

Università Politecnica delle Marche

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione
Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Informatica e dell'Automazione



Tesi di Laurea

**Riconoscimento delle emozioni nella malattia di Parkinson
tramite smartwatch: confronto tra diversi classificatori**

**Smartwatch-based emotion recognition in Parkinson's
disease: comparison among different classifiers**

Relatore

Prof. Luca Spalazzi

Candidato

Edoardo Giannelli

Anno Accademico 2019-2020

Indice

1	Introduzione	2
2	La Malattia di Parkinson	2
2.1	Definizione, Epidemiologia e Cause	2
2.2	Sintomatologia	3
2.3	Diagnosi e Cure	4
3	Le Emozioni	6
3.1	Differenza tra Emozioni e Sentimenti	6
3.2	Rappresentazione delle Emozioni	6
4	Materiali e Metodi	7
4.1	Selezione dei Partecipanti	7
4.2	Acquisizione dei Dati	7
4.3	Protocolli Sperimentali	8
4.4	Riconoscimento delle Emozioni tramite Video	9
4.5	Tecniche di Valutazione	9
4.6	Organizzazione dei Dati	11
4.7	Estrazione di Caratteristiche	12
4.8	Classificazione con Alberi Decisionali	13
4.9	Classificazione con <i>Support Vector Machine</i>	14
4.10	Classificazione con <i>Multilayer Perceptron</i>	16
5	Risultati	17
6	Considerazioni	23
7	Bibliografia	25
8	Ringraziamenti	27

1 Introduzione

Questo lavoro di tesi affronta il problema del riconoscimento delle emozioni nei pazienti affetti dalla malattia di Parkinson. Numerosi studi hanno evidenziato, infatti, una stretta correlazione tra le difficoltà dei parkinsoniani nel manifestare ed elaborare le proprie emozioni e alcuni sintomi della malattia, in particolare l'*hypomimia* (dal greco *ipo-* "sotto", *mimia* "imitazione"), un disturbo caratterizzato da torpidità e scarsa mutevolezza dell'espressione del volto che comporta una difficoltà nella manifestazione di espressioni facciali spontanee [1], e l'*alexithymia* (*a-* "mancanza", *lexis* "parola" e *thymos* "emozione"), una ridotta consapevolezza emotiva, ovvero l'incapacità sia di riconoscere sia di descrivere verbalmente i propri stati emotivi e quelli altrui. In particolare, la finalità di questo lavoro sperimentale è quella di misurare l'efficienza degli alberi decisionali, i *support vector machine* e i *multilayer perceptron* nel riconoscere le emozioni. I dati con i quali abbiamo allenato e testato tali algoritmi di intelligenza artificiale sono i parametri fisiologici raccolti mediante uno smartwatch durante diverse fasi di test a un campione di 26 partecipanti che comprende parkinsoniani e individui sani.

2 La Malattia di Parkinson

2.1 Definizione, Epidemiologia e Cause

La malattia di Parkinson (MP) è un disturbo progressivo, cronico, a lenta evoluzione e neurodegenerativo dovuto alla morte delle cellule che sintetizzano e rilasciano dopamina nella *substantia nigra*, una regione del mesencefalo. Tale perdita comporta difficoltà motorie, comportamentali, cognitive e una disfunzione nell'elaborazione delle emozioni [2].

La MP è la malattia neurodegenerativa più diffusa dopo il morbo di Alzheimer, descritta per la prima volta da James Parkinson, il quale nel 1817 nel suo libro "*An essay on the shaking palsy*" definì questa patologia "Paralisi Agitante".

In Italia le persone affette da MP sono circa 230.000, con un tasso di incidenza che varia dagli 8 ai 18 casi ogni 100.000 abitanti ogni anno. Colpisce prevalentemente individui di età superiore ai 60-65 anni [3] e sembra essere più diffusa nella popolazione maschile, con un rapporto maschi-femmine di 3:2 [3, 4]. È presente in tutti i paesi del mondo, con una minor incidenza in alcuni stati (Cina, Giappone, Polonia) e gruppi etnici (Americani neri, Cinesi, Giapponesi).

Nonostante la vera causa della malattia sia tuttora sconosciuta, sono stati individuati alcuni fattori di rischio, quali l'esposizione a pesticidi e ad altre sostanze tossiche, l'ereditarietà e l'ooforectomia (la rimozione chirurgica di una o di entrambe le ovaie). La principale causa documentata rimane, comunque, l'età [3, 5].

2.2 Sintomatologia

La MP presenta una base sintomatologica caratterizzata da 4 difficoltà motorie: la bradicinesia, la rigidità, il tremore e l'instabilità posturale.

- Il tremore, a bassa frequenza (3-6 Hz), è il sintomo più comune che si manifesta nelle situazioni di riposo, scompare durante i movimenti volontari e durante il sonno e solitamente si aggrava nelle situazioni di stress emotivo. La forma più evidente del tremore parkinsoniano si manifesta con lo sfregamento dell'indice con il pollice della mano, che ricorda l'azione utilizzata in farmaceutica per preparare manualmente le pillole, da cui prende il nome di "*pill-rolling*". Tale sintomo può manifestarsi anche negli arti, nella lingua e nella mandibola e viene clinicamente osservato mentre il paziente è impegnato in un'attività mentale, come contare fino a cento;
- La bradicinesia (lentezza dei movimenti) caratterizza l'intero processo motorio, dalla pianificazione all'esecuzione, ed è un ostacolo nel movimento sequenziale e simultaneo [6]. Si manifesta attraverso una progressiva lentezza e/o perdita di ampiezza nei movimenti, fino all'arresto (*freezing*). È il sintomo più invalidante nei primi stadi della malattia, in quanto comporta notevoli difficoltà in tutti quei movimenti quotidiani che richiedono precisione, come scrivere o vestirsi. Clinicamente viene diagnosticata chiedendo al paziente di eseguire ripetutamente dei particolari movimenti il più velocemente possibile, come aprire e chiudere le mani, toccarsi il pollice con l'indice o sbattere i piedi a terra. La bradicinesia può determinare l'*hyponimia*, l'abbassamento del tono di voce (*hypophonia*), il ridimensionamento della grafia (*micrographia*) e difficoltà nella deglutizione;
- La rigidità è dovuta a una contrazione eccessiva e continua dei muscoli che determina movimenti passivi coinvolgendo i gruppi muscolari flessori ed estensori. Negli stadi iniziali è spesso asimmetrica e coinvolge soprattutto i muscoli del collo e delle spalle ed è associata a dolore articolare [7, 6];
- L'ultimo sintomo motorio della MP è l'instabilità posturale, tipica delle ultime fasi, la quale comporta un equilibrio precario nonché frequenti cadute con conseguenti fratture ossee.

La MP può anche essere responsabile di disturbi non-motori, il cui studio è molto accresciuto negli ultimi anni, sia per la loro importanza nella diagnosi sia perché assai invalidanti per i pazienti. Tali sintomi sono: disturbi neuropsichiatrici, cognitivi, disturbi del sonno, disfunzioni autonome e difficoltà nel manifestare e riconoscere le emozioni.

