovvero utilizzano la dopamina come neurotrasmettitore responsabile nel controllo dei movimenti. Nelle persone affette da PD, il 70-80% delle cellule che producono dopamina subisce una degenerazione e muore soprattutto nella porzione dorsolaterale della *substantia nigra* detta *pars compacta* (SnpC). Buona parte delle cellule danneggiate mostrano la presenza di complessi proteici detti *Corpi di Lewy* tra l' $\alpha$ -sinucleina e l'ubiquitina. Questi risultano d'interferenza al rilascio di dopamina e di conseguenza pregiudicano la comunicazione interneuronale, i '*messaggi*' non vengono trasmessi ai muscoli in modo regolare incrementando la difficoltà nel controllo e coordinazione dei movimenti [7].

I meccanismi che portano alla degenerazione delle cellule e la comparsa del PD non sono ancora completamente noti, alcuni possibili fattori sono: ereditarietà, lesioni cerebrali, infezioni, neurotossine endogene, fattori ambientali e altre pressioni geniche.

Per quanto riguarda l'ereditarietà soggetti con una storia familiare positiva, a causa di mutazioni genetiche, presentano una maggiore probabilità di sviluppare il PD. In merito ai fattori ambientali si ha che l'esposizione a pesticidi, erbicidi, insetticidi e fungicidi aumenta il rischio di insorgenza della malattia, così come l'esposizione a metalli pesanti quali rame, ferro, alluminio e piombo.

## 1.3 Sintomi

Innanzitutto, è importante sottolineare che la malattia colpisce in maniera diversa ogni individuo, di conseguenza i sintomi manifestati possono variare da soggetto a soggetto; inoltre, per un paziente possono cambiare anche da un giorno all'altro.

I sintomi della malattia possono comunque essere divisi in due principali tipologie: sintomi motori e non motori.

I primi, definiti anche ‘cardinali’ vengono spesso raggruppati sotto l’acronimo TRAP (*Tremor at rest, Rigidity, Akinesia and Postural instability*) [8] e sono:

- ❖ *Tremore a riposo*: è un segnale abbastanza frequente nel morbo di Parkinson e si tratta di un’oscillazione involontaria che solitamente si presenta in maniera asimmetrica, ovvero è maggiormente presente in un lato del corpo. Questo tremore è pronunciato a riposo mentre diminuisce quando la persona compie un’azione.
- ❖ *Bradicinesia*: rallentamento nell’esecuzione di un movimento o gesto, consiste dunque in un periodo di latenza tra il comando e l’inizio del movimento. Questo sintomo grava sulla qualità di vita del paziente che riscontra difficoltà nello svolgere azioni quotidiane come camminare, vestirsi, alzarsi e modificare l’espressione del volto.
- ❖ *Rigidità muscolare*: i muscoli sono continuamente in tensione, anche quando il soggetto appare rilassato e ciò rende complessa l’esecuzione di qualsiasi movimento.
- ❖ *Instabilità posturale*: caratterizzata da una sensazione di equilibrio precario. La causa risiede in una riduzione dei riflessi di raddrizzamento, ragion per cui, il paziente non è in grado di correggere eventuali squilibri [1].

I secondi possono presentarsi in qualsiasi stadio della malattia, considerando la variabilità, ne viene riportata una sinossi:

- ❖ *Sintomi neuropsichiatrici*: depressione, anedonia, apatia, ansia, deficit dell’attenzione, confusione, demenza, allucinazioni, attacchi di panico, comportamento ripetitivo (punding).
- ❖ *Disturbi del sonno*: sonnolenza eccessiva diurna, insonnia, disturbi del comportamento del sonno REM, disordini del movimento relativi al sonno non REM, respirazione nel sonno disturbata, sogni vividi.
- ❖ *Sintomi gastrointestinali*: stitichezza, stipsi, salivazione eccessiva, soffocamento, nausea, vomito.
- ❖ *Sintomi autonomici*: disturbi della vescica, secchezza della superficie dell’occhio (xerofthalmia), impotenza, cadute dovute ad ipotensione, sudorazione.
- ❖ *Sintomi sensoriali*: disfunzione olfattiva, dolore, sensazione di formicolio (parastesia).
- ❖ *Altri sintomi non motori*: visione offuscata, visione doppia (diplopia), affaticamento, cute squamosa (seborrea), perdita di peso [9].

## 1.4 Scale di valutazione clinica

Al fine di valutare la presenza e progressione del morbo di Parkinson i soggetti vengono sottoposti a visite neurologiche in cui il medico effettua la registrazione dei vari segnali clinici riscontrati. Ciò viene effettuato grazie all'utilizzo di scale di valutazione che forniscono un'analisi principalmente qualitativa attribuendo a ogni parametro un punteggio numerico su scale discrete limitate.

La scala maggiormente utilizzata per la prognosi del PD è la *Unified Parkinson's Disease Rating Scale* (UPDRS), i cui punteggi vengono poi confrontati anche con la *Scala di Hoehn e Yahr* e la *scala di Schwab ed England* [10].

### 1.4.1 MDS-UPDRS

La *Movement Disorder Society-Unified Parkinson's Disease Rating Scale* (MDS-UPDRS) è una nuova versione dell'UPDRS promossa dalla Movement Disorder Society (MDS) che risolve problematiche identificate come punti deboli e poco definiti.

La scala UPDRS è composta da quattro parti consequenziali e va a valutare 55 items, di cui 48 domande hanno cinque possibili risposte con un punteggio che varia da 0 a 4 e 7 domande con risposte si/no. Il punteggio totale ottenuto, oltre a consentire un'analisi attuale dello stato del paziente, permette di confrontare i risultati nel tempo così da ottenere informazioni riguardo l'andamento della malattia nel tempo.

La scala MDS-UPDRS è anch'essa costituita da quattro parti definite come segue:

- ❖ *Parte I*: esperienze non-motorie della vita quotidiana;
- ❖ *Parte II*: esperienze motorie della vita quotidiana;
- ❖ *Parte III*: valutazione motoria;
- ❖ *Parte IV*: complicanze motorie.

La parte I è costituita da due sezioni, la sezione IA valutata dal clinico e la sezione IB completata dal paziente. La parte II è costituita da un questionario autogestito; la parte III comprende istruzioni che il clinico può fornire o mostrare al paziente, ed infine la parte IV integra informazioni ottenute dal paziente con l'osservazione clinica dell'operatore.



La MDS-UPDRS valuta 65 items e ogni domanda presenta cinque possibili risposte a cui viene attribuito uno specifico punteggio:

- ❖ *Punteggio 0*: normale;
- ❖ *Punteggio 1*: leggero;
- ❖ *Punteggio 2*: lieve;
- ❖ *Punteggio 3*: moderato;
- ❖ *Punteggio 4*: severo.

In questa scala vengono valutati nove nuovi items non considerati nell'UPDRS, questi sono: umore ansioso, sindrome di disregolazione della dopamina, problemi urinari, costipazione, fatica, hobbies, entrare ed uscire dal letto, picchietto delle dita dei piedi e freezing [11].

#### 1.4.2 Scala di Hoehn e Yahr

La scala di Hoehn e Yahr, pubblicata da Margaret Hoehn e Melvin Yahr nel 1967, viene utilizzata per definire lo stadio clinico del paziente ovvero i sintomi della progressione del morbo di Parkinson:

- ❖ *Stadio 1*: malattia unilaterale;
- ❖ *Stadio 2*: malattia bilaterale con il coinvolgimento dell'equilibrio;
- ❖ *Stadio 3*: malattia da lieve a moderata, qualche instabilità posturale indipendente;
- ❖ *Stadio 4*: malattia conclamata, ancora in grado di deambulare autonomamente;
- ❖ *Stadio 5*: paziente costretto a letto o in sedia a rotelle.

Questa scala originariamente presentava cinque stadi, ma successivamente è stata modificata con l'aggiunta degli stadi 1,5 e 2,5:

- ❖ *Stadio 1,5*: malattia unilaterale e assiale;
- ❖ *Stadio 2,5*: malattia bilaterale lieve senza recupero sul test a trazione.

I pazienti i cui sintomi si trovano nel range 1-3, sono considerati scarsamente disabili e ancora in grado di svolgere le attività quotidiane; quando i sintomi rientrano nel range 4-5 allora i soggetti sono considerati gravemente disabili. Di conseguenza ad elevati valori della scala di Hoehn e Yahr corrisponde una peggior qualità di vita [12].

### 1.4.3 Scala di Schwab ed England

La scala di Schwab ed England (1968) valuta l'abilità nell'eseguire attività quotidiane, il range di analisi va dal 100% (completamente indipendente) allo 0% (stato vegetativo) con incrementi del 10% [13]. Gli undici punti possono essere riassunti come segue:

- ❖ 100%: in grado di svolgere tutte le faccende senza lentezza o difficoltà;
- ❖ 90%: in grado di svolgere tutte le faccende con un po' di lentezza e difficoltà;
- ❖ 80%: richiede due volte più tempo del normale;
- ❖ 70%: mostra più difficoltà con alcune faccende, potrebbe volerci 3-4 volte più tempo;
- ❖ 60%: può fare la maggior parte delle faccende ma con molta lentezza e sforzo;
- ❖ 50%: ha bisogno di aiuto per metà di ogni lavoro;
- ❖ 40%: può completare solo alcune faccende;
- ❖ 30%: può iniziare le faccende e completarne alcune con sforzo e aiuto;
- ❖ 20%: può aiutare leggermente con le faccende, non completarle;
- ❖ 10%: è impotente e parzialmente in coma;
- ❖ 0%: è costretto a letto, quasi completamente in coma.

## 1.5 Ipomimia

Un sintomo cardinale, dovuto alla bradicinesia e presente già negli stadi iniziali del PD, è l'ipomimia o amimia ovvero la riduzione e il rallentamento dei movimenti facciali sia spontanei che volontari, che si manifesta comunemente in un solo lato del viso [2]. Questi movimenti, infatti, risultano avere una minore ampiezza e velocità nei soggetti affetti da PD andando quindi ad influenzare la loro espressività facciale. Per questo motivo i pazienti spesso assumono un aspetto di statua lignea e la loro espressione viene molte volte definita con il termine 'masked face'.

Considerando che le espressioni facciali giocano un ruolo importante nella comunicazione, rappresentata nei suoi 2/3 da quella non verbale, si può dedurre che l'ipomimia influisce sulla qualità di vita dei pazienti, in quanto possono riscontrare problemi a livello di relazioni sociali. Talvolta, infatti, possono risultare incompresi poiché non sono in grado di esprimere o riconoscere certe emozioni; principalmente quelle negative quali rabbia, disgusto, paura e tristezza [14].

Per valutare la progressione dei livelli di ipomimia, in ambito clinico viene solitamente utilizzato il paragrafo 3.2 della MDS-UPDRS riportato in Figura 1. Ovviamente questa valutazione neurologica dipende dall'abilità e dall'esperienza del clinico, ciò provoca un'elevata variabilità e possibilità di bias nella procedura [15].

<i>Punteggio</i>	<i>Valore</i>	<i>Descrizione</i>
0	Normal	
1	Minimal	Could be normal "Poker Face"
2	Slight	Abnormal diminution of facial expression
3	Moderate	Lips parted some of the time
4	Severe	Masked or fixed facies with severe or complete loss of facial expression, lips parted ¼ inch or more

Tabella 1: Item 3.19 UPDRS per la valutazione dell'ipomimia [16].

### 3.2 FACIAL EXPRESSION

Instructions to examiner: Observe the patient sitting at rest for 10 seconds, without talking and also while talking. Observe eye-blink frequency, masked facies or loss of facial expression, spontaneous smiling and parting of lips.

- 0: Normal: Normal facial expression.
- 1: Slight: Minimal masked facies manifested only by decreased frequency of blinking.
- 2: Mild: In addition to decreased eye-blink frequency, Masked facies present in the lower face as well, namely fewer movements around the mouth, such as less spontaneous smiling, but lips not parted.
- 3: Moderate: Masked facies with lips parted some of the time when the mouth is at rest.
- 4: Severe: Masked facies with lips parted most of the time when the mouth is at rest.



Figura 1: Item 3.2 MDS-UPDRS per la valutazione del livello di ipomimia.

## 1.6 Valutazione dell'ipomimia tramite metodi automatici

In ambito clinico, la quantificazione della gravità del sintomo dell'ipomimia nei pazienti affetti da PD è tradizionalmente eseguita con punteggio manuale da parte dei medici. L'unico strumento valutativo è l'item 3.2 della MDS-UPDRS come precedentemente illustrato. Lo sviluppo di metodi automatici in grado di caratterizzare le espressioni facciali consentirebbe

invece di ottenere un'analisi oggettiva dell'ipomimia nonché di valutare la progressione della malattia [17]. Negli ultimi anni sono state avanzate alcune proposte che impiegano l'utilizzo di software automatici originariamente sviluppati per altri scopi.

In particolare, le espressioni facciali possono essere valutate in modo automatico grazie a specifici algoritmi e sistemi denominati *Facial Expression Recognition* (FER). Gli approcci FER seguono tipicamente tre diversi step [18]:

- ❖ *face e landmark detection*: questo step è caratterizzato in primo luogo dalla *face detection* ed in seguito, una volta identificato il volto, vengono individuati i landmark facciali. Quest'ultimi sono punti di fiducia con significato semantico e sono localizzati in corrispondenza di specifiche caratteristiche come naso, occhi, bocca e mento.
- ❖ *feature extraction*: il secondo step ha come obiettivo quello di estrarre un'effettiva rappresentazione dall'input che viene fornito. Nello specifico, per l'analisi può essere utilizzato un approccio basato sull'apparenza (e.g. texture della pelle e lentiggini) o un approccio geometrico (come distanze e angoli di naso, occhi, sopracciglia e bocca).
- ❖ *classification*: nell'ultimo step viene effettuata una classificazione tramite diversi algoritmi machine learning (alcuni più utilizzati sono *Neural Network*, *k-NN*, *AdaBoost* e *SVM*) e *Deep Learning*.

Un esempio di software impiegato nel riconoscimento facciale automatico è OpenFace 2.0, questo strumento infatti permette di analizzare i movimenti facciali ed è in grado di effettuare *landmark detection*, *stima della posizione della testa*, *stima dello sguardo* e *riconoscimento delle action units*.

L'impiego di questi metodi nella valutazione dei deficit della mobilità facciale nei soggetti affetti da PD si basa dunque sulla misurazione della deviazione dell'espressione acquisita rispetto a quella individuata nei soggetti sani. Un esempio di studio è quello condotto da Pegolo E. et al. [19] in cui si è andati a sviluppare un *Face Mobility Index (FMI)* ovvero un indice quantitativo che permette di descrivere la variabilità dei muscoli facciali e valutare il livello di ipomimia.

## Capitolo 2

# Riconoscimento delle espressioni facciali

### 2.1 Facial Action Coding System (FACS)

Il *Facial Action Coding System* (FACS), sviluppato da Paul Ekman e Wallace V. Friesen nel 1978, è uno strumento basato su analisi anatomiche delle azioni facciali che viene utilizzato per misurare i movimenti che caratterizzano le espressioni del volto. Queste, infatti, risultano essere di rilevante importanza nello studio delle emozioni.

Analizzando lo scenario che ha portato allo sviluppo del FACS si ha che la classificazione dei movimenti muscolari facciali nasce nel 1969 grazie agli studi condotti dall'anatomista svedese Carl-Herman Hjortsjo. Hjortsjo pubblicò il primo sistema di codifica delle espressioni in cui ogni azione facciale veniva definita tramite un numero e una descrizione del cambiamento d'aspetto, nonostante ciò, questo manuale risulta essere poco divulgato e conosciuto. Successivamente nel 1971 Ekman e Friesen svilupparono il loro primo approccio a questo tipo di analisi, ovvero il *Facial Affect Scoring Technique* (FAST), il cui scopo principale era misurare il movimento facciale rilevante per l'emozione. L'obiettivo basilare di studio però resta quello di descrivere in maniera esaustiva i segnali emotivi e per rendere ciò possibile è necessario introdurre e definire uno schema che distingua tutti i possibili comportamenti facciali. Questo presupposto porta dunque Ekman e Friesen ad abbandonare un approccio di tipo induttivo e a sviluppare un sistema completo ottenuto dalla valutazione di come ogni muscolo del viso induca un cambiamento percepibile nell'aspetto [20]. Sulla base di queste caratteristiche viene dunque introdotto nel 1978 il FACS, il quale presenta anche alcune analogie con il manuale di Hjortsjo, ad esempio, la scomposizione delle espressioni in più piccole unità d'azione definite Action Units (AUs) [21]. Successivamente nel 2002 il FACS ha subito un aggiornamento a cura degli stessi autori e di Joseph C. Hager al fine di garantire una migliore comprensione delle espressioni facciali ed in cui viene spiegato come riconoscere le AUs. Il FACS ha quindi l'intento di andare a studiare in che modo le contrazioni dei muscoli facciali, singolarmente o in combinazione con altri, modificano momentaneamente le sembianze di un volto.

Questi vengono descritti tramite minime unità d'azione definite su base anatomica denominate *Action Units* (AUs), ovvero i più piccoli movimenti facciali visivamente discriminabili [22]. In specifico nel manuale vengono riportate le combinazioni delle varie AUs che permettono di ricavare la presenza o meno di una determinata emozione. Le emozioni che vengono solitamente valutate sono le cosiddette emozioni base o universali che hanno come peculiarità quella di essere espresse ugualmente da tutti in qualsiasi luogo, tempo e cultura. Quelle individuate fino ad oggi sono sette e sono: rabbia, disgusto, paura, felicità, tristezza, sorpresa e disprezzo [23].

Due ulteriori caratteristiche del FACS sono che in primis permette di analizzare le azioni facciali senza dover necessariamente conoscere lo stato emozionale del soggetto e in secondo luogo consente di codificare anche le espressioni ambigue e le sotto-emozioni (non classificate in una delle emozioni universali) [24]. A lato di questi vantaggi il FACS presenta alcune limitazioni che sono:

- ❖ il fatto di occuparsi unicamente di cambiamenti chiaramente visibili e non di sottili alterazioni come la variazione del tono muscolare.
- ❖ il fatto di essere stato sviluppato per misurare i movimenti facciali e dunque altri fenomeni sono stati esclusi dalla valutazione (per esempio i diversi colori di pelle, sudorazione, lacrime, etc.) [20].
- ❖ il tempo di valutazione, ovvero il FACS può essere applicato solamente da operatori esperti e la procedura di analisi richiede molto tempo.

## 2.2 Action Units (AUs)

L'analisi tramite il FACS codifica e scompone le espressioni facciali in 44 AUs che connotano i cambiamenti visibili del volto. Come descritto precedentemente le AUs sono definite su base anatomica e ad ognuna di esse viene attribuito un numero, un nome e il/i muscoli coinvolti nel movimento. A ciascuna AUs, inoltre, in fase di valutazione viene assegnato un livello di intensità descritto con una lettera di una scala che va da A ad E suddivisa nel seguente modo:

- ❖ *A*: deboli tracce dell'azione (trace);
- ❖ *B*: leggeri segni dell'azione (slight);
- ❖ *C*: segni marcati o pronunciati del movimento (marked o pronounced);
- ❖ *D*: segni intensi o estremi dell'azione (severe o extreme);
- ❖ *E*: intensità massima del movimento (maximum).

Si riporta in *Tabella 2* la descrizione delle 44 AUs, in particolare il numero, il nome e il/i muscoli che vengono attivati [20].

<i>Numero dell'AU</i>	<i>Nome FACS</i>	<i>Base muscolare</i>
1	Inner Brow Raiser	Frontalis (Pars Medialis)
2	Outer Brow Raiser	Frontalis (Pars Lateralis)
4	Brow Lowerer	Depressor Glabellae; Depressor Supercili; Corrugator
5	Upper Lid Raiser	Levator Palpebrae Superioris
6	Cheek Raiser	Orbicularis Oculi (Pars Orbitalis)
7	Lid Tightener	Orbicularis Oculi (Pars Palpebralis)
9	Nose Wrinkler	Levator Labii Superioris, Alaeque Nasi
10	Upper Lid Raiser	Levator Labii Superioris, Caput Infraorbitalis
11	Nasolabial Fold Deepener	Zygomatic Minor
12	Lip Corner Puller	Zygomatic Major
13	Cheek Puffer	Caninus
14	Dimpler	Buccinator
15	Lip Corner Depressor	Triangularis
16	Lower Lip Depressor	Depressor Labii
17	Chin Raiser	Mentalis
18	Lip Puckerer	Incisivii Labii Superioris, Incisive Labii Inferioris
20	Lip Stretcher	Risorius
22	Lip Funneler	Orbicularis Oris
23	Lip Tightner	Orbicularis Oris
24	Lip Pressor	Orbicularis Oris
25	Lips Part	Depressor Labii, or Relaxation of Mentalis or Orbicularis Oris
26	Jaw Drop	Maseter; Temporal and Internal Pterygoid Relaxed
27	Mouth Stretch	Pterygoid; Digastric
28	Lip Suck	Orbicularis Oris
19	Tongue Out	
21	Neck Tightener	

29	Jaw Thrust	
30	Jaw Sideways	
31	Jaw Clencher	
32	Lip Bite	
33	Cheek Blow	
34	Cheek Puff	
35	Cheek Suck	
36	Tongue Bulge	
37	Lip Wipe	
38	Nostril Dilator	Nasalis (Pars Alaris)
39	Nostril Compressor	Nasalis (Pars Transversa), Depressor Septi Nasi
40	Sniff	
41	Lid Droop	Relaxation of Levator Palpebrae Superioris
42	Slit	Orbicularis Oculi
43	Eyes Closed	Relaxation of Levator Palpebrae Superioris
44	Squint	Corrugator Supercili, Orbicularis Oculi
45	Blink	Relaxation of Levator Palpebrae and Contraction of Orbicularis Oculi (Pars Palpebralis)
46	Wink	Orbicularis Oculi

Tabella 2: Elenco AUs in inglese.

Affiancate alle AUs troviamo poi gli *Action Descriptors* (ADs) ovvero movimenti unitari che possono coinvolgere diversi gruppi muscolari e che descrivono il cambio di direzione nello sguardo e nel posizionamento della testa. Viene riportata in *Tabella 3* la descrizione degli ADs, con il numero e il nome corrispondenti.



<i>Numero</i>	<i>Nome FACS</i>
<b>51</b>	Head Turn Left
<b>52</b>	Head Turn Right
<b>53</b>	Head Up
<b>54</b>	Head Down
<b>55</b>	Head Tilt Left
<b>56</b>	Head Tilt Right
<b>57</b>	Head Forward
<b>58</b>	Head Back
<b>61</b>	Eyes Turn Left
<b>62</b>	Eyes Turn Right
<b>63</b>	Eyes Up
<b>64</b>	Eyes Down

Tabella 3: Elenco ADs in inglese.

### 2.2.1 Emozioni e AUs

Nel presente lavoro di tesi sono state considerate unicamente le emozioni base precedentemente descritte (rabbia, disgusto, paura, felicità, tristezza e sorpresa). Queste risultano essere il frutto di una serie di movimenti dei muscoli facciali e di conseguenza possono essere descritte tramite una combinazione di diverse AUs. In *Tabella 4* si riportano le AUs caratterizzanti ogni emozione secondo [25].

<i>Emozione</i>	<i>AUs</i>
Rabbia	4, 7, 24
Disgusto	9, 10, 17
Paura	1, 4, 20, 25
Felicità	12, 25
Tristezza	4, 15
Sorpresa	1, 2, 25, 26

Tabella 4: AUs caratterizzanti le emozioni base.

Combinando dunque le informazioni della *Tabella 2* con quelle della *Tabella 4* si può dire che:

- ❖ La rabbia viene descritta dalle AUs 4, 7 e 24. L'AU 4 rappresenta l'abbassamento della glabella e delle sopracciglia e la corrugazione della fronte; l'AU 7 invece esprime la chiusura dell'occhio dovuta al calo della palpebra. L'AU 24 infine descrive le labbra che si avvicinano e si chiudono. In questo caso, dunque, le aree del volto principalmente interessate sono la superiore e l'inferiore.
- ❖ Il disgusto viene invece identificato dalle AUs 9, 10 e 17. L'AU 9 descrive il movimento che porta alla formazione di piccole rughe in corrispondenza del naso. L'AU 10 invece indica l'azione di alzare il labbro superiore mentre l'AU 17 l'atto di alzare il mento. Le aree coinvolte in questo caso sono localizzate nella regione inferiore del volto.
- ❖ La paura viene espressa dalle AUs 1, 4, 20 e 25. L'AU 1 definisce l'azione di alzare le sopracciglia interne, l'AU numero 4 invece rappresenta l'atto di abbassare le sopracciglia. L'AU 20 poi descrive la tensione delle labbra, mentre la 25 l'apertura delle labbra. Le aree interessate sono dunque sia quella superiore che quella inferiore del volto.
- ❖ La felicità viene espressa dalle AUs 12 e 25 che rispettivamente rappresentano l'azione di sollevare gli angoli della bocca e di separare le labbra. In questo caso la zona maggiormente coinvolta è quella inferiore.
- ❖ La tristezza viene descritta dalle AUs 4 e 15 che descrivono l'atto di abbassare le sopracciglia e gli angoli della bocca e dunque le aree interessate sono sia quella superiore che quella inferiore.
- ❖ La sorpresa, infine, ha come AUs principali la 1, 2, 25 e 26. L'AU 1 definisce l'azione di alzare le sopracciglia interne mentre l'AU 2 quella di alzare le sopracciglia esterne. L'AU 25 poi identifica l'atto di separare le labbra mentre l'AU 26 quello di abbassare la mandibola. Le aree coinvolte risultano essere dunque sia quella superiore che quella inferiore.



Figura 2: Sei emozioni base. Da sx a dx rispettivamente: rabbia, paura, disgusto, sorpresa, felicità, tristezza [26].

# Capitolo 3

## Software analizzati

### 3.1 OpenFace

#### 3.1.1 Introduzione al Software

OpenFace 2.0 è un software sviluppato da Tadas Baltrušaitis et al. nel 2018 e rappresenta un'estensione del toolkit OpenFace (creato sempre da Baltrušaitis et al. nel 2016). OpenFace è il primo strumento per l'analisi dei movimenti facciali in grado di effettuare *landmark detection*, *stima della posizione della testa*, *riconoscimento delle action units* e *stima dello sguardo* da immagini, sequenze di immagini o video. Ciascuna di queste modalità gioca un ruolo rilevante nella valutazione del comportamento umano, in particolare i landmark facciali permettono di comprendere il movimento e la dinamica delle espressioni. La posizione della testa svolge un'importante funzione nella percezione e nell'espressione dei segnali sociali, mentre la direzione dello sguardo consente di valutare l'attenzione di un soggetto, le sue capacità sociali e la salute mentale. Per quanto riguarda il riconoscimento delle *Action Units* (AUs) il software permette l'individuazione automatica dell'attivazione e dell'intensità di queste che rappresentano una componente fondamentale nella valutazione del comportamento non-verbale e delle emozioni [27].

