



# UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

Dipartimento di Psicologia Generale, DPG

Corso di Laurea Triennale in Scienze psicologiche cognitive e  
psicobiologiche

Tesi di Laurea

## *Predictive Processing - un insight attraverso lo studio dei correlati elettrofisiologici della cognizione sociale e delle emozioni*

Electrophysiological correlates of social cognition and emotions during a visual  
mismatch task - a predictive processing view

*Relatore*

**Prof.ssa Cristina Scarpazza**  
Dipartimento di Psicologia Generale

*Laureanda*

**Isabella Furlan**  
Matricola - 2045417

**Anno Accademico 2022/2023**



## **Abstract**

The thesis project investigates the electrophysiological correlates of emotions and social cognition in healthy participants, based on the theoretical framework of Predictive Processing. The participants were recruited for HD-EEG acquisition both at rest and during the performance of a Visual Mismatch Negativity task, an event-related potential elicited by the appearance of deviant stimuli among standard stimuli. In particular, faces with a neutral emotional condition represent the standard stimuli, while the deviant ones are made up of faces expressing emotions (happiness or fear) and faces of the opposite gender of the standard stimuli. This allows to investigate the modulation of vMMN dictated by the different valence of the stimuli. The duration of the experiment is 35 minutes (5 minutes of resting state and 30 of vMMN). The aim is to investigate the role that prediction processes play in social cognition skills, particularly in the emotion processing, also investigating how the neural signal responds to the violation of expected patterns and which networks are recruited in order to update the predictions violated. The results obtained will also be used to study social cognition in neurological patients, who often show deficits in this ability in everyday life.



# Indice

<b>1. Introduzione</b> .....	<b>1</b>
1.1 Predictive Processing: cos'è? .....	1
1.2 Predictive Processing e cognizione sociale .....	4
1.3 Riconoscimento delle emozioni e apprendimento implicito .....	5
1.4 Domanda di ricerca e ipotesi sperimentale .....	6
<b>2. Materiali e metodi</b> .....	<b>7</b>
2.1 Partecipanti .....	7
2.2 Stimoli e procedura .....	7
2.3 Registrazione EEG e pre-processing .....	9
2.4 Analisi .....	10
<b>3. Risultati</b> .....	<b>13</b>
3.1 Performance comportamentale .....	13
3.2 Potenziali evento-relati .....	13
<b>4. Discussione</b> .....	<b>17</b>
4.1 Effetti della Visual Mismatch Negativity .....	17
4.2 Limiti .....	20
4.3 Direzioni future .....	20
<b>Bibliografia</b> .....	<b>23</b>



## *1. INTRODUZIONE*

Il rapporto tra percezione e conoscenza è sempre stato un tema ampiamente discusso ed analizzato da diversi filosofi e pensatori. Per l'oggettivismo filosofico degli antichi, per esempio, la percezione, seppur vista come un vincolo naturale, era considerata l'unica via maestra alla comprensione della realtà conoscibile. Con la filosofia moderna invece, questa visione si convertì in una sensibilità umana definita come costretta a ricevere le percezioni passivamente senza la possibilità di poter accedere al mondo esterno in modo diretto. Tuttavia, questa natura interpretativa dei fenomeni percettivi non è stata necessariamente qualcosa di negativo. Da Helmholtz (1860) infatti, medico e fisiologo tedesco, giunse la prima proposta della percezione come risultato di un processo inferenziale, in cui gli stimoli vengono interpretati anche sulla base delle nostre esperienze passate.

Ad oggi, vari modelli si propongono di spiegare il funzionamento dell'elaborazione sensoriale, prediligendo modelli tradizionali come il modello Feedforward (DiCarlo et al., 2012). Negli ultimi anni però, è stato preso in considerazione un nuovo quadro teorico secondo cui il cervello costruisce un modello interno del mondo assemblando modelli generativi delle cause alla base degli eventi sensoriali (de Lange et al., 2018; Clark A., 2013). La concezione della percezione come attiva elaborazione degli stimoli infatti è una delle proprietà chiave dei modelli del Predictive Processing, un recente quadro teorico di rilievo nei campi delle scienze cognitive, delle neuroscienze computazionali e dell'apprendimento automatico.

### **1.1 Predictive Processing: cos'è?**

Come precedentemente anticipato, il Predictive Processing (PP) è un framework teorico computazionale secondo il quale il cervello tenta di rendere prevedibile l'ambiente esterno creando dei modelli generativi previsionali, continuamente confrontati con gli input sensoriali.

Nella letteratura, il Predictive Coding viene spesso erroneamente equiparato al PP, il quale invece è una versione più elementare di quest'ultimo (Hohwy, 2020). Partendo però da un'analisi di un sistema di Predictive Coding, sarà più facile poi comprendere un sistema di Predictive Processing.

Un sistema di Predictive Coding si basa su un modello interno delle cause nascoste degli input sensoriali, dedotto sia dagli input ricevuti che sulla base delle conoscenze pregresse del modello. Il sistema formula infatti delle ipotesi su quali cause generino un input, per poter così prevedere in futuro le cause dei nuovi input sensoriali. Queste previsioni generate vengono inviate al modello interno del sistema per poter essere confrontate con gli input in arrivo. La differenza tra questi, detta *errore di previsione*, viene poi rimandata ai nodi superiori del sistema per un'ulteriore elaborazione e per fornire informazioni sulla qualità della predizione. Questo permette un aggiornamento del modello e la creazione di nuove predizioni più accurate. È necessario però che questo sistema impieghi un'inferenza percettiva ottimale e graduale delle cause nascoste, ovvero che sia conforme alla regola di Bayes. Per fare ciò, viene utilizzato un peso per l'errore di previsione, ovvero un *tasso di apprendimento* che si basa sulla *precisione* (l'inverso della varianza) e che permette così all'inferenza di fidarsi dell'apprendimento già avvenuto e di ignorare nuove prove imprecise. Un sistema che lavora nel mondo reale, e dunque in un ambiente dinamico, ha bisogno di un tasso di apprendimento variabile che permetta delle previsioni sensibili al contesto: questo è possibile grazie ad un'*ottimizzazione* della precisione e ad un modello interno gerarchico, in modo tale che il peso degli errori di previsione di un determinato livello possa essere modulato dalle regolarità apprese in diversi intervalli spazio-temporali.

Abbiamo a questo punto una codifica predittiva gerarchica e ponderata per la precisione, condizioni necessarie per una *minimizzazione dell'errore* di predizione e il conseguente avvicinamento all'inferenza bayesiana. In questo tipo di codifica infatti, man mano che il modello interno diventa sempre più accurato, gli errori di previsione tendono a diminuire. Questo passaggio è fondamentale in quanto è più facile concepire sistemi biologicamente plausibili che riducono al minimo l'errore di previsione e che quindi approssimano l'apprendimento Bayesiano, piuttosto che sistemi in grado di impegnarsi in un'inferenza bayesiana esatta. Inoltre, sistemi che riescono a minimizzare l'errore hanno bisogno solo dell'accesso al loro modello e all'input sensoriale, ovviando così al problema della percezione. Questo problema, che postula che molte cause diverse possono condurre ad uno stesso effetto sensoriale e che una causa può avere molti effetti sensoriali diversi, è facilmente risolvibile da un sistema PP in grado di fare inferenza percettiva non supervisionata, esattamente come il sistema appena descritto.



