



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PAVIA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE DEL SISTEMA NERVOSO E DEL
COMPORTAMENTO

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN PSICOLOGIA

**PREDIZIONE TEMPORALE RITMICA ED ECCITABILITA' MOTORIA:
RISULTATI DI UNO STUDIO CON TMS E MODELLI COMPUTAZIONALI**

RELATORE:
Prof.ssa Carlotta Lega

CORRELATORE:
Prof.ssa Laura Ferreri

Pietro Baccigalupi
564648

2025/2026

INDICE

Abstract.....	3
La Predizione Temporale.....	5
Introduzione.....	5
I meccanismi coinvolti nella predizione temporale.....	6
Il ruolo delle desincronizzazioni μ e β	10
Information Dynamics of Music, il modello computazionale.....	12
Nascita del modello.....	12
Evoluzione del modello.....	13
Applicazioni di IDyOM.....	14
Capitolo sperimentale: il ruolo di M1 nella predizione temporale.....	16
Materiali e Metodi.....	16
Partecipanti e procedura sperimentale.....	16
Neuronavigazione.....	16
Elettromiografia di superficie.....	18
Mapping di L-M1 e resting motor threshold.....	18
Selezione e caratteristiche degli stimoli ritmici.....	19
Stimolazione con TMS.....	20
Analisi dei dati.....	21
Campione e preparazione del dataset.....	21
Variabili computazionali.....	22
Modelli di analisi.....	23
Effetti locali.....	24
Effetti globali.....	25
Interazioni tra proprietà locali e contesto globale.....	25
Analisi di follow-up relative a ciascun ritmo.....	26
Information Content relativo a ciascun ritmo (IC_within).....	26
Entropy relativa a ciascun ritmo (Entropy_within).....	26
Complessità ritmica e voglia di muoversi.....	27
Risultati.....	27
Effetti generali di Pre_post e Note_pos.....	27
Effetti locali e globali di IC ed Entropy.....	27
Interazioni tra proprietà locali e contesto globale.....	28
Effetti e interazioni di IC ed Entropy relativi al ritmo (IC_within ed Entropy_within).....	30
Complessità ritmica e voglia di muoversi.....	32
Discussione dei risultati e conclusione.....	35
Domanda di ricerca e ipotesi.....	35
Risultati neurofisiologici.....	36
Effetti delle misure relative al ritmo (IC_within ed Entropy_within).....	37
Complessità percepita e voglia di muoversi.....	38

Dissociazioni tra misure esplicite e neurofisiologiche.....	39
Validità ecologica delle misure IDyOM.....	40
Limiti dello studio.....	41
Prospettive future.....	42
Conclusioni generali.....	42
Bibliografia.....	43

Abstract

La predizione temporale è la capacità del cervello di generare aspettative circa eventi futuri sulla base di pattern temporali estratti dall'ambiente, ottimizzando le risorse attentive e la performance motoria. Precedenti studi hanno evidenziato il coinvolgimento del sistema motorio: l'eccitabilità corticale delle aree motorie, quantificata attraverso ritmi *mu* e *beta* sensorimotori e potenziali motori evocati (MEP), risulta aumentata prima di stimoli altamente predicibili. Il presente studio indaga la modulazione dell'eccitabilità corticale motoria in risposta a ritmi musicali, la cui predicibilità è stata quantificata in termini di imprevedibilità (*Information Content, IC*) ed entropia mediante il modello computazionale *IDyOM*. I partecipanti hanno ricevuto impulsi di Stimolazione Magnetica Transcranica a impulso singolo (spTMS) sulla corteccia motoria primaria (M1) sinistra, per elicitarne MEP sul muscolo FDI della mano destra. I risultati mostrano, nelle sequenze ritmiche a bassa entropia, una modulazione dell'ampiezza picco-picco dei MEP in funzione dell'*IC* della singola nota: a bassi valori di *IC*, corrispondenti a eventi prevedibili, si associano MEP più ampi, mentre valori elevati di *IC*, corrispondenti a note meno attese, sono associati a MEP di minore ampiezza. Nel complesso, i dati confermano che la predizione temporale modula la preattivazione del sistema motorio in funzione della prevedibilità dell'evento, con un effetto significativo solo in condizioni di bassa entropia. Attraverso l'utilizzo del modello computazionale *IDyOM*, è stato possibile quantificare la predicibilità di ciascun evento ritmico lungo un continuum, distinguendo tra proprietà locali della singola nota e proprietà globali della sequenza. In questo modo, lo studio mostra che il coinvolgimento del sistema motorio nella predizione temporale non riflette una semplice risposta a stimoli prevedibili, ma una modulazione più fine e contestuale dell'eccitabilità cortico-spinale, basata sull'integrazione tra struttura ritmica globale e imprevedibilità locale degli eventi.

Temporal prediction is the ability of the brain to generate expectations about future events based on temporal patterns extracted from the environment, optimizing attentional resources and motor performance. Previous studies have highlighted the involvement of the motor system: cortical excitability of motor areas, quantified through sensorimotor mu and beta rhythms and motor evoked potentials (MEPs), has been found to increase before highly predictable stimuli. The present study investigates the modulation of motor cortical excitability in response to musical rhythms, whose predictability was quantified in terms of unpredictability (*Information Content, IC*) and entropy using the computational model *IDyOM*. Participants received single-pulse Transcranial Magnetic Stimulation (spTMS) over the left primary motor cortex (M1), in order to elicit MEPs from the right-hand FDI muscle. The results show, in low-entropy rhythmic sequences, a modulation of MEP peak-to-peak amplitude as a function of the *IC* of the individual note: low *IC* values, corresponding to predictable events, are associated with larger MEPs, whereas high *IC* values, corresponding to less expected notes, are associated with smaller MEP amplitudes. Overall, the data confirm that temporal prediction modulates motor system preactivation as a function of event predictability, with a significant effect only under low-entropy conditions. Through the use of the computational model *IDyOM*, it was possible to quantify the predictability of each rhythmic event along a continuum, distinguishing between local properties of the individual note and global properties of the sequence. In this way, the study shows that the involvement of the motor system in temporal prediction does not reflect a simple response to predictable stimuli, but rather a finer and more context-dependent modulation of corticospinal excitability, based on the integration between global rhythmic structure and local unpredictability of events.

La Predizione Temporale

Introduzione

La predizione temporale è la capacità del cervello di anticipare il verificarsi di eventi futuri sulla base delle regolarità estratte dall'ambiente (Huang e Chao 2024). Questa funzione consente un migliore orientamento delle risorse attentive (Huang e Chao 2024) e un miglioramento della performance motoria: in altre parole, siamo più rapidi e più accurati nel rispondere a stimoli altamente predicibili, rispetto ad eventi sorprendenti (Bouwer et al. 2026). Il contesto musicale e in particolare la struttura ritmica rappresentano un paradigma privilegiato per lo studio di tali processi, poiché la struttura ritmica fornisce regolarità temporali che il sistema motorio può sfruttare per generare aspettative sul susseguirsi degli eventi musicali (Fujioka et al. 2012). A differenza di altri domini sensoriali, il ritmo impone una scansione temporale ripetitiva e prevedibile, che facilita la formazione di modelli interni basati non solo sulla durata assoluta degli intervalli, ma anche su statistiche di ordine superiore come, ad esempio, le rappresentazioni astratte dei rapporti tra intervalli e il *contour* (andamento, profilo astratto) temporale (Bouwer et al. 2026). Numerosi studi hanno mostrato che il sistema motorio non si limita a rispondere passivamente agli stimoli ritmici, ma partecipa attivamente alla costruzione di aspettative temporali, preparando in anticipo le risposte in funzione della struttura appresa della sequenza (Fujioka et al. 2012). La conferma o la violazione di queste aspettative contribuisce significativamente a determinare gli stati emotivi evocati, la propensione al movimento e la gratificazione (*reward*) durante l'ascolto di un brano (Matthews et al. 2019; Etani et al. 2024).

Questi meccanismi predittivi assumono un ruolo centrale anche in tutti i compiti di produzione ritmica, sincronizzazione motoria o *tapping*, in quanto necessitano di un'attività cerebrale anticipatoria per essere eseguiti correttamente. Infatti, poiché l'esecuzione di un movimento richiede tempo per essere programmata e avviata, il comando motorio deve essere preparato prima dell'occorrenza dell'evento acustico atteso, in modo da avere una risposta motoria sincronizzata con l'*onset* del suono/battito (Fujioka et al. 2012). La regolarità ritmica consente quindi al cervello di stimare l'intervallo tra gli eventi e costruire una rappresentazione statistica interna del ritmo, utilizzata per pianificare e aggiornare continuamente il *timing* motorio.

Il contributo delle aree motorie può essere approfondito anche alla luce dei meccanismi oscillatori e attentivi che regolano la selezione temporale degli eventi rilevanti. In questa prospettiva, la predizione temporale è stata interpretata come il risultato dell'interazione tra oscillazioni neurali e dinamiche attentive, in accordo con la *Dynamic Attending Theory*, secondo cui l'attenzione si sincronizza ai momenti salienti dello stimolo ritmico, creando finestre di massima sensibilità che facilitano la percezione e la discriminazione degli eventi che avvengono nel momento atteso (Haegens e Zion Golumbic 2018).

Le oscillazioni neurali sono state utilizzate anche per indagare il coinvolgimento del sistema motorio nei processi di predizione temporale, osservando tramite Magnetoencefalografia (MEG) la modulazione delle oscillazioni nel tempo durante l'ascolto passivo di sequenze isocrone e sequenze temporalmente irregolari, anche in assenza di esecuzione motoria (Fujioka et al. 2012). I risultati hanno evidenziato il coinvolgimento delle oscillazioni neurali nella predizione temporale, mostrando un andamento regolare e adattivo dell'attività oscillatoria durante l'ascolto di ritmi regolari (isocroni, più prevedibili) non solo nelle cortecce uditive bilaterali, ma anche in una rete di aree sensorimotorie comprendente la corteccia sensorimotoria primaria (SM1), l'area motoria supplementare (SMA), il giro frontale inferiore (IFG) e il cervelletto; nonostante ai partecipanti non fosse stato chiesto di produrre alcun tipo di movimento. Questi risultati sono stati interpretati come indicativi di un reclutamento automatico del sistema motorio per anticipare il *timing* degli eventi sonori, ipotizzando che la percezione del ritmo non riguardi soltanto l'elaborazione uditiva, ma implichi anche una modulazione anticipatoria dell'eccitabilità corticale-motoria, che potrebbe influenzare in modo *top-down* l'elaborazione sensoriale degli eventi attesi, oltre a costituire il fondamento dei processi di preparazione all'azione (Arnal 2012). Queste evidenze hanno aperto la strada a studi che hanno esaminato la predizione temporale non solo attraverso le oscillazioni neurali, ma anche mediante indici di eccitabilità corticospinale.

I meccanismi coinvolti nella predizione temporale

Studi precedenti mostrano che la predizione temporale non si basa solo sulla singola statistica temporale, ovvero la frequenza degli intervalli tra gli *onset* degli eventi, bensì su un processo gerarchico, dinamico e interattivo, nel quale il contesto recente ha una forte influenza sui meccanismi di anticipazione (Huang e Chao 2025). Le regolarità

statistiche della struttura temporale possono essere ricondotte a rappresentazioni astratte, che il cervello modula in base al compito che sta eseguendo; basandosi su livelli più astratti per, ad esempio, formulare un giudizio esplicito di complessità, e più su intervalli assoluti (*Inter-Onset Interval, IOI*) per eseguire compiti di *tapping* o *detection* (Bouwer et al. 2026). Nello studio di Bouwer (2026) i ritmi impiegati come stimoli sono stati accuratamente selezionati mediante un modello matematico-computazionale a catene di Markov a ordine variabile, basato su *Information Dynamics of Music (IDyOM)*, un modello probabilistico delle aspettative musicali, che ha permesso di calcolare delle misure di sorpresa e incertezza relative ai pattern ritmici, utilizzando livelli diversi di rappresentazione degli intervalli temporali fra note e che verrà approfondito nel prossimo capitolo. Il modello ha misurato questi gradi di prevedibilità ritmica basandosi su tre livelli rappresentazionali: in funzione di intervalli assoluti (*IOI*), di rappresentazioni astratte di rapporti tra intervalli (*ratio*) e di relative direzioni degli intervalli temporali (*contour*). Pertanto, una sequenza ritmica di quattro note può essere descritta tramite intervalli assoluti (*IOI*) tra l'*onset* delle note, per esempio di 300-600-450 ms. La stessa sequenza può essere descritta in termini di *ratio*, ovvero 2-0,75 (il secondo intervallo è il doppio del primo e il terzo intervallo corrisponde a 0,75 del secondo), e di *contour*, livello di astrazione in cui la sequenza di *IOI* si traduce con una descrizione degli intervalli in termini di “di uguale durata”, “più lungo” o “più corto” del precedente. Nel caso dell'esempio sopra riportato, ciò si traduce in un aumento dell'intervallo, seguito da una diminuzione. Il modello computazionale ha formulato quindi dei valori probabilistici diversi, stimando quanto l'evento successivo sia prevedibile sulla base della storia precedente della sequenza, che è diversa per ciascun livello di rappresentazione considerato. Nello studio di Bouwer e colleghi (2026) l'elaborazione ritmica dei partecipanti è stata esaminata mediante tre compiti comportamentali: uno implicito, dove i soggetti dovevano rilevare toni target meno intensi (con un volume inferiore di 6 dB) inseriti in sequenze ritmiche, misurando accuratezza e tempi di risposta; uno esplicito, dove ai partecipanti veniva chiesto di valutare la complessità percepita dei pattern tramite *rating* soggettivi; e, infine, un compito motorio di *tapping* sincronizzato, in cui venivano misurate la correttezza e la variabilità temporale della produzione ritmica. Le prestazioni individuali sono state confrontate con le variabili di *Information Content (IC)*, contenuto di informazione, in altre parole quanto è sorprendente la nota considerata) calcolate dal modello, allo scopo di comparare l'effetto della prevedibilità ritmica su processi impliciti, espliciti e motori.