La differenza tra le due versioni del software risiede principalmente nel fatto che OpenFace 2.0 risolve alcune problematiche che venivano riscontrate in condizione di ridotta luminosità e nel caso in cui il volto non si trovasse in posizione frontale. Ciò è possibile grazie all'introduzione e all'utilizzo di un nuovo algoritmo sia per la *face* che per la *landmark detection*. Si possono poi identificare ulteriori cinque importanti contributi introdotti nella nuova versione del software:

1. Un nuovo e migliorato sistema di landmark detection;
2. Distribuzione di modelli pronti per l'uso;
3. Prestazioni in tempo reale, senza la necessità di una GPU;
4. Supporto multiplatforma (Windows, OSX e Ubuntu);

5. Codice disponibile open source (C++ per runtime, Matlab per runtime e model training e Python per model training) [27].

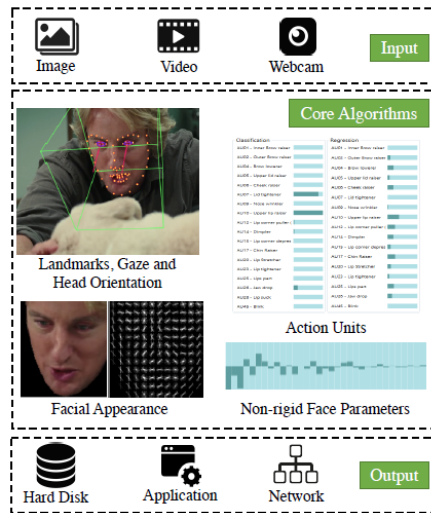


Figura 3: OpenFace 2.0 framework.

Per quanto riguarda la pipeline il primo step consiste nella *landmark detection* e nel tracking facciale tramite il protocollo scelto. Il secondo step consiste nella stima della posizione della testa (sia traslazione che orientazione), il terzo nella stima dello sguardo andando a rilevare palpebre, iridi e pupille. Il quarto ed ultimo step prevede il riconoscimento delle espressioni facciali tramite l'individuazione della presenza e intensità delle AUs, grazie ad un metodo che utilizza Support Vector Machine (SVM).

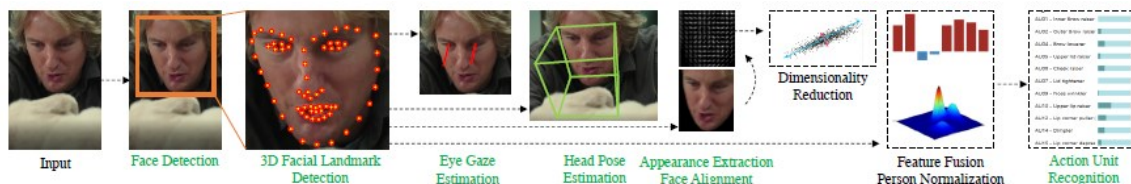


Figura 4: Pipeline di OpenFace 2.0.

### 3.1.2 Protocolli per Landmark Position

Il software fornisce tre diversi protocolli per la *landmark detection* che possono essere scelti arbitrariamente dall'utente, questi sono:

1. *Constrained Local Model (CLM)*;
2. *Constrained Local Neural Field (CLNF)*;
3. *Convolutional Experts Constrained Local Model (CE-CLM)*.

### 3.1.2.1 CLM (Constrained Local Model)

Il CLM è un metodo che modella l'aspetto di ogni landmark facciale individualmente utilizzando dei rilevatori locali e un campione di forma per eseguire un'ottimizzazione vincolata su un'immagine. In particolare, il CLM utilizza modelli statistici appresi da un set di addestramento così da ottenere templates finali. Questo metodo viene inoltre definito un approccio modello-basato poiché determina i migliori landmarks come quelli che corrispondono alle sembianze dell'immagine. Il procedimento prevede che CLM impari la variazione nell'aspetto di un set di aree del modello che circondano le singole caratteristiche utilizzando diversi algoritmi di ricerca. Il template così trovato viene via via adattato alle regioni campionate e lo schema finale viene successivamente applicato all'immagine utilizzando una correlazione normalizzata. Al termine di questa procedura si ottengono le superfici di risposta alle quali si applica successivamente un'ottimizzazione del parametro di forma per ottenere così il nuovo set di punti [28].

L'algoritmo di ricerca del CLM può essere quindi riassunto come segue:

1. Immagine di input con un set iniziale di landmarks;
2. Iterazione dei seguenti due punti:
  - a. Adattare il modello al set corrente di landmarks per generare un insieme di modelli;
  - b. Utilizzare il metodo di ricerca vincolato al template per generare il nuovo set di landmarks;
3. Procedere fino a quando non si ottiene convergenza.

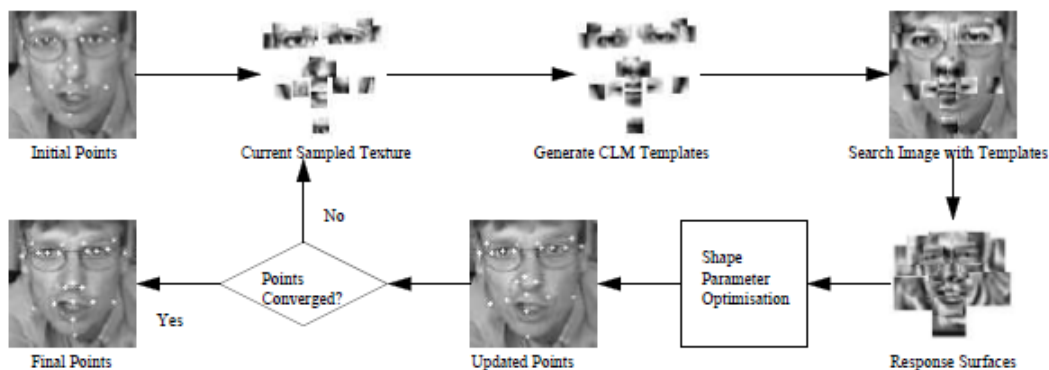


Figura 5: Algoritmo di ricerca del Constrained Local Model [28].

### 3.1.2.2 CLNF (Constrained Local Neural Field)

Il CLNF è un esempio aggiornato di CLM che fa fronte alla problematica relativa alla rilevazione di caratteristiche in un'immagine complessa e alla possibile scarsa luminosità dell'immagine. Questo metodo incorpora un nuovo *Local Neural Field* (LNF), ovvero un rilevatore probabilistico di landmark che grazie ad uno strato di rete neurale (Fig. 6) cattura le molteplici non-linearità tra i valori di pixel e la probabilità di allineamento dei landmarks. LNF è inoltre in grado di identificare le relazioni spaziali che sono di due tipi: la prima è la somiglianza spaziale ovvero pixel vicini devono avere lo stesso allineamento, la seconda invece è che in tutta l'area in cui viene valutato il modello deve essere presente un solo picco [29].

CLNF utilizza inoltre il *Non-Uniform Regularised Landmark Mean-Shift* (NU-RLMS) ovvero una tecnica di fitting che prende in considerazione l'affidabilità del landmark detector.

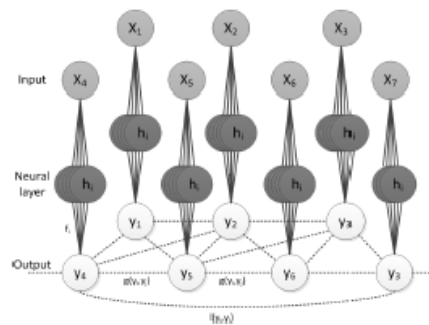


Figura 6: Esempio del modello grafico per la rilevazione dei landmark [29].

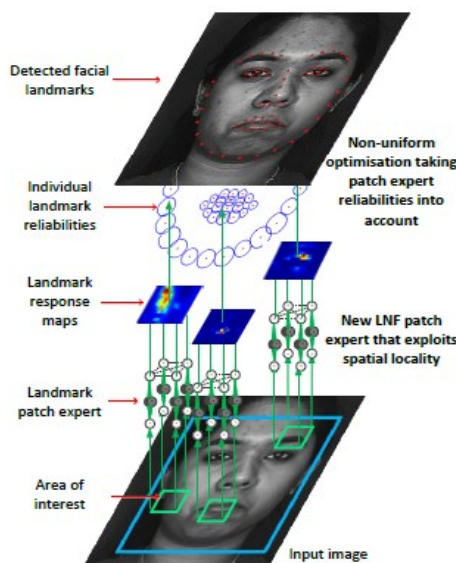


Figura 7: Esempio del modello CLNF [29].

### 3.1.2.3 CE-CLM (Convolutional Experts Constrained Local Model)

Il CE-CLM è un algoritmo per la *landmark detection* facente parte della famiglia dei CLMs in grado di modellare aspetti complessi influenzati dall'espressione, dall'illuminazione, dai capelli sul volto, dal trucco e dagli accessori. L'innovazione di questo metodo consiste nell'introduzione del *Convolutional Experts Network* (CEN) come rilevatore locale, che combina i vantaggi dell'architettura neurale e di un insieme di experts. Il CE-CLM, a differenza dei due approcci precedenti, è un modello basato sulla regressione ovvero è in grado di determinare i landmarks facciali direttamente dall'aspetto dell'immagine senza la necessità di un campione di forma. Questo metodo permette inoltre di risolvere alcune problematiche grazie ad una maggiore robustezza alle occlusioni, di individuare la posizione 3D dei landmarks e di trattare diverse posizioni del volto.

L'algoritmo è costituito da due parti: la prima è una mappa di risposta ottenuta dal CEN mentre la seconda consiste nell'aggiornamento del parametro di forma grazie al *Point Distribution Model* (PDM).

In particolare, il CEN prende in input una regione di interesse (ROI) di  $n \times n$  pixel attorno alla posizione del landmark di interesse ed in output fornisce una mappa che valuta la probabilità di allineamento del landmark in ogni posizione del pixel [30].

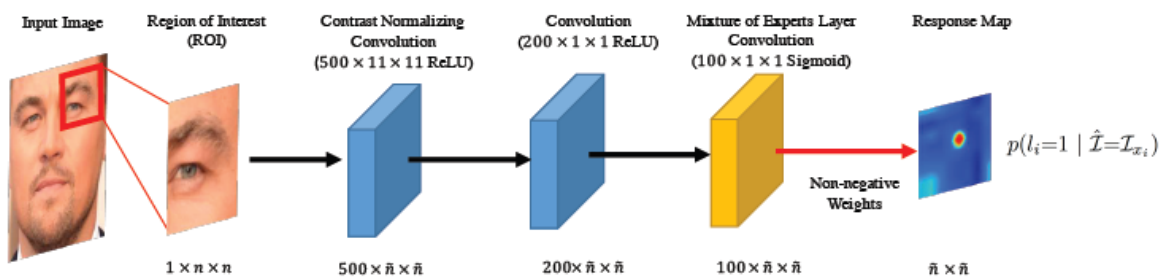


Figura 8: Pipeline del CEN [30].

Il livello più importante nella pipeline del CEN (riportata in Fig. 8) è il *Mixture of Expert Layer* ovvero uno strato convoluzionale in grado di affinare la probabilità di allineamento attraverso un insieme di experts.

Il PDM d'altro canto viene utilizzato sia per controllare la posizione del landmark sia per normalizzare la forma della struttura dell'algoritmo. In particolare, permette di parametrizzare le caratteristiche del volto utilizzando un numero limitato di parametri di forma rigidi e non-rigidi. Quelli rigidi descrivono la posizione del volto nell'immagine tramite scala, rotazione e traslazione; quelli non rigidi invece esprimono la deformazione dovuta a espressioni o altro come la dimensione o la forma.

### 3.1.3 Protocolli per Face Detector

Il software fornisce anche tre diversi protocolli per la face detector che possono essere scelti arbitrariamente dall'utente, questi sono:

1. *OpenCV Haar*;
2. *dlib HOG-SVM*;
3. *Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN)*.

#### 3.1.3.1 OpenCV Haar

L'individuazione di oggetti utilizzando classificatori a cascata basati su funzionalità Haar è un valido metodo presentato da Paul Viola e Michael Jones nel 2001. OpenCV Haar è un approccio basato sul machine learning che in fase di addestramento richiede un elevato numero di immagini positive (contenenti il volto) ed immagini negative (senza il volto). Per estrarre poi le caratteristiche dell'immagine vengono utilizzate le Haar-features (riportate in Fig. 9) che sono considerate come uno strato convoluzionale.

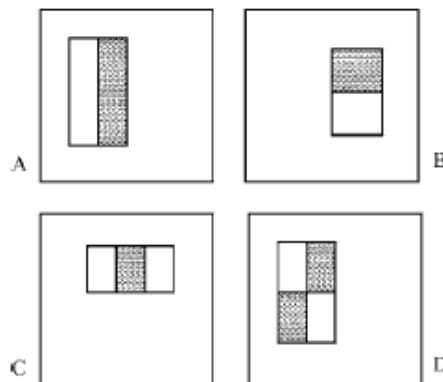


Figura 9: Haar-features utilizzate come strato convoluzionale [31].



Ogni feature rappresenta un singolo valore determinato come la differenza della somma dei pixel sotto il rettangolo bianco e la somma dei pixel sotto il rettangolo nero. Per ognuna viene poi scelta la soglia migliore che permette di classificare i volti come positivi o negativi; a causa però della presenza di errori viene considerata la feature con il minimo errore percentuale. Al fine di rendere più veloce l'algoritmo, essendo che buona parte di un'immagine è costituita da una regione di non-volto, è stato introdotto il concetto di 'Cascade of Classifiers' ovvero un albero decisionale degenerato. L'idea alla base è quella di scartare e non processare più tutte le finestre che non contengono caratteristiche del volto, continuando invece l'elaborazione e focalizzandosi unicamente sulle regioni in cui può essere presente un viso [31].

L'algoritmo definito da Viola e Jones, dunque, è costituito da più di 6000 features con 38 stadi, a scopo di esempio, nei primi cinque vengono valutate rispettivamente 1, 10, 25, 25 e 50 features.

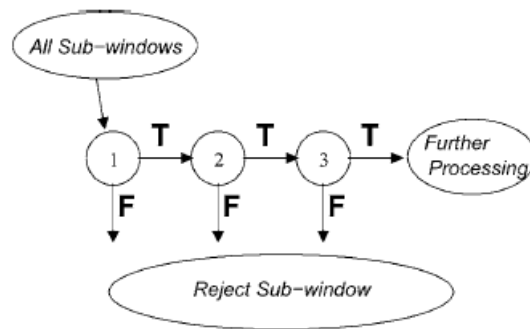


Figura 10: Descrizione della rilevazione a cascata [31].

### 3.1.3.2 dlib HOG-SVM

Il metodo *dlib HOG-SVM* è basato su un descrittore di caratteristiche HOG (*Histogram of Oriented Gradients* - Istogramma dei gradienti orientati) con un algoritmo di machine learning SVM lineare per eseguire il rilevamento facciale. L'HOG si basa sulla valutazione della distribuzione del gradiente di intensità locale e della direzione dei bordi. In particolare, i gradienti vengono calcolati considerando blocchi di immagine; questi sono costituiti da una griglia di pixel in cui i gradienti sono caratterizzati dalla grandezza e dalla direzione del cambiamento nell'intensità dei pixel stessi. L'idea di base dell'HOG può essere dunque riassunta come segue:

- ❖ suddividere l'immagine in piccoli blocchi;

- ❖ per ogni blocco valutare il rispettivo istogramma;
- ❖ unire gli istogrammi in modo da ricavarne uno unico per l'immagine;

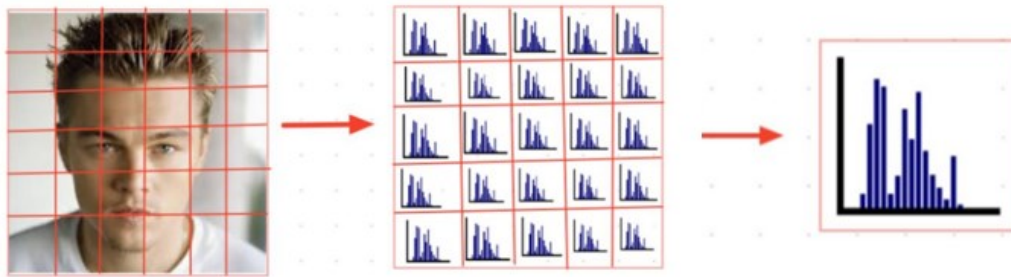


Figura 11: Pipeline del metodo HOG [32].

Lo svantaggio legato a questo metodo è che la rilevazione del volto non funziona nel caso in cui questo non si trovi in posizione frontale, per questo motivo non risulta essere adeguato a video in tempo reale.

### 3.1.3.3 Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN)

L'MTCNN è un metodo basato su CNN (*Convolutional Neural Network* – rete neurale convoluzionale) che permette di risolvere problematiche relative all'illuminazione e alle grandi variazioni visive del volto. CNN è un'architettura di rete utilizzata per il deep learning in grado di apprendere automaticamente le features dai dati senza che l'utente le debba selezionare manualmente. Questa rete neurale, analogamente alle altre, è costituita da uno strato di input, uno di output e tanti altri intermedi nascosti che eseguono le operazioni necessarie per apprendere le features specifiche [33]. Gli strati più diffusi sono i *convoluzionali*, il *ReLU* (*Rectified - Linear Unit*), quelli di sotto-campionamento detti '*pooling layers*' ed infine quelli per la classificazione (*Flatten*, *Fully Connected* e *SoftMax*).

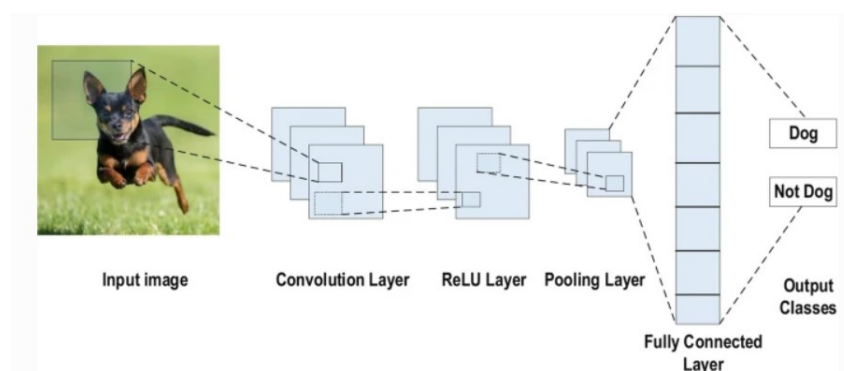


Figura 12: Esempio di architettura CNN [33].

L'input di ogni strato è organizzato in tre dimensioni: altezza, lunghezza e profondità ( $m \times m \times r$ ); le prime due sono uguali mentre la terza dipende dal numero dei canali.

Il *layer convoluzionale* applica all'immagine una serie di filtri (chiamati *kernels*) in modo da generare una mappa di features come output; il *ReLU* invece pone a zero tutti i valori minori di zero e lascia invariati gli altri. Il *pooling layer* esegue un sotto-campionamento non lineare andando a ridurre il numero dei parametri della rete conservando però le informazioni più rilevanti; si vanno dunque a creare delle mappe più piccole. Per quanto riguarda gli strati per la classificazione, tra questi troviamo il *Flattern layer* che va ad appiattare la mappa di features, il *Fully Connected layer* in cui ogni elemento risulta essere collegato a tutti i precedenti ed infine il *SoftMax* che converte l'uscita dello strato precedente in probabilità.

L'MTCNN è pertanto una CNN basata su tre stadi:

- ❖ *Stadio 1*: sfrutta una rete completamente convoluzionale detta *Proposal Network (P-Net)* per ottenere le finestre candidate e i limiti dei vettori di regressione. Viene poi utilizzata la soppressione non massima (*NMS*) per unire i candidati fortemente sovrapposti.
- ❖ *Stadio 2*: tutte le finestre ottenute vengono fornite ad una CNN più complessa detta *Refine Network (R-Net)* che rimuove tutti i falsi candidati, ovvero tutte le componenti classificate come non-volto.
- ❖ *Stadio 3*: è simile al precedente, in questo caso viene utilizzata una CNN ancora più potente detta *O-Net* per rifinire ancora il risultato e identificare le regioni facciali con maggior supervisione. In output vengono forniti anche cinque landmarks facciali [34].

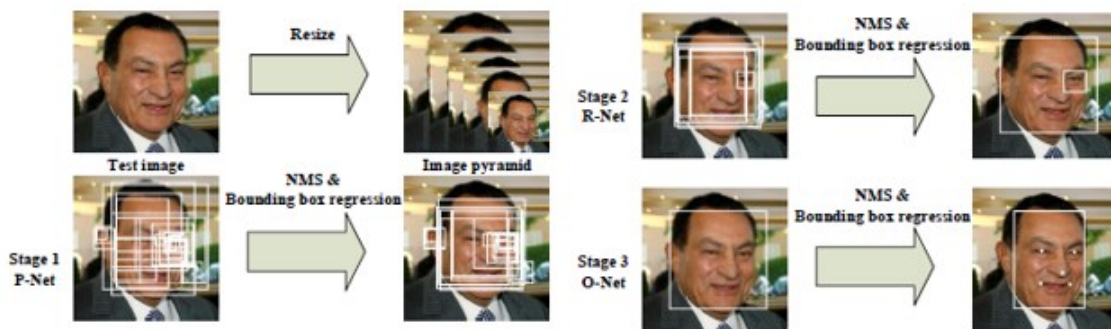


Figura 13: Pipeline dei tre stadi dell'MTCNN [34].

### 3.1.4 Action Units

OpenFace è in grado di riconoscere un sottoinsieme di 18 AUs (rispetto alle 44 definite nel FACS), nello specifico: 1, 2, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 12, 14, 15, 17, 20, 23, 25, 26, 28 e 45. Queste vengono estratte dall'input fornito dall'utente; in caso di video, OpenFace è accurato solo nel caso in cui sia presente un unico volto, poiché non è in grado di andare a identificare persone multiple.

Le AUs vengono descritte tramite due parametri: il primo è la presenza, ovvero se l'AU è visibile o meno nel volto, codificata con 0 se è assente e con 1 se è presente. Il secondo invece è l'intensità che viene espressa con una scala da 0 a 5, dove 0 significa non presente mentre 5 presente con intensità massima.

### 3.1.5 Output del software

OpenFace fornisce in output tre diversi file: un file formato *.txt* contenente le informazioni relative all'elaborazione, il file di input con i landmarks posizionati, la stima dello sguardo e l'identificazione del volto e infine un file formato *.csv* con le informazioni estratte.

Per quanto riguarda il file *.csv* al suo interno si trovano:

- ❖ *Informazioni base*: numero di frame (*frame*), identità del volto nel caso in cui siano presenti più facce (*face\_id*), il timer di elaborazione eventualmente per la sequenza di immagini (*timestamp*), la confidenza nel tracking (*confidence*) e il successo della localizzazione dei landmarks (*success*).
- ❖ *Informazioni relative allo sguardo*: direzione dello sguardo nel sistema di riferimento globale dove con 0 si identifica l'occhio di sinistra e con 1 l'occhio di destra (*gaze\_0\_x*, *gaze\_0\_y*, *gaze\_0\_z* e *gaze\_1\_x*, *gaze\_1\_y*, *gaze\_1\_z*), direzione in radianti nel sistema di riferimento globale (*gaze\_angle\_x*, *gaze\_angle\_y*), posizione 2D dei landmarks in pixel (*eye\_lmk\_x\_0*, *eye\_lmk\_x\_1*, ..., *eye\_lmk\_x\_55*, *eye\_lmk\_y\_0*, ..., *eye\_lmk\_y\_55*) e posizione 3D dei landmarks in millimetri (*eye\_lmk\_X\_0*, ..., *eye\_lmk\_X\_55*, *eye\_lmk\_Y\_0*, ..., *eye\_lmk\_Z\_55*). Lo schema della posizione dei landmarks sugli occhi viene riportato in Fig. 14.
- ❖ *Informazioni relative alla posizione della testa*: posizione della testa rispetto alla camera in millimetri con z positivo lontano dalla camera (*pose\_Tx*, *pose\_Ty*, *pose\_Tz*),

rotazione in radianti attorno agli assi X, Y, Z con convenzione  $R = R_x \cdot R_y \cdot R_z$  e segno positivo identificato con la mano sinistra. La rotazione viene espressa in coordinate globali con la camera posta come origine ( $pose\_Rx, pose\_Ry, pose\_Rz$ ).

- ❖ *Posizione dei landmarks*: posizione 2D dei landmarks in pixel ( $x_0, x_1, \dots, x_{67}, y_0, \dots, y_{67}$ ) e posizione 3D in millimetri ( $X_0, \dots, X_{67}, Y_0, \dots, Z_{67}$ ). Lo schema viene riportato in Fig. 15.
- ❖ *Parametri di forma rigidi e non-rigidi*: parametri del PDM che descrivono la componente rigida e non-rigida del volto. I primi esprimono posizione, scala e rotazione ( $p\_scale, p\_rx, \dots, p\_tx, \dots$ ) mentre i secondi la deformazione dovuta all'espressione o all'identità ( $p_0, p_1, \dots, p_{33}$ ).
- ❖ *Action Units*: intensità su scala da 0 a 5 di 17 AUs ( $AU01\_r, \dots, AU45\_r$ ) e presenza di 18 AUs ( $AU01\_c, \dots, AU45\_c$ ).

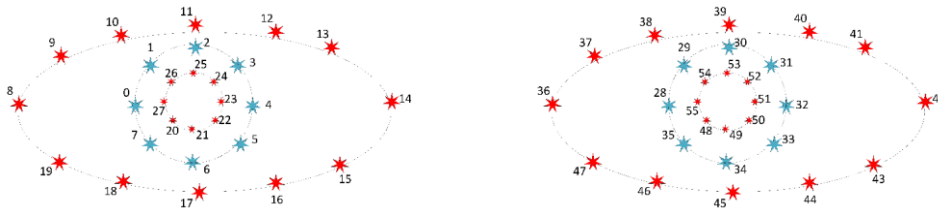


Figura 14: Posizione dei landmarks sull'occhio sinistro e destro [35].