A differenza del Predictive Coding di base però, il Predictive Processing si concentra su sistemi più reali e mutevoli che utilizzano molti processi diversi atti alla riduzione al minimo degli errori di previsione in modo efficiente. Necessita dunque di una riduzione della complessità e della selezione dei modelli costante e continua, al variare di ogni nuova contingenza sensoriale o di accumuli di errori di previsione che richiedono una conseguente eliminazione o aggiunta di parametri al modello, o addirittura la selezione di un nuovo modello. Secondo Clark (2013) e Hohwy (2013) infatti, la minimizzazione dell'errore in un sistema PP è ottenuta attraverso un'inferenza più attiva, ovvero l'azione. Il sistema utilizza delle sequenze di stati di controllo sensomotorio concreti, dette politiche, che permettono di campionare selettivamente le sensazioni per ridurre l'incertezza e ottenere stati desiderati. Agendo sull'ambiente infatti, possiamo testare come le nostre azioni influenzino il nostro input sensoriale e verificare se e quanto questi si discostano dalle nostre previsioni interne. È importante perché, in molti casi, l'input sensoriale disponibile passivamente potrebbe non essere sufficiente per dedurre quale sia lo stimolo.

Il PP non presuppone tuttavia che l'attività cerebrale includa solo previsioni ed errori di previsione. A riguardo, il PP ha due declinazioni di prospettive diverse (Hohwy, 2020). Una forma pluralistica del PP, sostenuta da Clark (2013, 2016), in cui domini diversi di elaborazione percettiva e cognitiva richiedono soluzioni di PP molto diverse, adattate al compito percettivo o cognitivo particolare. Una seconda visione invece, più unificante e riduttiva, è il principio dell'energia libera (FEP; Friston, 2010). Le formulazioni dell'energia libera hanno origine nella fisica statistica e sono state introdotte nella letteratura sull'apprendimento automatico da diversi studiosi (Neal & Hinton, 1998; Hinton & Zemel, 1994). Trasportando nel dominio cognitivo il concetto di energia libera termodinamica, ovvero la misura di energia disponibile per compiere lavoro utile, questo rappresenta la differenza tra il modello interno del mondo e il mondo stesso. Migliore è la corrispondenza, più bassa sarà l'energia libera, in quanto questa sarà utilizzata per un lavoro efficace e corretta nella rappresentazione del mondo. Buoni modelli, dunque, riducono gli errori di previsione, e di conseguenza la sorpresa, aiutando a mantenere una struttura e un'organizzazione ideale e a resistere all'aumento dell'entropia del sistema. Con questa visione i problemi di inferenza percettiva e di apprendimento della relazione

tra input e causa, possono essere risolti utilizzando esattamente lo stesso principio dell'energia libera nel cervello. Le risposte corticali possono essere viste come il tentativo del cervello di minimizzare l'energia libera indotta da uno stimolo e quindi codificare la causa più probabile di tale stimolo. Allo stesso modo, l'apprendimento emerge dai cambiamenti nell'efficacia sinaptica che cercano di minimizzare l'energia libera. Con questa nuova visione più ampia e unificativa, Friston (2009; 2010) suggerisce che questo principio, applicato a vari elementi del funzionamento neurale, porta alla creazione di schemi interni efficienti e rivela la ragione profonda dietro i legami tra percezione, inferenza, memoria, attenzione e azione. Suggerisce che la percezione, la cognizione e l'azione siano profondamente unificate e continue, offrendo anche una plausibilità biologica e fedele all'inferenza bayesiana.

## **1.2 Predictive Processing e cognizione sociale**

Tra le abilità di cognizione sociale, intese come l'abilità di percepire, interpretare, generare una risposta alle intenzioni, emozioni e comportamenti altrui (Bora et al., 2016; Frith & Frith, 2012; Machado et al., 2021; Wang & Olson, 2018), si annoverano la teoria della mente (ToM), il riconoscimento delle emozioni, le abilità pragmatiche o, più in generale, i processi predittivi delle azioni e intenzioni dell'altro. Ci sono infatti numerosi studi che tentano di inquadrare la cognizione sociale all'interno del framework del Predictive Processing (Frith & Frith, 2012; Frosch et al., 2022).

Frith & Frith (2012), studiando i meccanismi alla base della cognizione sociale, spiegano come gli animali sociali, inclusi anche gli esseri umani, condividano una serie di meccanismi sociali automatici ed impliciti, che permettono l'apprendimento per osservazione. L'apprendimento *dagli* altri include l'imitazione delle azioni e la riflessione delle emozioni, ma per le interazioni sociali è cruciale anche l'apprendimento *degli* altri, come la loro appartenenza a un gruppo o la loro reputazione che possono influenzare la fiducia. Questo secondo tipo di apprendimento, detto *mentalizing* esplicito, sembra essere unico degli esseri umani (Apperly & Butterfill, 2009) ed è un processo meta-cognitivo che permette un miglior apprendimento dei contesti e di se stessi attraverso l'auto-monitoraggio e la riflessione. I processi meta-cognitivi possono anche esercitare il controllo sul comportamento automatico, ad esempio quando i guadagni a breve termine si oppongono agli obiettivi a lungo termine o quando interessi egoistici e prosociali si

scontrano. Questi processi sembrano essere anche alla base della capacità di condividere esplicitamente esperienze con altri agenti e sono fondamentali per aumentare l'accuratezza dei modelli del mondo che costruiamo. Per una previsione accurata inoltre è necessario il monitoraggio delle intenzioni, dei desideri e delle credenze degli altri. In questo hanno un ruolo fondamentale anche le emozioni, il cui riconoscimento sembra proprio essere il risultato del compromesso tra le aspettative e gli input sensoriali che plasmano dinamicamente tali aspettative tramite l'integrazione di errori di previsione (Pereira et al., 2019).

### **1.3 Riconoscimento delle emozioni e apprendimento implicito**

Le emozioni facciali esprimono i nostri stati interni e sono fondamentali nelle interazioni sociali. Diversi studi hanno dimostrato come il cervello umano sia in grado di rilevare minimi cambiamenti visivi anche quando non sono al centro dell'attenzione e in particolar modo quando violano aspettative automatiche, non cosce e fondate su esperienze ripetute (Müller et al., 2013). L'utilizzo di un compito di Visual Mismatch Negativity (vMMN), ossia un potenziale evento-relato (ERP) elicitato dalla discordanza tra stimoli standard e stimoli devianti, permette di indagare al meglio la rilevazione automatica di questi cambiamenti. La vMMN può essere analizzata ed indotta in vari ambiti di applicazione, come per esempio da devianze nel colore (Czigler et al., 2002) o nel movimento (Pazo-Alvarez et al., 2004), ma anche da stimoli complessi e socialmente rilevanti come le emozioni facciali (Stefanics et al., 2012; Fujimura & Okanoya, 2013). In particolare per lo studio del riconoscimento delle emozioni, sono molto rilevanti gli studi ERP con volti emotivi di Kimura e collaboratori (2012) e Stefanics e collaboratori (2012). In questi lavori è stato identificato un effetto chiamato "*negativity bias*", secondo cui un volto a valenza negativa viene elaborato più velocemente rispetto ad un volto a valenza positiva. Quest'anticipazione dell'onset della vMMN alla vista di emozioni a valenza negativa rispetto a quelle a valenza positiva suggerisce quindi una differenza di impatto sui meccanismi di elaborazione delle emozioni a seconda della salienza di queste. Attraverso l'utilizzo di questo paradigma dunque è possibile indagare i processi di estrazione di regolarità statistiche insite nelle caratteristiche di molti eventi quotidiani e ambientali.

#### **1.4 Domanda di ricerca e ipotesi sperimentale**

Nella letteratura attuale, tuttavia, pochi studi hanno implementato il paradigma di vMMN con volti emotivi, e quelli che lo hanno fatto hanno implementato diverse varianti di esso. La variabilità dei risultati, dunque, potrebbe essere spiegata da vari effetti confondenti come i processi attentivi, i contrasti tra condizioni in assenza di una baseline appropriata, la rilevazione di risposte relate a differenze nelle proprietà percettive degli stimoli o l'effetto indagato.