Nel complesso, i risultati hanno indicato che l'elaborazione dei pattern ritmici non dipende esclusivamente dalla codifica precisa degli intervalli assoluti (*IOI*): le rappresentazioni relative e più astratte, soprattutto il *contour* e in misura minore i *ratio*, contribuiscono a guidare risposte percettive e motorie. Gli effetti di queste rappresentazioni risultano più marcati quando la struttura ritmica viene valutata in modo esplicito attraverso un giudizio di complessità, suggerendo che gli ascoltatori possano servirsi di rappresentazioni ritmiche diverse e flessibili per elaborare le sequenze, adattandole alle richieste specifiche del compito.

Il modello *Information Dynamics of Music (IDyOM)* è stato usato in studi precedenti anche per confrontare gli effetti della prevedibilità dello stimolo e della piacevolezza percepita sull'*encoding* (codifica) uditivo, sull'apprendimento motorio e sulla memoria esplicita melodica. Gli esiti dimostrano che entrambi i fattori influenzano le prestazioni: le melodie più prevedibili sono associate a una migliore sincronizzazione motoria e a un riconoscimento mnemonico più accurato, mentre le melodie giudicate più piacevoli favoriscono un apprendimento motorio più rapido e modulano l'*arousal* (attivazione psicofisiologica) durante l'ascolto (Albury et al. 2026). Generalmente, la prevedibilità emerge come il fattore con l'effetto più diretto e consistente sul consolidamento e sul recupero delle informazioni musicali, mentre la piacevolezza sembra agire principalmente come un meccanismo facilitante, che potenzia l'apprendimento e l'*encoding* senza sostituire il contributo fondamentale della prevedibilità (Albury et al. 2026).

Spostando il focus sul piano neurale, indagini con risonanza magnetica funzionale (fMRI) hanno dimostrato un notevole coinvolgimento delle aree motorie nei processi predittivi, in particolare, è stato evidenziato il ruolo della corteccia premotoria dorsale (PMd) bilaterale, che si occupa di costruire e mantenere una rappresentazione interna del *timing* atteso (Miyata et al. 2022), in collaborazione con altre regioni come il giro temporale superiore (STG) posteriore bilaterale, la corteccia sensorimotoria primaria (M1+S1) sinistra, talamo e cervelletto destro.

Altre ricerche si sono concentrate sull'attività della corteccia motoria primaria (M1) che, essendo direttamente connessa alla produzione del comando motorio, potrebbe rappresentare la conseguenza funzionale della predizione temporale, pur non costituendo necessariamente il principale centro responsabile della sua generazione, che, come abbiamo visto, potrebbe coinvolgere anche aree premotorie. Uno strumento particolarmente utile nelle indagini neurofisiologiche è la stimolazione magnetica

transcranica (TMS), che, tramite l'analisi dei potenziali motori evocati (MEP), permette di misurare l'eccitabilità corticale di quest'area. I MEP (*motor evoked potentials*) rappresentano, nella ricerca, uno dei migliori indici indiretti dell'eccitabilità della corteccia motoria primaria (M1) e delle vie motorie discendenti. I MEP vengono elicitati dall'impulso TMS applicato su M1, e la loro ampiezza viene registrata tramite elettromiografia di superficie (EMG), posizionando degli elettrodi in corrispondenza del muscolo target. L'ampiezza del MEP, solitamente misurata come differenza picco-picco del segnale EMG (in millivolt, mV), viene usata come indice dello stato di attivazione (o pre-attivazione) della corteccia motoria nel momento in cui l'impulso TMS viene somministrato su M1. Nei paradigmi di ascolto ritmico, i MEP permettono di valutare se e come l'elaborazione del ritmo e le aspettative temporali modulino l'eccitabilità motoria anche in assenza di movimento.

Uno studio di Ross e colleghi (2025) ha impiegato questa tecnica per analizzare la relazione tra prevedibilità ritmica ed eccitabilità corticale, applicando singoli impulsi di TMS su M1 durante l'ascolto passivo di ritmi isocroni, dopo che i partecipanti erano stati esposti alle medesime sequenze ritmiche (la cui struttura predittiva è stata formalizzata in riferimento alla letteratura) mentre veniva tracciata l'attività corticale con elettroencefalogramma (EEG). Il disegno sperimentale comprendeva tre condizioni: una di *Sensory Entrained* TMS (seTMS), dove gli impulsi venivano somministrati 200 ms prima della nota target e due condizioni di controllo, una con impulsi applicati in corrispondenza del beat (a 0 ms), definita "controllo acustico", e una "TMS standard", in cui gli impulsi erano somministrati senza il contesto ritmico delle altre condizioni. La condizione *Sensory Entrained* è stata definita appunto "sensorialmente sincronizzata" poiché l'impulso TMS veniva erogato in sincronia con un ritmo sensoriale esterno, quindi in stati di maggiore o minore eccitabilità dipendenti da momenti specifici del ciclo ritmico. L'ipotesi principale è che il sistema motorio si sincronizzi con il ritmo, attivandosi coerentemente con lo stimolo esterno anche in assenza di una richiesta esplicita di movimento. I MEP misurati sono risultati significativamente più ampi nella condizione di seTMS, ovvero quando l'impulso era sincronizzato 200 ms prima del *beat*, rispetto alle altre condizioni sperimentali, senza mostrare differenze significative tra musicisti e non musicisti. L'effetto osservato non è casuale, come non lo è la scelta del timing dello stimolo seTMS (-200 ms rispetto al *beat*); bensì ha a che fare con l'attività neurale della corteccia sensorimotoria, in particolare con le oscillazioni *mu* e *beta*, che sembrano avere un ruolo determinante nei processi di predizione temporale

ritmica e che approfondiremo nel capitolo successivo. Lo studio in analisi ha preso come riferimento della preattivazione del sistema motorio le desincronizzazioni dell'oscillazione *mu* (solitamente con frequenza compresa tra gli 8 e i 13 Hz), osservate con EEG durante l'ascolto passivo dei ritmi, avvenendo solitamente circa 156 ms prima del beat. Altri studi precedenti avevano indagato la modulazione della potenza di queste oscillazioni neurali in funzione della metrica ritmica, riscontrando una diminuzione della potenza *beta* (tra i 13 e i 30 Hz) 200 ms dopo l'onset del battito, accompagnata da un successivo aumento predittivo della potenza verso l'onset del *beat* successivo (Fujioka, Ross, e Trainor 2015). La tempistica dello stimolo dato nella condizione sperimentale di seTMS è stata quindi calibrata su questa finestra temporale, scegliendo -200 ms come momento operativo in cui la corteccia risultava verosimilmente in uno stato di maggiore eccitabilità e, pertanto, più predisposta alla stimolazione. Il fatto che uno stimolo ritmico sia in grado di migliorare gli effetti della TMS rappresenta un dato importante per la ricerca nel campo e per i contesti clinici in cui questa tecnica viene utilizzata.

Il ruolo delle desincronizzazioni *mu* e *beta*

La letteratura scientifica analizza ampiamente il ruolo delle oscillazioni neurali nella predizione temporale, le quali, come discusso nel paragrafo precedente, sembrano essere correlate all'eccitabilità della corteccia sensorimotoria.

Studi condotti con EEG hanno mostrato una riduzione della potenza *alpha* (che include l'oscillazione *mu*) e *beta* (tipicamente tra i 13 e i 30 Hz) nelle aree motorie durante la codifica automatica di sequenze visive, suggerendo un coinvolgimento di queste oscillazioni nei processi *bottom-up* di *encoding* del pattern. Al contempo, la banda *theta* (circa 4-7 Hz) appariva diminuire progressivamente man mano che la sequenza veniva appresa, indicando un disimpegno dei processi attentivi ed esecutivi di tipo *top-down*, coerentemente con l'ipotesi che l'apprendimento implicito della sequenza diventi progressivamente più automatico (Lum et al. 2024). I risultati di questa ricerca potrebbero validare la *Dynamic Attention Theory*, dimostrando come, una volta che una sequenza diventa familiare, il cervello possa ridurre il controllo attentivo esplicito e lasciare più spazio all'estrazione automatica delle regolarità dall'input, bilanciando dinamicamente i processi *bottom-up* e *top-down* e favorendo l'immagazzinamento di informazioni.

Le differenze funzionali tra bande sono state indagate anche in termini di *expectancy* (aspettativa legata all'evento più probabile in un dato momento) e *predictability* (prevedibilità, intesa come qualità informativa della sequenza nel suo insieme). Un altro studio con EEG e sequenze di azioni osservate con probabilità diverse ha rilevato un coinvolgimento motorio generale della potenza *mu* durante l'anticipazione (*expectancy*); tuttavia, non sembra seguire le differenze tra livelli di probabilità, a cui *beta* pare essere più sensibile, pur rimanendo anch'essa implicata nell'aspettativa dell'evento più atteso (Ghilardi et al. 2023). In generale, la banda *beta* sembra rivestire un ruolo cruciale quando il cervello utilizza la struttura del contesto per anticipare e predire ciò che sta per accadere; ciò è stato riscontrato con compiti di diversa natura sensoriale, come hanno dimostrato studi EEG con sequenze uditive (Chang, Bosnyak, e Trainor 2018), visive (Bogaerts et al. 2020) e fonemiche (Lum et al. 2026).

Le evidenze emerse da queste ricerche suggeriscono che il nostro cervello sia in grado di estrarre regolarità dall'ambiente anche in assenza di attenzione consapevole, uno studio in particolare, condotto con TMS, ha dimostrato che la preparazione motoria può essere condizionata in modo involontario e indipendente dall'aspettativa cosciente (Tran et al. 2020): l'eccitabilità cortico-spinale durante un segnale di avviso rifletteva la storia di apprendimento precedente (ad esempio, l'associazione tra quel segnale e la necessità di rispondere), anche quando i partecipanti dichiaravano esplicitamente di aspettarsi l'esito opposto (ad esempio, di non dover rispondere). Questo evidenzia come la risposta del sistema motorio dipenda da processi di apprendimento associativo automatico, che possono operare in parallelo e talvolta in conflitto rispetto alle aspettative consapevoli della persona.

L'effetto del *groove*, la piacevole propensione a muoversi stimolata dall'ascolto musicale (Matthews, Stupacher, e Vuust 2023), appare anch'esso significativo nel modulare l'eccitabilità della corteccia motoria, che aumenta all'aumentare dello stesso nei musicisti (con effetto più forte quando lo stimolo TMS cade in fase col ritmo, *on-beat*), mentre i non musicisti sono più sensibili quando la sequenza ritmica è più regolare, con un *groove* meno pronunciato (Stupacher et al. 2013). Le differenze di risposta al *groove* in musicisti e non potrebbero essere spiegate da come il cervello motorio lo elabora, mostrando l'effetto dell'esperienza musicale e quindi il legame stretto tra regolarità temporale della musica e preparazione motoria. In generale, comunque, si può affermare che la relazione tra *groove* (quindi piacevolezza e propensione al movimento) e complessità ritmica mostri un andamento a U rovesciata,

provocando minore eccitazione in contesti ritmici troppo semplici o troppo complessi, mentre, invece, i ritmi con un livello medio di complessità sembrano favorire la propensione al movimento (Witek et al. 2014; Stupacher et al. 2022).