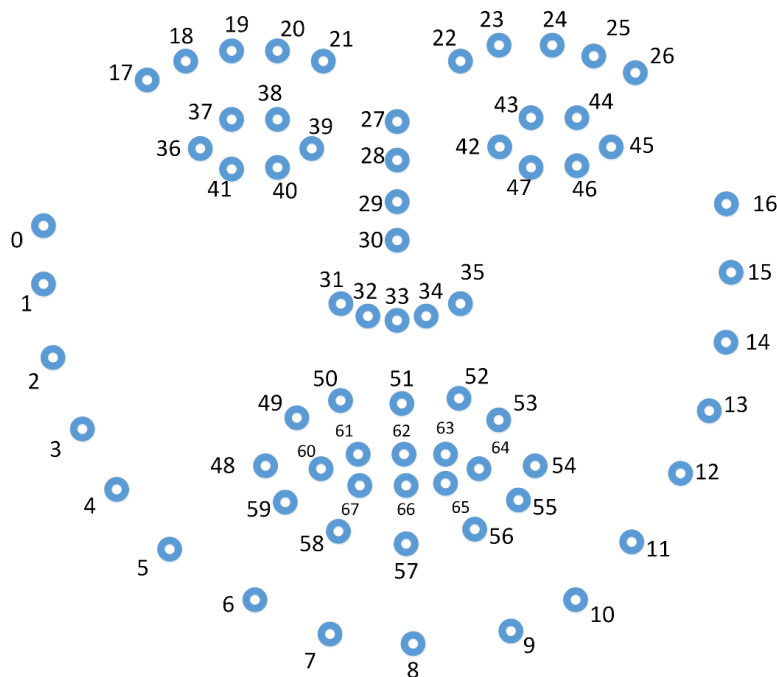


Figura 15: Schema della posizione dei landmarks sul volto [35].

## 3.2 Face Mobility Index (Pegolo et al.)

Lo studio condotto da Pegolo et al. [19] ha permesso di sviluppare un metodo per la quantificazione dello stato di avanzamento dell'ipomimia nel PD prendendo in considerazione l'espressione delle sei emozioni universali. Questa tecnica si basa sulla valutazione di un *Face Mobility Index - indice di mobilità facciale* (FMI) ovvero un indice quantitativo basato sulla valutazione di distanze tra coppie di marcatori identificati sul volto. L'FMI nello specifico permette di descrivere la variabilità dei muscoli facciali durante l'espressione delle emozioni. In particolare, l'FMI si propone come obiettivo quello di quantificare il livello di ipomimia nei soggetti affetti da PD tramite la valutazione delle emozioni, la progressione della malattia nel tempo e lo sviluppo di terapie riabilitative mirate [19]. Lo studio condotto da Pegolo E. et al. ha inoltre permesso di evidenziare il fatto che l'FMI fornisce una valutazione oggettiva dell'ipomimia senza la necessità di paragonare i soggetti patologici con i soggetti sani.

L'analisi richiede in primo luogo la definizione di un determinato numero di distanze tra paia di landmarks facciali, le quali verranno successivamente elaborate in modo tale da ottenere l'FMI.

### 3.2.1 Distanze valutate con il metodo sviluppato da Pegolo E.

Le distanze valutate con il metodo sviluppato da Pegolo E. possono essere definite come la distanza euclidea tra due features (landmarks facciali) posizionati manualmente attraverso l'utilizzo del programma TrackOnField. In particolare, sono state individuate 56 features da cui sono state in seguito ricavate 40 distanze, di queste 13 sono localizzate nella regione superiore (*UpperFace*), 15 nella regione intermedia (*MiddleFace*) e le ultime 12 nella regione inferiore del volto (*LowerFace*).

In *Fig. 16* viene riportato il posizionamento delle 56 features sul volto.

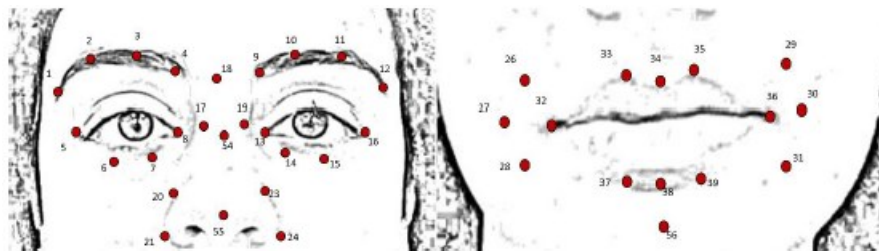


Figura 16: Posizione dei landmark tramite TrackOnField [19].

In Fig. 17 vengono riportate le 40 distanze ottenute, in specifico il numero della distanza, la coppia di features corrispondente e una descrizione ovvero i muscoli relativi alla specifica distanza. Vengono inoltre suddivise nelle rispettive sezioni del volto: ‘Upper’, ‘Middle’ e ‘Lower’.

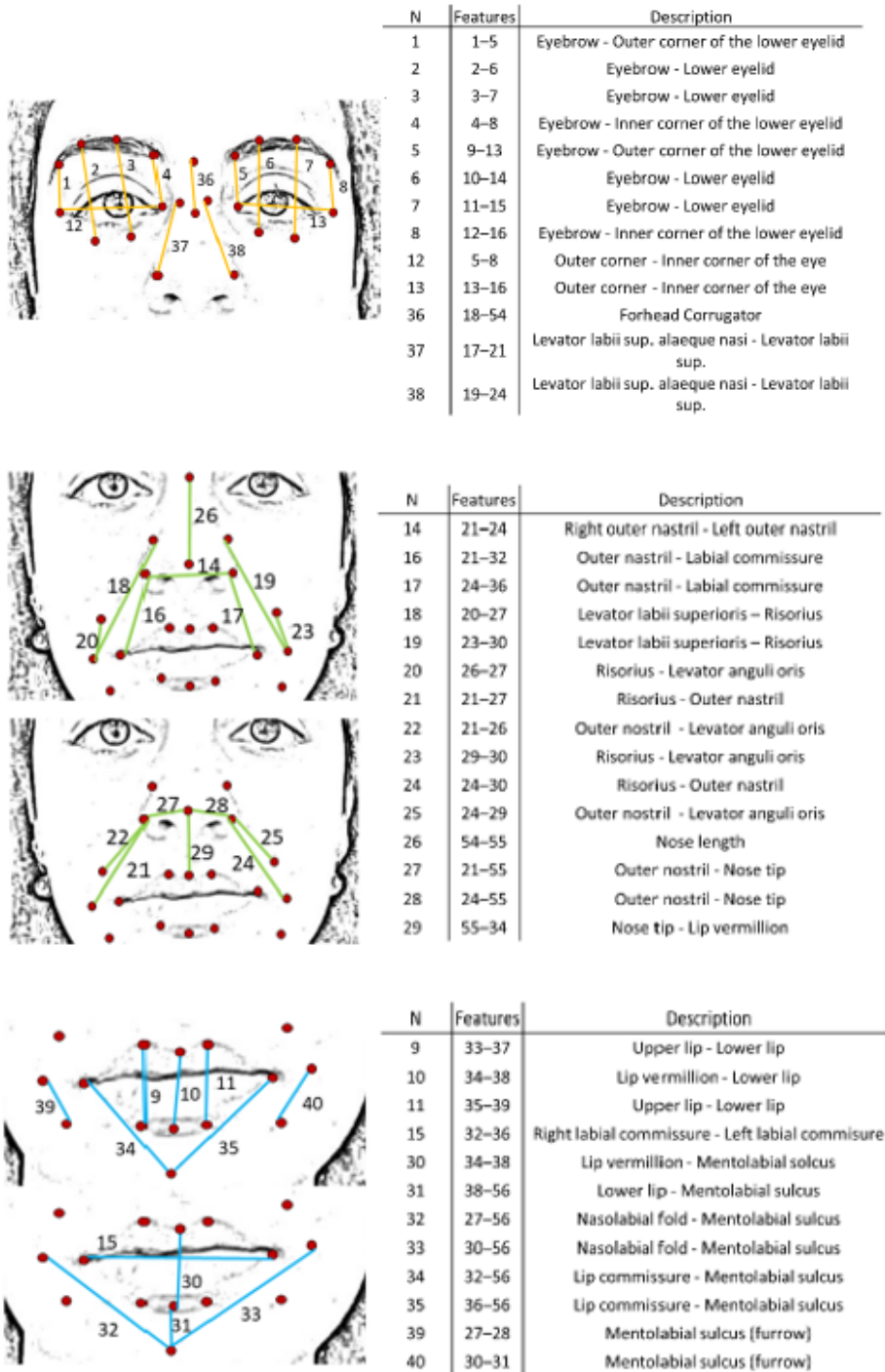


Figura 17: Descrizione delle distanze valutate con il metodo sviluppato da Pegolo et al. [19].



### 3.2.2 FMI (Pegolo et al.)

Il calcolo dell'indice di mobilità facciale richiede dunque in primis la valutazione delle distanze euclidee che verranno poi normalizzate in relazione al rispettivo valore analizzato durante l'esecuzione dell'espressione neutra. Nell'*equazione 1* viene riportato il calcolo per la normalizzazione.

$$ratio_i = \frac{d_i(emotion_j)}{d_i(neutral)} \quad i = 1 \dots n_{dist}; \quad j = 1 \dots 6$$

*Equazione 1: Equazione per la normalizzazione delle distanze.*

*L'indice i itera lungo le distanze, mentre l'indice j itera lungo le emozioni [19].*

Una volta determinate le *ratio* per ogni emozione e distanze, da queste vengono rimossi tutti gli *outliers* ovvero quei valori che si trovano al di fuori del range interquartile cioè al di sopra del 75% e al di sotto del 25%.

L'ultimo passo consiste nel calcolo dell'FMI, in particolare viene valutato l'indice totale considerando tutte le distanze, l'FMI della regione superiore, intermedia ed inferiore del volto prendendo in esame però solo distanze relative alle rispettive aree. L'indice viene calcolato per ogni emozione come sommatoria delle deviazioni percentuali dall'espressione neutra. In seguito, normalizzato sul numero di distanze che varia in base al tipo di indice che viene analizzato. Nell'*equazione 2* si riporta la formula per la valutazione dell'FMI.

$$FMI_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_{dist}} |1 - ratio_i| \cdot 100\%}{n_{dist}} \quad j = 1 \dots 6$$

*Equazione 2: Equazione per il calcolo dell'FMI.*

*j itera lungo le emozioni mentre n\_dist rappresenta il numero di distanze considerate [19].*



# Capitolo 4

## Materiali e Metodi

L'obiettivo di questa tesi è quello di verificare la validità dell'indice di mobilità facciale (FMI) definito nello studio di Pegolo E. et al. [19] tramite i dati forniti in output dal software OpenFace 2.0. L'analisi viene eseguita partendo da una serie di video, già presenti nel database del laboratorio di Bioingegneria del Movimento, in cui soggetti sani e patologici (PD) eseguono le sei emozioni base. Lo scopo dell'elaborazione è in primo luogo quello di valutare se l'indice FMI definito da Pegolo E. è in grado di descrivere le AUs calcolate da OpenFace, ovvero se sussiste una correlazione tra le distanze definite in [19] e l'intensità delle AUs. In secondo luogo, l'obiettivo è quello di dimostrare che l'andamento degli FMI valutati con i due diversi metodi (quello definito da Pegolo E. e quello con OpenFace) è concorde e che anche l' $FMI_{OF}$ , come l' $FMI_{Pegolo}$ , è in grado di discriminare la popolazione di soggetti sani da quella di soggetti patologici. Da qui in poi, per semplicità, gli indici verranno chiamati rispettivamente  $FMI_{OF}$  e  $FMI_{Pegolo}$ .

### 4.1 Partecipanti

Per questo studio è stata presa in analisi una popolazione di 29 soggetti affetti da morbo di Parkinson e di 13 soggetti di controllo (HC – *Healthy Control*) presenti nel database del laboratorio di Bioingegneria del Movimento (BiomovLab) dell'Università di Padova. Per ogni partecipante è stato registrato un video frontale in cui venivano eseguite le sei emozioni base (rabbia, disgusto, paura, felicità, tristezza e sorpresa) e l'espressione neutrale il cui ordine è stato attribuito arbitrariamente dai ricercatori. In *Tabella 5* vengono riportati i dati demografici dei soggetti partecipanti.

	<i>PD (n=29)</i>	<i>HC (n=13)</i>
Sesso	13 F	8 F
Età (anni)	68.48 ± 7.81	65.83 ± 8.25
Durata della malattia (anni)	7.72 ± 4.45	-
UPDRS (Part III)	28.78 ± 8.05	-

*Tabella 5: Dati demografici dei partecipanti.*

## 4.2 Pipeline di elaborazione

La pipeline di elaborazione dati può essere riassunta con i seguenti step di analisi:

1. Elaborazione soggetti HC
2. Elaborazione soggetti PD
3. Confronto soggetti HC e PD
4. Valutazione distanze<sub>OF</sub> per soggetti HC e PD
5. Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub>
6. Confronto FMI<sub>Pegolo</sub> e FMI<sub>OF</sub>
7. Correlazione tra FMI<sub>Pegolo</sub> e FMI<sub>OF</sub>
8. ScatterPlot e Root Mean Square Error (RMSE)
9. Analisi statistica dell'FMI<sub>OF</sub>

### 4.2.1 Elaborazione soggetti HC

Questa elaborazione ha previsto innanzi tutto l'analisi dei video dei 13 soggetti HC tramite il software OpenFace 2.0 e in particolare si è deciso di utilizzare come protocollo per la *landmark detection* il CE-CLM mentre per la *face detection* l'MTCNN. Nello specifico, in input al software è stato fornito il video in cui i soggetti esprimevano le sei emozioni base definite precedentemente, mentre l'output considerato è stato solo il file '.csv' le cui informazioni di interesse sono state successivamente elaborate in Matlab R2022a (*Matrix Laboratory*).

Per quanto riguarda l'analisi in Matlab, in primo luogo, sono state estratte le intensità delle AUs relative ad ogni emozione tramite i seguenti passaggi:

- ❖ ricavare il vettore contenente solo i valori relativi alle intensità delle AUs;
- ❖ dal vettore così ottenuto estrarre le AUs relative alle specifiche emozioni. Per fare questo sono stati utilizzati i frames (4 per ogni emozione) ricavati in precedenza dal BiomovLab.

Il secondo step ha previsto la valutazione delle distanze definite da Pegolo E. et al. (distanze<sub>Pegolo</sub>) partendo dai file delle coordinate dei landmark ottenuti da TrackOnField [36], già presenti nel database, e utilizzando i codici di calcolo sviluppati dal BiomovLab.

L'ultimo step di questa prima analisi ha riguardato lo studio della correlazione tra le distanze<sub>Pegolo</sub> e le AUs restituite in output da OpenFace separatamente per ogni emozione. In particolare, è stato calcolato il coefficiente di correlazione lineare di Pearson tramite la function *corr* di Matlab. Dalla matrice dei coefficienti di correlazione ottenuta si è poi valutato per ogni AUs quali fossero le rispettive distanze<sub>Pegolo</sub> correlate andando ad identificare quelle correlazioni che presentavano coefficienti con valori  $\geq 0,75$ .

#### 4.2.2 Elaborazione soggetti PD

Lo studio dei dati relativi ai 29 soggetti PD segue la stessa procedura eseguita per i soggetti HC, descritta nel paragrafo precedente. Quindi per prima cosa si ha l'elaborazione dei video tramite OpenFace e successivamente l'elaborazione in Matlab in modo tale da estrarre le informazioni relative all'intensità delle AUs, calcolare le distanze<sub>Pegolo</sub> e infine valutare la correlazione tra distanze<sub>Pegolo</sub> e AUs.

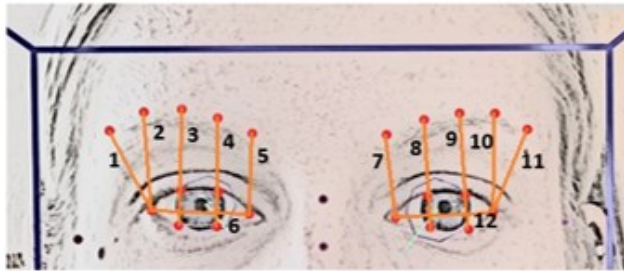
#### 4.2.3 Confronto soggetti HC e PD

Una volta ottenute le informazioni relative all'intensità delle AUs, al valore delle distanze<sub>Pegolo</sub> e ai coefficienti di correlazione tra le due misure nelle due coorti si è passati ad un confronto principalmente qualitativo tra la popolazione di soggetti HC e PD.

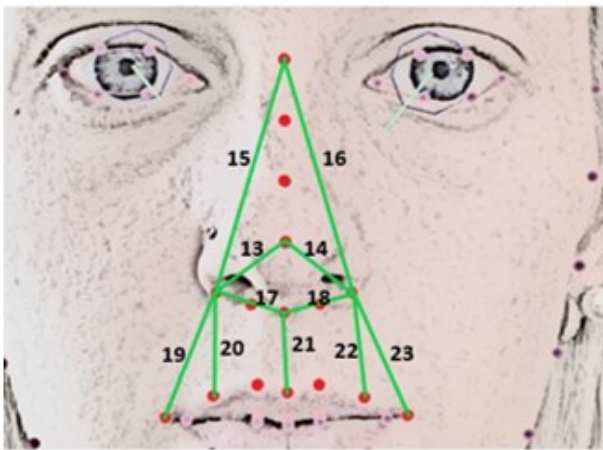
#### 4.2.4 Valutazione distanze con OpenFace

Successivamente, è stato definito un set di distanze (distanze<sub>OF</sub>) partendo dal set di landmarks identificati da OpenFace e successivamente il loro calcolo. Lo scopo, infatti, è quello di ottenere delle distanze che caratterizzino il più possibile la stessa coppia di landmarks con i due metodi (OF e Pegolo). Le distanze<sub>OF</sub>, come le distanze<sub>Pegolo</sub>, vengono descritte come la distanza euclidea tra una coppia di landmarks facciali, in questo caso forniti in maniera automatica dal software. I landmarks individuati sono 68 (come riportato in *Fig. 15*), ma non sempre risultano essere localizzati negli stessi punti delle features definite da Pegolo (*Fig. 16*); infatti, nel metodo Pegolo vengono esclusi i punti che determinano il contorno del volto e le pupille poiché non necessari allo scopo. Per questo motivo le distanze<sub>OF</sub> identificate sono diverse e in numero

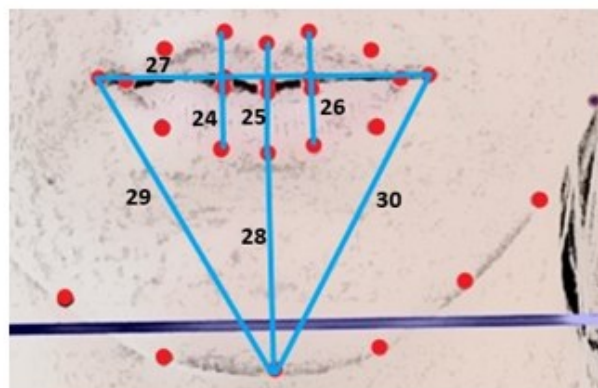
minore rispetto alle distanze<sub>Pegolo</sub>: 12 nella regione superiore, 11 nella regione intermedia e 7 nella regione inferiore del volto, per un totale di 30. In Fig. 18 vengono riportate le 30 distanze, nello specifico il numero e le coppie di landmarks corrispondenti, suddivise in tre aree del volto come definito da Pegolo.



N	Landmarks
1	17-36
2	18-36
3	19-41
4	20-40
5	21-39
6	36-39
7	22-42
8	23-47
9	24-46
10	25-45
11	26-45
12	42-45



N	Landmarks
13	30-31
14	30-35
15	27-31
16	27-35
17	31-33
18	33-35
19	31-48
20	31-49
21	33-51
22	35-53
23	35-54



N	Landmarks
24	50-58
25	51-57
26	52-56
27	48-54
28	57-8
29	48-8
30	54-8

Figura 18: Descrizione delle distanze valutate con OpenFace 2.0.

#### 4.2.5 Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub>

I valori delle distanze<sub>OF</sub> ricavati sono stati in seguito confrontati con i valori delle distanze<sub>Pegolo</sub>. Nello specifico, essendo che le distanze considerate dai due metodi sono diverse, ma descrivono informazioni di mobilità regionale, si è andati a verificare se l'andamento di queste fosse comparabile nelle regioni *Upper*, *Middle* e *Lower*.

#### 4.2.6 Confronto FMI<sub>Pegolo</sub> e FMI<sub>OF</sub>

Lo step principale dell'elaborazione riguarda il calcolo dell'indice di mobilità facciale per il metodo sviluppato da Pegolo E. (FMI<sub>Pegolo</sub>) e per i dati di OpenFace (FMI<sub>OF</sub>). Nello specifico l'algoritmo di calcolo utilizzato è lo stesso per entrambi gli indici e i passaggi principali sono riportati nel Capitolo 3 § 3.2.2.

Il codice Matlab impiegato per il calcolo dell'FMI partendo dai dati delle distanze già normalizzati a cui sono stati rimossi gli *outliers* prevede:

- ❖ il calcolo dell'FMI totale considerando tutte le distanze identificate;
- ❖ il calcolo dell'FMI per l'*Upper*, *Middle* e *LowerFace* considerando un vettore, definito in precedenza, con le distanze relative alla regione del volto considerata.

Una volta ricavati i valori di FMI<sub>Pegolo</sub> e di FMI<sub>OF</sub> per ogni emozione e soggetto sono stati eseguiti due confronti. Il primo ha previsto un confronto tra FMI<sub>Pegolo</sub> e FMI<sub>OF</sub> separatamente per la popolazione di soggetti HC e di soggetti PD in modo tale da osservare quali fossero le differenze di valutazione tra i due indici e se comunque presentassero un andamento coerente. Nel secondo caso invece il confronto si è concentrato unicamente sull'FMI<sub>OF</sub> comparato tra la popolazione di soggetti HC e PD, l'obiettivo in questo caso era verificare se l'FMI<sub>OF</sub> fosse in grado di individuare una ridotta mobilità facciale nei soggetti PD rispetto agli HC. Entrambi i confronti hanno considerato i valori di FMI relativi al *Totale* (riferito a tutte le distanze del volto), all'*Upper*, *Middle* e *LowerFace*.

Per confrontare i due indici si sono calcolati correlazione e RMSE aggiungendo poi un'analisi grafica tramite scatterplot. Inizialmente è stato valutato il coefficiente di correlazione lineare di Pearson tramite la function *corr* di Matlab sia per l'FMI *Totale* sia per quelli relativi all'*Upper*, *Middle* e *LowerFace*.

Un ulteriore confronto tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  ha previsto l'analisi degli *scatter plot* (grafici di dispersione). Nello specifico, i grafici di dispersione relativi all' $FMI_{Totale}$ ,  $Upper$ ,  $Middle$  e  $Lower$  sono stati ottenuti tramite la function Matlab *scatter* separatamente per ogni emozione e per i soggetti HC e PD. L'obiettivo di questa elaborazione è quello di valutare il grado di correlazione, ovvero la dipendenza lineare, tra i due indici.

Per quanto riguarda invece il calcolo dell'errore quadratico medio è stata implementata in Matlab la seguente formula:

$$RMSE = \sqrt{\text{mean}((FMI_{Pegolo}(i,:) - FMI_{OF}(i,:))^2)}$$

*Equazione 3: Formula per il calcolo del RMSE. L'indice i itera lungo le sei emozioni.*

Anche l'RMSE è stato valutato separatamente per ogni emozione, per i soggetti HC e PD e la sua analisi fornisce informazioni relative alla discrepanza fra i valori dei dati osservati e quelli dei dati stimati.

#### 4.2.7 Analisi statistica dell' $FMI_{OF}$

L'ultimo step di elaborazione di questo lavoro di tesi è relativo all'analisi statistica dell' $FMI_{OF}$ , che ha come obiettivo quello di verificare se l'indice discrimina i due gruppi di soggetti (patologici e sani) per qualche emozione. Dato il numero ridotto di soggetti analizzati si è deciso di applicare il test non-parametrico Wilcoxon rank sum test (significatività con  $p < 0.05$ ), il quale si basa sull'ipotesi nulla che le due distribuzioni abbiano mediane uguali.

Nello specifico il test è stato eseguito in Matlab tramite la function *ranksum* a cui in input è stato fornito l' $FMI_{OF}$  dei soggetti HC e PD e che ha restituito in output il valore del *p-value* e il risultato *h* dell'ipotesi del test. Il *p-value* è uno scalare positivo tra 0 e 1 e rappresenta il valore sotto il quale i dati ricavati da un test statistico conducono al rifiuto dell'ipotesi nulla (quando  $p < 0.05$ ). Il risultato dell'ipotesi *h* invece restituisce un valore logico, in particolare  $h=1$  indica il rifiuto dell'ipotesi nulla, mentre  $h=0$  indica il fallimento del rifiuto dell'ipotesi nulla.

# Capitolo 5

## Risultati

Nel presente capitolo vengono riportati i risultati relativi allo studio condotto. Per dovere di sintesi, si è deciso di mostrare solo i grafici relativi alle emozioni ‘*Anger*’ e ‘*Happiness*’ per la prima fase di elaborazione e quelli relativi all’FMI *Totale* per la seconda fase. I risultati riguardanti le altre emozioni (‘*Disgust*’, ‘*Fear*’, ‘*Sadness*’ e ‘*Surprise*’) e gli altri FMI (‘*Upper*’, ‘*Middle*’ e ‘*Lower*’) sono invece riportati per completezza in *Appendice*.

In particolare, viene riportato prima il confronto tra soggetti HC e PD per quanto riguarda l’intensità delle AUs, le distanze<sub>Pegolo</sub> e la correlazione tra le distanze<sub>Pegolo</sub> e le AUs (§ 5.1). Successivamente vengono presentati i risultati relativi al confronto tra le distanze<sub>Pegolo</sub> e le distanze<sub>OF</sub> distintamente per le due popolazioni e per le emozioni selezionate (§ 5.2).

Nel § 5.3 viene descritto il confronto tra l’FMI<sub>Pegolo</sub> e l’FMI<sub>OF</sub>; in particolare l’obiettivo di quest’analisi è quello di studiare quali siano le differenze di valutazione tra i due indici. Si è quindi andati ad osservare se l’andamento dei due FMI risultasse essere simile. In questo paragrafo vengono inoltre mostrati i risultati relativi all’analisi di correlazione tra FMI<sub>Pegolo</sub> e FMI<sub>OF</sub>, i grafici di dispersione e gli esiti riguardanti la valutazione dell’errore quadratico medio. Nell’ultimo paragrafo (§ 5.4), infine, viene mostrata l’analisi statistica del solo FMI<sub>OF</sub> tra le due coorti di soggetti HC e PD e i rispettivi grafici.

### 5.1 Confronto soggetti HC e PD

#### 5.1.1 Intensità AUs

In questo paragrafo viene riportato il confronto dell’intensità delle AUs tra soggetti HC e PD per le emozioni ‘*Anger*’ e ‘*Happiness*’. In particolare, viene riportato il valor medio dell’intensità  $\pm$  una SD (standard deviation), mentre in viola vengono evidenziate le AUs caratterizzanti l’emozione secondo [25].