Il presente studio si propone di implementare un paradigma di vMMN, inquadrandolo all'interno del framework del PP, per oltrepassare le problematiche di quanto precedentemente fatto in letteratura, attraverso un'attenta analisi dei risultati e dei loro limiti, e seguendo le linee guida proposte da alcuni studi metodologici (e.g., Stefanics et al., 2014).

L'obiettivo è quello di investigare il ruolo che i processi di predizione ricoprono nelle abilità di cognizione sociale, in particolare per quanto riguarda l'elaborazione delle emozioni. Adoperando un compito a basso carico cognitivo, verranno indagati i segnali neurali in risposta alla violazione dei pattern attesi e per l'aggiornamento delle previsioni violate.

## 2. MATERIALI E METODI

### 2.1 Partecipanti

La dimensione campionaria finale è stata determinata a priori mediante il software G\*Power (Faul et al., 2007) per rilevare un piccolo effetto ( $f$  di Cohen = 0,25), con una potenza di 0.80 ( $\alpha$  = 0.05) con disegno ANOVA a misure ripetute entro soggetti. Tale analisi suggerisce un campione di 28 soggetti (in linea con studi precedenti su vMMN in popolazioni sane che suggeriscono un effetto medio con 20 partecipanti: Chen et al., 2020; Kimura et al., 2012).

Per la registrazione dei potenziali evento-relati (ERP) è stata pertanto registrata l'attività elettroencefalografica continua (EEG) su un campione di 31 partecipanti sani, da cui sono stati esclusi i dati di due partecipanti a causa di un malfunzionamento della strumentazione ed eccessivi artefatti, rispettivamente. Il campione finale, dunque, comprende 29 soggetti: 10 maschi e 19 femmine con un'età media di 25 anni e una deviazione standard di 2.7 anni. Tutti i partecipanti erano giovani adulti sani con una visione normale o corretta. I dati qui riportati fanno riferimento ad un sottocampione di 20 partecipanti.

Il protocollo sperimentale è stato approvato dal comitato etico locale e segue le linee guida della dichiarazione di Helsinki. Tutti i partecipanti inoltre hanno fornito il loro consenso informato in seguito della spiegazione completa dell'esperimento.

### 2.2 Stimoli e procedura

Gli stimoli presentati durante l'esperimento erano costituiti da fotografie a colori di 10 modelli, 5 maschi e 5 femmine, selezionati dal Chicago Face Database (Debbie S Ma, Joshua Correll e Bernd Wittenbrink, 2015).

Ogni schermata di stimolazione (d'ora in poi trial) conteneva quattro immagini di individui diversi che esprimevano la stessa emozione facciale, disposte attorno ad una croce di fissazione nella parte superiore sinistra e destra e nella parte inferiore sinistra e destra del monitor. Venivano presentate su uno sfondo grigio scuro ad una distanza di visione di 0,5 m e ciascun volto aveva un angolo visivo di  $5,6^\circ$  in orizzontale e  $7,7^\circ$  in verticale. La durata del trial era di 250 ms, mentre l'Intervallo Inter-Trial (ITI) variava

casualmente assumendo qualsiasi possibile valore compreso tra 1000 e 1200 ms. Nella Figura 1 è illustrato un esempio del paradigma sperimentale.

Il task è stato suddiviso in 3 blocchi sperimentali di identica durata (10 minuti ciascuno), al fine di controllare l'affaticamento dei partecipanti. La durata totale di registrazione era di circa 35 minuti. Gli stimoli utilizzati appartenevano a quattro diverse categorie: volto maschile – emozione neutra, volto maschile – emozione a valenza positiva, volto maschile – emozione a valenza negativa, volto femminile – emozione neutra. La categoria “volto maschile – emozione neutra” costituiva la condizione standard, mentre le tre restanti categorie costituivano tre differenti condizioni devianti. In particolare, poiché l'errore di predizione viene elicitato da una specifica feature ricorrente dello stimolo per il quale il sistema cognitivo genera un modello interno, la categoria “volto femminile – emozione neutra” costituiva in realtà una condizione di controllo percettivamente identica alla condizione standard. Per ciascun blocco sperimentale gli stimoli standard e gli stimoli devianti venivano presentati con frequenza diversa. Nello specifico, ciascun blocco comprendeva l'85% degli stimoli appartenenti alla condizione standard e il restante 15% appartenenti alle condizioni devianti (5% per ognuna delle tre tipologie di categorie devianti). Complessivamente sono stati presentati 225 trial devianti e 1275 trial standard.

L'ordine di presentazione delle immagini degli individui è stato randomizzato con la restrizione che l'immagine della stessa persona non venisse presentata in successione e che due trial devianti fossero intervallati da almeno tre trial standard. Inoltre, nessun blocco poteva iniziare o finire con trial devianti.

Il compito esplicito dei partecipanti consisteva nel premere rapidamente la barra spaziatrice in risposta ai cambiamenti della croce di fissazione con conseguente registrazione del tempo di reazione. Ai soggetti è stato chiesto infatti di rilevare cambiamenti imprevedibili nella lunghezza delle linee orizzontali e verticali della croce bianca presentata al centro del campo visivo. Di tanto in tanto, la croce diventava più larga o più lunga, con una frequenza media di 6 cambiamenti al minuto (deviazione standard  $\pm 2$  s).