Information Dynamics of Music, il modello computazionale

Nascita del modello

Data la molteplicità dei meccanismi coinvolti nella predizione, risulta difficile attribuire un valore di prevedibilità allo stimolo ritmico basandosi su una funzione lineare, per tale ragione la ricerca si avvale di modelli computazionali matematici per quantificare l'apprendimento statistico e la previsione probabilistica di ogni evento musicale. Marcus Pearce, ricercatore di riferimento nel campo della *music cognition* e dell'*auditory expectation*, ha sviluppato il modello utilizzato nella nostra ricerca per la sua tesi di dottorato del 2005, con l'obiettivo di sostituire i modelli musicali basati su regole con un approccio induttivo e statistico (Pearce 2005). La domanda da cui è partito riguardava come predire la nota successiva in una melodia partendo dal contesto precedente, cercando un'evoluzione dei modelli markoviani esistenti di *Prediction by Partial Matching*, modelli *m-gram* di predizione sequenziale che stimano la probabilità di un evento musicale a partire dal contesto precedente, considerati ancora troppo rigidi dato che solitamente operavano su una sola rappresentazione dell'input e producevano una sola stima probabilistica per sequenza. Il modello di Pearce, *Information Dynamics of Music (IDyOM)*, combina più rappresentazioni simultanee della struttura musicale attraverso l'uso di *multiple viewpoints* (*pitch*, intervallo, durata, contesto metrico ecc.) e l'integrazione di componenti a lungo e a breve termine, ottenendo una descrizione più ricca e flessibile dell'aspettativa musicale e catturando in modo più realistico il tipo di conoscenza statistica che un ascoltatore può accumulare con l'esposizione alla musica. Le variabili di output che *IDyOM* ricava dalle distribuzioni probabilistiche generate sono quindi due: l'entropia (*entropy*, E), che quantifica l'incertezza predittiva del contesto, e il contenuto di informazione (*information content*, IC), che invece quantifica la sorpresa dell'evento effettivamente osservato, e viene quindi usato come indice della predicibilità percettiva (più il modello “si aspetta” una nota, meno quella nota contiene nuove informazioni). Matematicamente, l' IC viene calcolato come il logaritmo negativo in base 2 della probabilità dell'evento osservato, quindi come $IC(x_i) = -\log_2 p(x_i)$,

mentre l'entropia è calcolata come la somma delle probabilità di ogni esito, ciascuna moltiplicata per il suo IC : $E(X) = -\sum_i p(x_i) \log_2 p(x_i)$. L'entropia è un valore che riguarda la distribuzione completa delle possibilità prima che la nota arrivi, non la probabilità del singolo evento, alla quale si riferisce invece IC .

IDyOM, come in alcuni studi presentati nel paragrafo sulle sue applicazioni, può essere applicato sia alla dimensione melodica (*pitch*) sia a quella ritmica (*timing*). Nella sua versione originale, il modello veniva impiegato soprattutto per stimare le aspettative melodiche: ad esempio, data una sequenza di note come Do-Re-Mi, in un contesto tonale occidentale, il modello attribuisce una probabilità più alta a un Fa o un Sol come nota successiva rispetto a un Do# o a un Si bemolle, producendo un IC basso per le prime e un IC alto per le seconde. Lo stesso approccio è stato applicato anche alla dimensione temporale: in questo caso, l'input non è l'altezza (*pitch*) delle note, ma la successione degli intervalli temporali tra gli onsets (*IOI*) delle stesse. Per esempio, data una sequenza ritmica con intervalli di 300-300-300 ms, il modello si aspetta con alta probabilità un intervallo di 300 ms, mentre un intervallo improvviso di 600 ms risulterà invece molto sorprendente, generando un IC elevato. In entrambi i domini, *IDyOM* combina più *viewpoints* (ad esempio *pitch* assoluto, intervallo melodico, direzione del *contour* per la melodia; *IOI* assoluto, rapporto tra intervalli (*ratio*), *contour* temporale per il ritmo) per catturare le regolarità statistiche apprese dall'ascoltatore e tradurle in misure di entropia e *information content*.

Evoluzione del modello

Nel corso degli anni, il modello inizialmente sviluppato da Pearce ha subito degli aggiornamenti. Il modello è stato adattato in linguaggio Python (Marion et al. 2025), più moderno e flessibile della precedente versione su Lisp, e in R tramite *newppmsimple* nel pacchetto *ppm* in open-source, la versione utilizzata nel nostro studio per una migliore coerenza metodologica (Harrison et al. 2020). In aggiunta a queste versioni, il modello è stato ridimensionato anche in funzione del decadimento mnestico, considerando i vincoli di capacità della memoria e gli effetti di *recency* tipici della cognizione umana, con un modello *PPM-Decay* capace di simulare il fatto che la previsione del prossimo evento dipenda maggiormente dagli elementi recenti della sequenza, e che tale dipendenza possa cambiare in funzione del compito (Harrison et al. 2020). L'introduzione del decadimento mnestico è importante a livello teorico per avvicinarsi

al comportamento reale degli ascoltatori; ci sono però casi in cui può essere superfluo, dato che è stato dimostrato che il nostro cervello mette in atto una “dissociazione strategica” quando la regolarità ritmica si interrompe, ovvero, quando la regolarità cambia, il cervello “resetta” il contesto e tratta la nuova sequenza come indipendente da quella precedente; mantiene invece la traccia del pattern precedente e lo riconosce rapidamente quando la regolarità ritorna dopo l’interruzione (Roberta Bianco et al. 2026; Magami et al. 2025). Per questo motivo, in alcuni studi sul ritmo si preferisce ignorare il decadimento mnestico nelle analisi principali, assumendo che il modello riinizi da capo con ogni nuova sequenza ritmica, e considerarlo solo per analisi in tempo reale, dove l’effetto recenza dei pattern già ascoltati può essere rilevante.

Applicazioni di IDyOM

Un esempio di ricerca in cui è stato ignorato il decadimento mnestico, almeno nelle analisi comportamentali principali, è il precedentemente citato studio di Bouwer et al. (2026). Il decadimento mnestico è stato considerato solo per le analisi in tempo reale del *tapping*, dove l’effetto recenza dei pattern già ascoltati poteva influenzare la prestazione. Lo studio di Bouwer ha messo alla prova anche la flessibilità di questo tipo di modello, riservando un trattamento categoriale alle variabili temporali che hanno permesso di adattare la prevedibilità ai diversi livelli di astrazione della rappresentazione temporale, che dipendono dalla scelta dei *viewpoints*. Per la loro ricerca hanno quindi utilizzato i valori medi di *IC* ed *E* calcolati sull’intera sequenza quando l’interesse era classificare la prevedibilità di un intero pattern, hanno invece ricalcolato gli output evento per evento quando l’interesse era la dinamica temporale della risposta, dimostrando come il significato di *IC* ed *E* sia fortemente dipendente dal contesto sperimentale.

Dalla nascita del modello, numerose ricerche hanno testato l’efficacia di *IDyOM*, i risultati hanno dimostrato la sua affidabilità quando gli output sono stati confrontati con l’attività corticale. In particolare, uno studio con EEG ed Elettrocorticografia (ECoG) ha dimostrato la validità neurofisiologica del modello, che si è comprovato utilissimo predittore della codifica cerebrale musicale, spiegando l’effetto neurale della sorpresa musicale meglio delle componenti acustiche del brano, intese come proprietà fisiche immediate del suono (Di Liberto et al. 2020). L’EEG è stata utilizzata da altri ricercatori

anche per confrontare gli output del modello con i correlati del piacere e dei meccanismi di monitoraggio dell'errore, manifestando un aumento del piacere con livelli medi di prevedibilità e una correlazione positiva tra i valori di *IC* e la violazione delle aspettative, che sostiene l'idea che il monitoraggio dell'errore sia un processo predittivo oltre che percettivo (Deosdad-Díez e Marco-Pallarés 2025). Un altro studio, sempre con EEG, ha comprovato la validità del modello nel quantificare la *surprisal* e collegarla alla fisiologia e al comportamento, analizzando le risposte neurali in base alla prevedibilità di *pitch* (altezza) e ritmo, dimostrando come la misura neurale del ritmo dipenda fortemente dalla prevedibilità del *pitch*, e come le due dimensioni abbiano un'influenza reciproca (Keitel et al. 2025). Altre indagini con Magnetoencefalografia (MEG) hanno utilizzato *IDyOM* per calcolare gli indici di sorpresa (*IC*) di ogni nota per confrontarli con le risposte MEG dimostrando la maggiore attivazione cerebrale a eventi più sorprendenti, la cui predizione probabilistica è spiegata dalle componenti tardive dell'attivazione cerebrale (MMNm e P3am), mentre l'attivazione precoce (N1m) è spiegata meglio dall'adattamento sensoriale (Quiroga-Martinez et al. 2020). *IDyOM* è stato impiegato anche per simulare come un osservatore ideale aggiorna la previsione mentre ascolta una sequenza musicale: uno studio con EEG (Bianco et al. 2026), condotto su neonati, ha utilizzato *IDyOM* per quantificare in modo dinamico le aspettative ritmiche e melodiche durante l'ascolto di brani musicali. Il modello ha calcolato, evento per evento, l'*IC* di ciascun tono, ovvero la sorpresa generata dalla violazione delle regolarità sia ritmiche che melodiche apprese dall'analisi computazionale degli stimoli musicali, confrontando queste stime con le risposte neurali dei neonati. I risultati hanno mostrato che le risposte neurali dei neonati manifestavano segni di sorpresa quando il ritmo musicale reale deviava dalle aspettative statistiche, mentre non emergeva un *tracking* analogo per le deviazioni melodiche. Questo effetto era presente per la musica reale, ma non per versioni riorganizzate casualmente degli stessi brani, indicando che il cervello dei neonati risponde specificamente alle regolarità statistiche strutturate della musica. Ciò indica che, già dalla nascita, il cervello umano è in grado di estrarre regolarità statistiche dall'ambiente sonoro e di aggiornare dinamicamente le proprie previsioni, ma tale capacità è inizialmente guidata principalmente dalla struttura ritmica, più che da quella melodica.

Capitolo sperimentale: il ruolo di M1 nella predizione temporale

Materiali e Metodi

Partecipanti e procedura sperimentale

Sono stati reclutati 16 partecipanti destrimani, 4 maschi e 12 femmine, con età media di 23 anni (SD 2) per un disegno sperimentale *within-subjects*. Nella selezione del campione sono stati esclusi soggetti mancini, per ridurre la variabilità interindividuale associata alla lateralizzazione emisferica e all'organizzazione funzionale delle aree motorie. Sono stati inoltre esclusi i soggetti con più di due anni di formazione musicale formale (non considerando le ore di educazione musicale scolastica), così da limitare l'influenza dell'*expertise* musicale pregressa sull'elaborazione uditiva, ritmica e motoria. La procedura sperimentale è stata divisa in tre parti: una prima parte di neuronavigazione e di preparazione degli elettrodi e del tracciato per l'elettromiografia (EMG), una parte di *mapping* per tentativi della corteccia motoria primaria (M1) e, infine, la parte principale dell'esperimento, la stimolazione magnetica transcranica (TMS) durante l'ascolto di sequenze ritmiche.

Neuronavigazione

Per la neuronavigazione è stato necessario affidarsi a diversi strumenti, comprendenti la misurazione manuale dei riferimenti anatomici sullo scalpo (basata sul sistema internazionale 10-20 del posizionamento degli elettrodi EEG) e la ricostruzione della risonanza magnetica individuale tramite l'utilizzo del software di neuronavigazione *SofTaxic*. Lo scopo di questa procedura era quello di individuare l'area presso cui incominciare i tentativi di stimolazione, in corrispondenza della corteccia motoria primaria dell'emisfero sinistro (L-M1), al fine di elicitarne contrazioni del primo muscolo interosseo dorsale della mano destra (FDI) e, grazie a *SofTaxic*, salvare la posizione e l'inclinazione della bobina TMS per mantenerla immobile durante la fase sperimentale.

Per localizzare l'area target, è stato necessario prima individuare l'asse centrale longitudinale, corrispondente alla metà della distanza totale tra il *Nasion* (incavo osseo all'attaccatura superiore del naso) e l'*Inion* (prominenza ossea situata nella parte occipitale del cranio), misurata passando sopra il centro della testa. Dopo aver segnato questo punto sulla cute del soggetto con una matita cosmetica dermocompatibile, è stata

misurata la distanza totale tra il punto preauricolare sinistro (A1) e il punto preauricolare destro (A2), facendo passare il metro sopra la testa in corrispondenza del punto segnato in precedenza; in questo modo è stato possibile individuare lo “zero centrale” (Cz), il vertice geometrico del cranio situato sopra la scissura interemisferica, corrispondente all’intersezione tra l’asse longitudinale e l’asse trasversale. La localizzazione di questi punti fa affidamento al sistema internazionale 10-20 per il posizionamento degli elettrodi EEG (Herwig, Satrapi, e Schönfeldt-Lecuona 2003), che consente di individuare in modo standardizzato e riproducibile i principali riferimenti anatomici dello scalpo. Per individuare la corteccia motoria primaria (M1), è stato segnato sullo scalpo del partecipante un ulteriore punto, distante 5 cm verso sinistra e 2 cm in direzione frontale rispetto a Cz, che ha definito l’area in cui, più avanti nell’esperimento, sono stati effettuati i primi tentativi di stimolazione, con l’intento di registrare contrazioni di FDI. Il punto segnato rappresenta solamente una stima della posizione della *hand motor area* in M1, basata su una metodologia consolidata nella letteratura (Cai et al. 2012; Lefaucheur et al. 2014), ma non necessariamente accurata in quanto le differenze individuali di conformazione corticale modulano leggermente la posizione dell’area responsabile dell’attivazione del muscolo controlaterale (FDI), rendendo necessario procedere per tentativi per individuare il punto esatto in cui la stimolazione avrebbe evocato il MEP di ampiezza maggiore nel muscolo target.