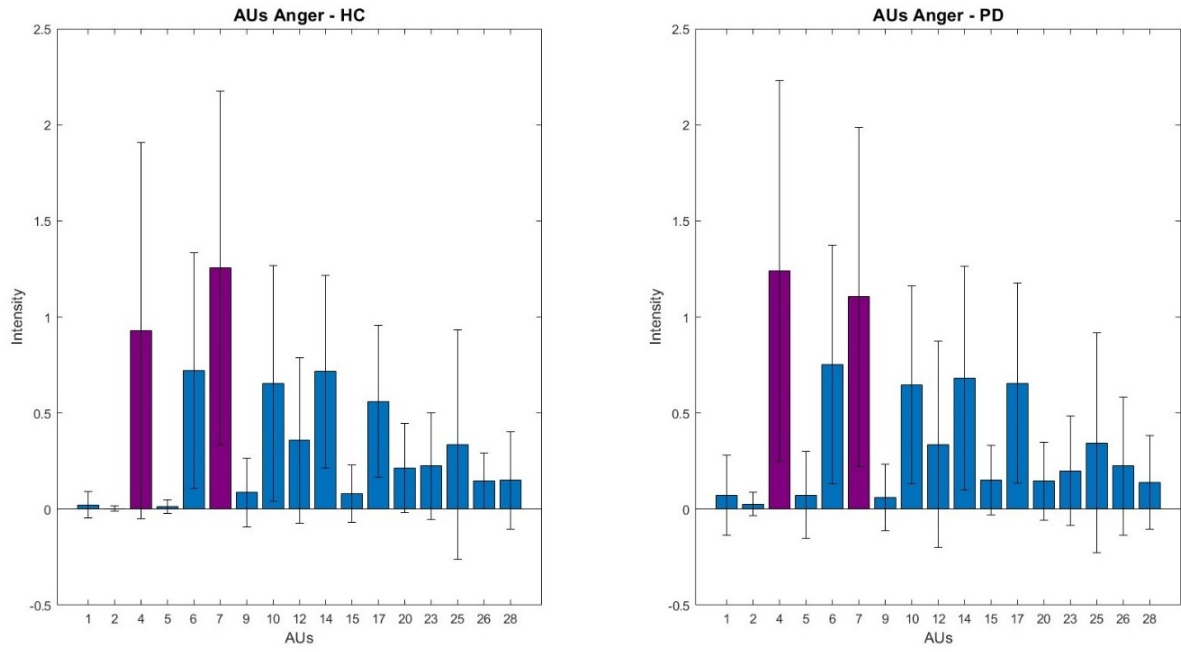


Figura 19: Intensità delle AUs relativa all'emozione Anger per soggetti HC (a sinistra) e soggetti PD (a destra). Lungo l'asse x si riportano le AUs, lungo l'asse y la loro intensità media  $\pm$  SD.

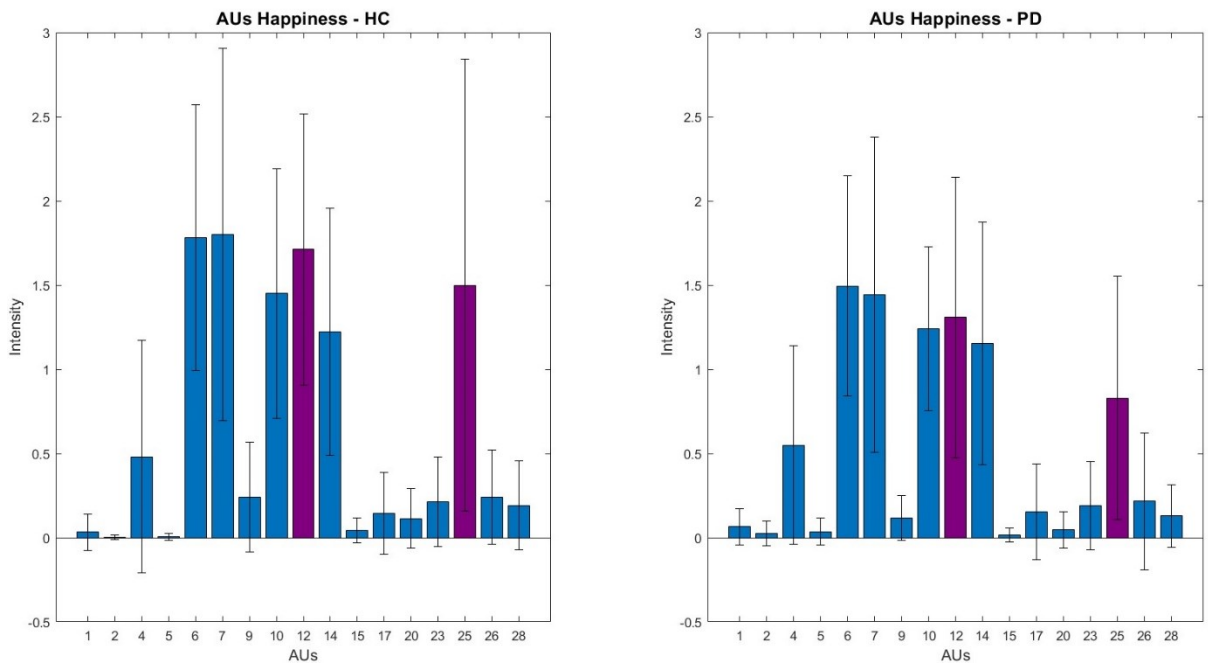


Figura 20: Intensità delle AUs relativa all'emozione Happiness per soggetti HC (a sinistra) e soggetti PD (a destra). Lungo l'asse x si riportano le AUs, lungo l'asse y la loro intensità  $\pm$  SD.



### 5.1.2 Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> – AUs

In questo paragrafo viene riportato il confronto della correlazione tra distanze<sub>Pegolo</sub> e AUs tra soggetti HC e PD per le emozioni 'Anger' e 'Happiness'. Nello specifico, i risultati sono ordinati in maniera decrescente ovvero dalle distanze maggiormente correlate (in rosso) a quelle meno correlate (in blu), inoltre lungo l'asse x vengono cerchiare le AUs caratterizzanti l'emozione secondo [25].

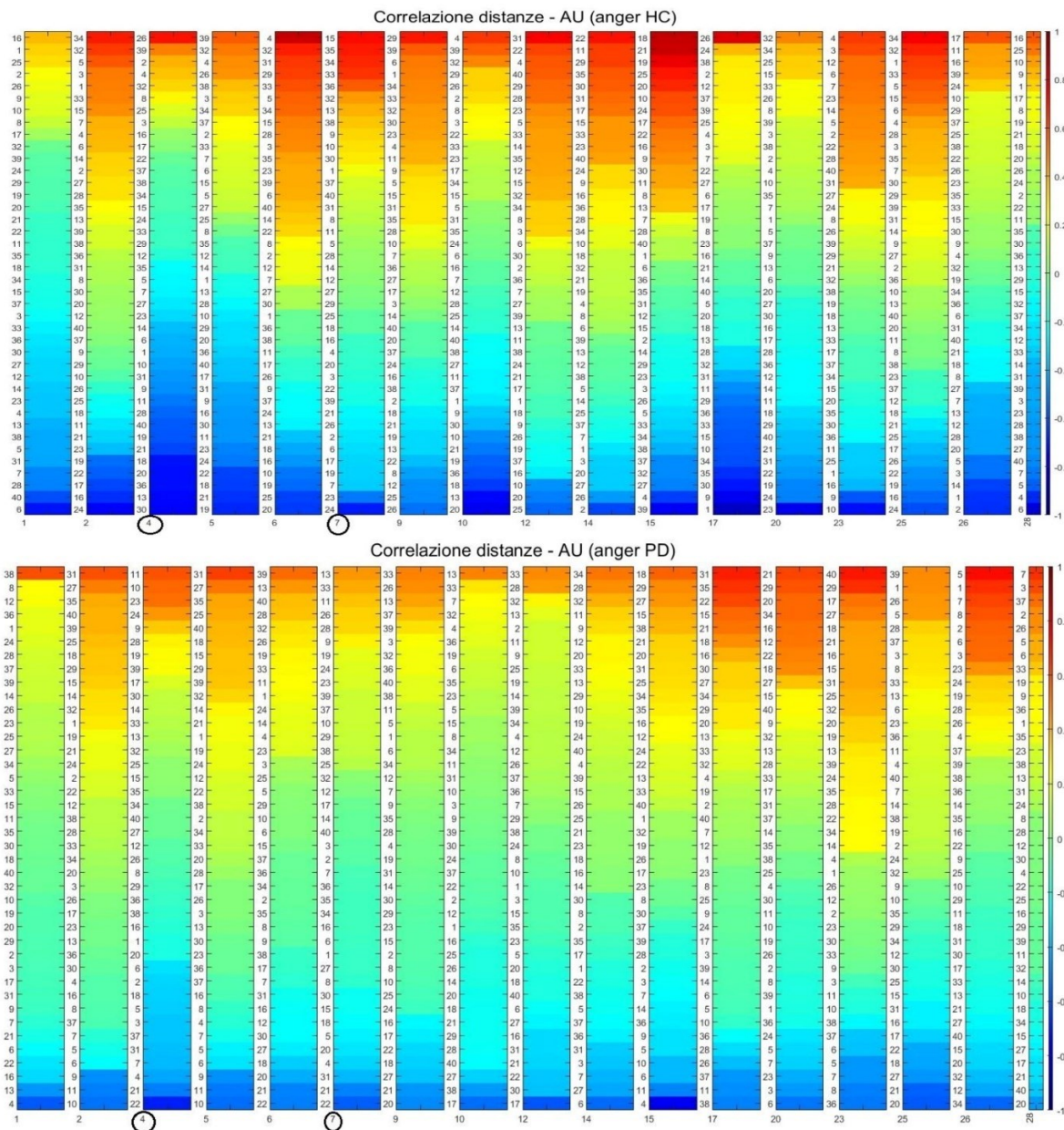


Figura 21: Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> – AUs relativa all'emozione Anger per soggetti HC (sopra) e PD (sotto), in cui i valori del coefficiente di correlazione sono ordinati in maniera decrescente.

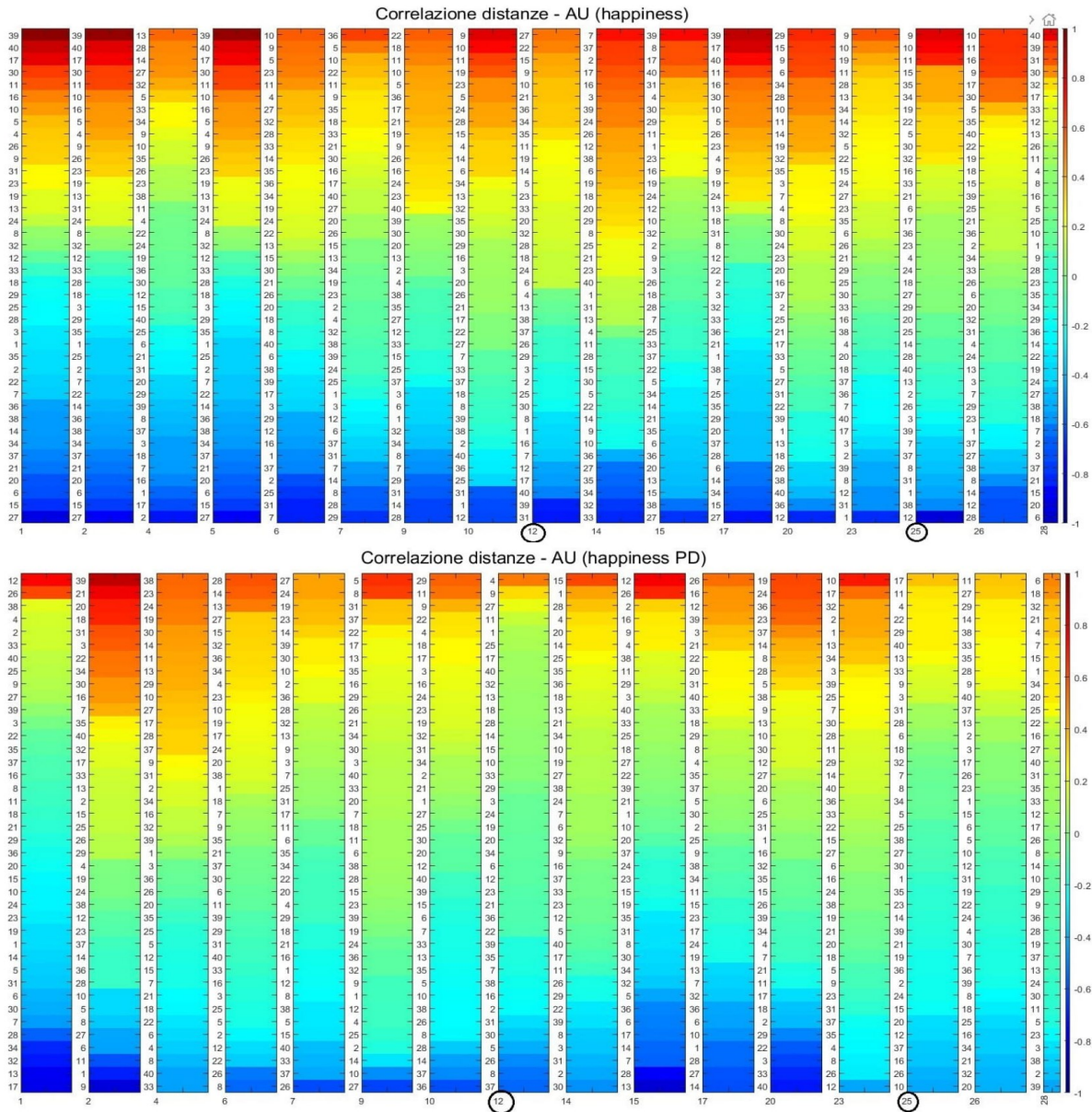


Figura 22: Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> – AUs relativa all'emozione Happiness per soggetti HC (sopra) e PD (sotto), in cui i valori del coefficiente di correlazione sono ordinati in maniera decrescente.

## 5.2 Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub>

In questo paragrafo viene riportato il confronto delle distanze<sub>Pegolo</sub> con le distanze<sub>OF</sub>, nello specifico prima i grafici relativi all'emozione 'Anger' e poi 'Happiness' per i soggetti HC (grafico in alto) e PD (grafico in basso).

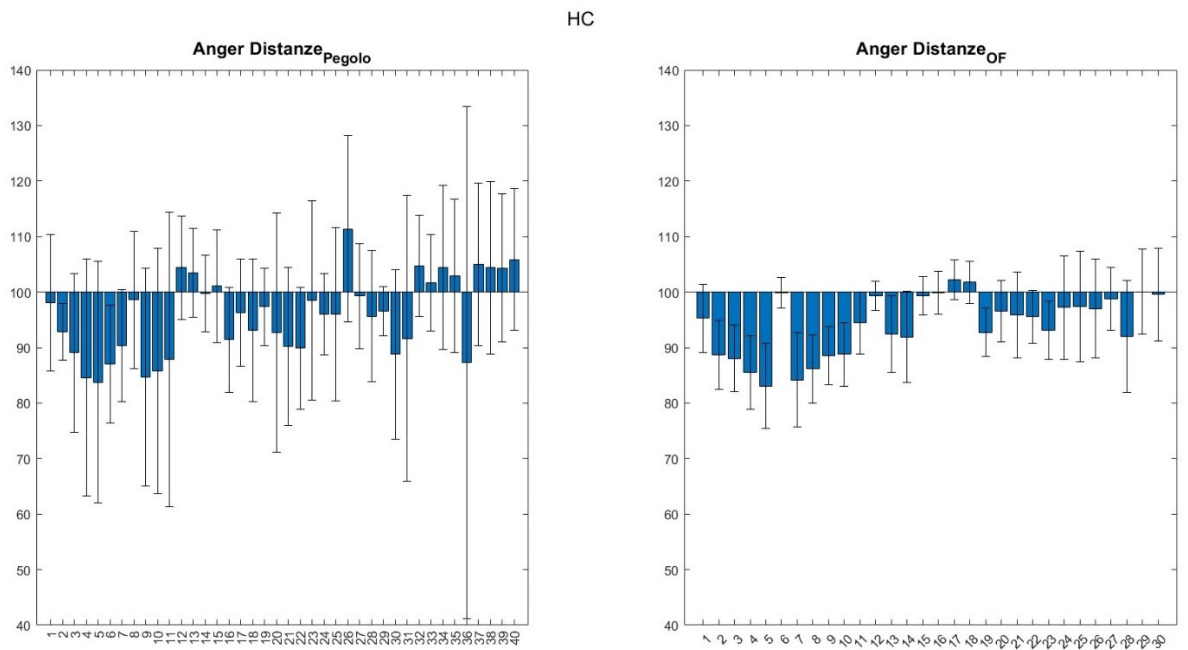


Figura 23: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Anger per i soggetti HC.

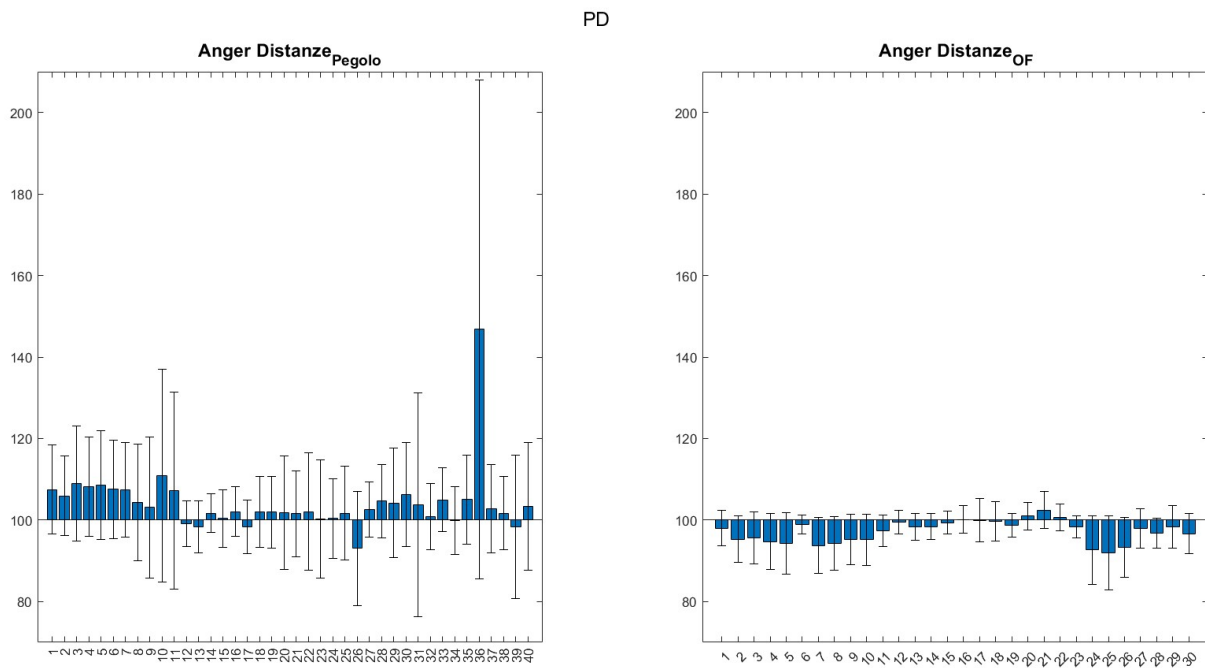


Figura 24: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Anger per i soggetti PD.



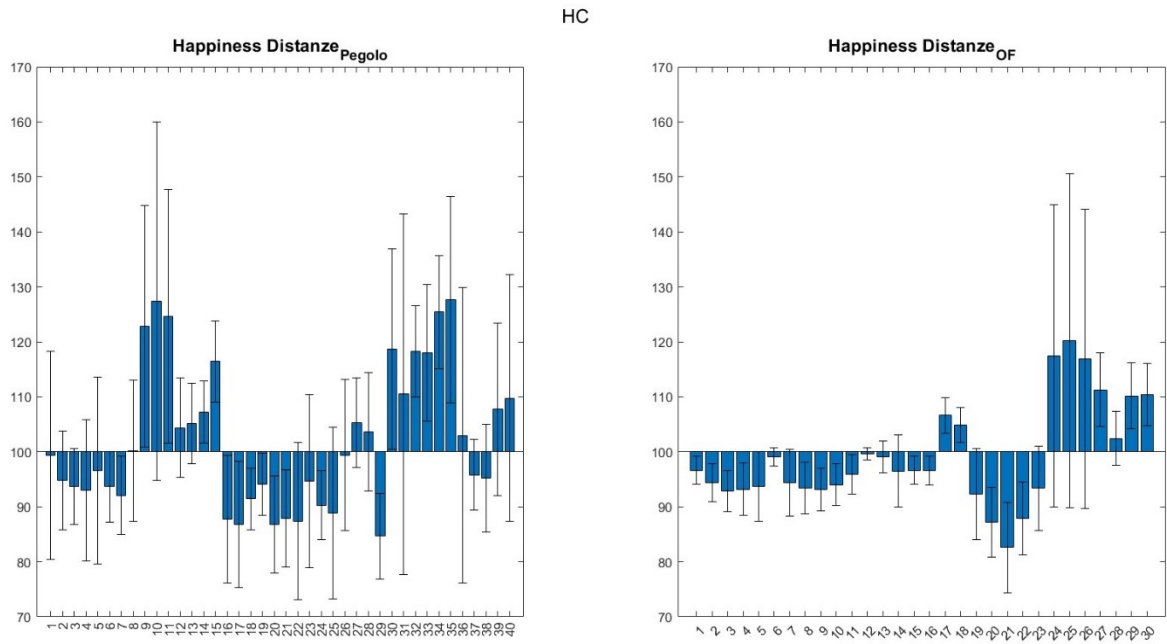


Figura 25: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Happiness per i soggetti HC.

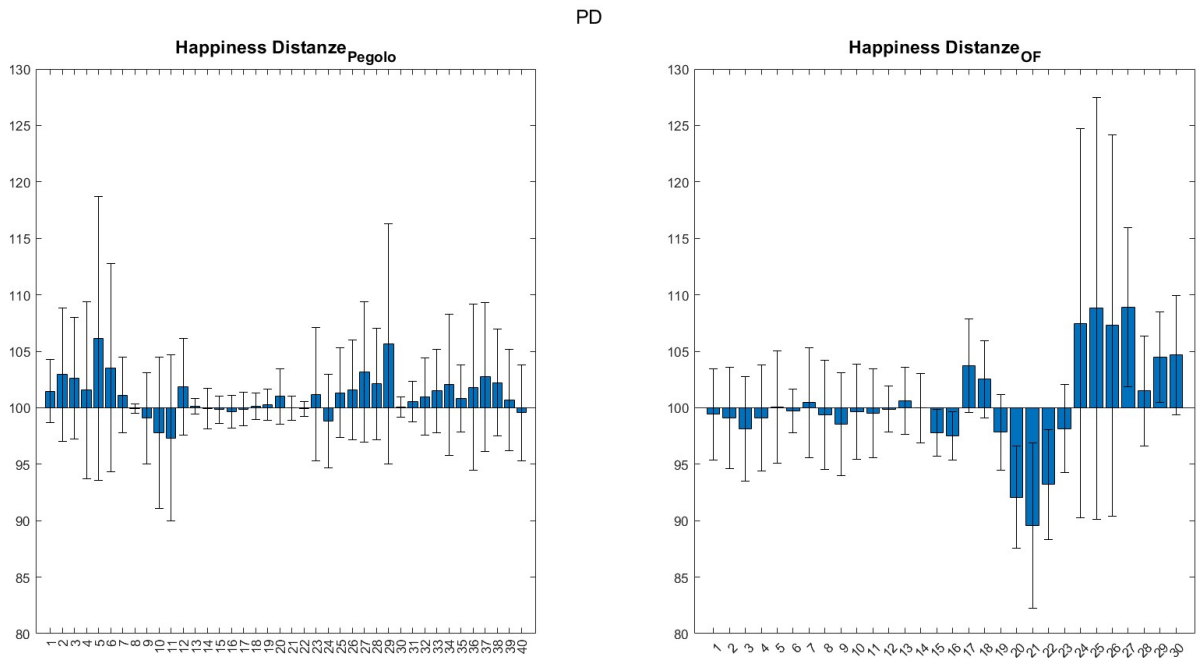


Figura 26: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Happiness per i soggetti PD.

### 5.3 Confronto $FMI_{Pegolo}$ e $FMI_{OF}$

In questo paragrafo si riporta il grafico di confronto tra i due indici per il solo  $FMI_{Totale}$ , mentre i grafici e gli altri risultati riguardanti gli ulteriori  $FMI$  vengono riportati in *Appendice*.

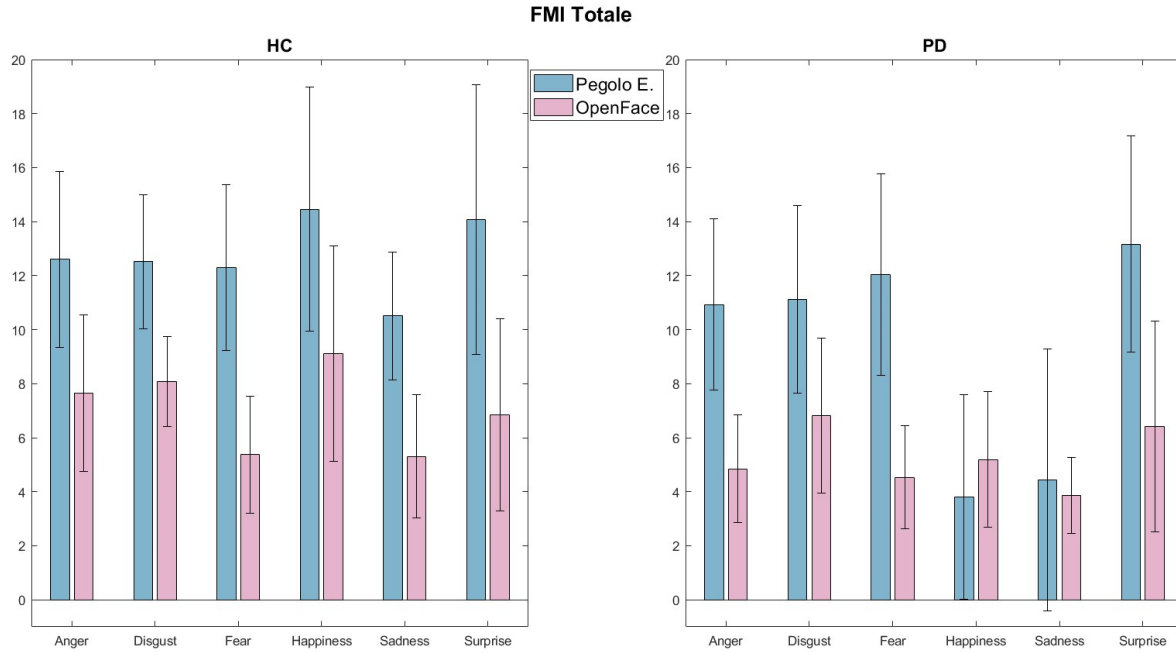


Figura 27: Confronto tra  $FMI_{Pegolo}$  (in azzurro) e  $FMI_{OF}$  (in rosa) relativo all' $FMI_{Totale}$  per i soggetti HC e PD, rispettivamente a sinistra e a destra. Lungo l'asse x vengono riportate le emozioni, lungo l'asse y il valor medio dell' $FMI_{Totale} \pm$  una SD.