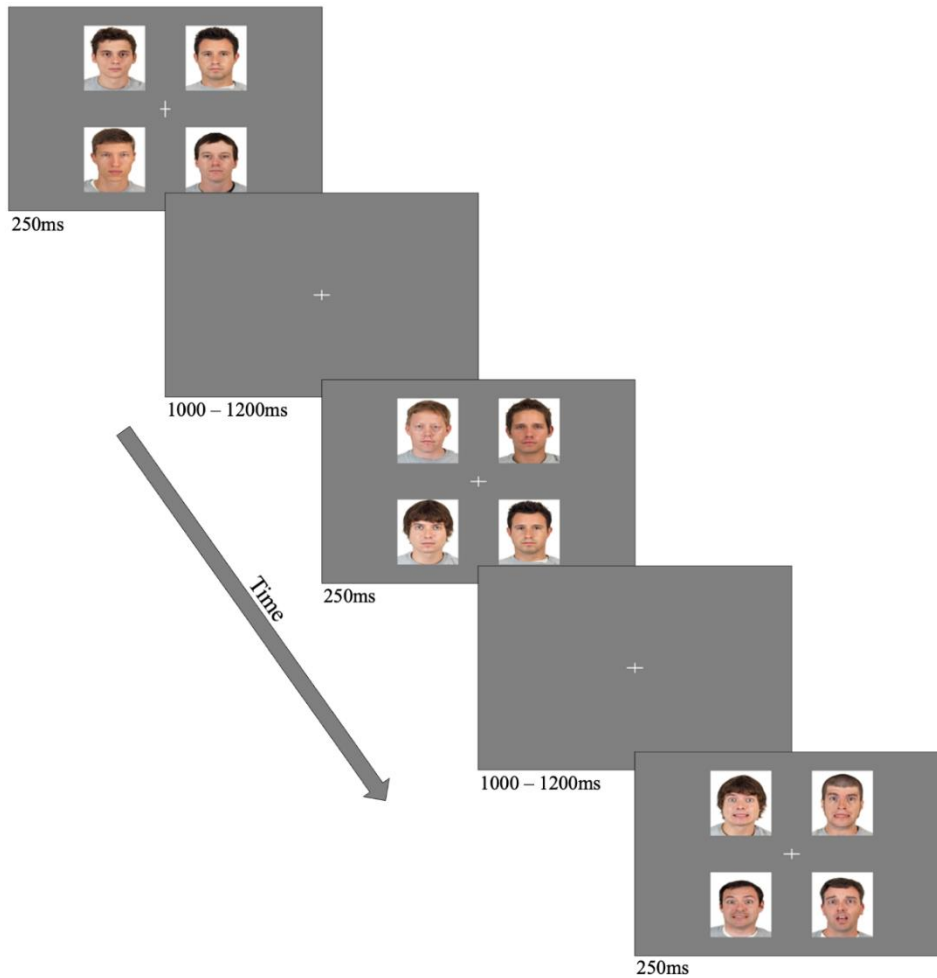


Figura 1

### 2.3 Registrazione EEG e pre-processing

L'EEG è stato registrato con un sistema actiCAP di Brain Products da 128 elettrodi attivi Ag/AgCl, posizionati secondo il sistema di localizzazione internazionale esteso 10-20. Durante l'esperimento, l'impedenza degli elettrodi è stata mantenuta al di sotto dei 5k $\Omega$  e il segnale è stato amplificato e digitalizzato a una frequenza di campionamento di 1000 Hz. Prima del task è stato registrato un resting state di 5 minuti, non analizzato però in questo studio.

Il pre-processing e le analisi dei dati sono stati eseguiti utilizzando il software Brainstorm per l'ambiente MATLAB (Tadel, Baillet, Mosher, Pantazis e Leahy, 2011; Tadel et al., 2019) e il pacchetto erpR per l'ambiente software R (R Core Team, 2023).

Innanzitutto, è stato fatto un resample per portare la frequenza di campionamento a 500Hz e poi applicato un filtro passa-banda tra i 0.1 Hz e i 100 Hz ai dati grezzi. I canali estremamente rumorosi o piatti sono stati segnalati come "bad" e poi esclusi, senza eseguire un'interpolazione dei canali eliminati. Anche i segmenti con artefatti muscolari estremi sono stati segnalati come "bad".

Successivamente, è stata effettuata l'Analisi delle Componenti Indipendenti (ICA), con una stima di 40 componenti, per rilevare e rimuovere componenti di artefatti con serie temporali e topografie note come blink e saccadi. Il tracciato continuo è stato diviso in epoche di 2.5 secondi (da -1 a 1.5 secondi) attorno all'onset del trial. È stata poi eseguita una baseline correction da -200ms a 0ms, prima di effettuare la trial rejection manuale. I trial che occorrevano entro un intervallo di 80 ms dopo un evento target (cambiamento della croce di fissazione) sono stati automaticamente esclusi dall'analisi, così come le epoche con valori potenziali superiori a  $\pm 100 \mu\text{V}$  su qualsiasi canale EEG. A concludere, sono state estratte le medie per ogni categoria di stimolo per ogni soggetto, sulle quali è stato applicato un ulteriore filtro passa-banda a 0.1-45Hz.

## 2.4 Analisi

Per ciascuna categoria e per ciascun soggetto è stato calcolato il differenziale d'onda sottraendo gli ERP delle condizioni standard dagli ERP delle condizioni devianti. L'ispezione visiva delle mappe topografiche dei differenziali d'onda ha permesso di individuare negatività più ampie per le condizioni devianti a valenza emotiva rispetto alla condizione standard in siti temporo-parietali e parieto-occipitali negli intervalli di 220-280 ms e 300-360 ms, e positività più ampie nelle stesse finestre temporali per la condizione di controllo rispetto alla condizione standard. Sulla base di tali topografie, pertanto, sono state definite quattro Regioni di Interesse (ROI) (clusters di elettrodi): temporo-parietale sinistra (TP9, TPP9h, P9), parieto-occipitale sinistra (P7, PPO9h, PO7, PO9, POO9h, I2), temporo-parietale destra (TP10, TPP10h, P10), parieto-occipitale destra (P8, PPO10h, PO8, PO10, POO10h, I2). Un'ulteriore ROI parieto-occipitale centrale (Pz, PPO1h, PPO2h, Oz) è stata selezionata a priori. I cluster di canali selezionati per le analisi sono contrassegnati in bianco nella Figura 2, che mostra il differenziale d'onda tra categorie a 240 ms dall'onset del trial. La Figura 3 mostra invece il



differenziale d'onda a 340 ms dall'onset del trial. L'effetto del tipo di categoria sulle risposte evocate è stato testato nelle due finestre temporali tramite un'analisi della varianza a due vie (two-way ANOVA) con i fattori CATEGORIA (Maschio\_Neutra, Maschio\_Felicità, Maschio\_Paura, Femmina\_Neutra)  $\times$  ROI. Le interazioni significative sono state successivamente investigate a mezzo di analisi post-hoc tramite paired t-test corretti per False Discovery Rate (FDR).

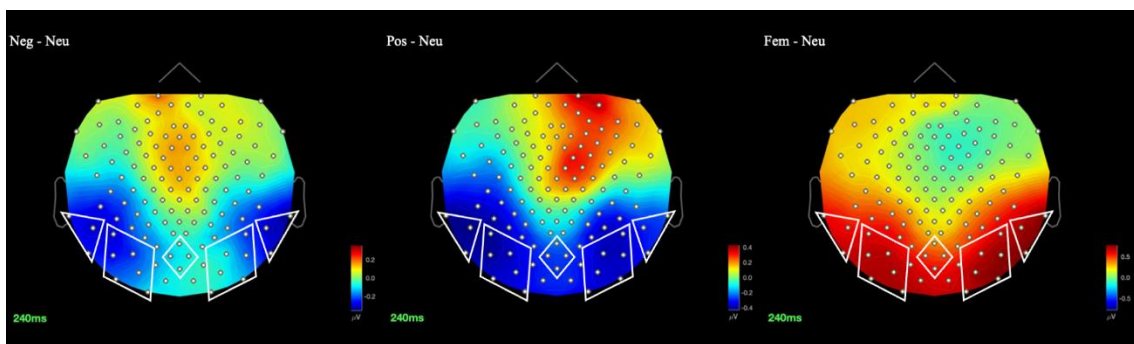


Figura 2

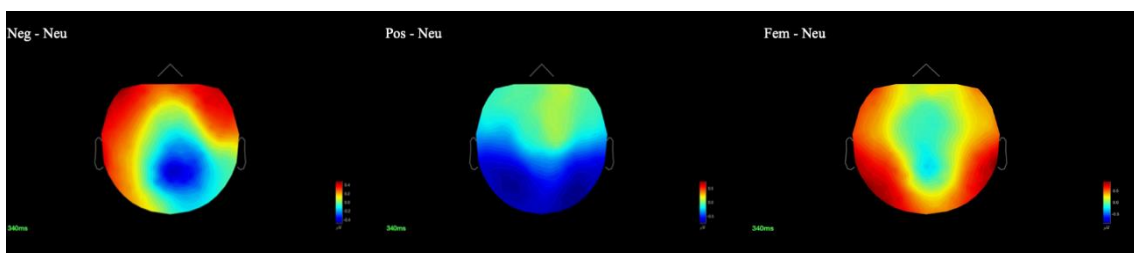


Figura 3



### 3. *RISULTATI*

#### **3.1 Performance comportamentale**

Sono stati calcolati i tempi di reazione e l'Hit Rate per i cambi nella croce di fissazione, oltre al False Alarm Rate. La media dei tempi di reazione è stata di 413 ms (DS= 78) e l'Hit Rate è stato superiore al 96%. Il False Alarm Rate è stato calcolato come il rapporto tra le pressioni della barra spaziatrice che non sono state precedute da un cambio della croce entro un intervallo di 2000 ms prima dell'evento e il numero effettivo di cambi della croce. La media del False Alarm Rate è stata dell'1% (DS = 0.96).