Successivamente, è stato fissato sulla fronte di ogni partecipante un tracker con marker riflettenti, che comunicava con una telecamera a infrarossi allo scopo di monitorare i movimenti e la posizione della testa tramite il software *SofTaxic* (*SofTaxic Optic system*, EMS, Bologna, Italy). Questo sistema di tracciamento ottico permetteva di mantenere costante la relazione spaziale tra la testa del partecipante e la bobina durante la successiva stimolazione TMS. Per consentire al software di elaborare una ricostruzione anatomica virtuale individualizzata e di co-registrarla con la posizione reale della testa, è stato necessario acquisire, mediante uno *stylus* comunicante con la telecamera a infrarossi, una serie di punti di riferimento sul cranio della persona (tra cui *Nasion*, *Inion*, A1 e A2), indicati in tempo reale dal software. La raccolta di numerosi punti distribuiti sulla superficie dello scalpo ha permesso di adattare il modello virtuale alla forma e alle dimensioni della testa di ciascun partecipante. In questo modo, *SofTaxic* poteva stimare la posizione tridimensionale della bobina rispetto al modello anatomico e fornire un feedback in tempo reale durante la navigazione TMS.

Elettromiografia di superficie

Una volta ottenuta la ricostruzione probabilistica personalizzata della risonanza magnetica del partecipante, sono stati posizionati degli elettrodi adesivi BIOPAC sulla sua mano destra, al fine di registrare l'elettromiografia di superficie (sEMG), ovvero l'attività elettrica del muscolo FDI e quindi l'intensità delle contrazioni. Gli elettrodi sono stati disposti secondo la configurazione *belly-tendon* (Picardi et al. 2025): l'elettrodo rosso (canale positivo, attivo) sul ventre del FDI, individuato osservando la contrazione del muscolo quando al soggetto è stato chiesto di spingere l'indice contro il pollice; l'elettrodo bianco (canale negativo, di riferimento) sulla giunzione tendinea del muscolo, ovvero sulla base ossea della prima falange dell'indice; infine, l'elettrodo nero (canale di messa a terra) è stato posizionato in corrispondenza dell'ulna, a circa metà dell'avambraccio. Dopo aver collegato gli elettrodi, è stato possibile registrare l'attività muscolare di FDI tramite il software *AcqKnowledge*, controllando visivamente sul tracciato che l'attività muscolare di *baseline* rimanesse inferiore a 0,05 mV. Nei casi in cui l'attività di *baseline* presentava del rumore, eccedendo gli 0,05 mV, gli elettrodi sono stati riposizionati e stabilizzati con del nastro adesivo in modo che registrassero l'attività muscolare con la minore presenza di rumore e artefatti possibile. La frequenza di campionamento (impostata a priori) e il filtro passa-banda (applicato a posteriori) del tracciato EMG sono stati impostati, analogamente a studi precedenti (Picardi et al. 2025), rispettivamente a 5000 Hz e 20-1000 Hz. La scelta di questi valori ha permesso di ottenere un'ottima risoluzione temporale del tracciato, preservando correttamente le latenze e la morfologia dei MEP tramite un'elevata frequenza di campionamento, oltre a escludere artefatti e interferenze/rumore grazie al filtro pass-banda, che mantiene il range di frequenze in cui il segnale EMG contiene la maggior parte dell'informazione rilevante.

Mapping di L-M1 e resting motor threshold

Finita la fase preparatoria, si è passati alla fase di *mapping* della corteccia motoria primaria di ogni soggetto sperimentale: l'intensità di stimolazione erogata dalle TMS è stata impostata tra il 55 e il 58% del *maximum stimulator output*, e singoli impulsi di TMS sono stati applicati sul punto precedentemente identificato (corrispondente a L-M1), con l'obiettivo di osservare potenziali motori evocati (MEP) sul muscolo FDI destro. Qualora la stimolazione TMS applicata sul target iniziale si rivelasse inefficace

nell'elicitare MEP, si è proceduto a spostare il target di stimolazione lateralmente o frontalmente rispetto al punto iniziale, e ad aumentare l'intensità dell'output TMS fino all'individuazione di un sito e di un'intensità di stimolazione in grado di elicitare MEP di ampiezza maggiore o uguale a 0,05 mV, in almeno 5 su 10 tentativi di stimolazione sullo stesso sito. La procedura utilizzata è nota come *Parameter Estimation by Sequential Testing (PEST)* ed è impiegata in numerosi studi con TMS, in quanto consente una stima più precisa della soglia motoria a riposo (*resting motor threshold, rMT*) con un numero inferiore di stimoli (Picardi et al. 2025). La procedura attuata (*PEST*) ha infatti facilitato sia il *mapping* dell'area motoria sia la ricerca della *rMT*, poiché utilizza in modo adattivo la risposta MEP evocata dopo ciascun impulso TMS, modificando progressivamente l'intensità e la localizzazione dello stimolo in base alla presenza o assenza di un MEP sopra la soglia prestabilita nel muscolo target. Rispetto ai metodi convenzionali, che richiedono numerosi incrementi e decrementi dell'intensità di stimolazione, questa procedura concentra gli impulsi nell'intervallo di identità più informativo, consentendo di stimare più rapidamente il livello corrispondente a una probabilità di risposta vicina al 50%, mantenendo una precisione comparabile (Ah Sen et al. 2017).

Una volta individuato il valore di *rMT* e l'*hand motor hotspot*, la posizione corrispondente a quest'ultimo è stata memorizzata nel software di neuronavigazione *Softaxic*, unitamente alle informazioni relative all'orientamento e all'inclinazione della bobina TMS.

Terminata la fase di *mapping*, si è proceduto con l'effettiva raccolta di dati sperimentali. A tale proposito, l'intensità della stimolazione TMS utilizzata durante il task sperimentale è stata impostata ad un'intensità pari al 120% del valore di *rMT* misurato per ogni partecipante.

Selezione e caratteristiche degli stimoli ritmici

I soggetti sperimentali hanno svolto un *task* di ascolto passivo di 56 sequenze ritmiche adattate dallo studio di Bouwer et al. (2026). Ogni ritmo era composto da 8 note, identiche per altezza e timbro, disposte a diversi intervalli temporali (compresi tra 200 e 800 ms), per una durata totale di 4 secondi. Durante ogni *trial* sperimentale, ogni ritmo veniva presentato due volte di fila (una subito dopo l'altra), andando così a costituire una sequenza ritmica di 16 note e con una durata totale di 8 secondi. La prima

ripetizione del ritmo costituiva una fase di esposizione che permettesse al cervello di creare delle aspettative rispetto al pattern ritmico, mentre durante la seconda ripetizione veniva erogato un singolo impulso TMS per ogni *trial*, in un momento specifico della sequenza. Ciascuna delle 56 sequenze ritmiche di 16 note così ottenute veniva presentata due volte nel corso della procedura sperimentale, che era pertanto costituita da 112 *trial* totali. La scelta di utilizzare queste specifiche sequenze è stata dettata dall'esigenza di utilizzare stimoli con una struttura temporale non isocrona e priva di una pulsazione stabile (*beat-based*), al fine di osservare con più accuratezza le modulazioni legate alle misure computazionali (come la sorpresa locale e l'incertezza globale), la cui stima dipende dalle fini variazioni delle forme di previsione basate sulle statistiche degli intervalli (*IOI*), sul *contour* temporale e sulle relazioni tra le durate (*ratio*) (Bouwer et al. 2026). L'assenza di un *beat* chiaramente percepibile costringe il cervello a formulare previsioni basate sull'apprendimento statistico delle transizioni tra eventi ritmici e non su un semplice allineamento a una pulsazione, che è esattamente ciò che la nostra analisi intende esaminare.

Stimolazione con TMS

Prima di iniziare la stimolazione, ai partecipanti sono stati fatti indossare degli auricolari coperti da cuffie antirumore, in modo che potessero ascoltare gli stimoli ritmici con la minima influenza dei rumori esterni, incluso quello provocato dalla TMS in corrispondenza di ogni impulso.

È stato impiegato il software *E-Prime* per erogare gli impulsi TMS negli specifici *timing* desiderati, per ognuno dei 112 *trial* sperimentali, mentre lo sperimentatore manteneva immobile la bobina nella posizione e con l'inclinazione precedentemente salvate. Il tempismo dell'impulso avveniva in corrispondenza di una specifica nota per ciascun ritmo appartenente alla seconda ripetizione della sequenza. Ogni sequenza, composta da due ripetizioni dello stesso ritmo di 8 note, veniva presentata due volte: in una presentazione l'impulso era erogato 100 ms prima dell'onset della nota target, nell'altra 50 ms dopo, in modo da consentire l'analisi dell'influenza del *timing* della stimolazione sulla risposta MEP. Mentre la sequenza ritmica veniva riprodotta e l'impulso veniva erogato, il partecipante osservava una croce di fissazione. Al termine di ogni sequenza, è stata presentata al centro dello schermo una domanda riguardo alle proprietà ritmiche della sequenza. In particolare, a ogni soggetto veniva chiesto di

fornire un *rating* soggettivo su scala da 1 a 7, valutando la complessità ritmica percepita in una delle due presentazioni e la voglia di muoversi suscitata dall'ascolto nell'altra presentazione della stessa sequenza, in modo da ottenere entrambe le valutazioni per ciascun ritmo. Per assicurarsi che i partecipanti mantenessero alta l'attenzione, sono stati inseriti 6 *catch trial*, in aggiunta ai 112 *trial* sperimentali, per i quali è stato chiesto di notare in quali sequenze avrebbero sentito una nota a un volume inferiore (di 6 dB) (Bouwer et al. 2026). La domanda è stata presentata sei volte nel corso dell'esperimento: in tre occasioni la nota a volume inferiore era realmente presente, mentre nelle altre tre non lo era.

L'ordine delle sequenze ritmiche, delle domande, del *timing* della TMS (pre- o post-evento) e dei *catch trial* è stato randomizzato per ogni partecipante, al fine di evitare effetti confondenti dovuti alla distribuzione dei *trial*.

Analisi dei dati

Campione e preparazione del dataset

Il dataset iniziale comprende 1792 osservazioni, corrispondenti a 112 *trial* per ciascuno dei 16 partecipanti. A ciascuna osservazione corrisponde una risposta MEP del primo interosseo dorsale (FDI), registrata in associazione a uno specifico evento ritmico e corredata dai relativi indici di *IC* ed *Entropy*. Ad ogni MEP è associato anche il numero della nota all'interno del ritmo in corrispondenza della quale è stata somministrata la TMS (*Note_pos*), e la variabile categoriale che esplicita se l'impulso TMS sia stato erogato 100 ms prima o 50 ms dopo l'onset della nota (*Pre_post*). Prima di essere analizzati, i dati sono stati soggetti a un *preprocessing* che ha escluso i *trial* in cui i MEP non sono stati elicitati per via di problemi tecnici (*N_missing_MEP*), quelli con un'ampiezza del MEP inferiore a 0,05 mV (*N_below_005*) (Picardi et al. 2025), oltre alla prima osservazione di ciascun partecipante (*Block == 1*), per evitare che un effetto di *novelty* (sorpresa) influenzasse i risultati favorendo una maggiore ampiezza per il primo MEP. A questo punto, il numero di osservazioni rimanenti è stato calcolato come *N_final*.

Successivamente, è stata applicata una trasformazione ai valori della variabile dipendente, l'ampiezza dei MEP, dato che, per via della sua natura asimmetrica, la distribuzione presenta una coda molto ampia a destra, elevando in positivo il valore

della *skewness* (asimmetria della distribuzione). Per rendere la distribuzione più simmetrica e ridurre l'influenza dei valori più grandi, e di conseguenza l'eteroschedasticità, le ampiezze dei MEP sono state trasformate logaritmicamente (*log_MEP_FDI*) prima di essere sottoposte ai modelli analitici, al fine di migliorare la normalità dei residui e facilitare l'analisi statistica tramite modelli lineari misti.

Infine, le variabili categoriali relative al partecipante (*Subject*), al ritmo (*Rhythm*), alla posizione dell'evento (*Note_pos*) e al *timing* della stimolazione (*Pre_post*) sono state convertite in fattori per consentirne l'utilizzo nei successivi modelli statistici.