- I disturbi neuropsichiatrici includono apatia, ansia, attacchi di panico, disturbi dell'umore (depressione) e allucinazioni. In particolare, l'apatia è un disturbo molto frequente ed è spesso associato alla depressione, in quanto il paziente lamenta uno stato di indifferenza emotiva, con mancanza di volontà di svolgere o intraprendere qualunque attività [8];

- I disturbi cognitivi si manifestano in tutte le fasi della malattia, soprattutto negli stadi più avanzati e negli anziani. In particolare, i pazienti con età superiore a 70 anni possono soffrire di demenza, la quale è diagnosticata se vengono riscontrati deficit in almeno due aree cognitive (attenzione, esecuzione di funzioni, abilità visivo-spaziali, memoria) [9];
- I disturbi del sonno colpiscono la maggior parte dei pazienti e possono manifestarsi, anch'essi, in ogni fase della malattia [10]. Questi includono insonnia, eccessiva stanchezza diurna e disturbi comportamentali nel sonno (fase REM), come attività motorie involontarie o urla;
- Le disfunzioni autonome, invece, colpiscono solitamente i pazienti più anziani, ma possono anche presentarsi anni prima della comparsa dei sintomi motori e si manifestano come disturbi gastrointestinali, urologici, disfunzioni sessuali e ipotensione ortostatica;
- Le disfunzioni della sfera emotiva, come già specificato al capitolo 1, dipendono dall'*hypomimia* e *alexithymia*.

2.3 Diagnosi e Cure

Per diagnosticare la MP non esiste un test specifico, ma si effettua una diagnosi basata sulla storia clinica del paziente e la valutazione dei sintomi caratteristici precedentemente elencati. Gli esami strumentali, quali la risonanza magnetica ad alto campo, la SPECT DAT_{scan}, la PET cerebrale e la scintigrafia del miocardio servono solo da supporto, talvolta indispensabile, alla diagnosi clinica. Riguardo i criteri di prognosi definiti dalla UK *Parkinson's Disease Society Brain Bank*, affinché tale malattia sia diagnosticata, devono manifestarsi la bradicinesia e almeno un altro sintomo tra rigidità, tremore e instabilità posturale [11].

La MP non può essere curata, ma esistono dei trattamenti che permettono di attenuarne i sintomi e l'avanzamento. I possibili trattamenti sono: la carbidopa-levodopa, le infusioni di duodopa, i farmaci agonisti dopaminergici, gli inibitori della catecol-O-metiltransferasi, gli anticolinergici e l'amantadina.

- La levodopa è il trattamento più usato. Si tratta di un amminoacido che, assorbito al livello del piccolo intestino, passa attraverso la barriera emato-encefalica per mezzo di un sistema di trasporto degli amminoacidi aromatici per poi raggiungere il sistema nervoso centrale, dove viene trasformato in dopamina [12]. La levodopa è solitamente associata alla carbidopa, la quale protegge la levodopa da una precoce conversione in dopamina prima che raggiunga il cervello. Questa previene o attenua alcuni effetti indesiderati come nausea, vomito, vertigini. Dopo anni di assunzione di levodopa il paziente potrebbe diventarne assuefatto e manifestare movimenti involontari (*dyskinesia*);

- La duodopa (levodopa+carbidopa) è un medicinale somministrato sotto forma di gel mediante una sonda gastrica nel piccolo intestino. Viene usato per i pazienti che si trovano in uno stadio avanzato della malattia e che rispondono in modo irregolare al trattamento di levodopa-carbidopa [13];
- Gli antagonisti dopaminergici, a differenza della levodopa, non vengono convertiti in dopamina, ma manifestano nel cervello gli stessi effetti, seppur con minore efficacia, e possono essere utilizzati per più tempo [14]. Possono causare, inoltre, effetti indesiderati simili a quelli del trattamento con carbidopa-levodopa, quali allucinazioni e sonnolenza;
- Il farmaco più usato tra gli inibitori della catecol-O-metiltransferasi è l'entacapone (Comtan), che prolunga moderatamente gli effetti della levodopa, bloccando un enzima che scinde la dopamina [15];
- Gli anticolinergici sono una famiglia di farmaci impiegati nel controllo del tremore associato alla MP. Tra questi ricordiamo la benzotropina (Congentin) o il triesifenidile [16];
- L'amantadina viene solitamente assunta da sola al fine di alleviare i sintomi delle prime fasi della malattia, ma può anche essere prescritta per controllare i movimenti involontari (*dyskinesia*) indotti dalla carbidopa-levodopa [17].

Nei casi più gravi, quando il trattamento con carbidopa-levodopa non dà gli effetti desiderati, si può ricorrere a procedure chirurgiche, come la stimolazione cerebrale profonda (DBS). Questa permette di ridurre i sintomi della MP stimolando elettricamente il cervello mediante degli elettrodi impiantati in specifiche parti del cervello e collegati a un generatore che viene posto nel petto, vicino alle clavicole. La DBS, in particolare, riduce la *dyskinesia*, allevia il tremore e la rigidità e induce una maggior fluidità nei movimenti; non riesce, però, a bloccare l'avanzamento della malattia.

3 Le Emozioni

3.1 Differenza tra Emozioni e Sentimenti

Nel linguaggio quotidiano siamo soliti utilizzare i termini “emozione” e “sentimento” come sinonimi per descrivere l’invisibile complessità del nostro animo, senza concedere a queste parole la loro individualità. La parola “emozione” deriva dal latino *emovēre* (*ex-* "fuori da", *movēre* "muovere"), letteralmente portare fuori, ma anche smuovere, scuotere, agitare. Indica, quindi, una manifestazione fisica a un evento interno, ad esempio un nostro pensiero, o esterno il quale comporta modificazioni affettive, cognitive, fisiologiche e comportamentali. Alcuni stati emotivi, come depressione o ansia, possono infatti compromettere il nostro sistema immunitario rendendolo più vulnerabile a infezioni e malattie [18]. I sentimenti sono invece associazioni mentali e reazioni a un’emozione che sono personali e si acquisiscono attraverso le esperienze. L’emozione viene prima ed è universale e il tipo di sentimento in cui si tramuterà varia enormemente da persona a persona e da situazione a situazione, perché i sentimenti sono modellati dal temperamento e dall’esperienza individuale. Due persone possono sentire la stessa emozione, ma etichettarla con nomi diversi. Per la loro natura fisica le emozioni possono essere misurate oggettivamente dal flusso di sangue, dall’attività cerebrale, dalle espressioni facciali e dai movimenti del corpo.

3.2 Rappresentazione delle Emozioni

Nel 1980 lo psicologo Russell ha supposto l’esistenza di una stretta relazione tra le emozioni e due parametri neurofisiologici, *valence* e *arousal*, i quali classificano le emozioni rispettivamente in termini di piacere (gradimento o disgusto) e in termini di partecipazione emotiva (eccitazione o indifferenza). Egli ha sviluppato un modello circonflesso centrato sull’intersezione di due assi perpendicolari, rappresentanti *valence* e *arousal*, che dividono il diagramma in 4 quadranti identificati ciascuno da un’emozione caratterizzante: felicità, rabbia, tristezza e rilassatezza (figura 1) [19].

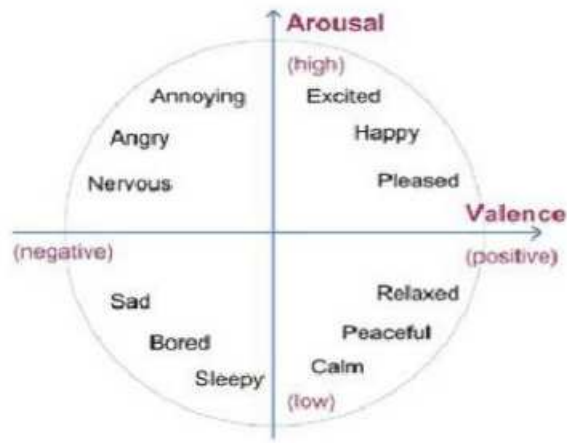


Figura 1: Modello di Russell

4 Materiali e Metodi

4.1 Selezione dei Partecipanti

Questo studio è stato condotto presso la clinica neuroriabilitativa di "Ospedali Riuniti" di Ancona e vi hanno preso parte 26 partecipanti, di cui 16 individui sani (chiamati "di controllo") di età compresa tra i 20 e i 30 anni (indicati come CTG), superiore ai 55 (indicati come CTA) e pazienti parkinsoniani (indicati come PD) tutti di età inferiore agli 80 anni. In riferimento alla selezione dei candidati al test, è stato eseguito uno *screening* cognitivo (MMSE) e psichiatrico (*Beck Depression and Anxiety Inventories* - BDI e BAI) per escludere un deterioramento cognitivo, distimia e ansia patologica.