#### 5.3.1 Correlazione $FMI_{Pegolo}$ - $FMI_{OF}$

I risultati relativi all'analisi di correlazione vengono riportati in *Tabella 6* relativamente all' $FMI_{Totale}$  in cui viene mostrato separatamente il coefficiente di correlazione per i soggetti HC e PD. Vengono inoltre indicati con gli asterischi in rosso i valori di rho e dei p\_value significativi ( $p \leq 0.05$ ) che rappresentano una correlazione tra i due indici  $FMI$ .

Emozione	$\rho_{HC}$	$p\_value_{HC}$	$\rho_{PD}$	$p\_value_{PD}$
Rabbia	0.1335	0.6638	0.0821	0.6718
Disgusto	0.6014 *	0.0297 *	0.0459	0.8132
Paura	0.6667 *	0.0128 *	0.3453	0.0665
Felicità	0.0287	0.9259	-0.1344	0.4868
Tristezza	0.6279 *	0.0216 *	-0.0154	0.9367
Sorpresa	0.5967 *	0.0313 *	0.1146	0.5540

Tabella 6: Coefficienti di correlazione ( $\rho$ ) e p value dell' $FMI_{Totale}$  tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  per i soggetti HC e PD.

### 5.3.2 ScatterPlot e Root Mean Square Error (RMSE)

In questo paragrafo vengono riportati in primo luogo i grafici di dispersione per i soggetti HC e PD relativi solo all'FMI Totale e successivamente la tabella relativa all'RMSE calcolato per l'FMI Totale.

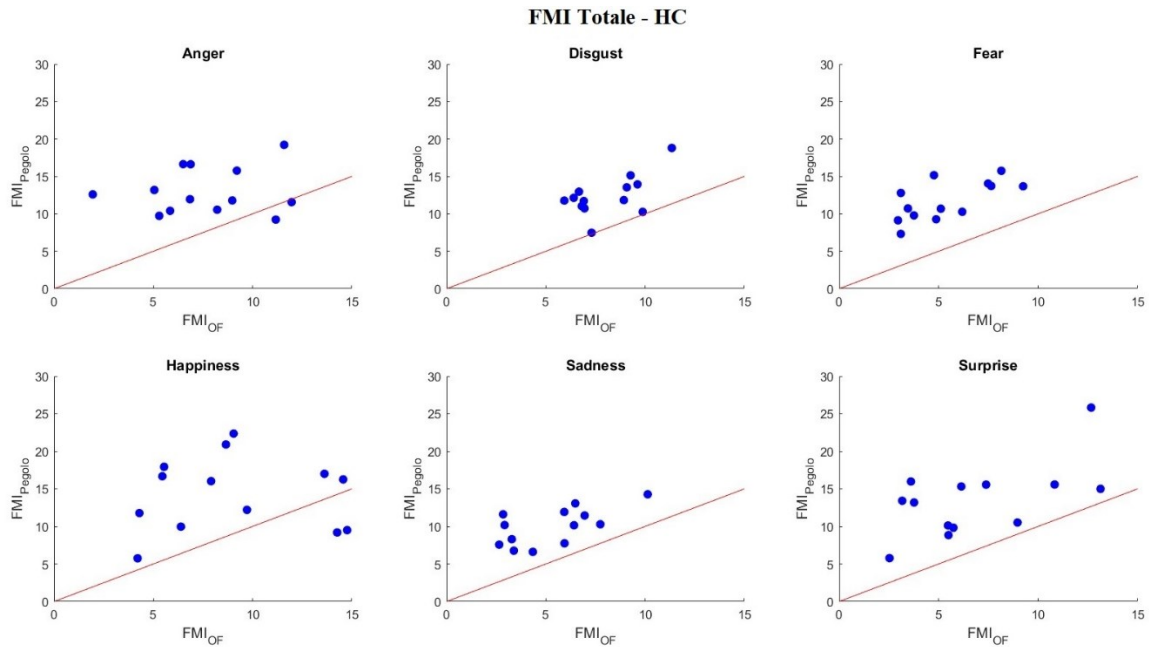


Figura 28: ScatterPlot dell'FMI Totale per i soggetti HC. Partendo dall' alto a sx si riportano le rispettive emozioni: Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness e Surprise.

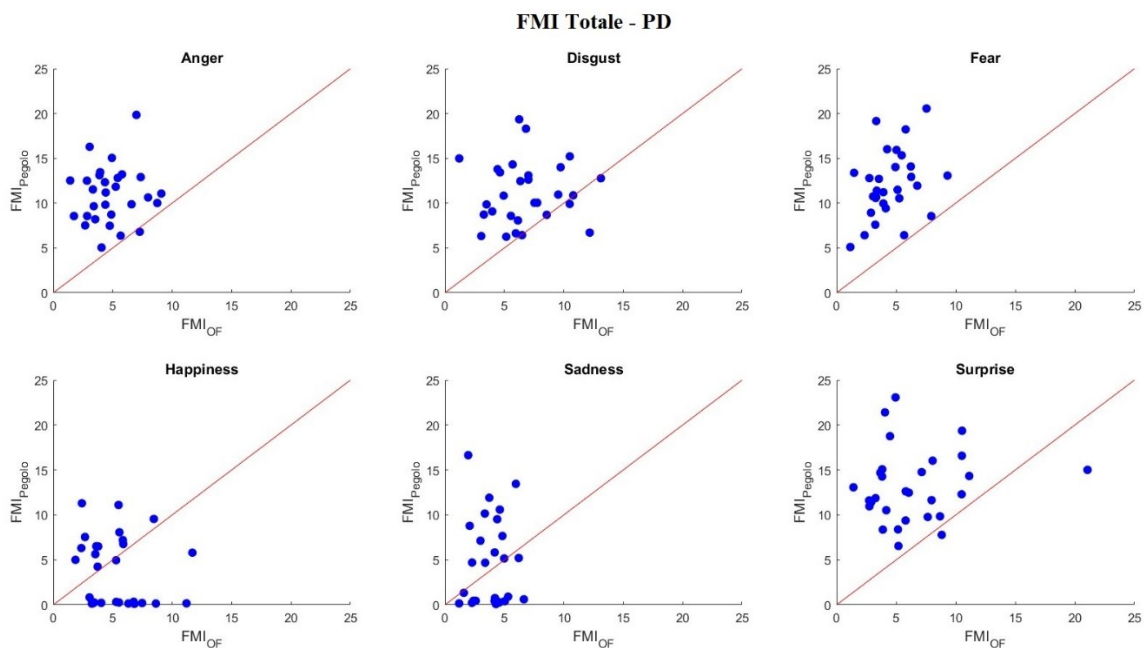


Figura 29: ScatterPlot dell'FMI Totale per i soggetti PD. Partendo dall' alto a sx si riportano le rispettive emozioni: Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness e Surprise.

*RMSE relativo all'FMI totale*

<b>Emozione</b>	<b>HC</b>	<b>PD</b>
Rabbia	6.5775	7.0372
Disgusto	4.7967	6.1010
Paura	6.6284	8.2852
Felicità	7.9310	4.9362
Tristezza	5.0830	5.0172
Sorpresa	7.6412	8.5076

Tabella 7: RMSE tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  relativo all'FMI Totale per soggetti HC e PD.

### 5.4 Analisi statistica $FMI_{OF}$

In quest'ultimo paragrafo vengono presentati i risultati relativi all'analisi statistica svolta per l' $FMI_{OF}$ . Nello specifico, per completezza, vengono mostrati i boxplot in cui sono riportati gli  $FMI_{OF}$ ,  $FMI_{Pegolo}$  (sia per soggetti HC che PD) e in aggiunta con gli asterischi rossi (per  $FMI_{OF}$ ) e neri (per  $FMI_{Pegolo}$ ) vengono evidenziate le significatività ottenute. È necessario però sottolineare il fatto che le significatività riportate per il metodo Pegolo risultano essere diverse da quelle presenti nel paper [19]. Questo è dovuto al fatto che in [19] è stata considerata una popolazione di 50 soggetti PD, mentre per questa tesi è stato selezionato un sottoinsieme di 29 soggetti portando quindi ad una variazione nei risultati finali.

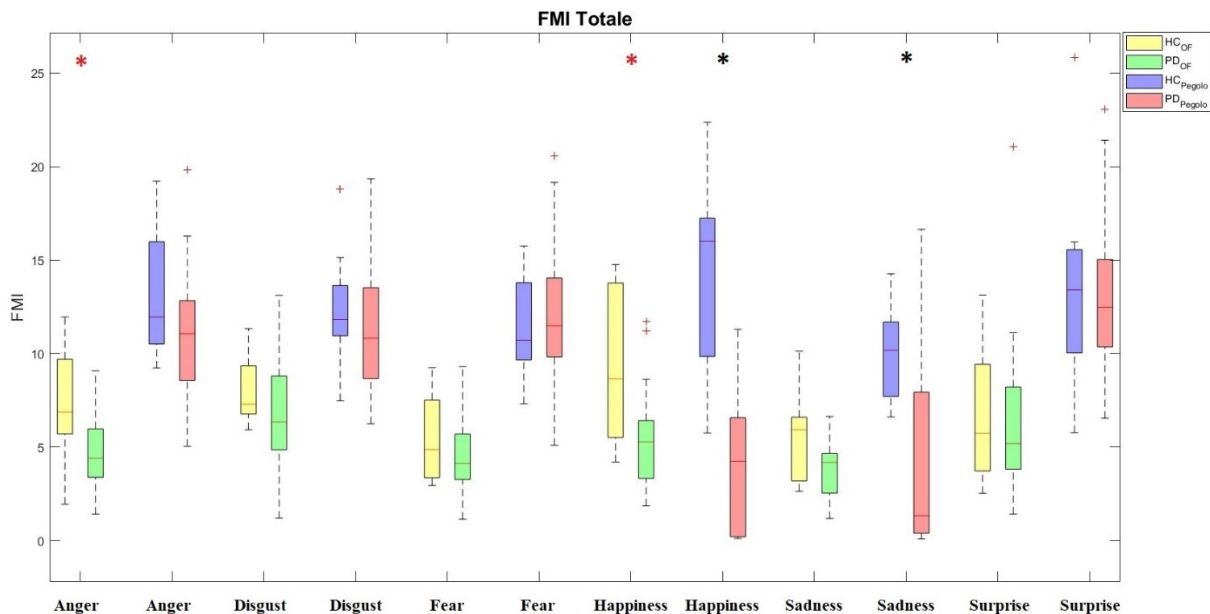


Figura 30: Boxplot dell'FMI Totale. In giallo e verde rispettivamente  $FMI_{OF}$  HC e  $FMI_{OF}$  PD; in blu e rosso rispettivamente  $FMI_{Pegolo}$  HC e  $FMI_{Pegolo}$  PD.

# Capitolo 6

## Discussione

In questo Capitolo viene presentata la discussione relativa ai risultati riportati nel Capitolo 5. Lo studio eseguito ha permesso di ottenere importanti informazioni riguardo l'intensità delle AUs, le distanze (sia distanze<sub>Pegolo</sub> che distanze<sub>OF</sub>), la correlazione che sussiste fra le distanze e le AUs e l'FMI valutato partendo dall'output di OpenFace.

Procedendo con ordine, l'analisi dell'intensità delle AUs (Capitolo 5 §5.1.1) ha mostrato come il loro andamento risulti essere comparabile per i soggetti HC e PD, anche se i valori raggiunti da questi ultimi in alcune emozioni ('*Happiness*' in Fig.20 e '*Surprise*' in Fig.34, *Appendice*) sono minori rispetto a quelli degli HC. È inoltre possibile osservare che le AUs caratterizzanti un'emozione non sono le uniche presenti durante la sua esecuzione; infatti, per tutte e sei le emozioni si può notare che anche alcune delle altre AUs si attivano e in certi casi (per l'emozione '*Happiness*' in Fig.20 e '*Disgust*' in Fig.31, *Appendice*) si manifestano con un'intensità superiore rispetto alle caratterizzanti.

L'analisi delle distanze<sub>Pegolo</sub> ha permesso invece di osservare come il valore di queste nel caso dei soggetti PD sia minore rispetto agli HC, ciò rispecchia il sintomo dell'ipomimia manifestata dai pazienti PD. Nonostante poi, a primo avviso, sembri che l'andamento delle distanze relative ad un'emozione nelle due popolazioni sia diverso è necessario andare a considerare l'elevata variabilità presente in entrambi i casi. Questa è dovuta principalmente al fatto che l'espressione delle emozioni è personale e quindi muta da soggetto a soggetto. Per poter ridurre la variabilità inter-soggetto sarebbe necessario aumentare il campione di soggetti analizzati per entrambe le popolazioni.

La valutazione della correlazione tra distanze<sub>Pegolo</sub> e AUs ha permesso successivamente di determinare l'esistenza di una corrispondenza tra le due misure. Nello specifico, per i soggetti HC è stato possibile mettere in evidenza come alcune distanze presentino un'ottima correlazione (indice  $\rho \geq 0.75$ ); diversamente nel caso dei soggetti PD è stata osservata una riduzione della correlazione sia in termini di indice  $\rho$  che del numero di distanze correlate (Fig.21 e Fig.22).



L'analisi successiva (§ 5.2) relativa al confronto tra le distanze<sub>Pegolo</sub> e le distanze<sub>OF</sub> ha come obiettivo quello di valutare se gli andamenti di queste risultino essere confrontabili tra loro per l'emozione considerata. Dal momento che sia il numero che la classificazione delle distanze<sub>Pegolo</sub> sono diversi rispetto a quelli delle distanze<sub>OF</sub>, lo studio si è concentrato sul loro andamento nelle tre distinte regioni del volto (*Upper, Middle e Lower*). L'analisi ha permesso di evidenziare come nel caso dei soggetti HC il trend si dimostri simile in ogni area del volto per tutte le emozioni considerate; inoltre, è stato osservato che il valore delle distanze risulta essere complessivamente omogeneo fra i due metodi (come mostrato in *Fig.23 e Fig.25*). Nel caso invece dei soggetti PD, da una prima analisi in *Fig.24 e Fig.26*, si nota come il trend delle distanze<sub>Pegolo</sub> non rispecchi perfettamente quello delle distanze<sub>OF</sub>. Per fornire una spiegazione a ciò è necessario tenere conto dell'elevata variabilità inter-soggetto nell'esprimere le emozioni presente in entrambi i metodi, questa è dovuta fondamentalmente al fatto che, come detto in precedenza, le emozioni sono espressioni del tutto personali che di conseguenza cambiano da soggetto a soggetto.

Considerando poi solo le distanze<sub>OF</sub> si può notare come in questo caso l'andamento risulti essere comparabile nelle due popolazioni per l'emozione considerata, vedi per l'emozione 'Anger' *Fig.23 e Fig.24* e per l'emozione 'Happiness' *Fig.25 e Fig.26*. Allo stesso tempo è possibile anche evidenziare una diminuzione nel valore delle distanze relative ai soggetti PD, il che rispecchia la riduzione della mobilità facciale. In aggiunta, osservando *Fig.24* si può notare che la variabilità nel caso delle distanze<sub>OF</sub> risulta essere minore rispetto a quella delle distanze<sub>Pegolo</sub>. Ciò può essere spiegato dal fatto che il software OpenFace posiziona automaticamente i landmarks facciali, mentre nel caso di TrackOnField tale operazione è semi-automatica, aggiungendo quindi una componente di variabilità operatore-dipendente. Dunque, per questo motivo, l'utilizzo del software permette di andare ad eliminare l'errore legato alla ripetibilità intra e inter-operatore che si riflette nella riduzione della variabilità dei dati in oggetto.

I risultati dell'analisi dell'FMI, riportati in *Fig.27*, hanno messo in evidenza come prima cosa il fatto che l'FMI<sub>OF</sub> effettua una sottostima dell'indice rispetto ai risultati ottenuti con l'FMI<sub>Pegolo</sub>, come è stato successivamente dimostrato anche dall'analisi degli *scatter plot*. Nonostante ciò, sempre da *Fig.27*, è possibile osservare come l'andamento dei due indici sia direttamente proporzionale, come atteso, ovvero all'aumento dell'FMI<sub>Pegolo</sub> corrisponde un incremento dell'FMI<sub>OF</sub>. È necessario poi sottolineare il fatto che, come è stato notato per le distanze, anche in questo caso va tenuta in conto la variabilità inter-soggetto.

La successiva analisi riguardante la correlazione tra l'FMI<sub>Pegolo</sub> e l'FMI<sub>OF</sub> ha mostrato che esiste una corrispondenza tra i due indici. In particolare, questo è presente prevalentemente nei soggetti HC, anche se non per tutte le emozioni e nello specifico per l'FMI *Totale* ( $\rho$ : 0.6014, 0.6667, 0.6279 e 0.5967;  $p\_value$ : 0.0297, 0.0128, 0.0216 e 0.0313 riportati in *Tabella 6*) e l'FMI *UpperFace* ( $\rho$ : 0.5997, 0.5971 e 0.6493;  $p\_value$ : 0.0303, 0.0312 e 0.0163 riportati in *Tabella 8, Appendice*). Al contrario per i soggetti PD è presente una sola correlazione significativa nel caso dell'FMI *UpperFace* ( $\rho$ : 0.3926 e  $p\_value$ : 0.0351 riportati in *Tabella 8, Appendice*) per l'emozione sorpresa, mentre in tutti gli altri casi non si ha un rapporto tra i due indici. Con l'obiettivo, dunque, di dare una spiegazione ai risultati ottenuti e di indagare ulteriormente la dipendenza tra gli FMI, sono stati analizzati i grafici di dispersione.

I risultati degli *scatter plot*, riportati in *Fig.28* e *Fig.29*, evidenziano un'elevata dispersione dei dati in entrambe le popolazioni. Infatti, nel caso di tutti i soggetti PD e nel caso dei soggetti HC solo per le emozioni 'Fear', 'Sadness' e 'Surprise', i valori si trovano al di sopra della linea d'identità presa come riferimento, che in questo caso è rappresentata dalla bisettrice del primo quadrante ( $y = x$ ). La discrepanza tra i due indici viene anche confermata dall'RMSE, infatti, come si può notare dai risultati riportati in *Tabella 7* nessun dato si avvicina allo zero, valore che invece indica una perfetta corrispondenza tra i due FMI.

L'analisi del solo FMI<sub>OF</sub> tra soggetti HC e PD ha permesso inoltre di dimostrare come, nonostante le differenze evidenziate tra i due metodi, anche questo indice, definito partendo dall'output automatico di OpenFace, sia in grado di individuare e descrivere l'ipomimia manifestata dai soggetti PD. Osservando i risultati riportati in *Fig.30* si può infatti notare come i valori dell'FMI<sub>OF</sub> per i soggetti HC (riportati in giallo) assumano valori generalmente più elevati rispetto agli FMI<sub>OF</sub> degli individui PD (riportati in verde).

Infine, l'analisi statistica svolta per il solo FMI<sub>OF</sub> ha evidenziato come questo sia anche in grado di discriminare le due popolazioni; in particolare, come riportato in *Fig.30*, nel caso dell'FMI *Totale* sia l'emozione felicità che rabbia hanno rivelato differenze statistiche significative. Per l'FMI<sub>Pegolo</sub> *Totale*, invece, si sono riscontrate delle differenze statisticamente significative in corrispondenza dell'emozione felicità e tristezza; entrambi gli indici, dunque, presentano una differenza significativa sia in corrispondenza di un'emozione positiva che una negativa. Considerando invece l'FMI *Upper*, *Middle* e *Lower* (*Fig.49*, *Fig.50* e *Fig.51* in *Appendice*) si può notare come la felicità risulti essere l'emozione maggiormente compromessa nei soggetti PD, come era stato precedentemente dimostrato anche in [19].

# Capitolo 7

## Conclusioni

Lo scopo di questo lavoro di tesi è stato quello di verificare in primo luogo se l'indice  $FMI_{Pegolo}$  fosse in grado di descrivere le AUs calcolate automaticamente da OpenFace e in seguito se l' $FMI_{OF}$  avesse andamento concorde all' $FMI_{Pegolo}$  nonché fosse in grado di discriminare le due popolazioni. L'introduzione di un software automatico capace di caratterizzare le espressioni facciali permetterebbe infatti di rendere l'analisi dell'ipomimia più oggettiva e rapida, distaccandola dunque dalla valutazione soggettiva e manuale eseguita attualmente dai medici.

Per fare ciò si sono analizzati video di due popolazioni di soggetti (13 sani e 29 patologici) da cui sono state successivamente estratte informazioni relative all'intensità delle AUs (tramite il software OpenFace), alle distanze (sia  $distanze_{Pegolo}$  che  $distanze_{OF}$ ) e all'indice di mobilità facciale ( $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$ ). I risultati ottenuti hanno dimostrato in primis l'esistenza di un rapporto tra le distanze identificate sul volto e l'attivazione delle AUs e successivamente la validità dell' $FMI_{OF}$ . L'indice di mobilità facciale valutato con OpenFace assume infatti valori minori nei soggetti PD permettendo quindi di identificare e descrivere il loro livello di ipomimia. In aggiunta, è stato riconfermato come la felicità si riveli essere l'emozione maggiormente compromessa nei soggetti patologici, come rilevato nello studio Pegolo et al. [19].

L'indice di mobilità facciale risulta dunque essere un valido strumento per la quantificazione e valutazione della gravità del sintomo dell'ipomimia e della variabilità dei muscoli facciali nei soggetti affetti da morbo di Parkinson.

È necessario però evidenziare alcuni limiti di questo studio che riguardano, prima di tutto, il numero ridotto di soggetti analizzati, dopodiché, per quanto riguarda i soggetti PD, alcuni di loro presentano un grado di ipomimia ridotto mentre altri molto più elevato, nonostante ciò, non è stata eseguita una stratificazione della popolazione, data la scarsa numerosità.

Riassumendo, il lavoro svolto costituisce un punto di partenza per possibili sviluppi futuri nell'ambito della valutazione dell'ipomimia tramite metodi automatici. Dato l'esiguo numero di partecipanti allo studio, una prima futura analisi potrebbe considerare di reclutare un maggior numero di soggetti sia sani, per avere dei valori di riferimento più affidabili, che patologici, per meglio caratterizzare la patologia. Inoltre, un ulteriore sviluppo riguarda l'implementazione del calcolo dell'FMI nel software OpenFace in modo tale da rendere la procedura completamente automatica e di conseguenza utilizzabile direttamente da un clinico. Un limite dello stato dell'arte è legato alla mancanza di scale cliniche di riferimento per la valutazione dell'ipomimia (ad eccezione dell'item specifico presente nella MDS-UPDRS) e quindi un possibile sviluppo futuro potrebbe essere quello di valutare le diverse stadiazioni della malattia (rispetto al sintomo stesso) tramite l'FMI.



# Appendice

## I. Intensità AUs

In questo paragrafo viene riportato il confronto dell'intensità delle AUs tra soggetti HC e PD per le emozioni 'Disgust', 'Fear', 'Sadness' e 'Surprise'. In particolare, viene riportato il valor medio dell'intensità  $\pm$  una SD, mentre in viola vengono evidenziate le AUs caratterizzanti l'emozione secondo [25].

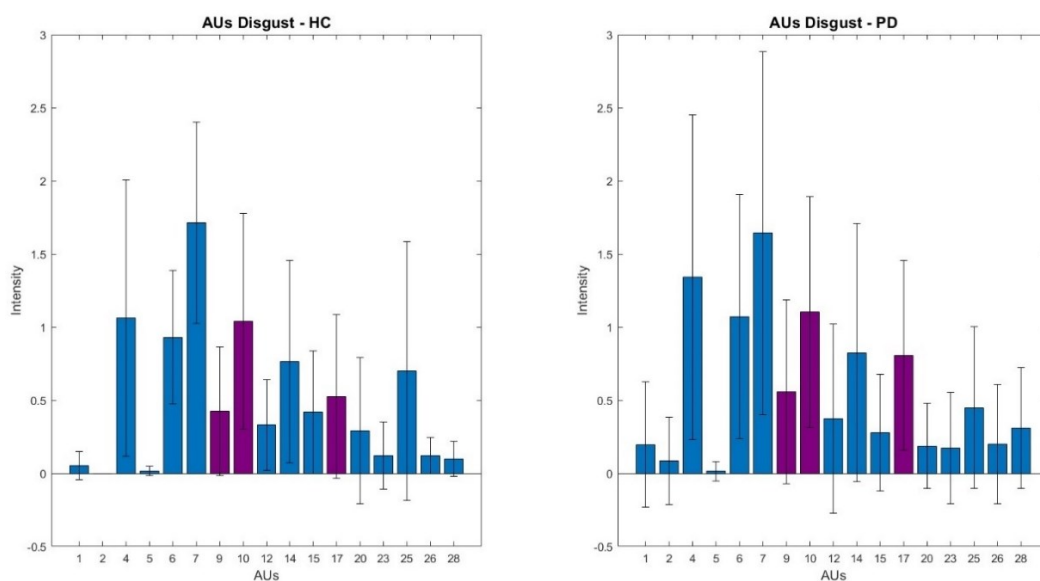


Figura 31: Intensità delle AUs relativa all'emozione Disgust per soggetti HC (a sinistra) e soggetti PD (a destra). Lungo l'asse x si riportano le AUs, lungo l'asse y la loro intensità media  $\pm$  SD.

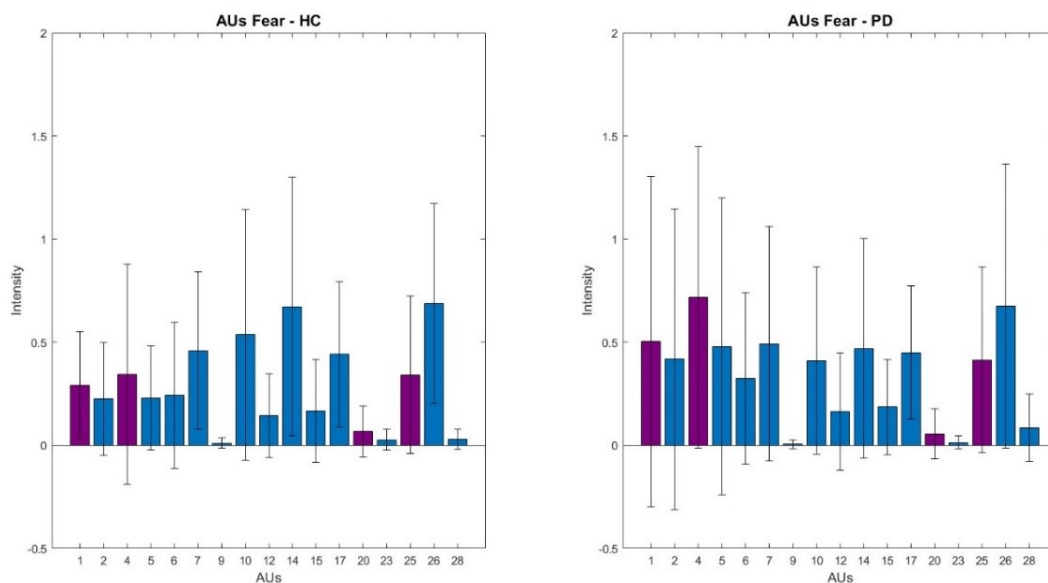


Figura 32: Intensità delle AUs relativa all'emozione Fear per soggetti HC (a sinistra) e soggetti PD (a destra). Lungo l'asse x si riportano le AUs, lungo l'asse y la loro intensità media  $\pm$  SD.