Variabili computazionali

Le variabili indipendenti calcolate da IDyOM non riguardano solo l'incertezza predittiva prima dell'evento (*Entropy*) e la sorpresa relativa all'evento (*information content*) a livello locale, bensì sono state prese in considerazione anche le loro componenti a livello globale del ritmo e a livello locale ma relativo al ritmo di riferimento. Per ciascun ritmo, sono stati calcolati gli indici medi di *IC* ed *entropy*, indicati rispettivamente come *mean_IC* (quanto il ritmo è mediamente sorprendente) e *mean_Entropy* (quanto il ritmo è mediamente incerto), oltre che le deviazioni locali dei singoli eventi rispetto alla media del ritmo, definite come *IC_within* ($IC - mean_IC$; quanto la singola nota è sorprendente rispetto alla media del proprio ritmo) ed *Entropy_within* ($Entropy - mean_Entropy$; quanto la singola nota è incerta rispetto alla media del proprio ritmo).

Variabile	Significato
<i>Entropy</i>	Incetezza locale associata alla singola nota
<i>IC (Information Content)</i>	Sorpresa locale della nota
<i>mean_Entropy</i>	Entropia media del ritmo: incetezza globale del contesto
<i>mean_IC</i>	IC medio del ritmo: grado di sorpresa globale del contesto

<i>Entropy_within</i>	Incertezza (<i>Entropy</i>) della nota relativa all'incertezza media del ritmo
<i>IC_within</i>	Sorpresa (<i>IC</i>) della nota relativa alla sorpresa media del ritmo

La considerazione di queste variabili su tre livelli - locale, globale e relativo al ritmo - è fondamentale per la corretta interpretazione delle risposte MEP, poiché permette di distinguere gli effetti locali delle proprietà predittive della singola nota da quelli del contesto ritmico globale in cui essa è inserita, nonché di operare confronti all'interno dello stesso ritmo e tra ritmi diversi.

Modelli di analisi

Le analisi sono state condotte seguendo proprio questi tre livelli di analisi (locale, globale e relativo al ritmo), verificando progressivamente se l'eccitabilità corticospinale fosse modulata dalle proprietà statistiche degli eventi ritmici attraverso cinque modelli lineari misti: dapprima sono stati analizzati gli effetti delle proprietà predittive locali (ovvero *IC* ed *Entropy*); successivamente è stata esaminata l'interazione tra proprietà locali e contesto globale del ritmo; in seguito, sono state condotte analisi di approfondimento utilizzando misure relative al ritmo (*IC_within* ed *Entropy_within*); infine, sono stati analizzati i rating soggettivi e la loro relazione con i MEP e le variabili di *IC* ed *Entropy* stimate da IDyOM.

In tutti i modelli relativi alla risposta neurofisiologica, la variabile dipendente era l'ampiezza MEP trasformata logaritmicamente (*log_MEP_FDI*), per i motivi spiegati in precedenza. Inoltre, per tenere conto della struttura gerarchica dei dati, caratterizzata da osservazioni ripetute all'interno dei partecipanti e da più osservazioni associate a ciascun ritmo, sono stati utilizzati modelli lineari misti con intercette casuali per partecipante e, nei modelli principali, per ritmo. L'obiettivo è quello di controllare gli effetti che hanno le differenze individuali nel livello medio dei MEP e le differenze tra ritmi. La posizione dell'evento (*Note_pos*) è stata inclusa come effetto fisso di controllo, per verificare che la posizione stessa all'interno della stimolazione non favorisse l'eccitabilità corticospinale. In aggiunta, per verificare se il *timing* della stimolazione, prima o dopo l'evento, modulasse la risposta MEP, è stato incluso il fattore *Pre_post* come predittore fisso in ogni analisi.

Modello	Formula	Domanda
<i>fit1</i>	$Pre_post * (Entropy + IC) + Note_pos + (1 Subject)$	L'ampiezza dei MEP varia in funzione delle proprietà locali della singola nota? L'effetto cambia tra pre e post?
<i>fit2</i>	$Pre_post * Entropy + Pre_post * IC + Pre_post * mean_Entropy + Note_pos + (1 Subject) + (1 Rhythm)$	Oltre alle proprietà locali, l'ampiezza dei MEP è modulata dal livello globale di entropia del ritmo?
<i>fit3</i>	$Pre_post * mean_Entropy * IC + Note_pos + (1 Subject) + (1 Rhythm)$	L'effetto dell' <i>IC</i> locale dipende dall'incertezza globale del ritmo e dal <i>timing</i> della TMS?
<i>fit4</i>	$Pre_post * mean_Entropy * IC_within + mean_IC + Note_pos + (1 Subject) + (1 Rhythm)$	I MEP sono associati alla sorpresa relativa della nota rispetto al ritmo, controllando l' <i>IC</i> medio del ritmo?
<i>fit5</i>	$Pre_post * mean_Entropy * Entropy_within + Note_pos + (1 Subject) + (1 Rhythm)$	L'effetto dell'incertezza locale relativa dipende dall'incertezza globale del ritmo?

Effetti locali

Il primo modello (*fit1*) è stato utilizzato per verificare l'associazione tra proprietà predittive locali della singola nota con l'ampiezza dei MEP (espressa su scala logaritmica), utilizzando i valori di *IC* ed *Entropy* calcolati per ciascun evento. Il modello ha quindi valutato: l'effetto di *IC* sull'ampiezza dei MEP; quello di *Entropy* sull'ampiezza dei MEP; l'effetto del *timing* della stimolazione, prima o dopo l'evento (*Pre_post*); e, separatamente, le interazioni di *IC* ed *Entropy* con *Pre_post* (*Pre_post*IC* e *Pre_post*Entropy*). L'analisi ha inoltre controllato la posizione dell'evento all'interno del ritmo (*Note_pos*) e per la variabilità interindividuale mediante un'intercetta casuale per partecipante.

Effetti globali

Per valutare se l'ampiezza dei MEP fosse modulata dal contesto globale di incertezza del ritmo, ovvero l'entropia media (*mean_Entropy*), oltre alle proprietà statistiche locali della singola nota, è stato utilizzato il modello *fit2*. Il modello mantiene gli effetti locali di *IC* ed *entropy* e il fattore *Pre_post* già inclusi in *fit1*, estendendo l'analisi dal livello locale a quello globale con l'aggiunta di *mean_Entropy* in interazione con *Pre_post* e di *Rhythm* come intercetta casuale, per tenere conto anche della variabilità tra ritmi, oltre che di quella interindividuale. Ciò ha permesso di valutare separatamente gli effetti locali e globali, ma non ancora di verificare se l'effetto della sorpresa locale variasse in funzione dell'incertezza globale del ritmo. Questa ipotesi di interazione è stata esaminata nel modello successivo.

Interazioni tra proprietà locali e contesto globale

Il terzo modello, *fit3*, è stato impiegato per testare se l'associazione tra le proprietà predittive locali della singola nota e l'ampiezza dei MEP dipendesse dal livello globale di incertezza del ritmo; in altre parole, se l'effetto dell'*IC* locale variasse in funzione dell'entropia media del ritmo in cui ciascuna nota era inserita (*mean_Entropy*). Rispetto al modello precedente, *fit3* introduce l'interazione a tre vie *Pre_post*mean_Entropy*IC*, al fine di esplorare se la relazione tra *IC* locale e contesto globale differisca tra stimolazione pre- e post-evento. Come nei modelli precedenti, la posizione della nota (*Note_pos*) è stata inclusa come effetto fisso di controllo, mentre *Subject* e *Rhythm* sono stati specificati come intercette casuali per tenere conto della variabilità interindividuale e delle differenze tra ritmi. Per interpretare gli effetti di *IC* in diverse condizioni di incertezza media del ritmo, sono state calcolate le pendenze condizionali (*simple slopes*) delle rette rappresentanti le relazioni predette tra *IC* locale e ampiezza dei MEP, separatamente per tre livelli di *mean_Entropy*: bassa, media e alta, corrispondenti rispettivamente a una deviazione standard sotto la media, alla media e a una deviazione standard sopra la media. Poiché l'interazione a tre vie con *Pre_post* non è risultata significativa, le pendenze sono state stimate mediando sui livelli della condizione di stimolazione.

Analisi di follow-up relative a ciascun ritmo

A seguito dell'analisi principale condotta col modello *fit3*, sono state effettuate tre analisi di approfondimento: la prima ha verificato se l'interazione tra il contesto globale e la sorpresa locale fosse replicabile utilizzando una misura di *IC* relativa al ritmo (*IC_within*); la seconda ha applicato lo stesso approccio all'incertezza locale, utilizzando *Entropy_within*; la terza ha incluso simultaneamente *IC* ed *entropy* relative (*IC_within* ed *Entropy_within*), allo scopo di esaminare l'associazione tra la sorpresa locale relativa e l'ampiezza dei MEP, verificandone l'indipendenza dalle variazioni locali dell'incertezza predittiva.

Information Content relativo a ciascun ritmo (*IC_within*)

Il modello *fit4* ha quindi considerato l'*IC* relativo a ciascun ritmo (*IC_within*), definito come la differenza tra l'*IC* della singola nota e l'*IC* medio del ritmo di appartenenza: $IC_within = IC - Mean_IC$. Infatti, due note con lo stesso *IC* possono essere inserite in ritmi caratterizzati da livelli medi di *IC* differenti, assumendo dunque significati diversi: per esempio, una nota con *IC* pari a 5 costituisce un evento ritmico altamente sorprendente se inserita in un contesto in cui l'*IC* medio è 2. Tuttavia, una nota con *IC* pari a 5 inserita in una sequenza ritmica con *IC* medio di 5, risulterebbe tipica rispetto a un contesto difficilmente predicibile. Nell'analisi è stata inclusa anche *mean_IC* come covariata, così da distinguere il livello medio di sorpresa del ritmo dallo scostamento della singola nota rispetto al ritmo, mentre *Note_pos* è stata mantenuta come effetto di controllo e *Subject* e *Rhythm* come intercette casuali. L'ipotesi principale è che, se l'interazione *mean_Entropy*IC_within* rimanesse significativa e le pendenze mostrassero lo stesso andamento, si potrebbe affermare che il risultato non dipenda esclusivamente dall'*IC* assoluto, ma è replicabile considerando la sorpresa relativa al ritmo al suo posto.

Entropy relativa a ciascun ritmo (*Entropy_within*)

La stessa analisi è stata effettuata utilizzando l'incertezza locale relativa al ritmo (*Entropy_within*), al posto dell'*IC_within*, nel modello *fit5*, per testare la sua associazione alle ampiezze dei MEP a seconda dell'incertezza globale del ritmo.

Complessità ritmica e voglia di muoversi

Successivamente alle analisi neurofisiologiche, sono state condotte analisi comportamentali basate sui rating soggettivi dei partecipanti, che hanno valutato su una scala da 1 a 7 considerando la complessità ritmica percepita e la voglia di muoversi suscitata dall'ascolto di ciascun ritmo. I valori dei rating, tratti dal dataset originale, sono quindi stati confrontati con la *mean_Entropy* di ciascun ritmo mediante modelli lineari misti, al fine di appurare se l'incertezza media della sequenza ritmica stimata da IDyOM predicesse le valutazioni soggettive sulla complessità e il *wanting-to-move*. Per la complessità percepita è stato stimato un modello lineare, mentre per il *WTM* sono stati confrontati un modello lineare e uno quadratico, così da verificare se la relazione con la *mean_Entropy* fosse meglio descritta da un andamento curvilineo. In seguito, sono stati analizzati i rapporti tra i rating soggettivi e le ampiezze dei MEP registrati (trasformate logaritmicamente), conducendo due analisi distinte per complessità e voglia di muoversi. In entrambi i casi, è stato accertato se il rating soggettivo potesse predire l'ampiezza dei MEP e se tale associazione variasse in funzione del *timing* dell'impulso TMS, prima o dopo l'evento ritmico.

Risultati

Effetti generali di *Pre_post* e *Note_pos*

Innanzitutto, è possibile descrivere i risultati comuni riguardanti gli effetti del *timing* della stimolazione (*Pre_post*) e il controllo dell'effetto della posizione dell'evento (*Note_pos*), stimati nella quasi totalità delle analisi condotte. Per queste variabili non sono emerse correlazioni significative con le ampiezze dei MEP, indicando un'influenza quanto meno non significativa della posizione della nota sui potenziali motori evocati e una differenza statisticamente trascurabile tra la stimolazione pre- e post-evento.

Effetti locali e globali di *IC* ed *Entropy*

Nei primi due modelli di analisi, *fit1* e *fit2*, anche in questo caso non sono emersi effetti significativi, né a proposito degli effetti locali di *IC* ($\chi^2 \approx 0.19$, $p \approx 0.66$) ed *Entropy* ($\chi^2 \approx 0.25$, $p \approx 0.62$), né a proposito dei loro effetti globali, esaminati col secondo modello (*IC*: $\chi^2 \approx 0.04$, $p \approx 0.83$; *Entropy*: $\chi^2 \approx 1.02$, $p \approx 0.31$; *mean_Entropy*: $\chi^2 \approx 0.75$, $p \approx 0.39$).