4.2 Acquisizione dei Dati

I dati sono stati acquisiti servendosi delle seguenti strumentazioni:

- La *Microsoft Band 2*, uno smartwatch disponibile in diverse taglie e fatto indossare ai partecipanti in modo perfettamente aderente al polso della loro mano dominante (figura 2). Tale strumento presenta 10 sensori: un giroscopio e un accelerometro a tre assi, un sensore di temperatura corporea, di luminosità, di raggi UV, un microfono, un barometro, un sensore capacitivo, di battito cardiaco e di risposta galvanica.
- Un *iPhone* in cui sono stati registrati tutti i dati misurati dallo smartwatch;
- La webcam dell'*iMac 27"*, utilizzata per catturare le espressioni del viso dei partecipanti al test.



Figura 2: Microsoft Band 2

4.3 Protocolli Sperimentali

I soggetti esaminati sono stati fatti accomodare in una stanza silenziosa della clinica dove, dopo aver fornito le loro generalità (nome, cognome, titoli di istruzione, data di nascita e professione), sono stati informati di tutte le modalità di svolgimento dell'esperimento:

- Uno *screening* globale delle funzioni cognitive per accertarsi del corretto funzionamento delle funzioni cognitive ed emotive mediante la compilazione del BDI e MMSE [20, 21];
- La visione di specifici video allo scopo di suscitare determinati stimoli emotivi: in particolare questo test consiste nel mostrare al candidato due serie di 6 video ciascuna che veicolano rispettivamente emozioni positive e negative e che sono separate da un fase di riposo;
- Il test delle "60 Facce di Ekman" che permette di valutare la facoltà del riconoscere le emozioni [22];
- L'esperimento della "Torre di Londra", impiegato in neuropsicologia per la valutazione delle funzioni esecutive [23];
- Il test "*Timed UP and Go*" (TUG *simple*) per diagnosticare disturbi delle funzioni motorie [24];
- Il test "*Timed Up and Go Dual Task*" (TUG *dual task*) in cui sono valutate contemporaneamente le capacità motorie e cognitive [24].
- Una camminata da 6 minuti (*Six Minute Walk Test* - 6MWT) per verificare eventuali difficoltà motorie. Nello specifico, questo test misura la distanza che un soggetto può percorrere camminando il più velocemente possibile

su una superficie piana in sei minuti, comprese tutte le interruzioni che il soggetto ritiene necessarie e allo scadere di ogni minuto vengono rilevate la frequenza cardiaca e la saturazione emoglobinica, oltre al numero di metri percorsi durante il test [25].

Tutti i test elencati sono stati eseguiti dai partecipanti indossando lo smartwatch e senza un ordine stabilito; l'unica eccezione è l'esperimento delle "60 Facce di Ekman" che viene svolto durante lo *screening* delle funzioni cognitive. Nei paragrafi successivi approfondiremo gli esperimenti svolti e le tecniche di valutazione dei dati, che sono stati esaminati ed elaborati in questo studio sperimentale.

4.4 Riconoscimento delle Emozioni tramite Video

Per questo esperimento sono stati proiettati sullo schermo dell'*iMac 27" Retina Display* 12 video della durata di 30-60 secondi: 6 video positivi e 6 negativi, notoriamente apprezzati per il modo chiaro e indubbio con cui veicolano la precisa emozione che si vuole trasmettere. Il primo gruppo proiettato è quello corrispondente alle emozioni positive (felicità e divertimento), il secondo è quello delle emozioni negative (rabbia, disgusto e tristezza). Prima della visione di ciascuno dei due gruppi di filmati, al candidato è stato chiesto di rilassarsi con l'ascolto di musica, per un periodo di 5 minuti; queste due fasi di riposo sono chiamate rispettivamente REST1 e REST2, durante le quali si è continuato a monitorare i parametri vitali. I video selezionati sono:

- Per le emozioni positive: l'ultima scena del film "Nuovo Cinema Paradiso", scene tratte dal film "Il Paradiso all'Improvviso" e "Ti amo in tutte le lingue del mondo" e altri tre video selezionati da *Youtube*;
- Per le emozioni negative: scene tratte dai film "*Schindler's List*", "*Shining*", "*The Child's Room*", "*The Green Mile*" e un video preso da *Youtube*.

4.5 Tecniche di Valutazione

Il riconoscimento delle emozioni è stato valutato attraverso due approcci: il *Self Assessment Manikin Scale* (SAM) e il software "*Affectiva*". SAM è una tecnica di valutazione affettiva non verbale con la quale, attraverso 3 scale raffiguranti 5 omini stilizzati (SAM) e una scala di 9 punti di valutazione ciascuno, ai candidati è stato chiesto di misurare rispettivamente i livelli di piacere (*valence*), eccitazione (*arousal*) e dominio raggiunti (figura 3) [26]. Come tutte le misurazioni soggettive, anche questa dipende dalle capacità comprensive dei candidati, i quali non hanno tutti compreso pienamente la dimensione del dominio, intesa come grado di partecipazione emotiva al filmato mostrato; per tale ragione l'ultima riga, quella corrispondente al dominio, non è stata considerata.

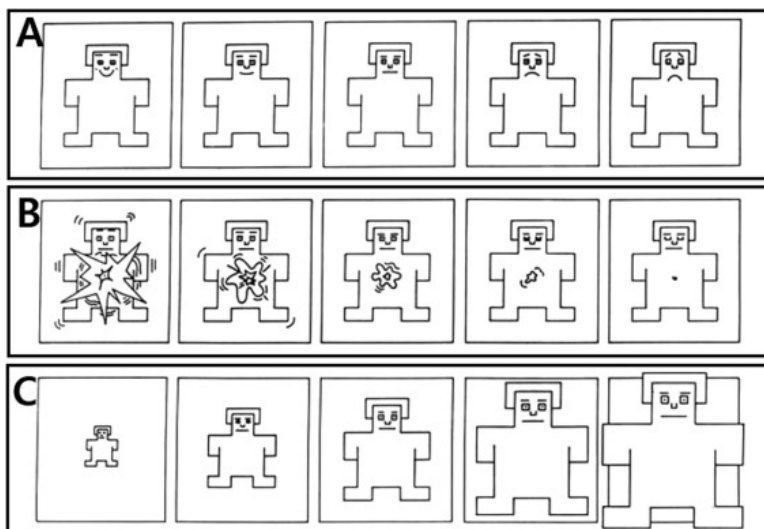


Figura 3: SAM

Affectiva è un'azienda che produce software per il riconoscimento e l'analisi delle emozioni, la quale ha sviluppato un programma in grado di riconoscerle dalle espressioni facciali [27]. Questo software, basato su algoritmi di *computer vision* e intelligenza artificiale, è capace, mediante una webcam, di cogliere specifici dettagli nei movimenti del volto mentre gli utenti sono impegnati nella visione di video. Il riconoscimento delle emozioni attraverso le espressioni facciali è basato sull'*Emotional Facial Action Coding System* (EMFACS), sviluppato da Friesenn ed Ekman. Le emozioni identificate sono 7: rabbia, disprezzo, paura, divertimento, tristezza e sorpresa. Inoltre, il software è in grado di valutare l'*engagement*, ovvero la misura, in una scala da 0 a 100, dell'attivazione dei muscoli facciali del soggetto, il suo grado di espressività. Il risultato stimato è dato dalla somma pesata delle seguenti espressioni facciali: sollevamento e abbassamento della fronte, corrugamento del naso, abbassamento degli angoli della bocca, sollevamento del mento, arricciamento e pressione delle labbra, apertura della bocca, sorridere e e mordersi le labbra.