#### **3.2 Potenziali evento-relati**

La Figura 4 mostra il Grand Average delle quattro categorie sul canale POz. Tutte le categorie di stimoli hanno elicitato i canonici ERP in risposta a stimoli visivi costituiti da volti: P100, N170, P200, P300. Nell'intervallo temporale compreso tra 220 ms e 280 ms, è stata osservata una deflessione negativa dei differenziali d'onda 'deviante meno standard' nelle regioni temporo-parietali e parieto-occipitali, sia per le categorie devianti a valenza emotiva che per la condizione di controllo. Lo stesso pattern si è ripetuto anche nell'intervallo tra 300 ms e 360 ms, ad eccezione del differenziale d'onda ottenuto sottraendo la condizione standard dalla categoria deviante a valenza positiva, che ha mostrato negatività più elevate in un sito centrale parieto-occipitale.

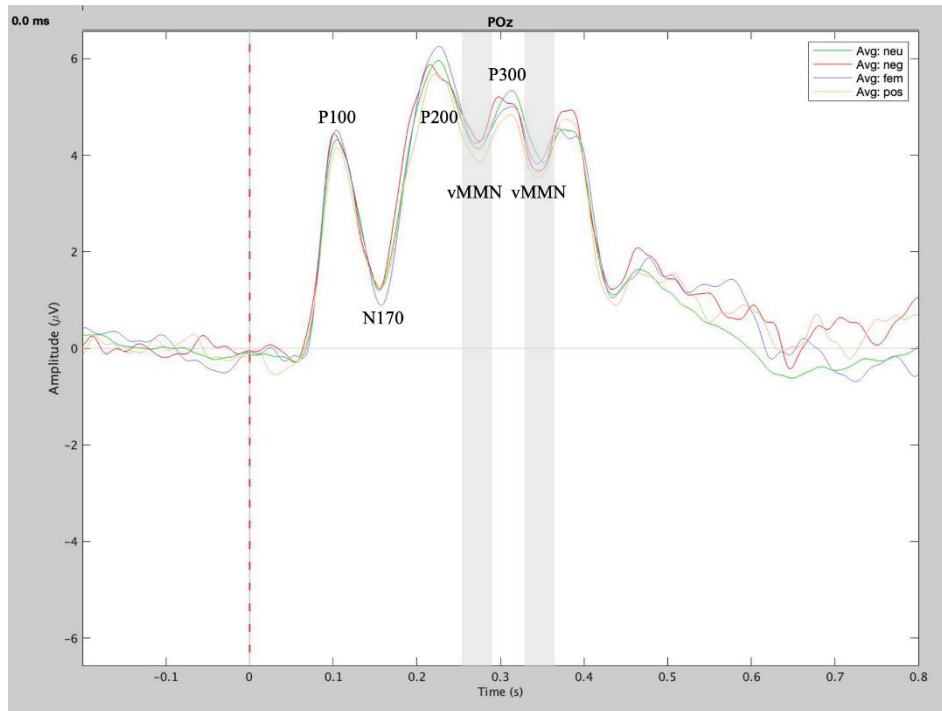


Figura 4

Un'analisi ANOVA a due vie per misure ripetute dei fattori CATEGORIA  $\times$  ROI nell'intervallo temporale iniziale ha prodotto un effetto principale significativo per entrambi i fattori e la loro interazione (Figura 5, Tabella 1). I test post-hoc tramite paired t-test, corretti per il False Discovery Rate ad un  $p = 0.05$ , hanno mostrato incrementi statisticamente significativi delle negatività per la categoria a valenza negativa rispetto alla condizione standard in entrambi i siti di sinistra, e aumenti delle positività per la condizione di controllo rispetto alla condizione standard nei siti parieto-occipitali di sinistra e temporo-parietali di destra (Tabella 2).

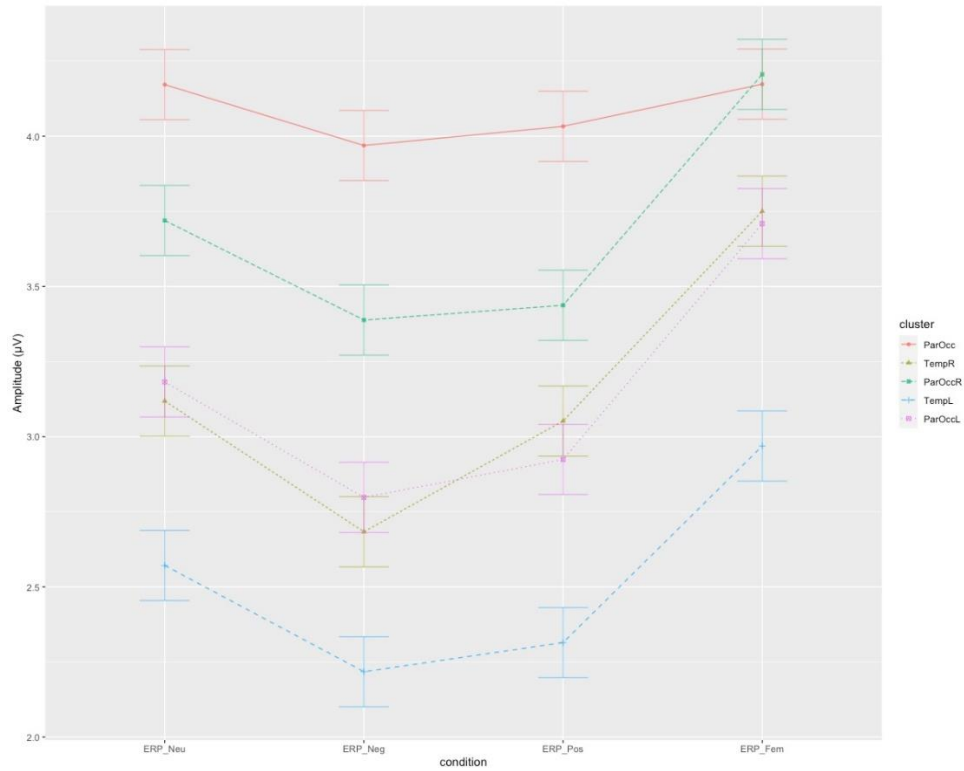


Figura 5

Effect	F value	P value	Sig	ges
Condition	3.308862	0.02	*	0.017
Cluster	4.827027	0.002	*	0.057
Condition:Cluster	3.223147	0.0003	*	0.003

Tabella 1

Contr	P value	T value	df	Mean 1	Mean 2	sig
Fem_ParOccL vs Neg_ParOccL	0.049	2.72710187	17	3.70903814	2.7977068	*
Fem_TempR vs Neg_TempR	0.026	3.24142147	17	3.75056495	2.68321471	*
Fem_TempR vs Neu_TempR	0.03	3.12404115	17	3.75056495	3.1184604	*
Neg_ParOccL vs Neu_ParOccL	0.04	-2.9344974	17	2.7977068	3.18213484	*
Neg_TempL vs Neu_TempL	0.037	-3.0006527	17	2.21745101	2.57122965	*

Tabella 2

Un'analisi ANOVA a due vie per misure ripetute dei fattori CATEGORIA  $\times$  ROI nell'intervallo temporale tardivo ha prodotto un effetto principale significativo per ROI e l'interazione dei fattori CATEGORIA:ROI (Figura 6, Tabella 3). I test post-hoc tramite paired t-test, corretti per il False Discovery Rate ad un  $p = 0.05$ , hanno mostrato incrementi statisticamente significativi delle negatività per la categoria a valenza negativa rispetto alla condizione standard nel sito parieto-occipitale centrale (Tabella 4).