Risultati di *fit1*:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
Pre_post	0.0069	1	0.9337
Entropy	0.2467	1	0.6194
IC	0.1898	1	0.6631
Note_pos	8.3404	1	0.3035
Pre_post:Entropy	1.7592	1	0.1847
Pre_post:IC	0.2907	1	0.5897

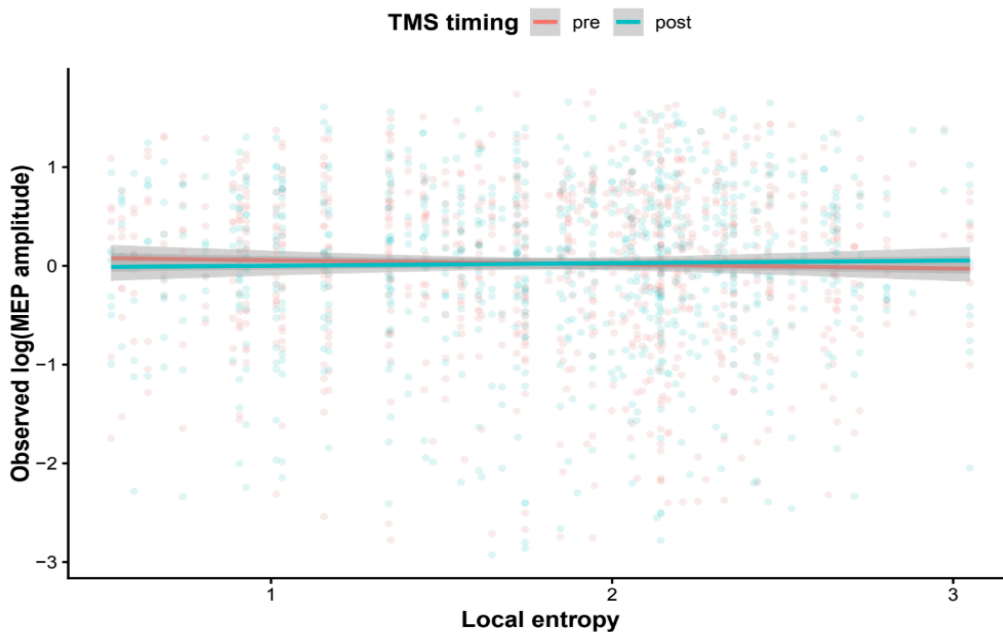
Risultati di *fit2*:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
Pre_post	0.0101	1	0.9200
Entropy	1.0222	1	0.3120
IC	0.0438	1	0.8342
mean_Entropy	0.7529	1	0.3856
Note_pos	9.1756	7	0.2403
Pre_post:Entropy	1.1286	1	0.2881
Pre_post:IC	0.3252	1	0.5685
Pre_post:mean_Entropy	0.1879	1	0.6647

Grafico di *fit1*:



Interazioni tra proprietà locali e contesto globale

Un quadro diverso emerge osservando i risultati del terzo modello, *fit3*, che indagava l'interazione tra contesto globale e sorpresa locale. L'analisi ha rilevato un'interazione significativa tra *mean_Entropy* e *IC* ($\chi^2 \approx 8.80$, $p \approx 0.003$), risultato che viene meglio

descritto dall'analisi delle pendenze condizionali, che mostrano un effetto significativo sia nella condizione di *mean_Entropy* bassa ($t \approx -2.81$, $p \approx 0.006$), corrispondente a -1 SD, si in quella di *mean_Entropy* media ($t \approx -2.60$, $p \approx 0.010$), mentre l'effetto non è significativo per *mean_Entropy* alta ($t \approx 0.02$, $p \approx 0.987$), corrispondente a +1 SD. Ciò mostra che, a livelli bassi e medi di incertezza ritmica, l'*IC* è un predittore significativo dell'ampiezza dei MEP.

Risultati di *fit3*:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

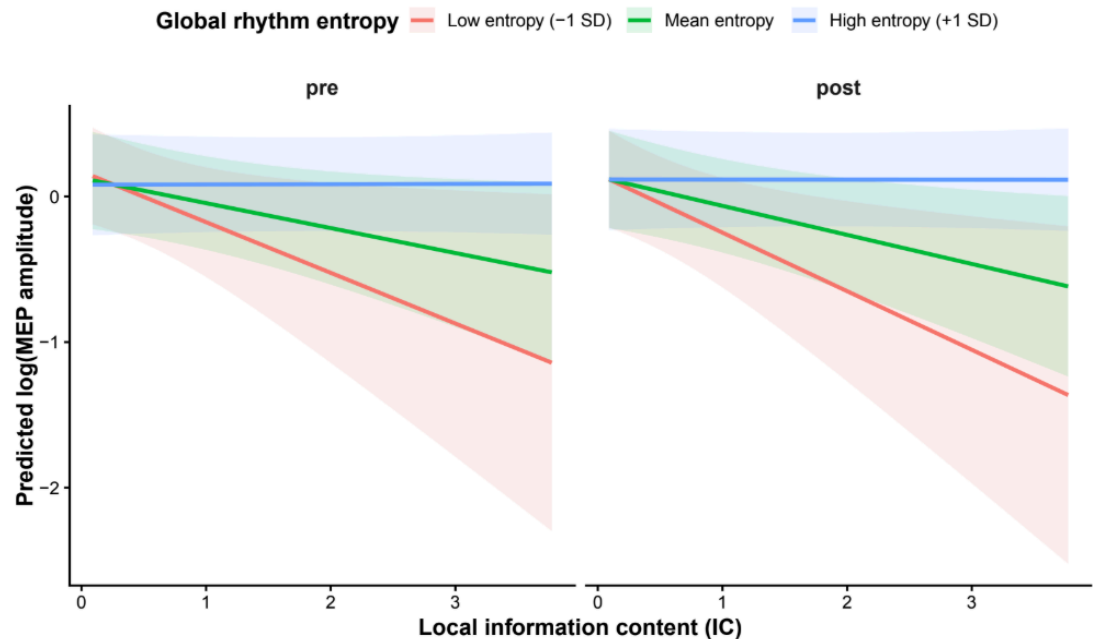
Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
Pre_post	0.0066	1	0.935152
mean_Entropy	0.0104	1	0.918654
IC	0.0211	1	0.884548
Note_pos	9.6437	7	0.209678
Pre_post:mean_Entropy	0.7797	1	0.377227
Pre_post:IC	0.0139	1	0.906192
mean_Entropy:IC	8.8039	1	0.003006 **
Pre_post:mean_Entropy:IC	0.0482	1	0.826235

Risultati analisi delle pendenze condizionali di *fit3*:

mean_Entropy	IC.trend	SE	df	t.ratio	p.value
1.28	-0.371616	0.1320	157	-2.807	0.0056
1.82	-0.185567	0.0714	243	-2.597	0.0100
2.35	0.000482	0.0295	1300	0.016	0.9870

Grafico delle pendenze condizionali nelle 3 condizioni di *mean_Entropy*:



Effetti e interazioni di IC ed Entropy relativi al ritmo (IC_within ed Entropy_within)

I modelli successivi, che hanno considerato le variabili di IC ed Entropy nella loro forma relativa al ritmo di riferimento (IC_within ed Entropy_within), hanno confermato interazioni significative tra *mean_Entropy* e IC_within (*fit4*: $\chi^2 \approx 7.61$, $p \approx 0.0058$), ma non tra *mean_Entropy* ed Entropy_within (*fit5*: $\chi^2 \approx 1.64$, $p \approx 0.20$). Per entrambi i modelli sono state indagate le interazioni a tre vie con *Pre_post*, non mostrando significatività (*fit4*: $\chi^2 \approx 0.09$, $p \approx 0.76$; *fit5*: $\chi^2 \approx 2.07$, $p \approx 0.15$).

29

Risultati di *fit4*:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
Pre_post	0.0065	1	0.935811
mean_Entropy	0.0975	1	0.754862
IC_within	0.0092	1	0.988657
mean_IC	0.1066	1	0.744006
Note_pos	10.0695	7	0.185171
Pre_post:mean_Entropy	1.0955	1	0.295261
Pre_post:IC_within	0.0792	1	0.778427
mean_Entropy:IC_within	7.6116	1	0.005799 **
Pre_post:mean_Entropy:IC_within	0.0920	1	0.763643

Risultati di *fit5*:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
Pre_post	0.0099	1	0.9209
mean_Entropy	0.0001	1	0.9938
Entropy_within	0.9992	1	0.3175
Note_pos	9.9537	7	0.1912
Pre_post:mean_Entropy	1.0705	1	0.3008
Pre_post:Entropy_within	0.8285	1	0.3627
mean_Entropy:Entropy_within	1.6354	1	0.2010
Pre_post:mean_Entropy:Entropy_within	2.0746	1	0.1498

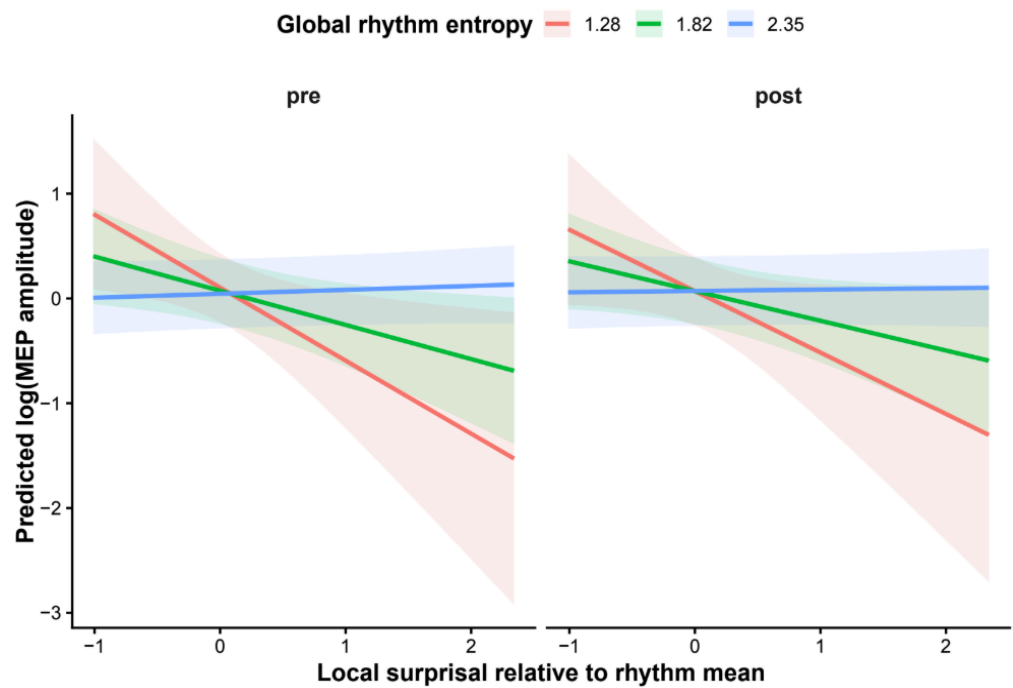
Nonostante l'interazione a tre vie non sia risultata significativa in entrambi i casi, sono state analizzate le pendenze condizionali delle rette rappresentanti l'interazione tra sorpresa o incertezza locale e ampiezza dei MEP per le tre condizioni di *mean_Entropy*, mostrando delle differenze significative. Infatti, nel modello *fit4*, sono risultate significative le pendenze per *mean_Entropy* bassa ($t \approx -2.72$, $p \approx 0.0066$) e media ($t \approx -2.64$, $p \approx 0.0084$), ma non per *mean_Entropy* alta ($t \approx 0.76$, $p \approx 0.45$), sia per la condizione di stimolazione pre- che per quella post-nota. Diversamente, nel modello *fit5*, il pattern si è mostrato coerente solo per le stimolazioni pre-nota, con significatività

simile nei casi di *mean_Entropy* bassa ($t \approx -2.27$, $p \approx 0.023$) e media ($t \approx -2.09$, $p \approx 0.037$), mentre con *mean_Entropy* alta l'effetto non è risultato significativo ($t \approx -0.31$, $p \approx 0.76$); tuttavia, nella condizione post-nota, nessuna pendenza è risultata significativa (tutte con $p > 0,50$).