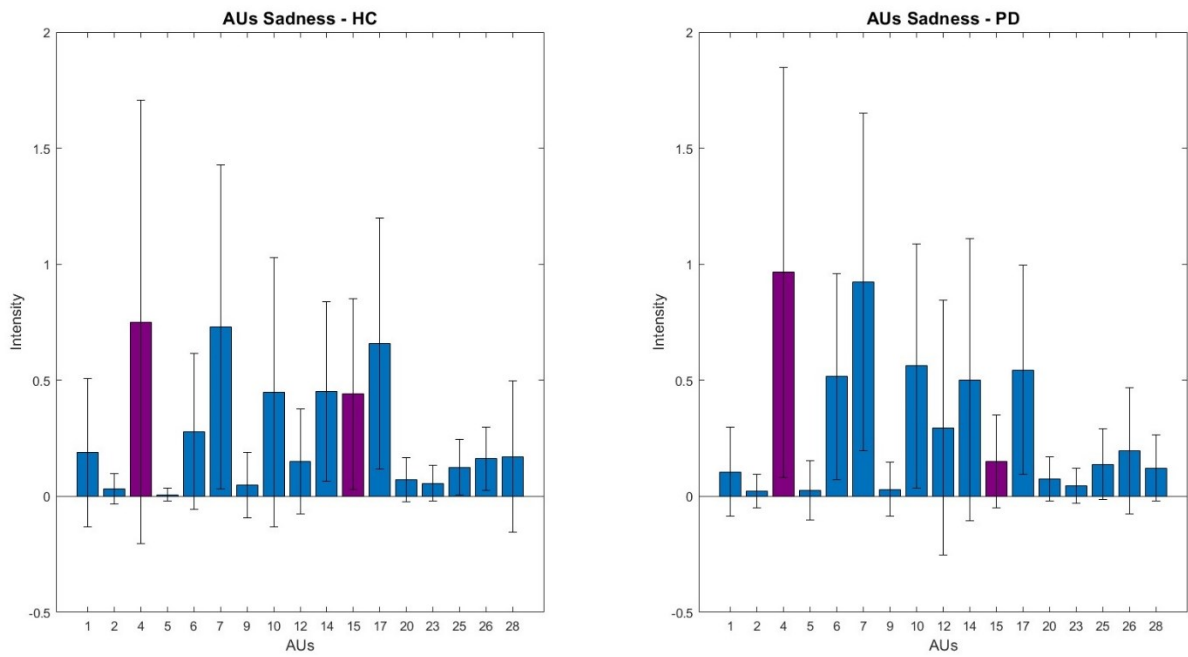


Figura 33: Intensità delle AUs relativa all'emozione Sadness per soggetti HC (a sinistra) e soggetti PD (a destra). Lungo l'asse x si riportano le AUs, lungo l'asse y la loro intensità media  $\pm$  SD.

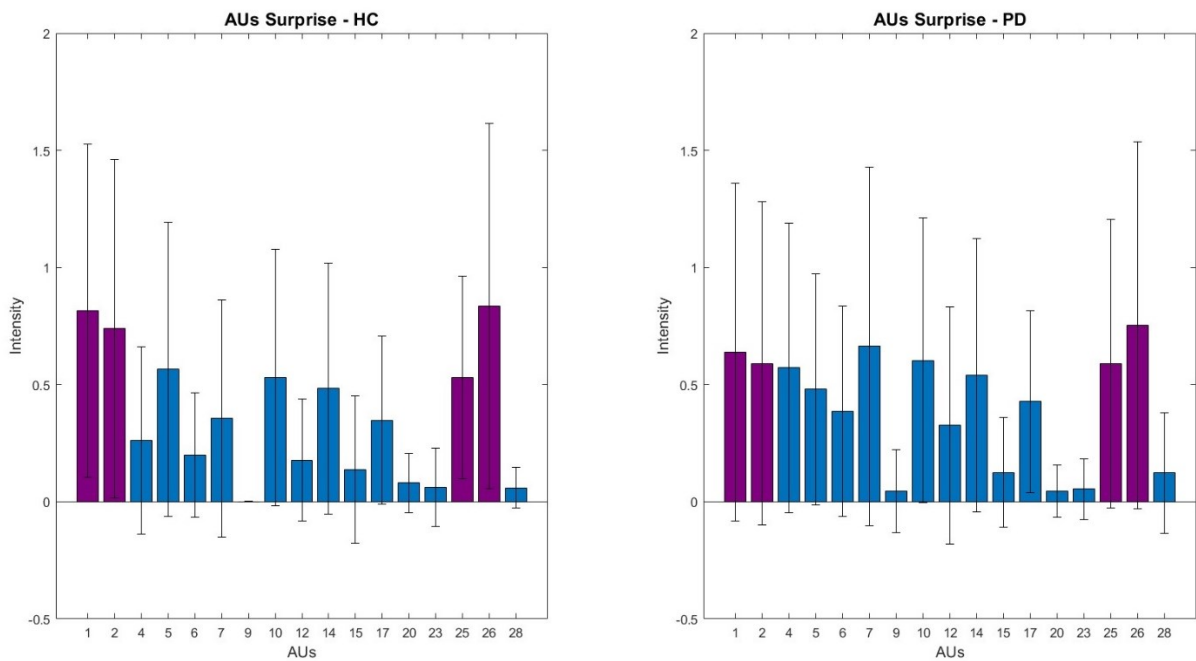


Figura 34: Intensità delle AUs relativa all'emozione Surprise per soggetti HC (a sinistra) e soggetti PD (a destra). Lungo l'asse x si riportano le AUs, lungo l'asse y la loro intensità media  $\pm$  SD.

## II. Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> - AUs

In questo paragrafo viene riportato il confronto della correlazione tra distanze<sub>Pegolo</sub> e AUs tra soggetti HC e PD per le emozioni 'Disgust', 'Fear', 'Sadness' e 'Surprise'. Nello specifico, i risultati sono ordinati in maniera decrescente ovvero dalle distanze maggiormente correlate (in rosso) a quelle meno correlate (in blu), inoltre lungo l'asse x vengono cerchiare le AUs caratterizzanti l'emozione secondo [25].

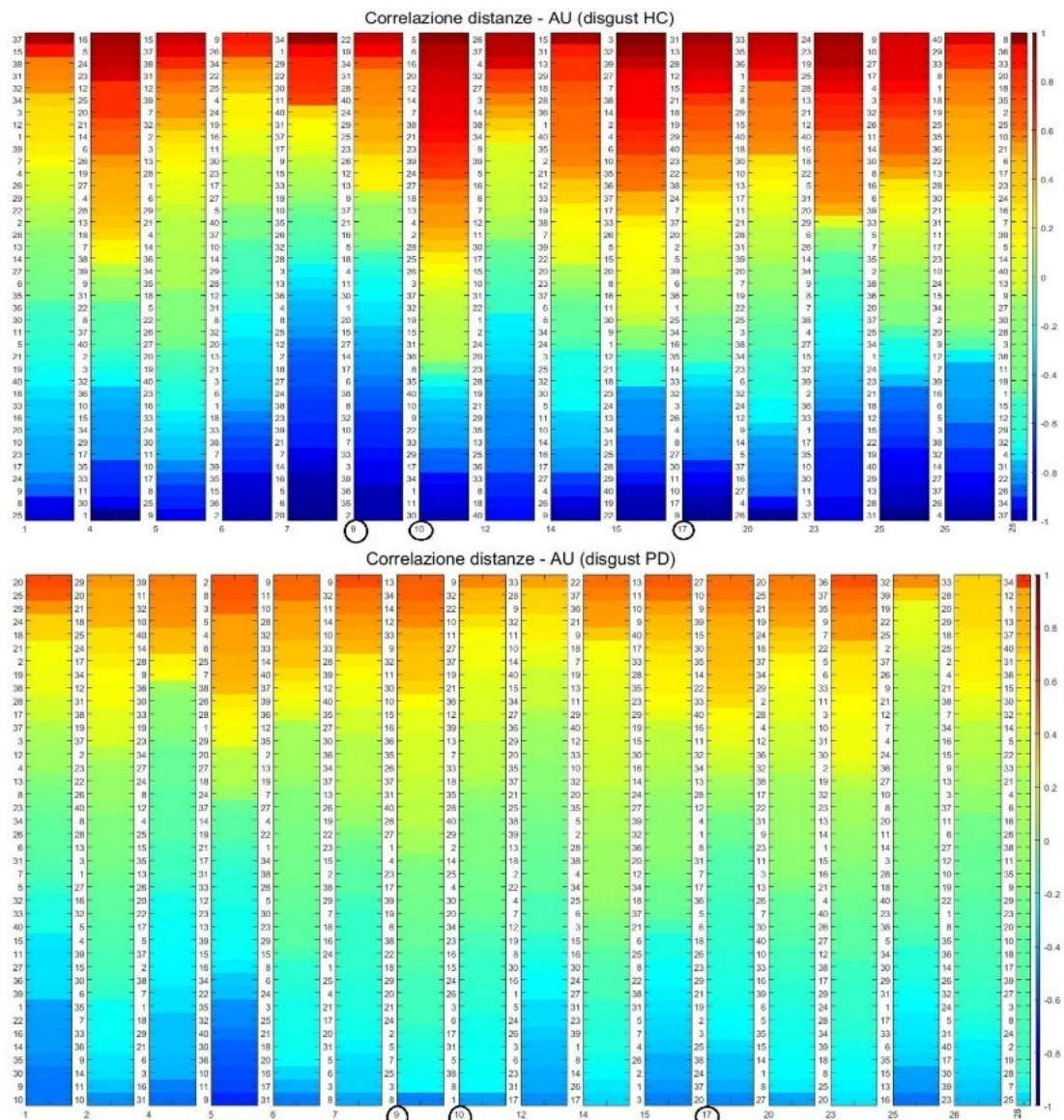


Figura 35: Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> - AUs relativa all'emozione Disgust per soggetti HC (sopra) e PD (sotto), in cui i valori del coefficiente di correlazione sono ordinati in maniera decrescente.



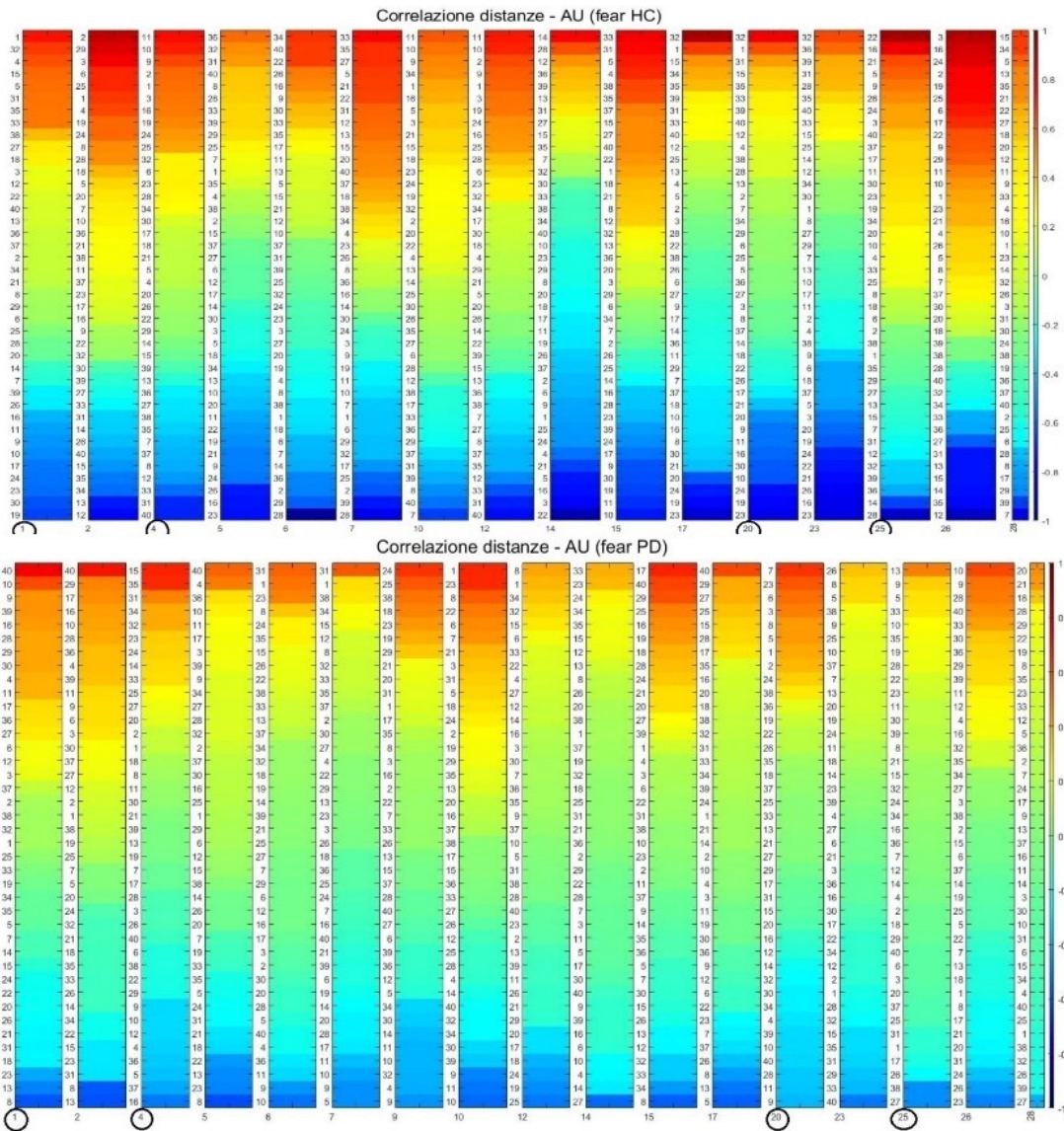


Figura 36: Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> – AUs relativa all'emozione Fear per soggetti HC (sopra) e PD (sotto), in cui i valori del coefficiente di correlazione sono ordinati in maniera decrescente.

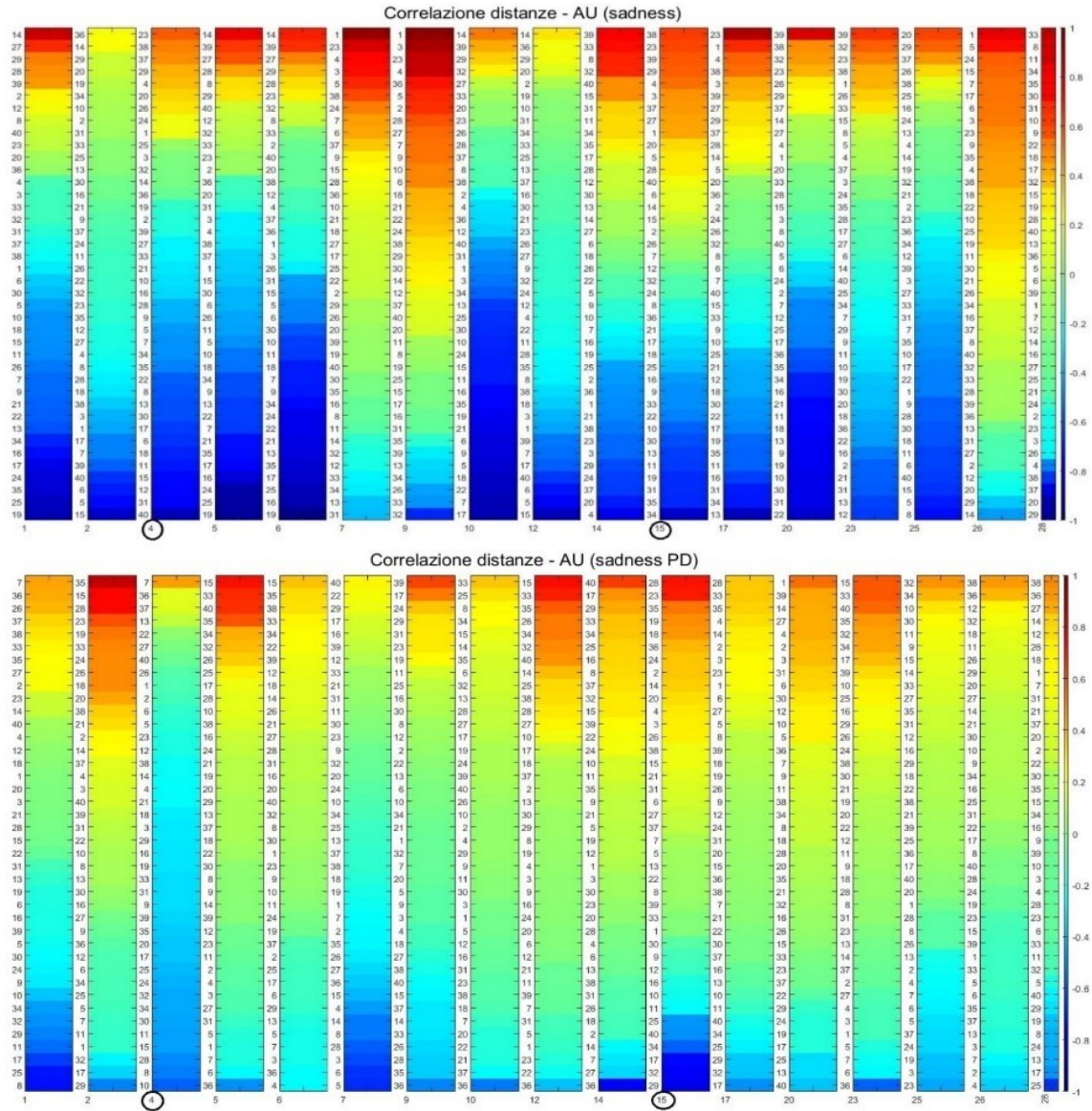


Figura 37: Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> – AUs relativa all'emozione Sadness per soggetti HC (sopra) e PD (sotto), in cui i valori del coefficiente di correlazione sono ordinati in maniera decrescente.



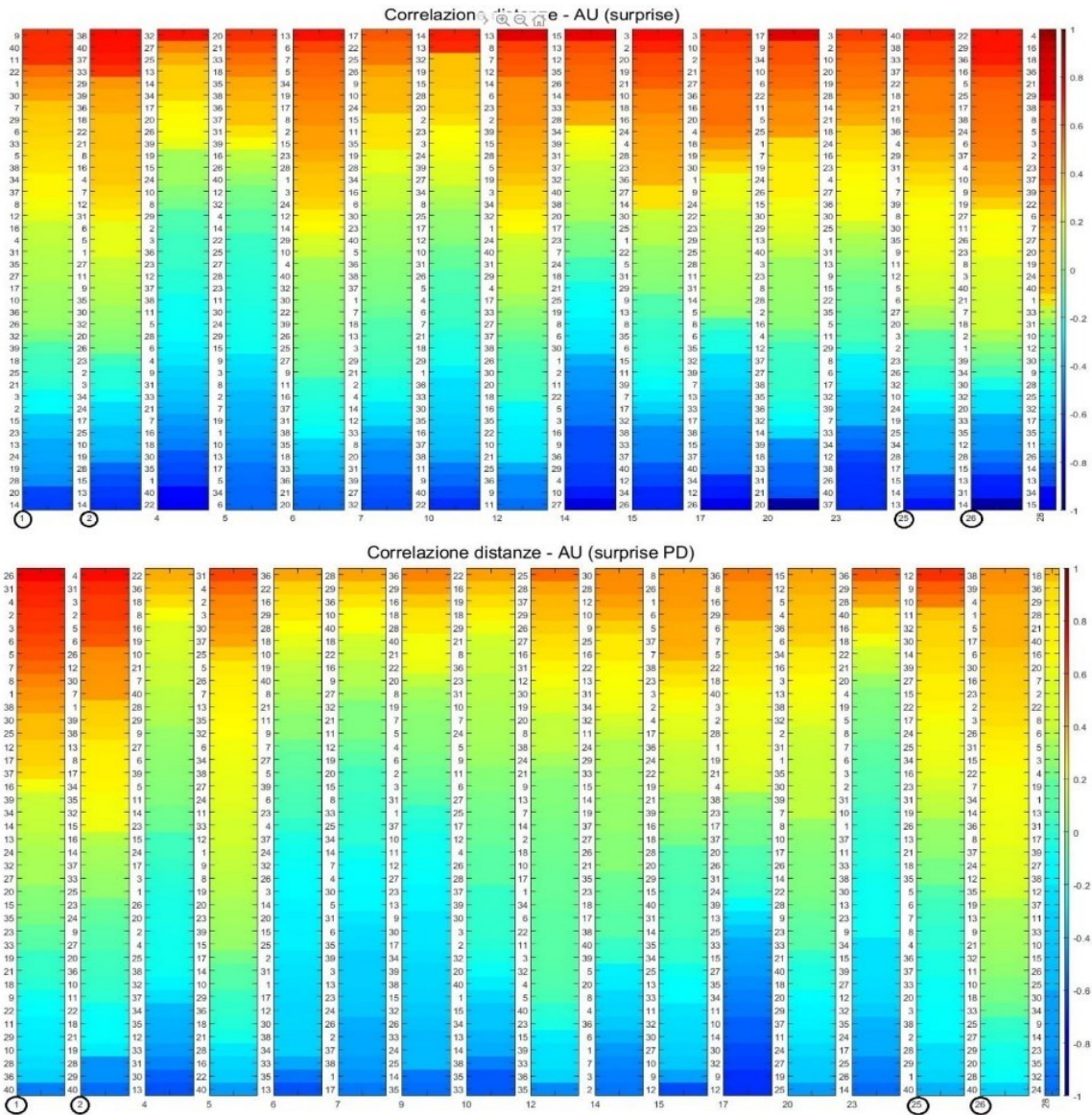


Figura 38: Correlazione distanze<sub>Pegolo</sub> – AUs relativa all’emozione Surprise per soggetti HC (sopra) e PD (sotto), in cui i valori del coefficiente di correlazione sono ordinati in maniera decrescente.

### III. Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> - distanze<sub>OF</sub>

In questo paragrafo viene riportato il confronto delle distanze<sub>Pegolo</sub> con le distanze<sub>OF</sub> per i soggetti HC (grafico in alto) e PD (grafico in basso) secondo il seguente ordine di emozioni: 'Disgust', 'Fear', 'Sadness' e 'Surprise'.

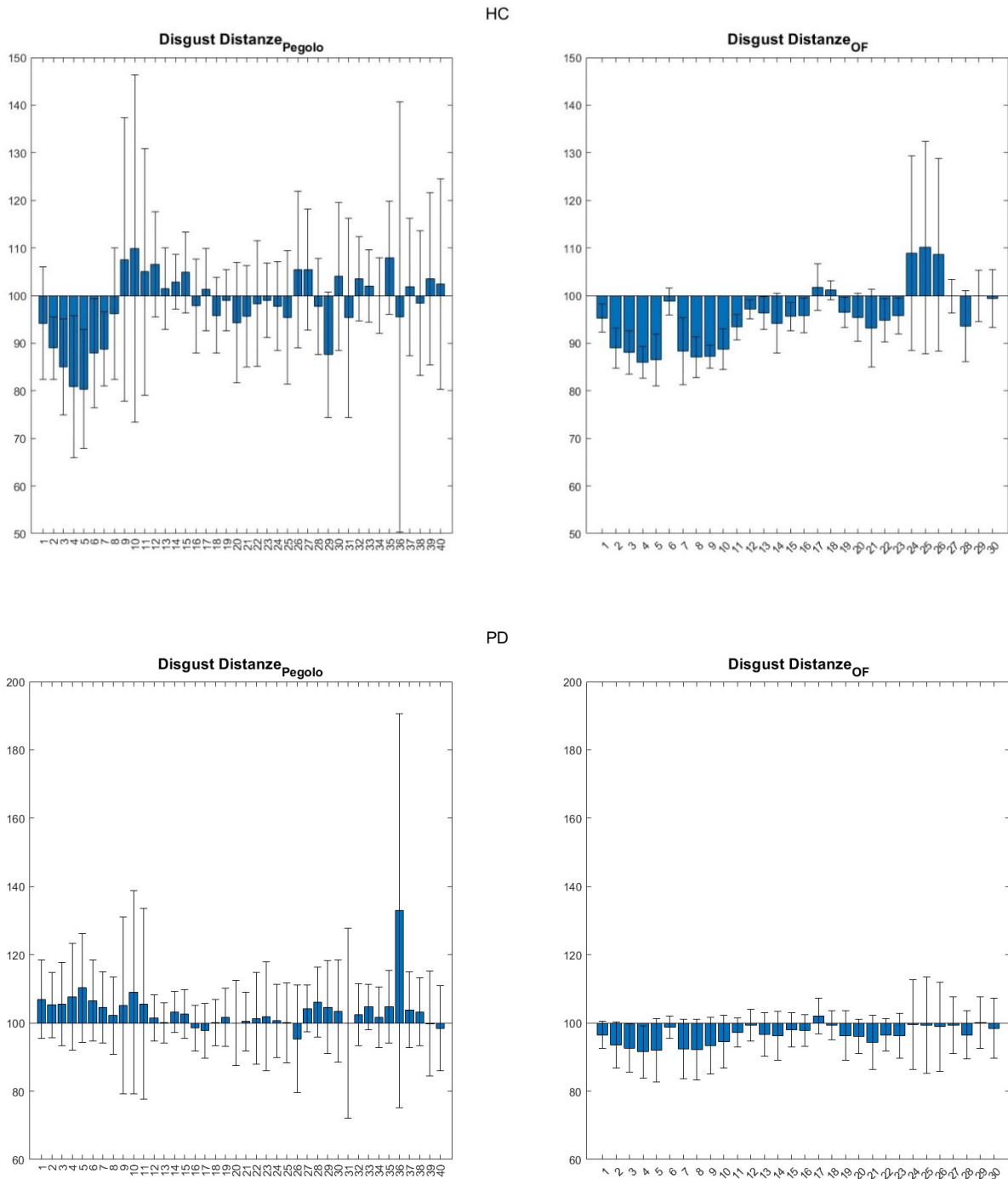


Figura 39: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Disgust per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso).