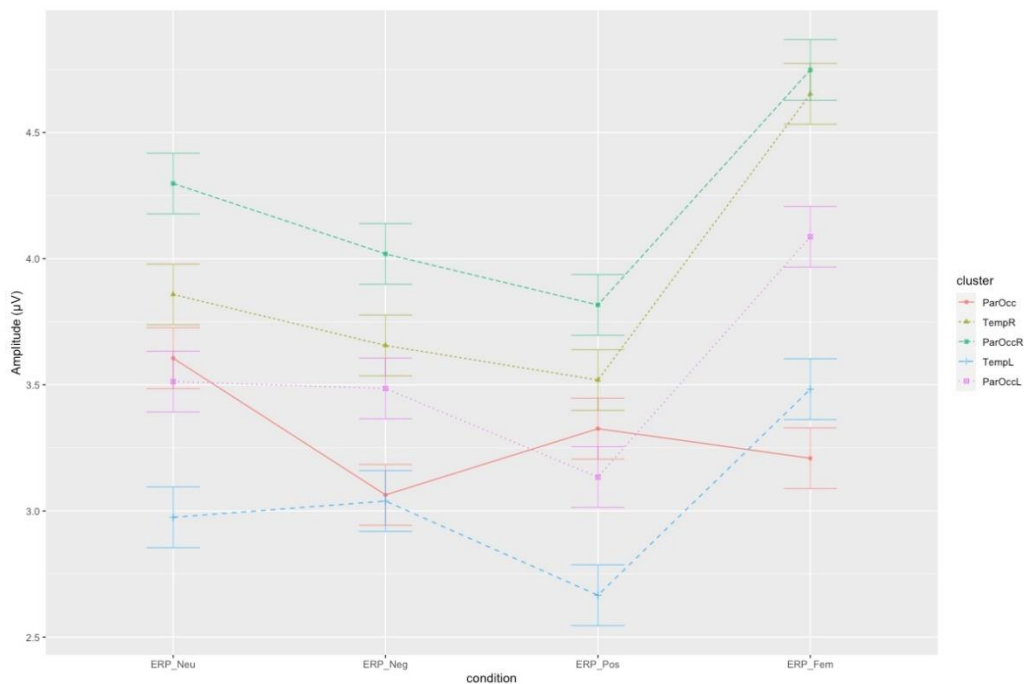


Figura 6

Effect	F value	P value	Sig	ges
Condition	2.431440	0.07		0.017
Cluster	4.559962	0.002	*	0.039
Condition:Cluster	7.609878	1.377605e-11	*	0.008

Tabella 3

Contr	P value	T value	df	Mean 1	Mean 2	sig
Neg_ParOcc vs Neu_ParOcc	0.04	-3.1099608	17	3.06373294	3.60553217	*

Tabella 4

#### 4. DISCUSSIONE

Per indagare i correlati ERP del processamento automatico delle emozioni facciali non attese, l'attività elettroencefalografica è stata registrata tramite un sistema EEG ad alta densità da 128 canali. Sono state presentate sequenze di stimoli ad alta percentuale di occorrenza, o standard, al fine di creare un'aspettativa inconscia nei partecipanti, incorporata nel sistema cognitivo nella forma di un modello interno, che è stata poi violata dagli stimoli probabilisticamente più rari, o devianti, la cui elaborazione genera un errore di predizione; ovverosia il parametro di aggiornamento utilizzato al fine di affinare la previsione probabilistica del modello interno. È stato dunque implementato un compito attivo che richiedeva ai partecipanti di concentrarsi sulla croce di fissazione al centro dello schermo e di rilevarne i cambiamenti randomizzati della dimensione. Attorno a questa, nella periferia del campo visivo, di volta in volta venivano presentati quattro volti che esprimevano la stessa emozione: neutra, a valenza positiva, a valenza negativa, più una condizione di controllo (Figura 1). La percentuale degli stimoli è stata modulata al fine di ottenere una condizione altamente probabile (condizione standard = volto maschile, emozione neutra; 85% degli stimoli totali) e tre condizioni rare (condizioni devianti = volto maschile – emozione a valenza positiva, volto maschile – emozione a valenza negativa; volto femminile – emozione neutra; 15% degli stimoli totali). Gli stimoli hanno elicitato gli ERP noti in risposta a stimoli visivi costituiti da volti: P100, N170, P200 e P300 (Figura 4), con un andamento e una topografia simile alle componenti ottenute negli studi disponibili in letteratura sul processamento facciale (Bentin et al., 1996) e sull'emozione facciale (Luo et al., 2010). Sono stati studiati poi i differenziali d'onda ottenuti dalla differenza tra ciascuna delle condizioni devianti e quella standard, al fine di investigare gli errori di previsione elicitati dagli stimoli devianti (Figura 2 e 3). Infine, sono stati analizzati due intervalli temporali di interesse e l'effetto prodotto dai fattori considerati (ROI e condizione dello stimolo) e dalla loro interazione (Figura 5 e 6).

##### **4.1 Effetti della Visual Mismatch Negativity**

Le negatività più ampie, così come ottenute dal computo dei differenziali d'onda per le categorie devianti sia a valenza negativa che positiva, rispetto alle risposte generate dagli stimoli standard e dalla condizione di controllo, sono state registrate a livello degli

elettrodi temporo-occipitali. L'inizio precoce di queste risposte è in linea con studi precedenti sulla rilevazione delle emozioni nel dominio visivo (Eimer e Holmes, 2001; Eimer e Holmes, 2007) e uditivo (Sauter e Eimer, 2010). Inoltre, le distribuzioni topografiche di queste risposte differenziali sono coerenti anche con i risultati di studi precedenti di neuroimaging funzionale in cui è stata indagata l'elaborazione delle emozioni facciali (Vuilleumier e Pourtois, 2007). Per quanto un'analisi dell'attività elettroencefalografica a livello dello scalpo non consenta di trarre inferenze su quali aree cerebrali abbiano generato il segnale, a seguito di un'analisi della letteratura disponibile si può supporre che un probabile candidato responsabile delle risposte ai cambiamenti inaspettati nella valenza emotiva dell'espressione facciale sia la Fusiform Face Area (FFA) nella corteccia temporale.

Per quel che concerne l'identificazione di maggiori positività, diversi studi in letteratura evidenziano l'osservazione di questo effetto a livello del Giro Fusiforme della corteccia temporale (Jeffreys, 1989, 1996; Schendan et al., 1998). Anche in questo studio sono state osservate maggiori positività, statisticamente significative, alle categorie devianti, precisamente per quel che concerne la condizione di controllo rispetto alla condizione standard, a 240ms (P200) e a 340ms (P300) dall'onset del trial. Pertanto, è possibile che, analogamente a studi precedenti in cui sono state identificate molteplici sorgenti di risposte specifiche per il volto, e sempre tenendo a mente le limitazioni in termini di inferenza delle analisi qui condotte, le sorgenti temporali laterali e fusiformi potrebbero aver contribuito alla risposta osservata nel presente studio. I risultati, integrati con la letteratura sulla stima delle sorgenti e sul dato fMRI, indicano che le aree visive posteriori, presumibilmente temporali, sono coinvolte nella registrazione del contenuto emotivo dei volti che appaiono al di fuori del focus visivo e li memorizzano come rappresentazioni predittive. Tuttavia, ulteriori studi sono necessari per determinare le fonti esatte dell'attività differenziale basata sulla probabilità osservata nello studio attuale.