4.6 Organizzazione dei Dati

Dopo aver raccolto tutte le informazioni con le tecnologie precedentemente descritte (SAM, *Affectiva* e smartwatch), i dati sono poi stati organizzati in strutture implementate con il software MATLAB. Ogni struttura contiene dati sui 26 soggetti analizzati. In particolare:

- I dati raccolti con SAM sono stati inseriti in un piano descritto da due vettori corrispondenti a *valence* e *arousal* in una scala da 0 a 9. Questi due valori sono quelli che i partecipanti al test hanno selezionato nel questionario che è apparso loro dopo la visione di ogni filmato (positivo o negativo). Contiene anche il tipo e l'intensità dell'emozione;
- *Affectiva* mostra i dati raccolti dal software in matrici, una per ogni video (positivo o negativo). Questa struttura, sotto il nome di "emozioni", è organizzata in 9 colonne corrispondenti a rabbia, disprezzo, disgusto, partecipazione emotiva (*engagement*), paura, divertimento, tristezza, sorpresa e piacere (*valence*). Le emozioni e l'*engagement* sono espresse sotto forma di percentuale, mentre la *valence* assume valori in un range da -100 a 100;
- I dati raccolti dai sensori dello smartwatch sono stati organizzati e suddivisi per ciascun partecipante e per ciascun test effettuato ("Rest1", "Rest2", "VideoPos", "VideoNeg", "TUGSimple", "TUGDualTask", "6MWT", "TowersLondon") e comprendono parametri fisiologici e autonomici, come: "grs" (conduttanza cutanea), "st" (temperatura cutanea) e "hr" (battito cardiaco).

legend			
	hear rate characteristics		
	skin conductance characteristics		
	skin temperature characteristics		
feature	definition	differentiated: X/Xrest	normalized: X/Xrest
1	standard deviation of the heart rate	28	55
2	standard deviation of the derivative (= variation in time) of the heart rate	29	56
3	quadratic mean value of the derivative (= variation in time) of the heart rate	30	57
	integral (= sum) of the absolute value of the derivative (= variation in time) of the heart rate in the time intervals where it is greater than 0.05	31	58
5	integral (= sum) of the derivative (= variation in time) of the heart rate in the time intervals where it is greater than 0.05	32	59
6	integral (= sum) of the derivative (= variation in time) of the heart rate in the time intervals where it is lower than 0.05	33	60
	mean of the absolute value of the derivative (= variation in time) of the heart rate in the time intervals where it is greater than 0.05	34	61
8	mean of the absolute value of the derivative (= variation in time) of the heart rate	35	62
9	mean of the absolute value of the derivative (= variation in time) of the normalized heart rate	36	63
10	mean of the absolute value of the derivative (= variation in time) of the heart rate (other way)	37	64
	mean of the absolute value of the derivative (= variation over time) of the normalized heart rate (other way)	38	65
12	low frequency average spectral power (0.04-0.15) [LF]	39	66
13	high frequency average spectral power (0.15-0.4) [HF]	40	67
14	LF/HF	41	68
15	LF/(LF+HF)	42	69
16	HF/(LF+HF)	43	70
17	average spectral power over the entire 0.04-0.4 Hz band	44	71
18	Feature SD1 of pointcaré's plot (https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1875459712000082)	45	72
19	Feature SD2 of the pointcaré plot	46	73
20	SD1 / SD2 ratio	47	74
21	average heart rate	48	75
22	Mean skin conductance	49	76
23	standard deviation of skin conductance (SC)	50	77
24	average of the normalized gradient for the sampling time (of the SC)	51	78
25	rms of the normalized gradient for the sampling time (of the SC)	52	79
26	average temperature of the wrist	53	80
27	maximum temperature (in the window) of the wrist	54	81

Figura 4: Tabella delle *features* utilizzate [31]

4.7 Estrazione di Caratteristiche

L'estrazione di caratteristiche (*feature extraction*) è il processo di trasformazione dei dati in ingresso in un insieme di caratteristiche (*features*) che viene effettuata quando i dati in ingresso sono troppi e vi è il sospetto che questi possano essere ridondanti. In altre parole, significa ridurre il costo delle risorse richieste dagli algoritmi di elaborazione per descrivere un grande insieme di dati in modo accurato. In questo studio vi sono 27 *features* derivanti dai segnali misurati con lo smartwatch (figura 4): 21 caratteristiche riguardano la frequenza cardiaca (come la deviazione standard e la deviazione standard derivativa), 4 *features* in merito alla conduttanza cutanea (come la deviazione standard), e 2 riguardo la temperatura cutanea (come la massima temperatura registrata nel polso). Successivamente queste 27 caratteristiche vengono utilizzate ed elaborate dai 3 algoritmi di intelligenza artificiale utilizzati: gli alberi decisionali, gli SVM e i *multilayer perceptron*.

4.8 Classificazione con Alberi Decisionali

Gli alberi decisionali (*decision tree*) sono uno strumento di apprendimento supervisionato e utilizzato per risolvere principalmente tematiche di classificazione o regressione [28]. Sono molto facili da interpretare e da applicare, non basandosi su un modello lineare sono capaci di apprendere anche associazioni non lineari e funzionano sia su dati numerici sia categorici. Il processo decisionale è rappresentato con un albero logico rovesciato dove ogni nodo è una funzione condizionale, ovvero verifica una condizione (test) su una particolare proprietà dell'ambiente (variabile) e ha due o più diramazioni verso il basso (figura 5).

Il processo consiste in una sequenza di test che comincia sempre dal nodo radice (il nodo genitore situato più in alto nella struttura) e procede verso il basso prendendo una delle due direzioni disponibili. A mano a mano che il processo di selezione prosegue verso il basso, lo spazio delle ipotesi si riduce perché gran parte dei rami decisionali dell'albero sono eliminati e la decisione finale si trova nei nodi foglia terminali, quelli più in basso. In questo modo, dopo aver analizzato le varie condizioni, l'agente giunge alla decisione finale.

Le variabili di un *decision tree* possono essere:

- Discrete, le quali hanno valori numerici interi e in questo caso si parla di "classificazione";
- Continue, che hanno valori numerici reali: dati due numeri reali qualsiasi, c'è sempre un altro numero intermedio tra questi e in questi casi si parla di "regressione".

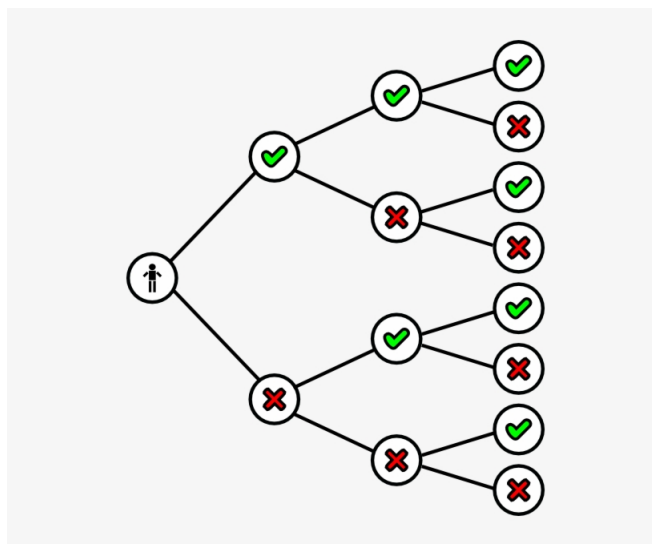


Figura 5: Schema di un albero decisionale

Gli alberi decisionali hanno il grande vantaggio di essere facili da capire e da eseguire; offrono, infatti, una rappresentazione grafica molto facile da interpretare, utile anche per verificare come la macchina giunge alla decisione. Inoltre, gli alberi decisionali booleani sono facilmente sviluppabili sotto forma di codice di programmazione, perché possono essere rappresentati con qualsiasi linguaggio proposizionale. Di contro, però, questa rappresentazione è poco adatta per problemi complessi, dove lo spazio delle ipotesi diventa troppo grande e la complessità spaziale dell'algoritmo potrebbe diventare proibitiva.