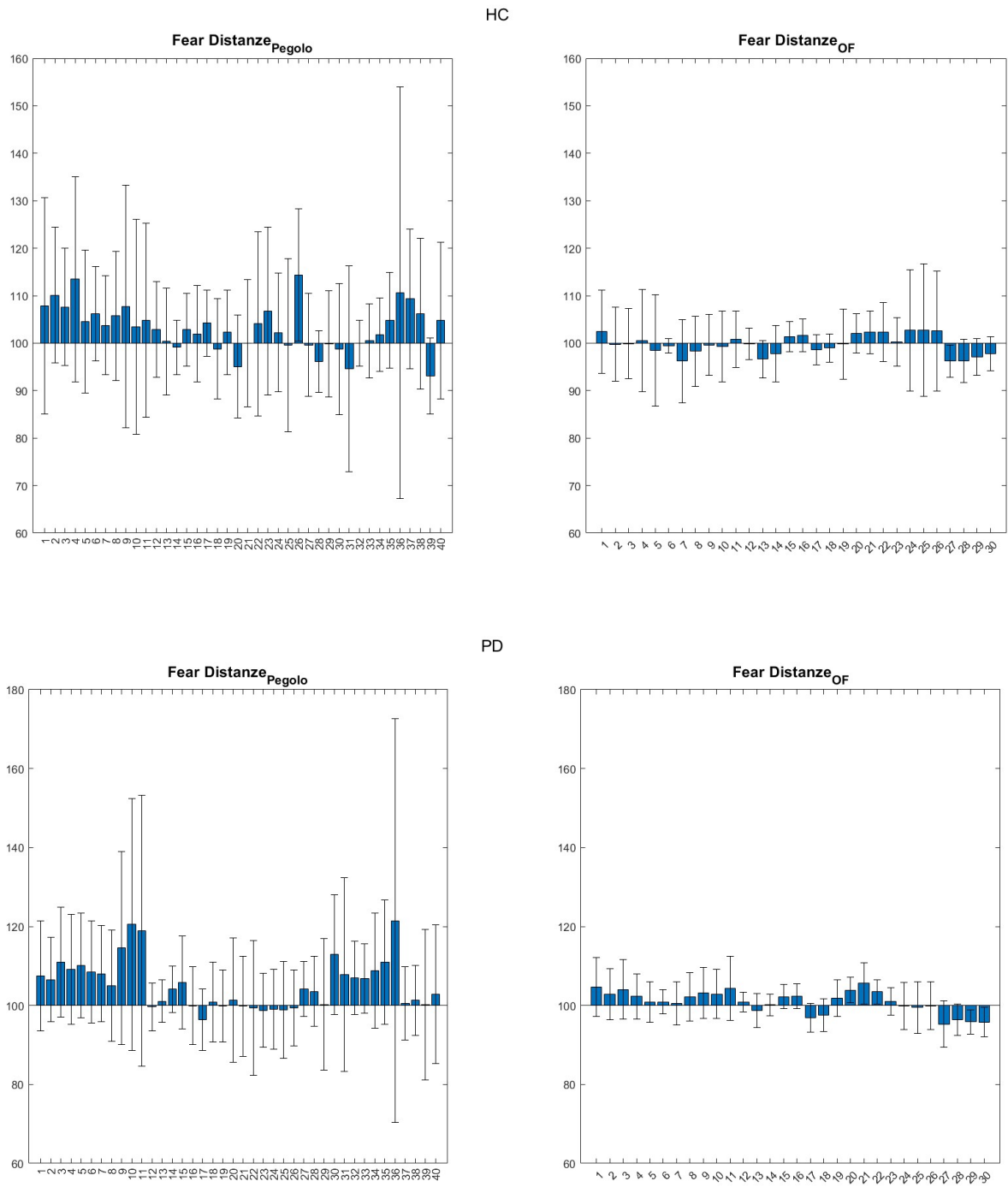


Figura 40: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Fear per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso).

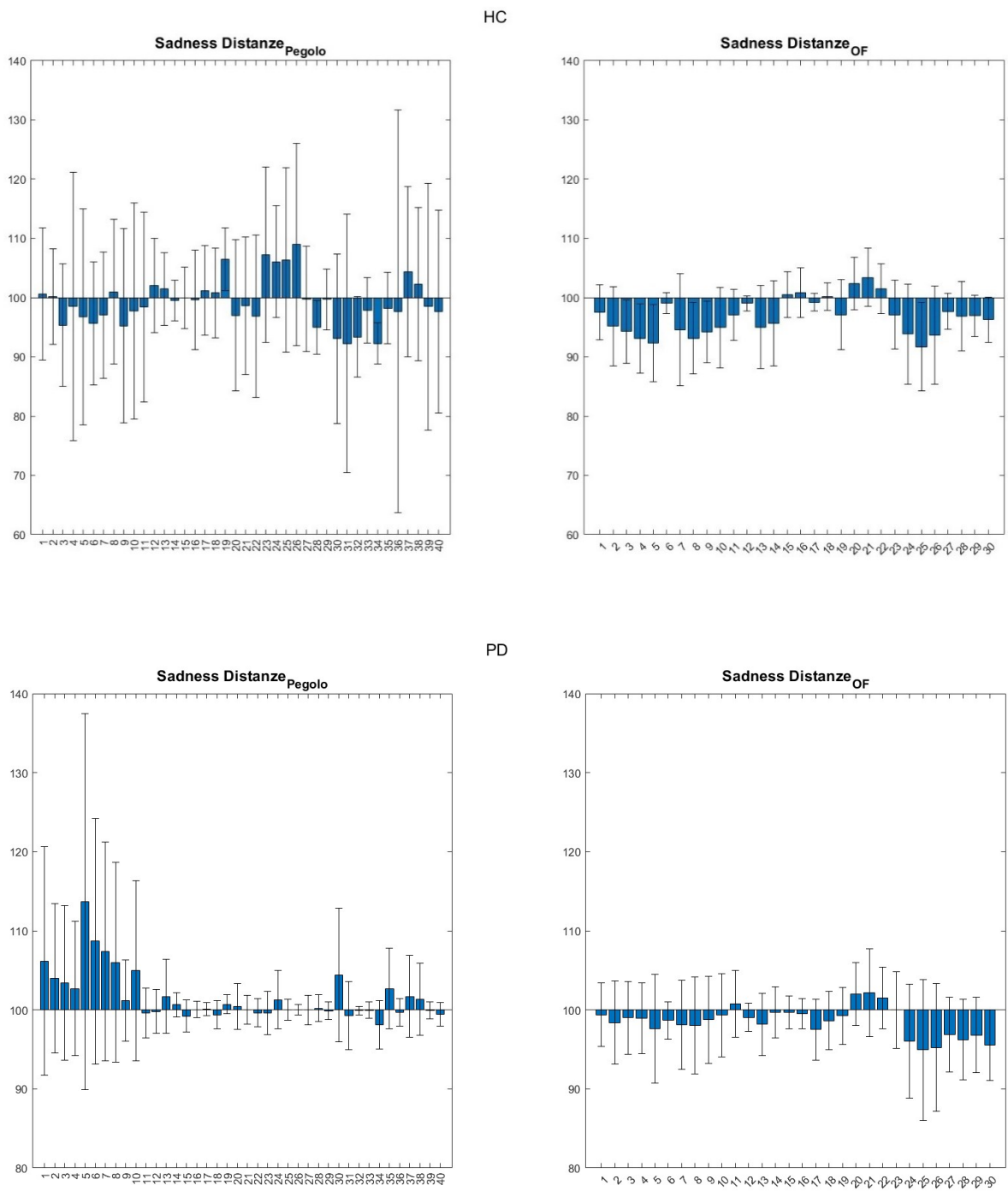


Figura 41: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Sadness per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso).

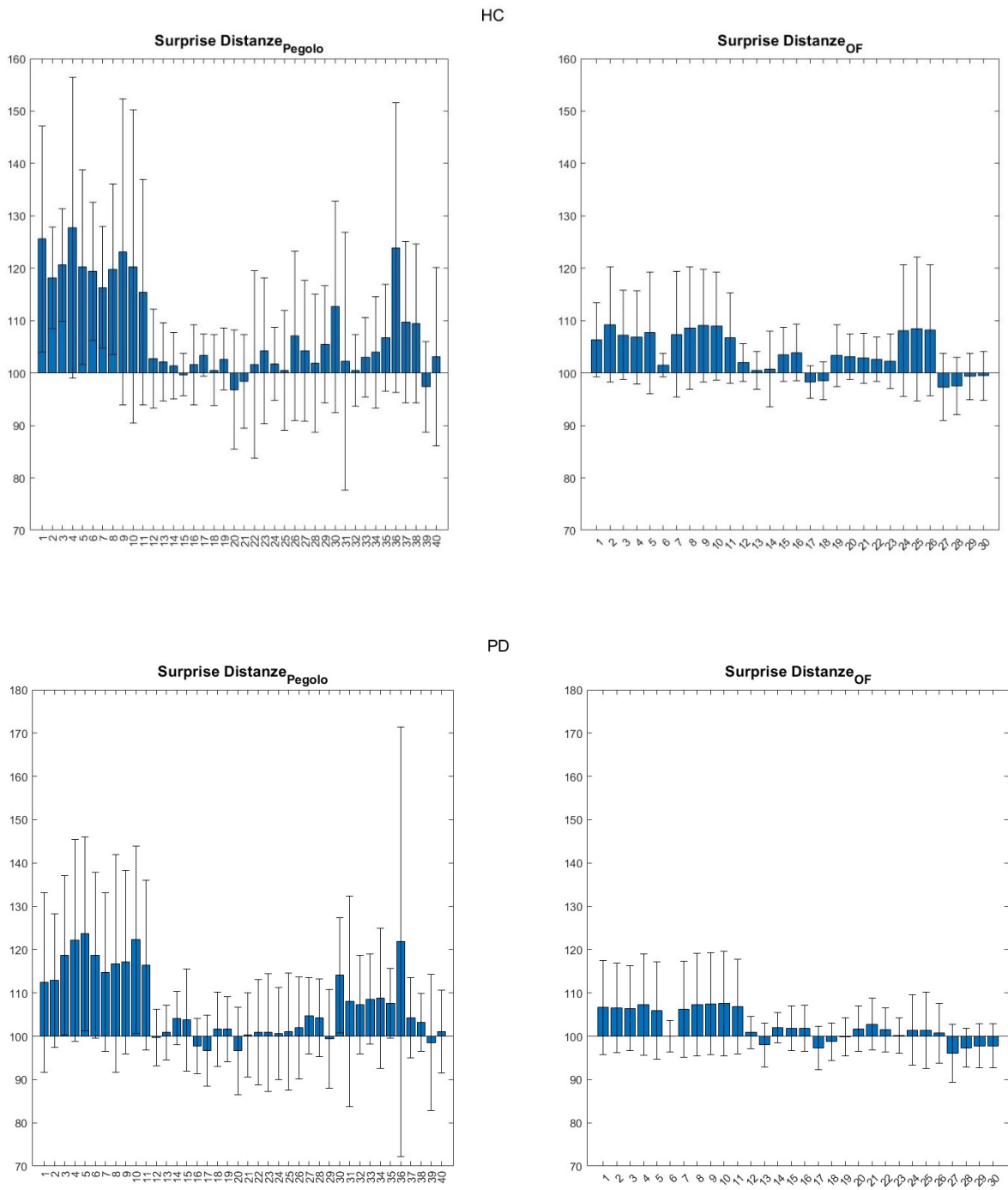


Figura 42: Confronto distanze<sub>Pegolo</sub> e distanze<sub>OF</sub> relativo all'emozione Surprise per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso).

#### IV. Confronto $FMI_{Pegolo}$ e $FMI_{OF}$

In questo paragrafo si riporta il grafico di confronto tra i due indici per l'FMI *Upper*, *Middle* e *Lower*. In particolare, viene rappresentato il valor medio dell'FMI  $\pm$  SD.

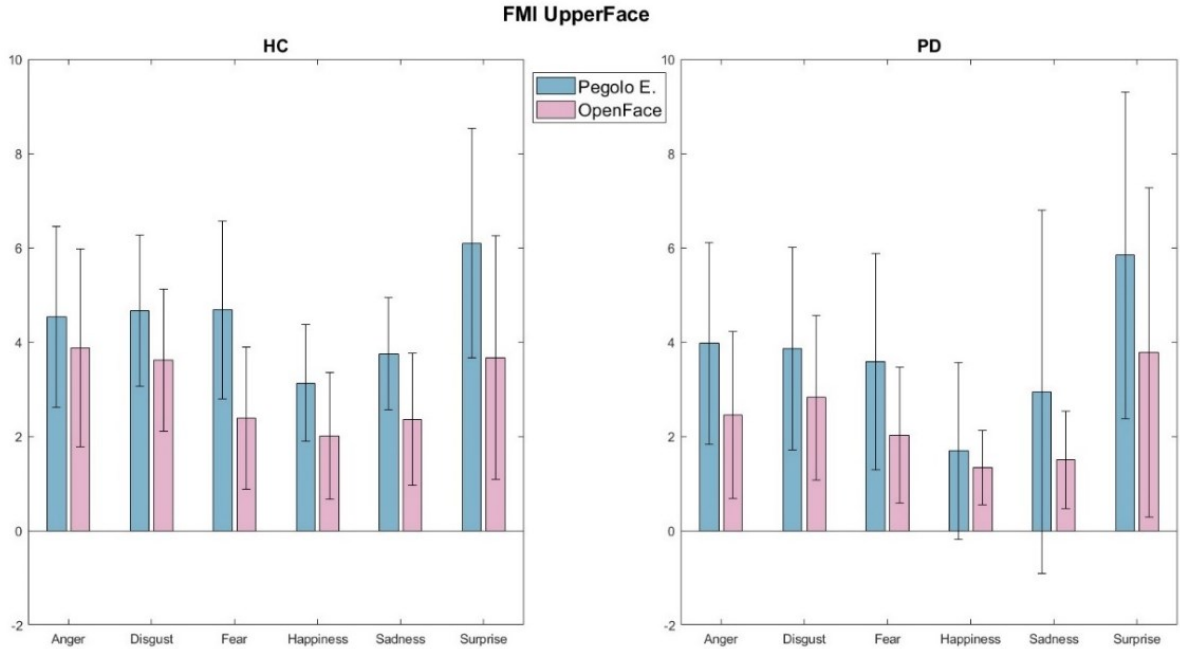


Figura 43: Confronto tra  $FMI_{Pegolo}$  (in azzurro) e  $FMI_{OF}$  (in rosa) relativo all'FMI *UpperFace* per i soggetti HC e PD, rispettivamente a sinistra e a destra. Lungo l'asse x vengono riportate le emozioni, lungo l'asse y il valor medio dell'FMI *UpperFace*  $\pm$  una SD.

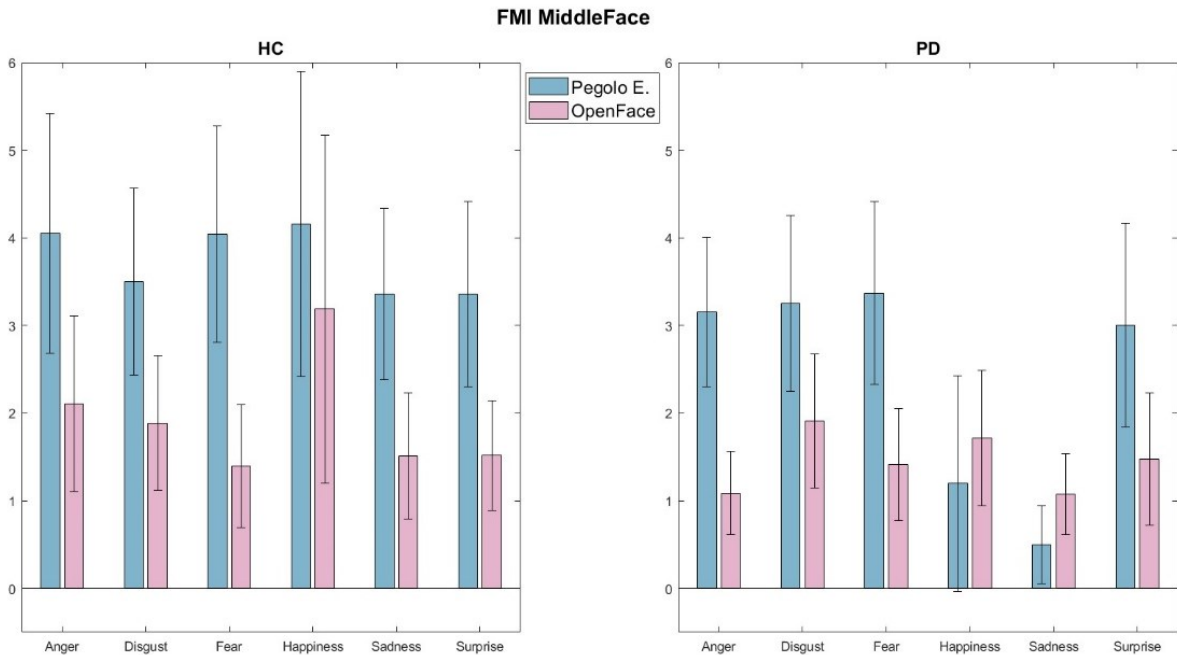


Figura 44: Confronto tra  $FMI_{Pegolo}$  (in azzurro) e  $FMI_{OF}$  (in rosa) relativo all'FMI *MiddleFace* per i soggetti HC e PD, rispettivamente a sinistra e a destra. Lungo l'asse x vengono riportate le emozioni, lungo l'asse y il valor medio dell'FMI *MiddleFace*  $\pm$  una SD.



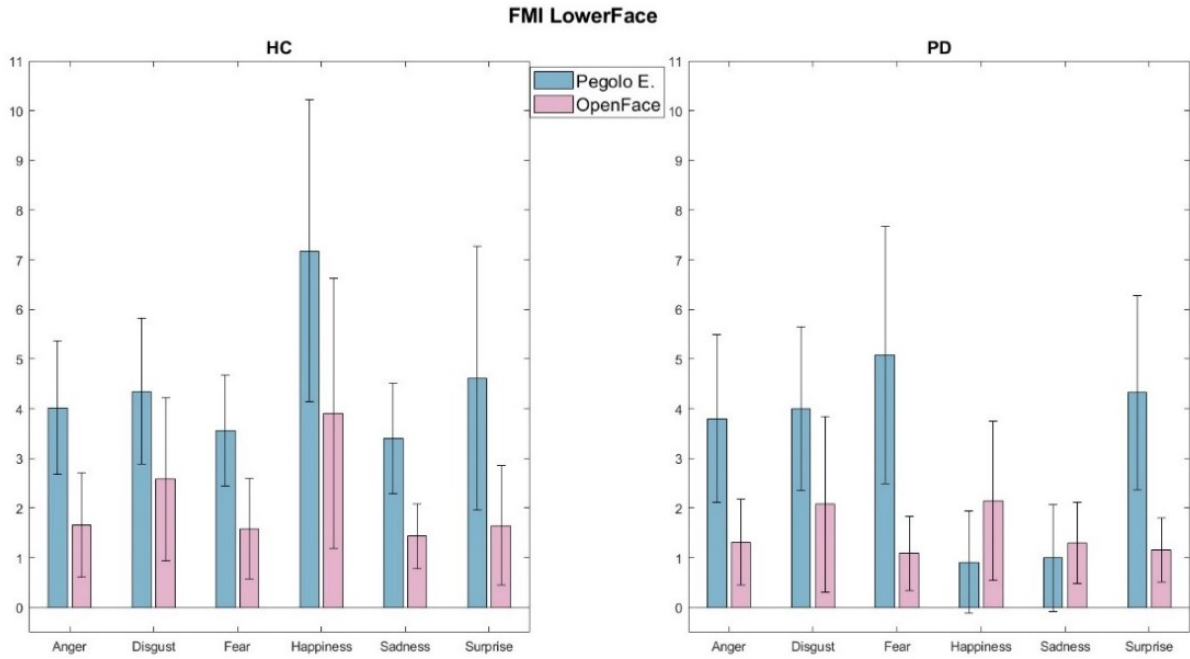


Figura 45: Confronto tra  $FMI_{Pegolo}$  (in azzurro) e  $FMI_{OF}$  (in rosa) relativo all' $FMI_{LowerFace}$  per i soggetti HC e PD, rispettivamente a sinistra e a destra. Lungo l'asse x vengono riportate le emozioni, lungo l'asse y il valor medio dell' $FMI_{LowerFace} \pm$  una SD.

## V. Correlazione $FMI_{Pegolo}$ - $FMI_{OF}$

Per quanto riguarda la correlazione vengono riportati i risultati relativi all' $FMI_{Upper}$ ,  $Middle$  e  $Lower$  per i soggetti HC e PD rispettivamente in *Tabella 8*, *Tabella 9* e *Tabella 10*. Vengono inoltre indicati con gli asterischi in rosso i valori di rho e dei p\_value significativi ( $p \leq 0.05$ ).

<i>Emozione</i>	<i>rho HC</i>	<i>p_value HC</i>	<i>rho PD</i>	<i>p_value PD</i>
Rabbia	-0.1392	0.6503	0.2060	0.2837
Disgusto	0.3582	0.2294	0.1273	0.5103
Paura	0.5997 *	0.0303 *	0.1775	0.3570
Felicità	0.4549	0.1183	-0.0788	0.6845
Tristezza	0.5971 *	0.0312 *	-0.0953	0.6228
Sorpresa	0.6493 *	0.0163 *	0.3926 *	0.0351 *

Tabella 8: Coefficienti di correlazione (rho) e p value dell' $FMI_{UpperFace}$  tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  per i soggetti HC e PD.

<b>Emozione</b>	<b><i>rho HC</i></b>	<b><i>p_value HC</i></b>	<b><i>rho PD</i></b>	<b><i>p_value PD</i></b>
Rabbia	0.0642	0.8349	-0.3588	0.0559
Disgusto	0.3928	0.1843	0.2480	0.1947
Paura	0.4161	0.1573	0.0338	0.8616
Felicità	0.0817	0.7907	-0.0764	0.6935
Tristezza	0.5159	0.0711	-0.1451	0.4525
Sorpresa	0.2237	0.4625	0.1015	0.6005

Tabella 9: Coefficienti di correlazione (*rho*) e *p* value dell'FMI MiddleFace tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  per i soggetti HC e PD.

<b>Emozione</b>	<b><i>rho HC</i></b>	<b><i>p_value HC</i></b>	<b><i>rho PD</i></b>	<b><i>p_value PD</i></b>
Rabbia	0.1002	0.7447	0.1669	0.3870
Disgusto	0.3644	0.2209	0.2824	0.1377
Paura	0.1129	0.7135	0.2405	0.2089
Felicità	0.2972	0.3240	-0.2934	0.1224
Tristezza	0.0864	0.7791	0.1129	0.5597
Sorpresa	0.4036	0.1715	-0.0410	0.8329

Tabella 10: Coefficienti di correlazione (*rho*) e *p* value dell'FMI LowerFace tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  per i soggetti HC e PD.

## VI. ScatterPlot e Root Mean Square Error

In questo paragrafo vengono riportati prima le tabelle relative all'RMSE dell'FMI *Upper*, *Middle* e *Lower* per i soggetti HC e PD; successivamente i rispettivi grafici di dispersione.

<b>Emozione</b>	<b>HC</b>	<b>PD</b>
Rabbia	3.1486	2.8758
Disgusto	2.0730	2.7560
Paura	2.4698	2.8956
Felicità	1.8848	2.0888
Tristezza	1.6547	4.2681
Sorpresa	3.1924	4.2953

Tabella 11: RMSE tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  relativo all'FMI UpperFace per soggetti HC e PD.

<b>Emozione</b>	<b>HC</b>	<b>PD</b>
Rabbia	2.4947	2.3361
Disgusto	1.9187	1.7174
Paura	2.6387	2.2847
Felicità	2.7438	1.5626
Tristezza	1.8673	0.8908
Sorpresa	1.9671	2.0032

Tabella 12: RMSE tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  relativo all'FMI MiddleFace per soggetti HC e PD.

<i>Emozione</i>	<i>HC</i>	<i>PD</i>
Rabbia	2.9892	3.0376
Disgusto	2.3605	2.7864
Paura	2.2762	4.7063
Felicità	4.1738	2.4365
Tristezza	2.1699	1.2850
Sorpresa	3.3839	3.7758

Tabella 13: RMSE tra  $FMI_{Pegolo}$  e  $FMI_{OF}$  relativo all' $FMI_{LowerFace}$  per soggetti HC e PD.

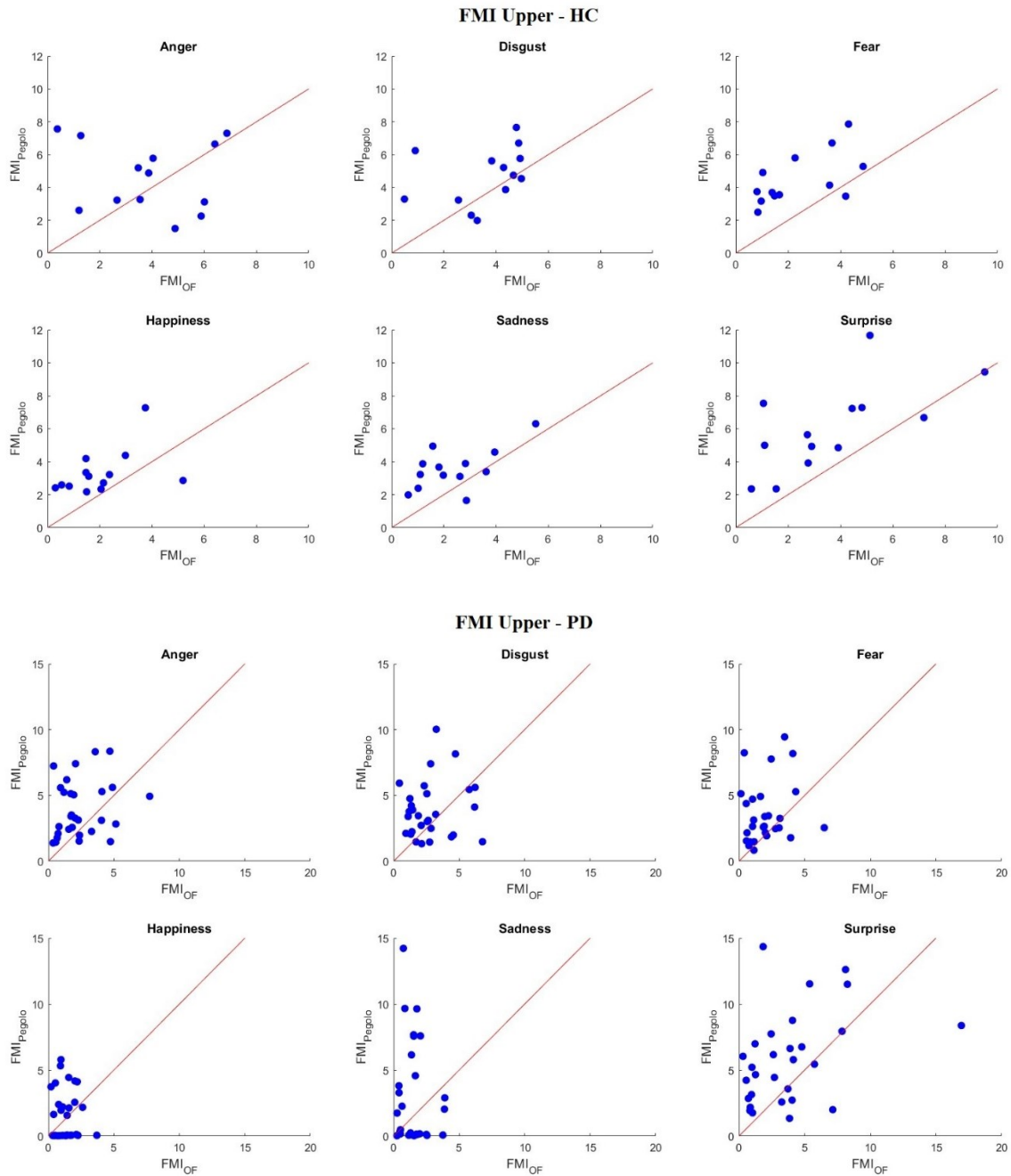


Figura 46: ScatterPlot dell' $FMI_{Upper}$  per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso). Partendo dall' alto a sx si riportano le rispettive emozioni: Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness e Surprise.