I risultati sono anche in stretto accordo con le conclusioni degli studi precedenti sulla vMMN (Zhao e Li, 2006; Astikainen e Hietanen, 2009), che evidenziano due intervalli entro cui è possibile identificare la vMMN per le condizioni devianti, generalmente riscontrabili all'interno di una finestra temporale che si estende dai 150 ms ai 360 ms, nei cluster posteriori. Tuttavia, entrambi questi studi hanno utilizzato compiti uditivi per



distogliere l'attenzione dei partecipanti. Al fine di arginare possibili effetti spuri causati dalla multi-modalità degli stimoli e della loro elaborazione, lo studio qui presente ha impiegato un compito unimodale dal carico cognitivo relativamente basso.

Come mostrano i risultati di Haberman e Whitney (2007), gli osservatori estraggono rapidamente e automaticamente informazioni sull'emozione espressa dal volto. Il possibile meccanismo alla base dei risultati dello studio qui presentato potrebbe essere rappresentato dall'emergere di una rappresentazione di memoria emotiva automatica, in grado di registrare implicitamente il contenuto emotivo dei volti che appaiono nella periferia del campo visivo. Le mappe topografiche delle risposte vMMN per le categorie devianti a valenza emotiva appaiono simili, suggerendo un meccanismo corticale generale alla base della registrazione di cambiamenti improvvisi nelle espressioni emotive, indipendentemente dalla loro valenza.

I risultati sono coerenti con gli studi che mostrano come l'estrazione del contenuto emotivo dai volti è un processo veloce e automatico, che avviene già circa 100 ms dopo l'inizio dello stimolo. Risposte precoci sensibili al contenuto emotivo infatti sono state riportate da diversi studi.

Studi ERP sul corso temporale dell'elaborazione emotiva dei volti (Pizzagalli et al., 1999; Eimer e Holmes, 2001; Holmes et al., 2003) hanno riscontrato risposte sensibili ai volti con espressioni a valenza negativa già a 80-120 ms, e più in generale, in uno studio di Batty e Taylor (2003) gli ERP hanno mostrato effetti globali dovuti all'emozione già a 90 ms. Ancora, il contenuto emotivo sembra elicitarne picchi ERP precoci già a 85 ms nello studio di Eger et al. (2003) e a 100 ms in un altro studio di Luo et al. (2010). Uno studio di Streit et al. (2003), utilizzando MEG, ha riscontrato risposte elicitate da volti emotivi a partire da 100 ms, mentre un altro studio ancora in MEG di Hung et al. (2010) ha riscontrato risposte differenziali già a 100 ms per i volti a valenza negativa. Uno studio di Vlamings et al. (2009) che ha affrontato specificamente gli effetti precoci delle emozioni negli ERP, ha scoperto che le espressioni facciali a valenza negativa aumentano l'ampiezza della P100 probabilmente attraverso indizi di bassa frequenza spaziale. Nel loro studio MEG, Bayle e Taylor (2010) hanno ottenuto un componente M90 più ampia per i volti a valenza negativa, non attesa invece per i volti neutri. Questo e altri risultati simili sono coerenti con il concetto di "bias di negatività" e corrispondono

all'osservazione di questo studio che gli ERP sono particolarmente sensibili a volti devianti a valenza negativa. Il confronto delle onde differenziali nell'intervallo di 220-280 ms, ha mostrato infatti che la categoria deviante a valenza negativa ha evocato risposte più negative in entrambi i cluster temporali rispetto a tutte le altre condizioni. Inoltre, questo fenomeno si ripropone anche nella finestra tardiva nel cluster parieto-occipitale centrale e potrebbe essere un riscontro a supporto del bias di negatività. La presenza di risposte negative anche nel secondo intervallo potrebbe infatti essere indice dell'effetto di salienza di questa categoria di stimoli a valenza negativa.

#### **4.2 Limiti**

Questo studio consente di fornire evidenze sui correlati elettrofisiologici delle emozioni e della cognizione sociale. Tuttavia, le analisi a livello dello scalpo non sono informative sulle sorgenti che generano il segnale. I risultati infatti non consentono di fare affermazioni definitive e sarebbe utile proseguire le analisi con una stima delle sorgenti.

Inoltre, le analisi sono state effettuate su un sottocampione di 20 partecipanti, diminuendo così la potenza statistica di questo studio. Nonostante queste limitazioni però, i risultati riportati suggeriscono una grande rilevanza sia a livello clinico che a sostegno del framework del Predictive Processing.

#### **4.3 Direzioni future**

Con questo studio si è dunque proposto un miglioramento dell'applicazione del paradigma di vMMN per investigare i processi di predizione. Una maggiore comprensione dei meccanismi alla base di tale paradigma potrebbe essere raggiunta con l'utilizzo di un approccio seed-based, che permetterebbe l'analisi della connettività delle reti neurali correlate alla previsione e alla cognizione sociale, sia a un livello intra-network che inter-network. Inoltre, anche l'uso di metodi computazionali, come lo 'Hierarchical Gaussian Filter', permetterebbe di stimare un modello generativo completo delle risposte osservate, attraverso l'uso di equazioni di aggiornamento del modello trial-by-trial. Queste equazioni si basano sugli errori di previsione ponderati sulla precisione nei diversi livelli della gerarchia del sistema, creando così un modello percettivo e previsionale dell'agente che viene aggiornato in ricorsivamente.

Concludendo, l'impiego di un paradigma semplice e dal basso carico cognitivo come questo per indagare i processi predittivi e di elaborazione di eventi inattesi in contesti emotivo/sociali e per ampliare la conoscenza della struttura spaziale e temporale di queste funzioni nei soggetti sani, potrebbe permettere altresì di indagare questi fenomeni anche in quelle popolazioni cliniche in cui l'elaborazione delle emozioni, e più in generale la cognizione sociale, sottesa a diverse e fondamentali attività della vita quotidiana, risulta più deficitaria. L'utilizzo del framework del PP in ambito clinico, sebbene promettente (Kocagoncu et al. 2021; Masina et al., 2022), è stata finora limitata (Fotopoulou et al. al., 2014). Infatti, durante la pratica clinica spesso non sono stati considerati i deficit cognitivi come potenziale conseguenza del danno di meccanismi predittivi (Smith et al. 2021), limitando potenzialmente sia la comprensione dei disturbi che il potenziale riabilitativo. Le informazioni ottenute potrebbero essere altresì importanti dunque ai fini di un potenziale sviluppo futuro di protocolli per la valutazione e la neuroriabilitazione più efficienti.



## *BIBLIOGRAFIA*

- Apperly, I. A., & Butterfill, S. A. (2009). Do humans have two systems to track beliefs and belief-like states?. *Psychological review*, 116(4), 953–970.
- Astikainen, P., Hietanen, J.K., 2009. Event-related potentials to task-irrelevant changes in facial expressions. *Behav. Brain Funct.* 20, 5–30.
- Batty, M., Taylor, M.J., 2003. Early processing of the six basic facial emotional expressions. *Cogn. Brain Res.* 17, 613–620.
- Bayle, D.J., Taylor, M.J., 2010. Attention inhibition of early cortical activation to fearful faces. *Brain Res.* 1313, 113–123.
- Bentin, S., Allison, T., Puce, A., Perez, E., McCarthy, G., 1996. Electrophysiological studies of face perception in humans. *J. Cogn. Neurosci.* 8, 551–565.
- Chen, B., Sun, P., & Fu, S. (2020). Consciousness modulates the automatic change detection of masked emotional faces: Evidence from visual mismatch negativity. *Neuropsychologia*, 144, 107459.
- Clark, A (2013). Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. *Behav. Brain Sci.*, 36, 181–204.
- Clark, A. (2016). *Surfing uncertainty: Prediction, action, and the embodied mind.* New York: Oxford University Press.
- Czigler, I., Balázs, L., Winkler, I. (2002). Memory-based detection of task-irrelevant visual change. *Psychophysiol.* 39, 869–873.
- de Lange, F.P., M. Heilbron & P. Kok (2018). How do expectations shape perception? *Trends Cogn. Sci.*, 22, 1–16.
- DiCarlo, J.J., D. Zoccolan & N.C. Rust. (2012). How does the brain solve visual object recognition? *Neuron*, 73, 415–434.
- Eimer, M., Holmes, A., 2007. Event-related brain potential correlates of emotional face processing. *Neuropsychology* 45, 15–31.
- Eimer, M., Holmes, A., McGlone, F., 2003. The role of spatial attention in the processing of facial expression: An ERP study of rapid brain responses to six basic emotions. *Cogn. Affect. Behav. Neurosci.* 3, 97–110.
- Eger, E., Jedynek, A., Iwaki, T., Skrandies, W., 2003. Rapid extraction of emotional expression: evidence from evoked potential fields during brief presentation of face stimuli. *Neuropsychology* 41, 808–817.
- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A. G., & Buchner, A. (2007). G\* Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior research methods*, 39(2), 175-191.
- Fotopoulou, A. (2014). Time to get rid of the ‘Modular’ in neuropsychology: A unified theory of anosognosia as aberrant predictive coding. *Journal of neuropsychology*, 8(1), 1-19.
- Frosch, I. R., Mittal, V. A., & D’Mello, A. M. (2022). Cerebellar contributions to social cognition in ASD: A predictive processing framework. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, 16, 810425.
- Frith, C. D., & Frith, U. (2012). Mechanisms of social cognition. *Annual review of psychology*, 63, 287–313.