4.9 Classificazione con *Support Vector Machine*

Il *support vector machine* (SVM) è un algoritmo di apprendimento automatico supervisionato, utilizzato anch'esso per scopi di classificazione e di regressione [28]. L'SVM si basa sull'idea di trovare un iperpiano, cioè un piano (o una retta nel caso di due variabili) di separazione delle classi, che massimizza il margine tra le classi stesse, ovvero la distanza minima dalla retta ai punti delle due classi (figura 6). I punti dati più vicini all'iperpiano sono detti "vettori di supporto" (*support vectors*): questi dipendono dal set di dati che si sta analizzando e alterano la posizione dell'iperpiano qualora vengano rimossi o modificati. Riguardo al suo funzionamento, l'obiettivo dell'SVM è quello di identificare l'iperpiano che meglio divide i vettori di supporto in classi attraverso due step principali:

- Cerca un iperpiano linearmente separabile (ovvero un iperpiano in cui è semplice distinguere due classi) che divide i valori di una classe dall'altro. Se ne esiste più di uno, cerca quello che ha margine più alto con i vettori di supporto, per migliorare l'accuratezza del modello;
- Se tale iperpiano non esiste, l'SVM utilizza una mappatura non lineare per trasformare i dati di allenamento in una dimensione superiore (se siamo a due dimensioni, valuterà i dati in 3 dimensioni). In questo modo, i dati di due classi possono sempre essere separati da un iperpiano, che sarà scelto per la suddivisione dei dati.

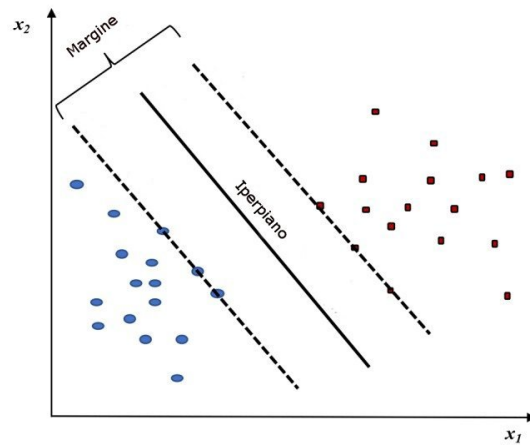


Figura 6: Rappresentazione grafica di un SVM

Gli SVM hanno il vantaggio di essere molto versatili, in quanto permettono di separare dataset non lineari mediante l'utilizzo di nuovi *kernel* (funzione per mappare l'input dallo spazio n -dimensionale a quello m -dimensionale, con $m > n$) raggiungendo sempre migliori performance di classificazione. Sono, inoltre, molto efficienti in termini di memoria, in quanto il processo decisionale considera solo un sottinsieme dei punti di allenamento e ciò rende gli SVM efficaci in dimensioni spaziali elevate.

Di contro, i risultati degli SVM sono difficili da interpretare, anche se molti software di calcolo (come MATLAB) forniscono tecniche di visualizzazione grafica. Inoltre, poiché il classificatore funziona posizionando gli oggetti sopra e sotto un iperpiano di classificazione, non esiste un'interpretazione probabilistica diretta per l'appartenenza al gruppo, ma una potenziale metrica per determinare quanto lontano sia il confine di decisione rispetto al nuovo punto.

4.10 Classificazione con *Multilayer Perceptron*

Il *multilayer perceptron* (MLP) è un modello di rete neurale artificiale che mappa insiemi di dati in ingresso in un insieme appropriato di dati in uscita [29]. È composta di strati multipli (*layer*) di nodi in un grafo diretto, con ogni strato completamente connesso al successivo. In una rete possiamo distinguere uno strato in ingresso (*input layer*), uno strato di uscita (*output layer*) e uno o più strati nascosti (*hidden layers*) (figura 7).

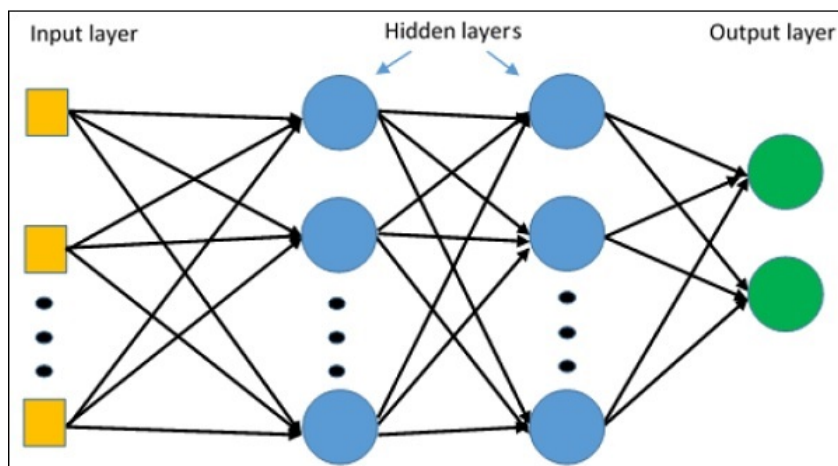


Figura 7: Struttura a strati di un MLP

Ogni nodo rappresenta un neurone (elemento elaborante) con una funzione di attivazione non lineare e costituito da più ingressi e una o più uscite.

Il *multilayer perceptron* utilizza una tecnica di apprendimento supervisionato chiamata *backpropagation* per l'allenamento della rete. Tale metodo è composto da due passaggi:

- Un passaggio in avanti in cui i nodi di ingresso presentano un *pattern* e i suoi effetti vengono propagati attraverso la rete, strato per strato, e i pesi vengono modificati;
- Una fase a ritroso dove tutti i pesi vengono corretti basandosi sulla stima dell'errore. Questo errore viene propagato all'indietro attraverso la rete per portare le sue uscite ad avvicinarsi a quelle desiderate e l'entità di questo "aggiustamento" viene generalmente definita tramite un fattore chiamato *learning rate*.

I *multilayer* sono utili nell'ambito della ricerca per risolvere problemi di estrema complessità, come la creazione di modelli matematici (grazie alla loro regressività) e il riconoscimento vocale, di immagini e, nel nostro caso, delle emozioni.

5 Risultati

Dopo aver illustrato le modalità con cui i dati sono stati acquisiti e valutati, descriviamo ora i test effettuati e i risultati ottenuti in questo studio sperimentale. Per questo progetto, da ciascuno dei 26 soggetti partecipanti (di cui 16 individui di controllo e 10 parkinsoniani), sono state estratte le 81 *features* corrispondenti alle risposte fisiologiche misurate dallo *smartwatch* durante la visione dei filmati positivi e negativi, di cui abbiamo trattato nel capitolo precedente. A queste 81 caratteristiche è stata affiancata una 82esima *feature* relativa al *label*, ovvero lo stato emotivo dichiarato da ciascun partecipante, e sono stati creati 5 *dataset*:

- Uno relativo ai pazienti (PD);
- Uno relativo ai controlli (CT);
- Uno relativo a tutti i partecipanti (ALL=PD+CT);
- Un dataset relativo al gruppo dei controlli degli individui anziani, ovvero con età superiore ai 55 anni (CTa);
- Un ultimo dataset relativo agli individui anziani del gruppo ALL (ALLa).