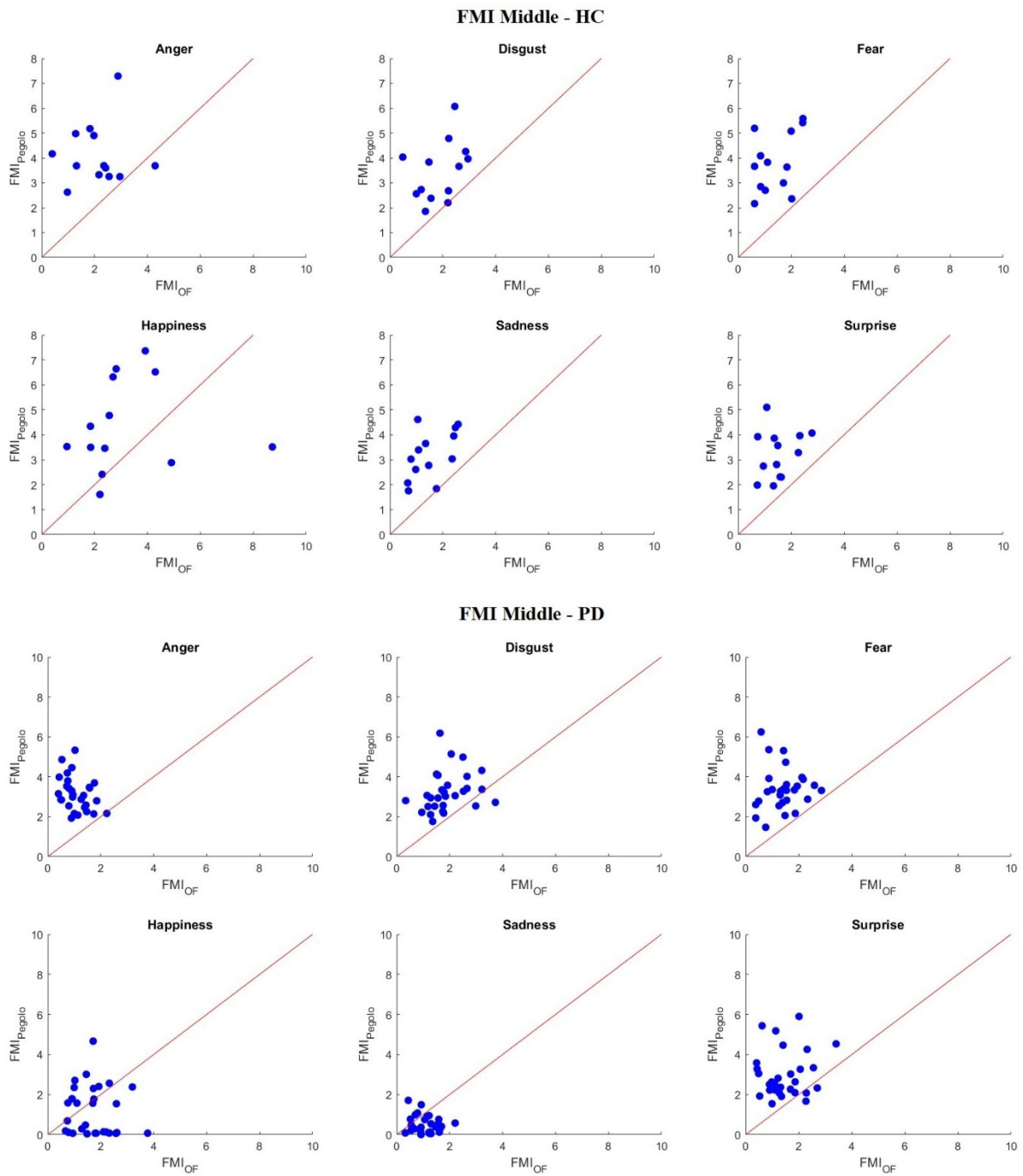


Figura 47: ScatterPlot dell'FMI Middle per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso). Partendo dall'alto a sx si riportano le rispettive emozioni: Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness e Surprise.

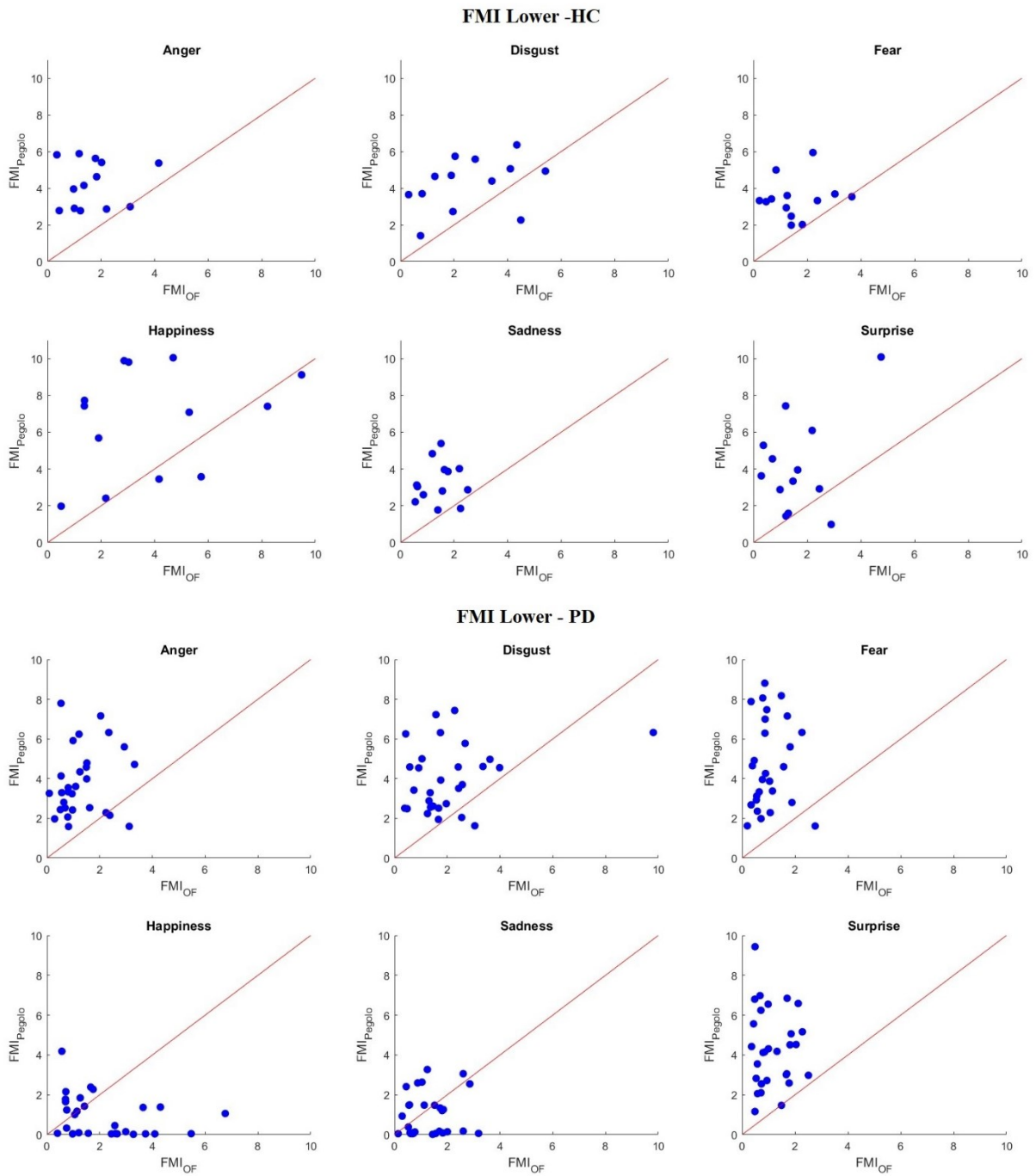


Figura 48: ScatterPlot dell'FMI Lower per i soggetti HC (in alto) e PD (in basso). Partendo dall'alto a sx si riportano le rispettive emozioni: Anger, Disgust, Fear, Happiness, Sadness e Surprise.

## VII. Analisi statistica FMI<sub>OF</sub>

In quest'ultimo paragrafo vengono riportati i boxplot in cui in giallo e verde si rappresenta l'FMI<sub>OF</sub> rispettivamente per soggetti HC e PD, mentre in blu e rosso l'FMI<sub>Pegolo</sub> sempre per soggetti HC e PD. In aggiunta con gli asterischi rossi (per FMI<sub>OF</sub>) e neri (per FMI<sub>Pegolo</sub>) vengono evidenziate le significatività ottenute. Nello specifico, si riportano i grafici nel seguente ordine FMI *Upper*, *Middle* e *Lower*.

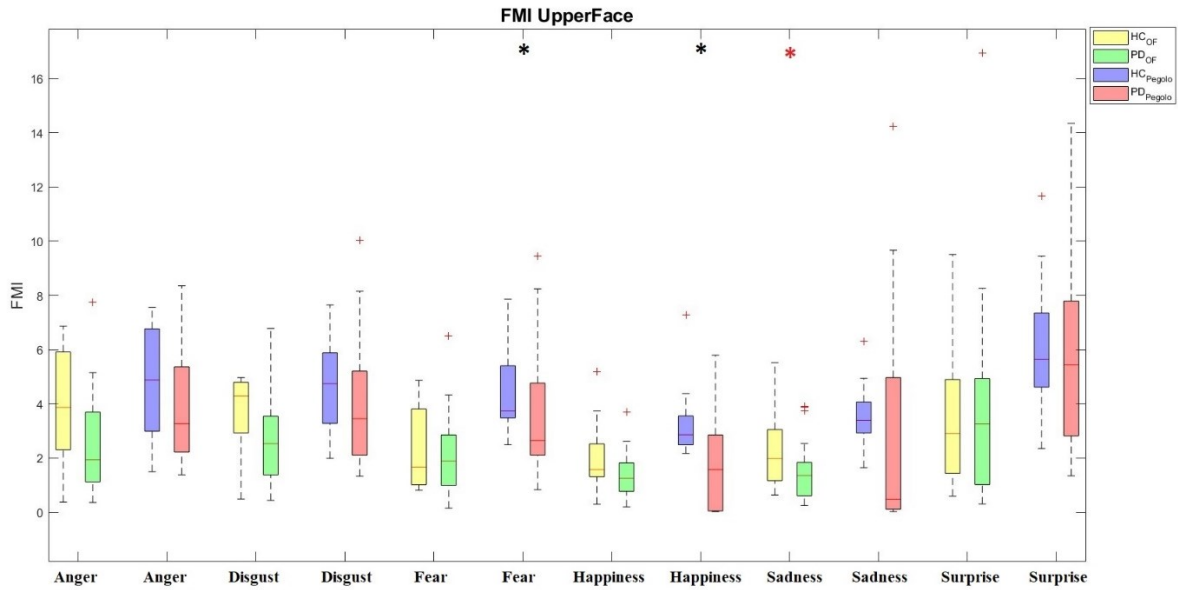


Figura 49: Boxplot dell'FMI *UpperFace*. In giallo e verde rispettivamente FMI<sub>OF</sub> HC e FMI<sub>OF</sub> PD; in blu e rosso rispettivamente FMI<sub>Pegolo</sub> HC e FMI<sub>Pegolo</sub> PD.

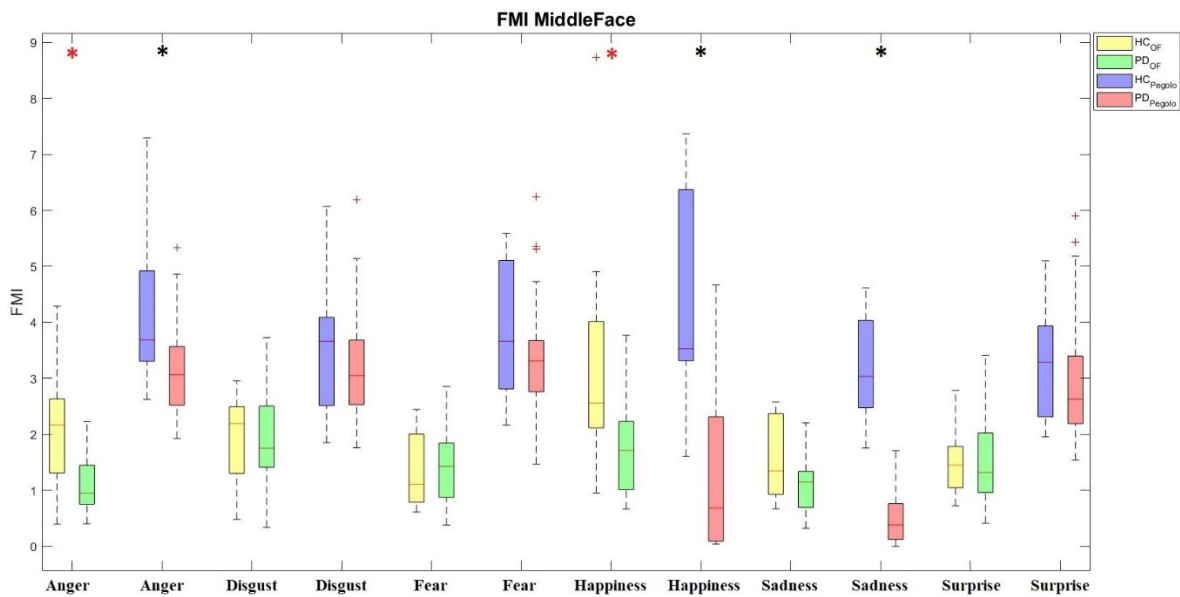


Figura 50: Boxplot dell'FMI *MiddleFace*. In giallo e verde rispettivamente FMI<sub>OF</sub> HC e FMI<sub>OF</sub> PD; in blu e rosso rispettivamente FMI<sub>Pegolo</sub> HC e FMI<sub>Pegolo</sub> PD.

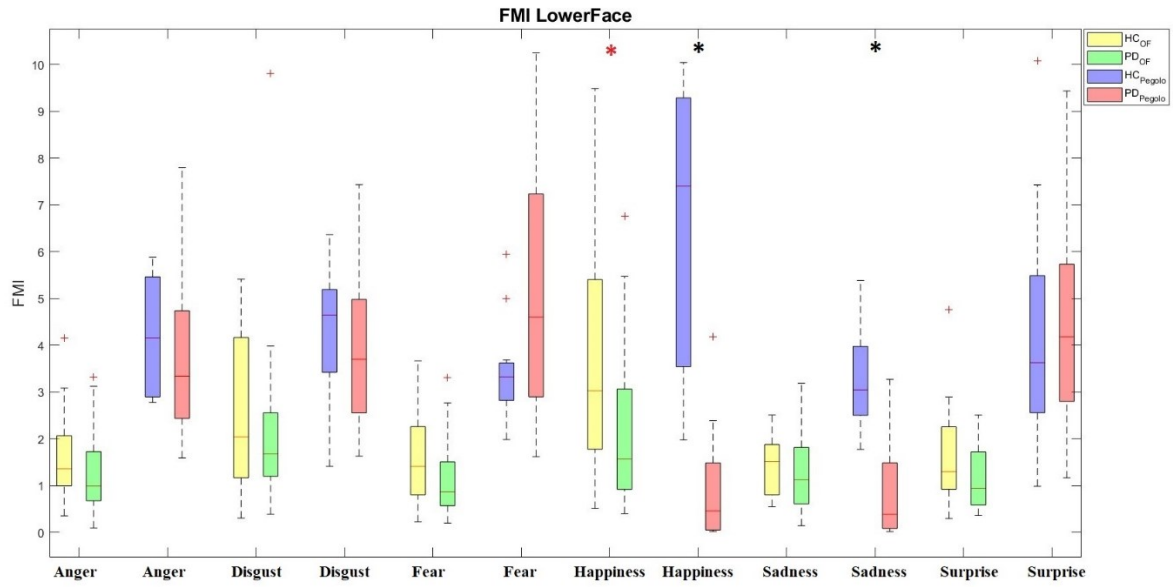


Figura 51: Boxplot dell'FMI LowerFace. In giallo e verde rispettivamente  $FMI_{OF} HC$  e  $FMI_{OF} PD$ ; in blu e rosso rispettivamente  $FMI_{Pegolo} HC$  e  $FMI_{Pegolo} PD$ .





# Bibliografia

1. *La malattia di Parkinson*, <https://www.parkinson.it/morbo-di-parkinson.html>.
2. Grammatikopoulou A, Grammalidis N., Bostantjopoulou S, Katsarou Z., *Detecting Hypomimia symptoms by selfie photo analysis: For early Parkinson disease detection*, PETRA, Rhodes, Greece, 5-7 June 2019.
3. Maycas-Cepeda T., Lopez-Ruiz P., Feliz-Feliz C., Gomez-Vicente L., Garcia-Cobos R., Arroyo R., Garcia-Ruiz P., *Hypomimia in Parkinson's Disease: What is telling us?*, *Frontiers in Neurology*, 2021.
4. Goetz C., *The history of Parkinson's Disease: early clinical descriptions and neurological therapies*, Cold Spring Harb Perspect Med, 2011.
5. Prof. G Pezzoli, Conferenza stampa, Milano, 31 maggio 2019.
6. Dorsey E.R., Constantinescu R., Thompson J.P., Biglan K.M., Holloway R.G., Kieburtz K., Marshall F.J., Ravina B.M., Schifitto G., Siderowf A., Tanner C.M., *Projected number of people with Parkinson disease in the most populous nations, 2005 through 2030*, *Neurology*, 2007 Jan 30.
7. EPDA (European Parkinson's Disease Association), *Vivere con il Parkinson*, 2011.
8. Jankovic J., *Parkinson's disease: clinical features and diagnosis*, *J Neurol Neurosurg Psychiatry*, 2008.
9. EPDA (European Parkinson's Disease Association), *Vivere con il Parkinson sintomi non motori*, 2011.
10. Movement Disorder Society Task Force on Rating Scales for Parkinson's Disease, *The Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS) Status and Recommendations*, *Movement Disorders*, Vol. 18, No. 7, 2003, pp. 738-750.
11. Goetz C., Tilley B., Shaftman S.R., Stebbins G.T., Martinez-Martin P., Poewe W., Sampaio C., Stern M.B., Dodel R., Dubois B., Holloway R., Jankovic J., Kulisevsky J., Lang A.E., Less A., Leurgans S., LeWit P.A., Nyenhuis D., Olanow C.W., Rascol O., Schrag A., Teresi J.A., van Hilten J.J., LaPelle N., *Movement Disorder Society-Sponsored Revision of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (MDS\_UPDRS): Scale presentation and clinimetric testing results*, *Movement Disorders*, 2008 Nov 15.

12. Modestino E.J., Reinhofer A., Blum K., Amenechi C., O'Toole P., *Hoehn and Yahr staging of Parkinson's disease in relation to neuropsychological measures*, Front. Biosci. (Landmark Ed)., 2018 Mar 1.
13. Macleod A.D., Counsell C.E., *Predictors of functional dependency in Parkinson's disease*, Mov. Disord., 2016 Oct.
14. Ricciardi L., Bologna M., Morgante F., Ricciardi D., Morabito B., Volpe D., Martino D., Tessitore A., Pomponi M., Bentivoglio A.R., *Reduced facial expressiveness in Parkinson's disease: A pure motor disorder?*, J. Neurol. Sci., 2015, 358, 125-130.
15. Gomez-Gomez L.F., Morales A., Fierrez J., Orozco-Aroyave J.R., *Exploring Facial Expressions and affective domains for Parkinson Detection*, ar Xiv 2020.
16. UPDRS Scale, <https://theracycle.com/resources/links-and-additional-resources/updrs-scale/>
17. Abrami A., Gunzler S., Kilbane C., Ostrand R., Ho B., Cecchi G., *Automated Computer Vision Assessment of Hypomimia in Parkinson Disease: Proof-of-Principle Pilot Study*, J. Med. Internet Res., 2021.
18. Perez-Gomez V., Rios-Figueroa H.V., Rechy-Ramirez E.J., Mezura-Montes E., Marin-Hernandez A., *Feature Selection on 2D and 3D Geometric Features to Improve Facial Expression Recognition*, Sensors, 2020, 20, 4847.
19. Pegolo E., Volpe D., Cucca A., Ricciardi L., Sawacha Z., *Quantitative Evaluation of Hypomimia in Parkinson's Disease: A Face Tracking Approach*, Sensors (Basel.), 2022 Feb 10, 22 (4), 1358.
20. Ekman P., Friesen W., *Measuring Facial Movement*, Environmental Psychology and Nonverbal Behaviour (1), Fall 1976.
21. Clark E.A., Kessinger J., Duncan S.E., Bell M.A., Lahne J., Gallagher D.L., O'Keefe S.F., *The Facial Action Coding System for Characterization of Human Affective Response to Consumer Product-Based Stimuli: A Systematic Review*, Front. Psychol., 2020 May 26, 11, 920.
22. Ekman P., Cohn J.F., Ambadar Z., *Observer-Based Measurement of Facial Expression with the Facial Action Coding System*, Handbook of Emotion Elicitation and Assessment, pag. 203, Oxford University Press, 2007.
23. Darwin C., *The expression of the emotions in man and animals*, John Murray, 1872.

24. Hamm J., Kohler C.G., Gur R.C., Verma R., *Automated Facial Action Coding System for dynamic analysis of facial expressions in neuropsychiatric disorders*, J. Neurosci. Methods, 2011 Sep 15, 200 (2), 237-56.
25. Ko B.C., *A Brief Review of Facial Emotion Recognition Based on Visual Information*, Sensors (Basel), 2018 Jan 30, 18 (2), 401.
26. Viola Marco, *Rappresentazioni scientifiche dell'emozione: dalle emozioni di base al core affect (... e oltre?)*, Pensare l'affettività, pag.151-176, Rosenberg & Sellier, 2021.
27. Baltrušaitis T., Zadeh A., Lim Y.C., Morency L.P., *OpenFace 2.0: Facial Behaviour Analysis Toolkit*, 13<sup>th</sup> IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018), 2018, pp. 59-66.
28. Cristinacce D., Cootes T., *Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models*, BMVC – Proc. Br. Mach. Vis. Conf., Edinburgh, BMVA Press, 2006, pp. 929-938.
29. Baltrušaitis T., Robinson P., Morency L.P., *Constrained Local Neural Fields for robust facial landmark detection in the wild*, 2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2013, pp. 354-361.
30. Zadeh A., Lim Y., Baltrušaitis T., Morency L.P., *Convolutional Experts Constrained Local Model for 3D Facial Landmark Detection*, 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 2017, pp. 2519-2528.
31. Viola P., Jones M., *Robust Real-Time Face Detection*, Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2001, pp. 747.
32. <https://medium.com/mlcrunch/face-detection-using-dlib-hog>
33. Alzubaidi L., Zhang J., Humaidi A.J., Al-Dujaili A., Duan Y., Al-Shamma O., Santamaria J., Fadhel M.A., Al-Amidie M., Farhan L., *Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions*, J Big Data, 2021, 8 (1), 53.
34. Zhang K., Zhang Z., Li Z., Qiao Y., *Joint Face Detection and Alignment using Multi-task Cascaded Convolutional Networks*, IEEE Signal Processing Letters, vol. 23, No. 10, pp. 1499-1503, Oct. 2016.
35. <https://github.com/TadasBaltrusaitis/OpenFace/wiki/Output-Format>
36. Sawacha Z., Spolaor F., Piatkowska W., Cibir F., Ciniglio A., Guiotto A., Ricca M., Murigia A., *Feasibility and Reliability Assessment of Video-Based Motion Analysis and Surface Electromyography in Children with Fragile X during Gait.*, Sensors 2021, 21, 4746.



# Ringraziamenti

Al termine di questa tesi e del mio percorso di studi desidero spendere le ultime righe per i ringraziamenti.

Ringrazio la mia relatrice, la prof.ssa Zimi Sawacha, per avermi dato prima di tutto la possibilità di svolgere anche la tesi magistrale con Lei permettendomi di avvicinarmi sempre di più all'ambito della bioingegneria della riabilitazione.

Ringrazio la mia correlatrice, l'Ing. Elena Pegolo, che in questi mesi mi ha affiancato, consigliato e supportato nello sviluppo di questo elaborato. La ringrazio per la Sua pazienza e disponibilità e per avermi fatto capire cosa significhi mettersi in gioco nella ricerca.

Ringrazio i miei genitori, senza i quali tutto questo non sarebbe stato possibile. Li ringrazio per i sacrifici fatti e la pazienza portata in questi cinque anni, che mi ha permesso però di raggiungere il traguardo più grande.

Ringrazio te Patrick che da quattro anni e mezzo a questa parte mi supporti e probabilmente più di tutti mi sopporti; sono sicura che da qui in poi il meglio debba ancora venire.

Ringrazio le mie amiche, Chiara, Giada e Ilenia, che mi hanno sempre incoraggiato e supportato durante i grandi sfoghi di pazzia immancabilmente presenti in tutte le sessioni.

Ringrazio infine tutti quelli che mi sono sempre stati accanto e che hanno sempre creduto in me.

Gloria Boldrini  
30 Novembre 2022