- Friston, K. (2005). A theory of cortical responses. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series B: Biological Sciences*, 360, 815–836.
- Friston, K. (2009) The free-energy principle: A rough guide to the brain? *Trends in Cognitive Sciences*, 13(7), 293–301.
- Friston, K. (2010). The free-energy principle: A unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*, 11, 127–138.
- Fujimura, T., & Okanoya, K. (2013). Event-related potentials elicited by pre-attentive emotional changes in temporal context. *PLoS One*, 8(5), e63703.
- Haberman, J., Whitney, D., 2007. Rapid extraction of mean emotion and gender from sets of faces. *Curr. Biol.* 17, R751–R753.
- Hinton, G. E., & Zemel, R. (1993). Autoencoders, minimum description length and Helmholtz free energy. *Advances in neural information processing systems*, 6.
- Hohwy, J. (2013). The predictive mind. *Oxford: Oxford University Press*.
- Hohwy, J. (2020). New directions in predictive processing. *Mind & Language*, 35(2), 209-223.
- Hung, Y., Smith, M.L., Bayle, D.J., Mills, T., Cheyne, D., Taylor, M.J., 2010. Unattended emotional faces elicit early lateralized amygdala-frontal and fusiform activations. *Neuroimage* 50, 727–733.
- Jeffreys, D.A., 1989. A face-responsive potential recorded from the human scalp. *Exp. Brain Res.* 78, 193–202.
- Jeffreys, D.A., 1996. Evoked Potential Studies of Face and Object Processing. *Vis. Cogn.* 3, 1–38.
- Kimura, M., Kondo, H., Ohira, H., & Schröger, E. (2012). Unintentional temporal context–based prediction of emotional faces: an electrophysiological study. *Cerebral Cortex*, 22(8), 1774-1785.
- Kocagoncu, E., Klimovich-Gray, A., Hughes, L. E., & Rowe, J. B. (2021). Evidence and implications of abnormal predictive coding in dementia. *Brain*, 144(11), 3311-3321.
- Luo, W., Feng, W., He, W., Wang, N.Y., Luo, Y.J., 2010. Three stages of facial expression processing: ERP study with rapid serial visual presentation. *Neuroimage* 49, 1857–1867.
- Ma, D. S., Correll, J., & Wittenbrink, B. (2015). The Chicago face database: A free stimulus set of faces and norming data. *Behavior research methods*, 47(4), 1122–1135.
- Machado, R., Lima, C., d'Almeida, O. C., Afonso, A., Macário, C., Castelo-Branco, M., ... & Batista, S. (2021). Protective effects of cognitive and brain reserve in multiple sclerosis: Differential roles on social cognition and 'classic cognition'. *Multiple Sclerosis and Related Disorders*, 48, 102716.
- Masina, F., Pezzetta, R., Lago, S., Mantini, D., Scarpazza, C., & Arcara, G. (2022). Disconnection from prediction: a systematic review on the role of right temporoparietal junction in aberrant predictive processing. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 104713.
- Müller, D., Widmann, A., & Schröger, E. (2013). Object-related regularities are processed automatically: evidence from the visual mismatch negativity. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7, 259.
- Neal, R. M. & Hinton, G. (1998) A view of the EM algorithm that justifies incremental, sparse, and other variants. *Learning in graphical models*, 355–68.
- Pazo-Alvarez, P., Ameneno, E., Cadaveira, F. (2004). Automatic detection of motion direction change in the human brain. *Eur. J. Neurosci.* 19, 1978–1986.

- Pereira, M. R., Barbosa, F., de Haan, M., & Ferreira-Santos, F. (2019). Understanding the development of face and emotion processing under a predictive processing framework. *Developmental psychology*, 55(9), 1868.
- Pizzagalli, D., Regard, M., Lehmann, D., 1999. Rapid emotional face processing in the human right and left brain hemispheres: an ERP study. *Neuroreport* 10, 2691–2698.
- Sauter, D.A., Eimer, M., 2010. Rapid detection of emotion from human vocalizations. *J. Cogn. Neurosci.* 22, 474–481.
- Schendan, H., Ganis, G., Kutas, M., 1998. Neurophysiological evidence for visual perceptual organization of words and faces by 150 ms. *Psychophysiology* 35, 240–251.
- Smith, R., Badcock, P., & Friston, K. J. (2021). Recent advances in the application of predictive coding and active inference models within clinical neuroscience. *Psychiatry and Clinical Neurosciences*, 75(1), 3-13.
- Stefanics, G., Csukly, G., Komlósi, S., Czobor, P., & Czigler, I. (2012). Processing of unattended facial emotions: a visual mismatch negativity study. *Neuroimage*, 59(3), 3042-3049.
- Stefanics, G., Kremláček, J., & Czigler, I. (2014). Visual mismatch negativity: a predictive coding view. *Frontiers in human neuroscience*, 8, 666.
- Streit, M., Dammers, J., Simsek-Kraues, S., Brinkmeyer, J., Wölwer, W., Ioannides, A., 2003. Time course of regional brain activations during facial emotion recognition in humans. *Neurosci. Lett.* 342, 101–104.
- Tadel, F., Baillet, S., Mosher, J. C., Pantazis, D., & Leahy, R. M. (2011). Brainstorm: a user-friendly application for MEG/EEG analysis. *Computational intelligence and neuroscience*, 2011.
- Tadel, F., Bock, E., Niso, G., Mosher, J. C., Cousineau, M., Pantazis, D., ... & Baillet, S. (2019). MEG/EEG group analysis with brainstorm. *Frontiers in neuroscience*, 76.
- Vlamings, P.H., Goffaux, V., Kemner, C., 2009. Is the early modulation of brain activity by fearful facial expressions primarily mediated by coarse low spatial frequency information? *J. Vis.* 9 (5), 1–13 12.
- Vuilleumier, P., Pourtois, G., 2007. Distributed and interactive brain mechanisms during emotion face perception: evidence from functional neuroimaging. *Neuropsychology* 45, 174–194.
- Wang, Y., & Olson, I. R. (2018). The original social network: white matter and social cognition. *Trends in cognitive sciences*, 22(6), 504-516.
- Zhao, L., Li, J., 2006. Visual mismatch negativity elicited by facial expressions under non-attentional condition. *Neurosci. Lett.* 410, 126–131