Ogni dataset è stato poi soggetto, in base ai pazienti, alla "*k-fold cross validation*", una tecnica statistica che consiste nel suddividere in modo casuale l'insieme totale dei dati in k parti di uguale numero e, a ogni passo, la k -esima parte è quella di convalida (*test set*), la restante parte costituisce, invece, l'insieme di addestramento (*training set*): i *decision tree* e gli SVM sono stati testati con $k=5$ e $k=7$, i *multilayer perceptron* con $k=5$. In aggiunta, l'efficienza dei *multilayer* è stata valutata considerando differenti valori di *learning rate* ($lr=0,01$, $lr=0,001$, $lr=0,0001$) per ognuno dei quali abbiamo analizzato i casi con 64, 128 e 256 nodi nello strato intermedio (figura 10). Infine, mediante il software MATLAB, per i 5 dataset selezionati (PD, CT, CTa, ALL, ALLa) abbiamo calcolato di ciascun algoritmo la matrice di confusione (figure 8 e 9), dalla quale abbiamo calcolato i seguenti parametri: *error rate*, *accuracy*, *f-score*, *precision* e *recall* [30].

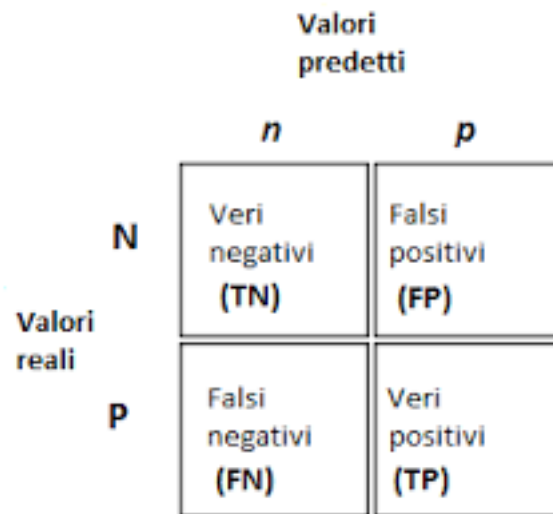


Figura 8: Schema di una matrice di confusione

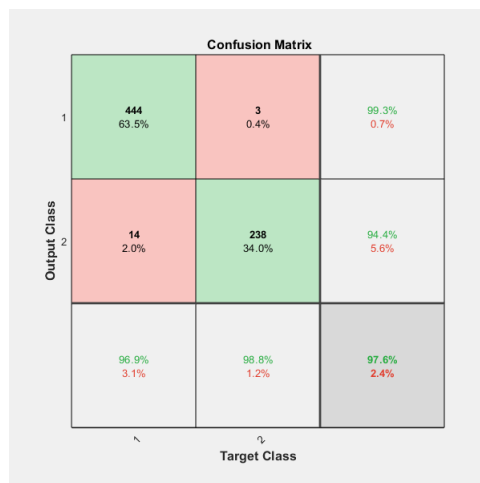


Figura 9: Visualizzazione di una matrice di confusione in MATLAB

In particolare:

- L'*error rate* è il tasso di errore che viene calcolato come:

$$ERR = \frac{FP + FN}{TN + FP + FN + TP}$$

Il miglior tasso di errore è 0, mentre il peggiore è 1.

- L'*accuracy* indica l'accuratezza del modello ed è pari a:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TN + FP + FN + TP}$$

oppure

$$ACC = 1 - ERR$$

Pertanto la migliore accuratezza è 1, mentre la peggiore è 0.

- La *precision* è la precisione, ovvero l'abilità di un classificatore di non etichettare un'istanza positiva che è in realtà negativa:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

La peggiore è 0, la migliore 1.

- La *recall* rappresenta il richiamo, ovvero la capacità di un classificatore di trovare tutte le istanze positive ed è calcolata come:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Il valore peggiore è 0, il migliore 1.

- L'*f-score* è una media armonica ponderata delle metriche *precision* e *recall*, in modo tale che il punteggio migliore sia 1 e il peggiore sia 0:

$$F - score = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision}$$

Di seguito sono elencate le tabelle che riportano per ciascun gruppo di partecipanti i valori ottenuti evidenziando in giallo i risultati migliori:

- PD:

PD	ERROR RATE	ACCURACY	FSCORE	PRECISION	RECALL
SVM fold 5	0,209	0,791	0,823	0,812	0,834
SVM fold 7	0,237	0,763	0,808	0,814	0,802
TREE fold 5	0,059	0,941	0,951	0,941	0,961
TREE fold 7	0,199	0,801	0,823	0,785	0,866
MLP nodi 64 lr 0,01	0,304	0,696	0,666	0,697	0,637
MLP nodi 128 lr 0,01	0,195	0,805	0,793	0,787	0,799
MLP nodi 256 lr 0,01	0,304	0,696	0,707	0,739	0,677
MLP nodi 64 lr 0,001	0,296	0,704	0,708	0,717	0,699
MLP nodi 128 lr 0,001	0,235	0,765	0,757	0,737	0,779
MLP nodi 256 lr 0,001	0,236	0,764	0,748	0,801	0,746
MLP nodi 64 lr 0,0001	0,299	0,701	0,748	0,803	0,701
MLP nodi 128 lr 0,0001	0,338	0,662	0,674	0,723	0,632
MLP nodi 256 lr 0,0001	0,259	0,741	0,745	0,725	0,766

Figura 10: Tabella dei risultati calcolati, dove: nodi=il numero di nodi dello strato nascosto dei MLP; lr=il *learning rate*; fold=il numero k con cui è stato suddiviso l'insieme totale dei dati.

- CT:

CT	ERROR RATE	ACCURACY	FSCORE	PRECISION	RECALL
SVM fold 5	0,402	0,598	0,669	0,607	0,58
SVM fold 7	0,381	0,619	0,61	0,624	0,597
TREE fold 5	0,226	0,774	0,731	0,796	0,675
TREE fold 7	0,217	0,783	0,756	0,779	0,734
MLP nodi 64 lr 0,01	0,191	0,809	0,796	0,897	0,716
MLP nodi 128 lr 0,01	0,239	0,761	0,709	0,696	0,722
MLP nodi 256 lr 0,01	0,254	0,746	0,785	0,75	0,824
MLP nodi 64 lr 0,001	0,235	0,765	0,749	0,755	0,744
MLP nodi 128 lr 0,001	0,197	0,803	0,807	0,792	0,823
MLP nodi 256 lr 0,001	0,27	0,73	0,633	0,591	0,682
MLP nodi 64 lr 0,0001	0,232	0,768	0,717	0,696	0,74
MLP nodi 128 lr 0,0001	0,263	0,737	0,679	0,66	0,699
MLP nodi 256 lr 0,0001	0,223	0,777	0,745	0,746	0,745

- Cta:

Cta	ERROR RATE	ACCURACY	FSCORE	PRECISION	RECALL
SVM fold 5	0,302	0,698	0,686	0,702	0,67
SVM fold 7	0,247	0,753	0,694	0,669	0,72
TREE fold 5	0,13	0,87	0,825	0,802	0,849
TREE fold 7	0,092	0,908	0,872	0,885	0,86
MLP nodi 64 lr 0,01	0,138	0,862	0,774	0,631	1
MLP nodi 128 lr 0,01	0,088	0,912	0,839	0,791	0,893
MLP nodi 256 lr 0,01	0,196	0,804	0,74	0,77	0,713
MLP nodi 64 lr 0,001	0,132	0,868	0,617	0,551	0,7
MLP nodi 128 lr 0,001	0,17	0,83	0,779	0,863	0,71
MLP nodi 256 lr 0,001	0,131	0,869	0,796	0,852	0,747
MLP nodi 64 lr 0,0001	0,201	0,799	0,661	0,601	0,736
MLP nodi 128 lr 0,0001	0,139	0,871	0,57	0,58	0,56
MLP nodi 256 lr 0,0001	0,086	0,914	0,863	0,803	0,933

- ALL:

ALL	ERROR RATE	ACCURACY	FSCORE	PRECISION	RECALL
SVM fold 5	0,414	0,586	0,725	0,579	0,97
SVM fold 7	0,417	0,583	0,729	0,583	0,971
TREE fold 5	0,248	0,7512	0,718	0,707	0,736
TREE fold 7	0,276	0,724	0,727	0,724	0,731
MLP nodi 64 lr 0,01	0,349	0,651	0,499	0,499	0,66
MLP nodi 128 lr 0,01	0,293	0,707	0,64	0,636	0,664
MLP nodi 256 lr 0,01	0,327	0,673	0,628	0,577	0,69
MLP nodi 64 lr 0,001	0,38	0,62	0,583	0,576	0,59
MLP nodi 128 lr 0,001	0,386	0,614	0,65	0,704	0,603
MLP nodi 256 lr 0,001	0,425	0,575	0,502	0,448	0,572
MLP nodi 64 lr 0,0001	0,295	0,705	0,664	0,665	0,663
MLP nodi 128 lr 0,0001	0,354	0,646	0,585	0,532	0,65
MLP nodi 256 lr 0,0001	0,353	0,647	0,594	0,597	0,589

- ALLa:

ALLa	ERROR RATE	ACCURACY	FSCORE	PRECISION	RECALL
SVM fold 5	0,408	0,592	0,743	0,597	0,986
SVM fold 7	0,416	0,584	0,746	0,602	0,982
TREE fold 5	0,247	0,753	0,732	0,724	0,74
TREE fold 7	0,233	0,777	0,75	0,756	0,745
MLP nodi 64 lr 0,01	0,279	0,721	0,629	0,581	0,685
MLP nodi 128 lr 0,01	0,305	0,695	0,55	0,493	0,622
MLP nodi 256 lr 0,01	0,361	0,639	0,572	0,552	0,593
MLP nodi 64 lr 0,001	0,247	0,753	0,708	0,705	0,712
MLP nodi 128 lr 0,001	0,285	0,715	0,646	0,574	0,738
MLP nodi 256 lr 0,001	0,338	0,672	0,62	0,564	0,689
MLP nodi 64 lr 0,0001	0,243	0,737	0,638	0,576	0,717
MLP nodi 128 lr 0,0001	0,262	0,738	0,663	0,584	0,768
MLP nodi 256 lr 0,0001	0,294	0,706	0,526	0,489	0,569

6 Considerazioni

Dai grafici precedenti si evince come gli alberi decisionali forniscono mediamente i risultati migliori. Ciò è evidente per gli adulti e in particolare per il gruppo dei PD, per il quale tale algoritmo presenta le performance migliori per tutti i parametri calcolati.

Questo è un risultato di grande importanza perché dimostra ulteriormente, con dati matematici, una differenza qualitativa e quantitativa delle modificazioni sul sistema nervoso e autonomico dei pazienti parkinsoniani, i quali sembra presentino un minor range di emozionabilità. Prova di questo è anche il fatto che i *decision tree* non hanno solo le performance migliori, ma fanno anche affidamento a *features* diverse per calcolare le emozioni relativamente al gruppo dei parkinsoniani e a quello dei controlli (figure 11 e 12). Ciò è evidenziato dal fatto che i nodi degli alberi presentano numeri diversi, quindi caratteristiche diverse. I numeri che leggiamo, infatti, sono utilizzati per indicare convenzionalmente le diverse *features*: ad esempio, x_{27} è la massima temperatura del polso, x_1 è la deviazione standard del battito cardiaco, ecc..

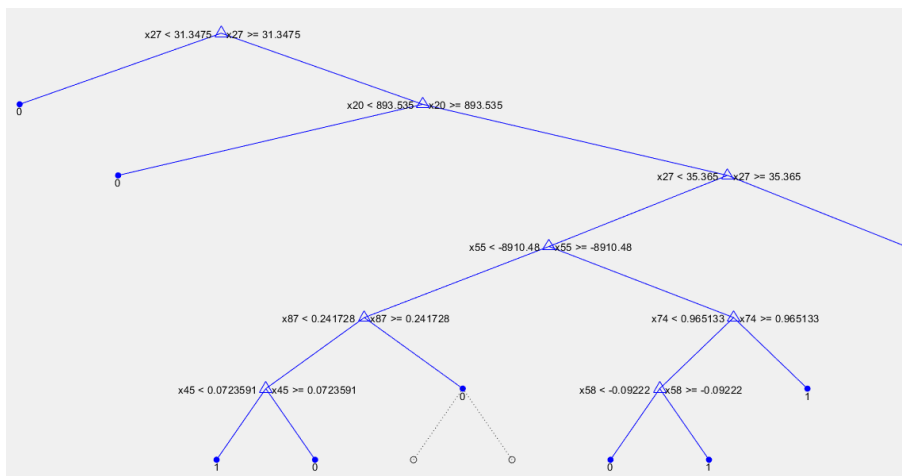


Figura 11: Albero decisionale per il gruppo dei PD con $fold=5$

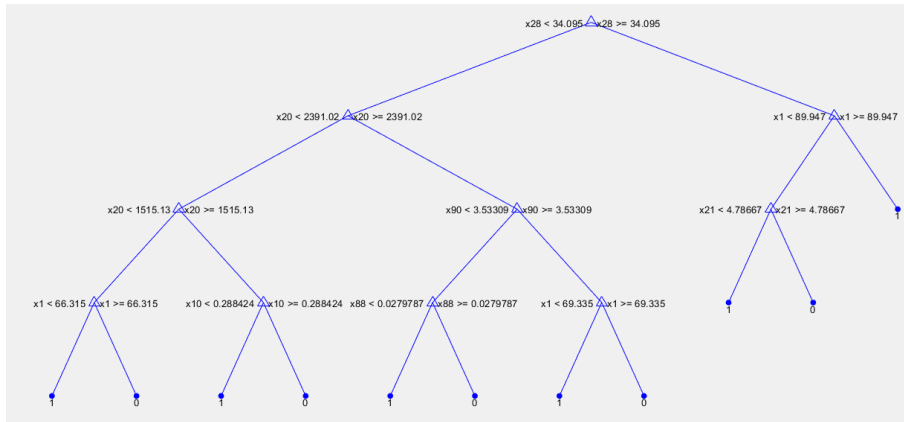


Figura 12: Albero decisionale per il gruppo dei CT con $fold=5$

Dai risultati ottenuti si evince, inoltre, una relazione di diretta proporzionalità tra la precisione dei risultati e l'omogeneità della popolazione valutata: tanto più il campione è omogeneo e tanto migliore è la precisione. Non a caso il gruppo ALL dà i risultati peggiori, mentre i PD e CTa i migliori.