Risultati analisi delle pendenze condizionali di *fit4*:

mean_Entropy	IC_within.trend	SE	df	t.ratio	p.value
1.28	-0.6432	0.236	1654	-2.720	0.0066
1.82	-0.3090	0.117	1654	-2.640	0.0084
2.35	0.0251	0.033	1654	0.761	0.4465

Grafico delle pendenze condizionali di *fit4* nelle 3 condizioni di *mean_Entropy*:



Risultati analisi delle pendenze condizionali di *fit5*:

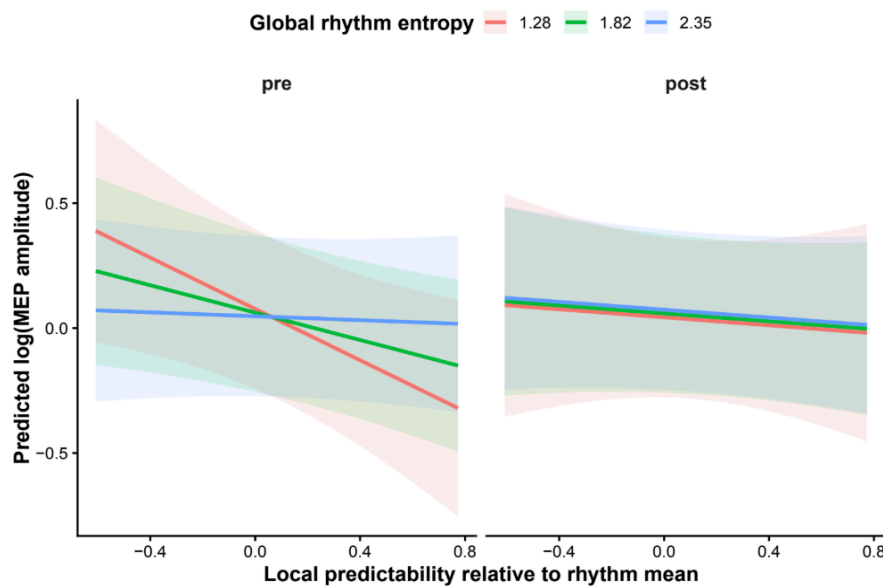
Pre_post = pre:

mean_Entropy	Entropy_within.trend	SE	df	t.ratio	p.value
1.28	-0.5087	0.224	1655	-2.272	0.0232
1.82	-0.2773	0.131	1655	-2.086	0.0371
2.35	-0.0379	0.122	1653	-0.311	0.7558

Pre_post = post:

mean_Entropy	Entropy_within.trend	SE	df	t.ratio	p.value
1.28	-0.0780	0.225	1656	-0.347	0.7289
1.82	-0.0774	0.133	1655	-0.583	0.5598
2.35	-0.0769	0.125	1653	-0.615	0.5383

Grafico delle pendenze condizionali di *fit5*:



Complessità ritmica e voglia di muoversi

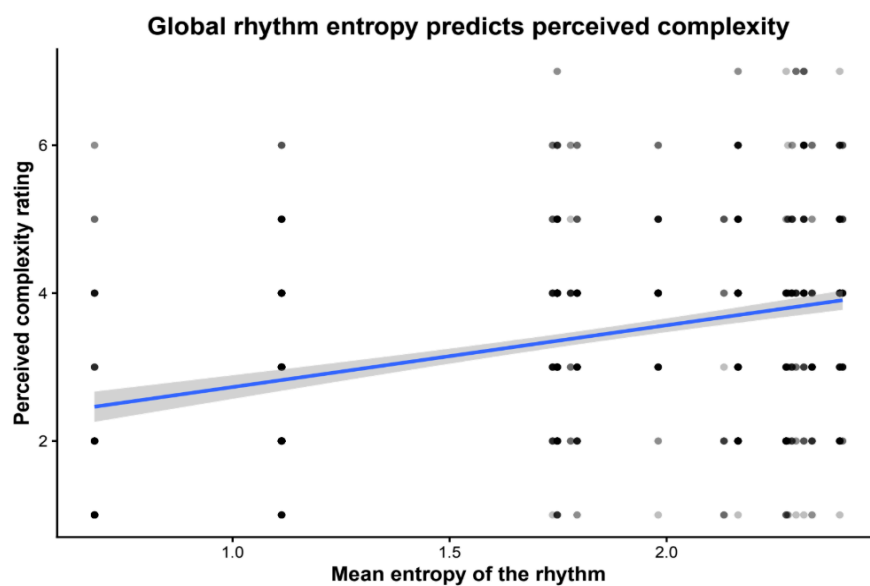
Per quanto concerne i rating di complessità e voglia di muoversi, le analisi comportamentali hanno verificato un'associazione significativa tra l'incertezza globale del ritmo (*mean_Entropy*) e la complessità percepita ($\beta \approx 0.84$, $SE \approx 0.13$, $t \approx 6.41$, $p < 0.001$).

Risultati interazione complessità percepita e *mean_Entropy*:

Fixed effects:

Term	Estimate	Std. Error	df	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.8938	0.2876	67.5522	6.585	8.07e-09 ***
mean_Entropy	0.8360	0.1304	55.3266	6.411	3.39e-08 ***

Grafico interazione complessità percepita e *mean_Entropy*:



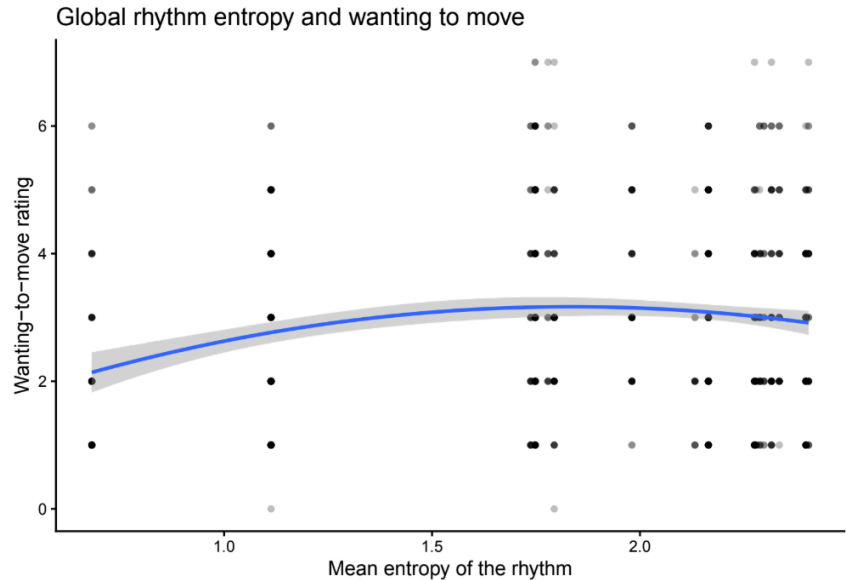
Per il *wanting-to-move* il modello quadratico, al quale corrispondono valori di AIC e BIC inferiori rispetto al modello lineare, sembra descrivere meglio la relazione tra le due componenti, sebbene sia il *fit* lineare ($\beta \approx 2.84$, $SE \approx 0.72$, $t \approx 3.95$, $p < 0.001$) sia quello quadratico ($\beta \approx -0.77$, $SE \approx 0.22$, $t \approx -3.51$, $p < 0.001$) fossero significativi; ciò suggerisce una relazione a U rovesciata tra *WTM* e *mean_Entropy*.

Risultati interazione tra voglia di muoversi e *mean_Entropy*:

Fixed effects:

Term	Estimate	Std. Error	df	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.5648	0.5831	68.2318	0.969	0.336160
mean_Entropy	2.8373	0.7186	55.1625	3.948	0.000225 ***
I (mean_Entropy^2)	-0.7733	0.2202	55.1769	-3.512	0.000896 ***

Grafico interazione *WTM* e *mean_Entropy*:



Tuttavia, nonostante la chiara associazione tra rating soggettivi e *mean_Entropy*, né la complessità percepita né la voglia di muoversi sembrano in qualche modo predire l'ampiezza dei MEP riscontrata. Nei modelli lineari misti in cui sono stati inclusi i rating, *Pre_post* e la loro interazione, nessun effetto principale o interazione ha raggiunto la significatività statistica. Per la complessità percepita, l'effetto principale del *rating* non è risultato significativo ($\chi^2(1) = 0.40$, $p = 0.53$), così come l'interazione *rating* $\times$ *Pre_post* ($\chi^2(1) = 0.11$, $p = 0.74$).

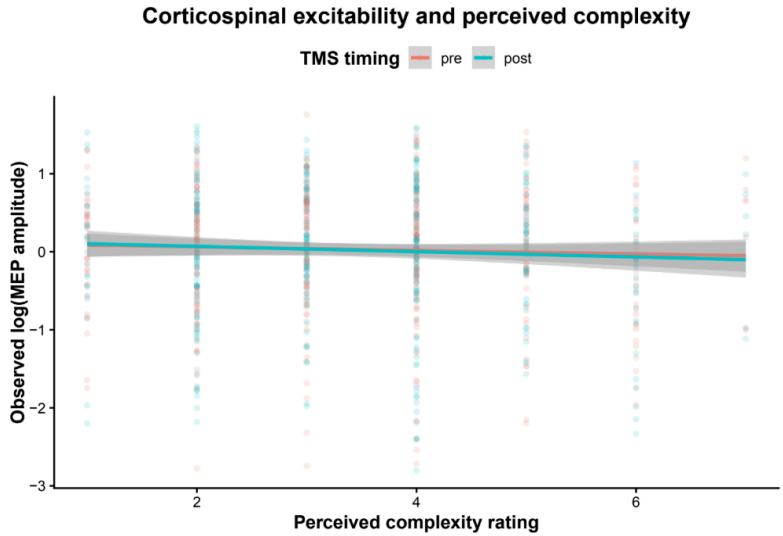
Risultati delle interazioni tra MEP, *Pre_post* e complessità percepita:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
rating.RESP	0.3968	1	0.5287
Pre_post	0.0209	1	0.8849
Note_pos	3.8015	7	0.8023
rating.RESP:Pre_post	0.1085	1	0.7419

Grafico interazione tra MEP e complessità percepita, in funzione di *Pre_post*:



Analogamente, per il *wanting-to-move*, né l'effetto principale del rating ($\chi^2(1) = 0.34$, $p = 0.56$) né l'interazione *rating* $\times$ *Pre_post* ($\chi^2(1) = 0.16$, $p = 0.69$) hanno mostrato associazioni significative con l'ampiezza dei MEP, segnalando una sorta di dissociazione tra il livello comportamentale e quello neurofisiologico.

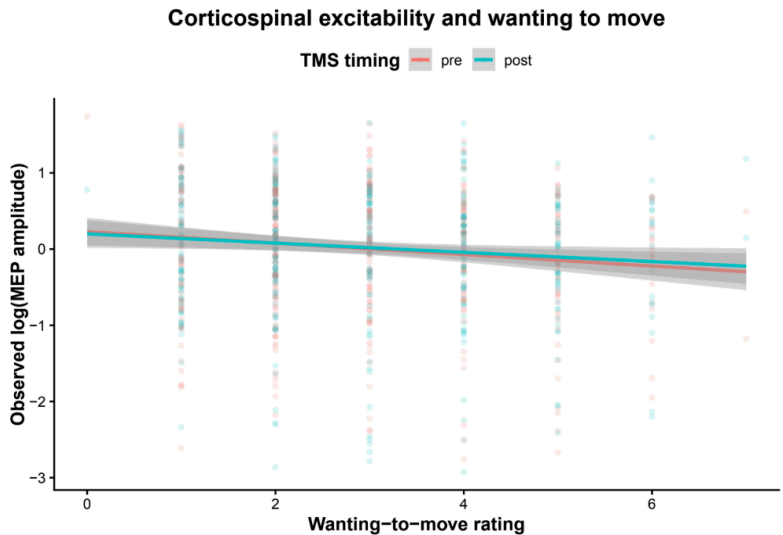
Risultati delle interazioni tra MEP, *Pre_post* e *WTM*:

Analysis of Deviance Table (Type II Wald chisquare tests)

Response: log_MEP_FDI

Term	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
rating.RESP	0.3417	1	0.55886
Pre_post	0.0001	1	0.99140
Note_pos	13.0833	7	0.07011
rating.RESP:Pre_post	0.1561	1	0.69278

Grafico interazione tra MEP e complessità percepita, in funzione di *Pre_post*:



Discussione dei risultati e conclusione

Domanda di ricerca e ipotesi

La domanda centrale da cui è partita la nostra ricerca era se il sistema motorio fosse sensibile alle proprietà statistiche locali e globali dei pattern ritmici. L'ipotesi si fondava su numerose evidenze secondo cui il sistema motorio non interviene soltanto nella produzione del movimento, ma contribuisce anche alla previsione temporale durante l'ascolto passivo di sequenze ritmiche.

Studi MEG hanno infatti mostrato che, durante l'ascolto di sequenze isocrone, le oscillazioni *beta* si modulano in funzione dell'intervallo temporale atteso e che il successivo *beta rebound* cresce progressivamente fino a raggiungere il momento previsto per l'evento successivo (Fujioka et al. 2012). Risultati successivi hanno mostrato inoltre che la modulazione *beta* può riflettere la posizione metrica dell'evento e la struttura gerarchica del beat, anche quando il metro non è fisicamente presente ma viene soltanto immaginato (Fujioka et al. 2015). Questa modulazione non coinvolge solo le cortecce uditive, ma anche aree sensorimotorie, premotorie e cerebellari, suggerendo che l'ascolto ritmico recluti automaticamente una rete implicata nella preparazione dell'azione (Miyata et al. 2022).