Quando si affrontano misurazioni statistiche in cui si prende in considerazione un campione molto eterogeneo, la variabilità demografica (in termini di sesso, età, ecc.) gioca un ruolo molto importante. Nel nostro caso, come già detto in precedenza, abbiamo testato in categorie a parte gli individui anziani (ovvero con età superiore ai 55 anni) dei gruppi CT e ALL (CTa e ALLa). La precisione nel riconoscere le emozioni per questi due gruppi è migliore rispetto ai gruppi "completi" CT e ALL, anche se, comunque, inferiore rispetto a quella dei parkinsoniani. Questo risultato può essere prova del fatto che i giovani presentano una maggior capacità rielaborativa di quello che percepiscono sensorialmente rispetto agli anziani: mentre i giovani, infatti, sono inclini ad applicare il filtro della curiosità e a dare un'interpretazione personale al mondo che li circonda per poi farne esperienza, gli anziani, invece, sono solitamente più sprovvisti di questa tendenza analitica e, quindi, indifesi di fronte a quello che vedono.

7 Bibliografia

- [1] Soizic Argaud PhD, Marc Vèrin PU-PH, Paul Sauleau MCU-PH, Didier Grandjean PhD. Facial emotion recognition in Parkinson's disease: a review and new hypotheses. 23 February 2018.
- [2] G.E. Alexander and M.D. Crutcher. Functional architecture of basal ganglia circuits: neural substrates of parallel processing. *Trends in Neurosciences*, vol 13, no 7, pp 266-271, 1990.
- [3] Epidemiology of Parkinson's disease. De Lau LM, Breteler MM. *Lancet Neurol* (2006); Epidemiology of Parkinson's disease.
- [4] Alves G, Forsaa EB, Pedersen KF, Gjerstad MD, Larsen JP (2008). Epidemiology of Parkinson's disease.
- [5] Update in the epidemiology of Parkinson's disease. Elbaz A, Moisan F. *Curr Opin Neurol*. 2008 Aug; 21(4): 454-60.
- [6] Rodriguez-Oroz MC, Jahanshahi M, Krack P, Litvan I, Macias R, Bezard E, Obeso JA 2009. Initial Clinical Manifestations of Parkinson's disease. Feature and pathophysiological mechanisms. *Lancet Neurol* 8: 1128-1139.
- [7] Edwards M, Quinn N, Bhatia K 2008a. Parkinson's disease. In *Parkinson's disease and other movement disorders*, pp 17- 80. Oxford University Press, Oxford.
- [8] Rejinders J, SAM, Ehrt U, Weber WEJ, Aarsland D, Leentjens AFG. A systematic review of prevalence studies of depression in Parkinson's disease. *Mov Disord*. 2008; 23: 183-9.
- [9] Aarsland D, Tandberg E, Larsen JP, Cummings JL. Frequency of dementia in Parkinson disease. *Arch Neurol*. 1996; 53: 538-42.
- [10] Stacy, M Sleep disorders in Parkinson's disease: epidemiology and management. *Drugs Aging*. 2002; 19: 733-9.
- [11] Hughes, Daniel, Kilford, Lees, Accuracy of clinical diagnosis of idiopathic Parkinson's disease: a clinicopathologic study of 100 cases, 1992.
- [12] Parkinson Study Group. (2004). Levodopa and the progression of Parkinson's disease. *New England Journal of Medicine*, 351(24), 2498-2508.
- [13] Nyholm, D. (2012). Duodopa® treatment for advanced Parkinson's disease: a review of efficacy and safety. *Parkinsonism related disorders*, 18(8), 916-929.
- [14] Weintraub, D., Siderowf, A. D., Potenza, M. N., Goveas, J., Morales, K. H., Duda, J. E., ... Stern, M. B. (2006). Association of dopamine agonist use with impulse control disorders in Parkinson disease. *Archives of neurology*, 63(7), 969-973.
- [16] Rao, S. S., Hofmann, L. A., Shakil, A. (2006). Parkinson's disease: diagnosis and treatment. *American family physician*, 74(12), 2046-2054.
- [17] Metman, L. V., Del Dotto, P., Van Den Munckhof, P., Fang, J., Mouradian, M. M., Chase, T. N. (1998). Amantadine as treatment for dyskinesias and motor fluctuations in Parkinson's disease. *Neurology*, 50(5), 1323-1326.
- [19] Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, 39(6), 1161. [20] Beck, A. T., Steer, R. A., Brown, G. K. (1996). Beck depression inventory (BDI-II). Pearson.

- [21] Kurlowicz, L., Wallace, M. (1999). The mini-mental state examination (MMSE). *Journal of gerontological nursing*, 25(5), 8-9.
- [22] Am, Y. J. A. S., Young, J. A. (1979). Autonomic Nervous System Activity Distinguishes Among Emotions. *Young*, 66, 470.
- [23] Shallice, T. (1982). Specific impairments of planning. *Philosophical Transactions of the Royal society of London. Series B, Biological Sciences*. 298(1089): 199-209.
- [24] Timed Up and Go (TUG) Test. Household and Neighborhood Safety, Mobility. Catherine L. Lysack, in *Handbook of Assessment in Clinical Gerontology (Second Edition)*, 2010.
- [25] Enright, P. L. (2003). The six-minute walk test. *Respiratory care*, 48(8), 783-785.
- [26] Bradley, M. M., Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of behavior therapy and experimental psychiatry*, 25(1), 49-59.
- [27] el Kalioubi R. Pickard R. W. (December 12, 2009). *Affectiva*. <https://www.affectiva.com>. Estratto il 20 marzo 2020 da <https://www.affectiva.com/how/how-it-works/>
- [28] Russell, S., Norvig, P. (2002) *Artificial intelligence: a modern approach*.
- [29] Pal, S. K., Mitra, S. (1992). Multilayer perceptron, fuzzy sets, classification.
- [30] Townsend, J. T. (1971). Theoretical analysis of an alphabetic confusion matrix. *Perception Psychophysics*, 9(1), 40-50.
- [31] Miriana Rossetti (2018) Study and analysis of emotions recognitions techniques in patients with Parkinson's disease.

8 Ringraziamenti

Ingegneria non è una facoltà facile, è risaputo, e necessita di tanto studio, impegno, sacrificio e perseveranza. Non tutti sanno, però, che la forza che permette di esprimere tutte queste qualità nasce, soprattutto, dall'ambiente che ci circonda. In questo percorso ho avuto l'immensa fortuna di avere accanto a me persone che hanno saputo rendere più dolci le salite, meno rovinose le cadute e gioire con me di ogni piccolo, ma importante traguardo. Il primo pensiero va a mia mamma Cinzia, mio papà Mario e mia sorella Serena, che mi hanno sopportato ogni giorno nei momenti di ansia e di sconforto, riuscendo sempre ad affievolire le mie paure e ad affrontare le difficoltà con il giusto animo, senza prendere tutto troppo sul serio. Un immenso *Grazie* anche a nonno Alberto e a nonna Pasquina, da sempre i miei fan numero uno, e a nonno Enio e a nonna Luisa, che sento sempre vicini e che sono qui anche oggi, in questo giorno speciale. Non posso non ringraziare anche tutto il resto della mia grande famiglia, a partire dai miei zii, Gino, Luca e Cristiana, i miei cugini, Marco e Sara, la mia fidanzata, Benedetta, e tutti coloro che mi hanno accompagnato in questi anni. Durante questo percorso di tirocinio e tesi ho avuto il piacere di collaborare con professori, ricercatori e professionisti di primo livello, ma, in primo luogo, con bravissime persone. In particolare, *Grazie* al prof. Luca Spalazzi, il primo che ha creduto in me e nel contributo che potessi dare a questo importante progetto di ricerca e che mi ha seguito da vicino per tutti questi mesi. Ringrazio, infine, anche la prof.ssa e ricercatrice Lucia Pepa e la dottoressa Marianna Capecci che con la loro continua disponibilità, comprensione e dolcezza mi hanno pazientemente aiutato in tutto questo percorso di tirocinio e tesi.

Grazie.