Le evidenze sono in linea con una concezione della predizione temporale come processo distribuito e gerarchico. La *Dynamic Attending Theory* propone che l'attenzione si sincronizzi con la struttura temporale dello stimolo, creando finestre di maggiore sensibilità, proprio quando è più probabile che accada un evento rilevante (Haegens e Zion Golumbic 2018). Parallelamente, Arnal (2012) ha suggerito che le oscillazioni *beta* possano contribuire a trasmettere segnali predittivi dal sistema motorio alle aree sensoriali; mentre nello studio di Miyata et al. (2022) è stato evidenziato il ruolo della corteccia premotoria dorsale (dPMC) nella costruzione e nel mantenimento delle rappresentazioni temporali che servono per sincronizzare i movimenti.

Anche gli studi sull'apprendimento statistico implicito mostrano che il sistema motorio possa estrarre regolarità statistiche dall'ambiente anche in assenza di un'elaborazione cosciente. Lum et al. (2024) hanno registrato una riduzione della potenza nelle bande *mu* e *beta* durante l'apprendimento implicito di sequenze visive, associata a una diminuzione graduale dell'attività *theta*. Secondo loro, questo andamento deriva da un passaggio graduale da processi attentivi ed esecutivi di tipo *top-down* a una codifica più automatica delle regolarità dello stimolo. In questa prospettiva, le oscillazioni *mu* e *beta*

potrebbero indicare parti diverse del processo: la banda *mu* rappresenta una forma generale di attivazione anticipatoria del sistema motorio, la banda *beta* mostra una maggiore sensibilità alla struttura probabilistica e al contesto dell'evento.

Le ipotesi principali presumevano una modulazione dell'eccitabilità corticospinale, misurata attraverso l'ampiezza dei MEP, in funzione delle variabili di sorpresa (*Information Content*) e incertezza (*Entropy*) delle singole note appartenenti alle sequenze ritmiche. Valori elevati di *IC* indicano che l'evento osservato è poco probabile rispetto al contesto precedente (contiene un contenuto di informazione elevato), mentre valori elevati di *Entropy* indicano una distribuzione predittiva più incerta prima dell'*onset* dell'evento. Si è ipotizzato quindi che, più bassi fossero i livelli di sorpresa (*IC*) e incertezza (*E*) delle singole note, maggiore sarebbe stata la prevedibilità, quindi l'eccitabilità corticospinale (riflettente la preparazione motoria) e di conseguenza l'ampiezza dei MEP registrati. In aggiunta, è stata analizzata una possibile influenza del contesto ritmico globale, infatti, la sorpresa di un singolo evento è stata interpretata anche in funzione della sequenza in cui esso compare: uno stesso intervallo temporale può avere un valore informativo (*IC*) elevato all'interno di un pattern regolare, ma risultare meno informativo in una sequenza già caratterizzata da elevata incertezza (*mean_Entropy* alta).

Infine, era stata ipotizzata anche una possibile associazione tra le misure neurofisiologiche (ampiezza dei MEP) e i *rating* comportamentali.

Risultati neurofisiologici

I modelli iniziali, *fit1* e *fit2*, non hanno mostrato effetti significativi per quanto riguarda gli effetti locali e globali di *IC* ed *Entropy* considerati singolarmente, suggerendo che da soli non bastino a spiegare la modulazione delle ampiezze dei potenziali motori evocati (MEP). Solo con l'introduzione, in *fit3*, dell'interazione tra il grado di sorpresa locale (*IC*) e l'incertezza media del ritmo (*mean_Entropy*) si osserva un risultato statisticamente significativo, suggerendo che l'effetto della sorpresa locale di ciascuna nota sull'eccitabilità corticospinale sia significativamente modulato dal grado di incertezza globale della sequenza ritmica. Il risultato viene meglio compreso quando si osserva l'analisi delle pendenze condizionali, che dimostrano come l'effetto di *IC* rimanga significativo solo nei ritmi caratterizzati da un grado di incertezza globale (*mean_Entropy*) media o bassa (-1 SD rispetto a *mean_Entropy* media). Ciò è

parzialmente coerente con le nostre ipotesi: in corrispondenza dei valori più bassi di *IC* si osservano le ampiezze dei MEP maggiori, ma solo in determinate condizioni. Non era atteso che l'effetto di sorpresa di una nota dipendesse così fortemente dalle caratteristiche della sequenza ritmica in cui essa è inserita; se la sequenza è complessa e generalmente molto "incerta", l'effetto sarà minore, se invece si tratta di una sequenza semplice e prevedibile, il grado di sorpresa della singola nota avrà un effetto maggiore. Questo risultato è compatibile con una concezione gerarchica della predizione, nella quale livelli più generali rappresentano il contesto e livelli più locali codificano gli eventi specifici e le loro deviazioni rispetto alle aspettative. Huang e Chao (2025) hanno mostrato che il cervello integra statistiche temporali incondizionate e condizionali, combinando la frequenza generale degli intervalli con la probabilità di un evento dato il contesto precedente. Un'analoga distinzione è stata proposta da Ghilardi et al. (2023), che hanno separato *expectancy*, riferita all'evento più probabile, e *predictability*, riferita alla distribuzione complessiva delle possibilità. Nel loro studio, le desincronizzazioni della banda *beta* risultavano maggiormente associate all'*expectancy*, mentre le modulazioni della banda *mu* apparivano più generali e meno sensibili alle differenze specifiche di probabilità. Questa distinzione risulta fondamentale per l'interpretazione dei risultati del presente studio: l'interazione tra *IC* e *mean_Entropy* indica che la risposta corticospinale dipende non solo dal grado di sorpresa dell'evento, ma anche dalla precisione della previsione generata dal sistema prima dell'occorrenza dell'evento. In questa prospettiva, il risultato può essere interpretato come un effetto di precisione contestuale: il sistema motorio risponde in modo più marcato alla sorpresa locale quando il contesto globale consente di formulare aspettative relativamente affidabili. Tuttavia, è importante sottolineare che questa rappresenta un'interpretazione teorica compatibile con i dati, ma non costituisce una dimostrazione diretta dell'esistenza di una specifica gerarchia neurale.

Effetti delle misure relative al ritmo (*IC_within* ed *Entropy_within*)

I modelli successivi (*fit4* e *fit5*), che hanno considerato le variabili di *IC* ed *Entropy* nella loro forma relativa al ritmo (*IC_within* ed *Entropy_within*). *Fit4* ha indicato che non conta solo il valore assoluto di *IC* locale nel definire l'eccitabilità corticospinale, bensì anche quanto il valore di *IC* di ciascuna nota si discosta dal livello medio di sorpresa del ritmo (*IC_within*), riscontrando un'interazione significativa tra *IC_within* e

mean_Entropy, sempre nei casi in cui l'incertezza globale del ritmo (*mean_Entropy*) era media o bassa (-1 SD). Il modello seguente (*fit5*), che ha indagato gli effetti di *Entropy_within*, non ha riscontrato effetti statisticamente significativi, indicando una minore influenza delle fluttuazioni locali dello stato di incertezza predittiva sulle ampiezze dei MEP. L'analisi esplorativa delle pendenze, effettuata anche se l'interazione non è risultata significativa, ha riscontrato significatività quando il contesto globale era abbastanza strutturato (con bassa/media *mean_Entropy*), ma solo nella condizione di stimolazione pre-evento, aprendo il quesito alla possibilità che il sistema predittivo possa discriminare tra stati locali di incertezza specialmente prima che la nota arrivi. L'incertezza locale potrebbe quindi influenzare il sistema motorio in modo più evidente nella finestra anticipatoria (prima che l'evento arrivi), quando il cervello sta ancora costruendo o aggiornando la previsione. Questo risultato, pur non costituendo prova certa di questa interpretazione, può orientare la ricerca futura a indagare ulteriormente l'ipotetico ruolo anticipatorio di *Entropy_within*.

A questo punto si può ipotizzare che il sistema motorio implementi una forma di predizione gerarchica, rappresentando il contesto globale su un primo livello, valutando quanto un evento risulta sorprendente rispetto a quel contesto (*IC_within*) su un livello più locale, infine modulando l'eccitabilità corticospinale in base a questa valutazione contestualizzata. Altri studi già citati avevano investigato come la modulazione della banda *beta* potesse riflettere l'uso delle regolarità contestuali in domini sensoriali differenti, come uditivo, visivo e fonemico (Chang et al. 2018; Bogaerts et al. 2020; Lum et al. 2026), ammettendo la possibilità di una forma di predizione gerarchica messa in atto dal nostro cervello durante l'esecuzione di più compiti totalmente diversi.

Complessità percepita e voglia di muoversi

In generale, la significatività della correlazione tra *mean_Entropy* e i *rating* di complessità ha dimostrato l'affidabilità delle variabili calcolate da *IDyOM*, che si associano a un chiaro corrispettivo percettivo/esperienziale oltre che computazionale, confermando l'efficacia degli stimoli ritmici. Il fatto che i partecipanti siano riusciti a percepire e a valutare coerentemente la struttura probabilistica dei ritmi rappresenta inoltre un'ulteriore conferma del mantenimento dell'attenzione durante l'ascolto delle sequenze.

Difatti, le analisi finali sui *rating* soggettivi hanno mostrato una significativa associazione lineare tra la complessità percepita e l'incertezza media dei ritmi (*mean_Entropy*), nonché una relazione quadratica (a U rovesciata) tra quest'ultima e la voglia di muoversi suscitata dall'ascolto. Questo andamento della relazione tra *mean_Entropy* e *wanting-to-move* è coerente con i risultati di studi precedenti sul *groove*, definito come la piacevole propensione o impulso a muoversi suscitato dalla struttura ritmica della sequenza musicale (Matthews et al. 2023), che già avevano dimostrato una relazione a U rovesciata tra la complessità ritmica e la voglia di muoversi percepita (Witek et al. 2014; Stupacher et al. 2022; Etani et al. 2024). Ciò è in linea con l'idea che i ritmi caratterizzati da un grado di incertezza troppo basso o troppo alto possano risultare rispettivamente troppo “noiosi” o troppo “complessi” all'ascoltatore, riducendo il *WTM*. Stando a quanto riscontrato, il livello ottimale per stimolare il movimento e l'eccitabilità corticospinale sarebbe quindi un grado di incertezza globale (*mean_Entropy*) medio, caratteristico di ritmi sufficientemente prevedibili ma al contempo abbastanza “interessanti” da suscitare la voglia di muoversi. Questo risultato è comunque da contestualizzare all'interno del nostro studio, che ha testato esclusivamente non musicisti, poiché ricerche passate con TMS avevano mostrato notevoli differenze tra musicisti e non nella modulazione dell'eccitabilità della corteccia motoria in funzione del *groove* (Stupacher et al. 2013). Nei musicisti, l'eccitabilità risultava maggiormente associata al *groove* e alla fase ritmica dello stimolo, mentre nei non musicisti la risposta sembrava più sensibile alla regolarità del pattern. Questa differenza suggerisce che il sistema motorio possa utilizzare la struttura ritmica in modo diverso in funzione dell'esperienza musicale, perciò ulteriori indagini in questo senso potrebbero arricchire notevolmente la letteratura.

Dissociazioni tra misure esplicite e neurofisiologiche

L'assenza di una relazione tra i *rating* soggettivi e l'ampiezza dei MEP può essere invece interpretata in vari modi. In primo luogo, questa dissociazione potrebbe riflettere i diversi livelli di elaborazione dello stimolo ritmico: mentre i *rating* riflettono un'elaborazione cosciente, post-percettiva, i potenziali motori evocati riflettono una modulazione più “a monte”, legata a meccanismi predittivi impliciti che sono più sensibili alle fluttuazioni rapide dell'eccitabilità corticospinale legate a specifiche note, che non rappresentano l'esperienza soggettiva complessiva. Analogamente, mentre i

MEP sono misurati in tempo reale, nota per nota, i *rating* vengono forniti dopo la sequenza, integrando l'intera esperienza; potrebbe essere proprio questa differenza di tempismo e integrazione a rendere debole la relazione tra le due variabili, oltre che la sensibilità diversa delle misure e i diversi livelli di elaborazione. Una dissociazione simile, tra la valutazione esplicita e l'attivazione neurofisiologica, era stata riscontrata anche in ricerche precedenti, che avevano rilevato delle differenze significative tra comportamento/misure esplicite e preparazione motoria condizionata involontaria (Tran et al. 2020), rafforzando l'idea che l'eccitabilità corticospinale dipenda da meccanismi di elaborazione *top-down* e *bottom-up* che non sempre riflettono le valutazioni esplicite, operando su livelli più inconsapevoli di apprendimento statistico. Parallelamente, risultati di Ghilardi et al. (2023) sostenevano l'idea che diversi aspetti della struttura probabilistica possano essere rappresentati da componenti neurali differenti: la banda *beta* risultava associata all'*expectancy* dell'evento più probabile, mentre la banda *mu* rappresentava un carattere più generale e anticipatorio. La dissociazione tra queste due misure è compatibile con l'idea che l'aspettativa cosciente, la predicibilità, l'incertezza e la preparazione motoria non siano dimensioni sovrapponibili, ma possano interagire a livelli diversi del sistema predittivo.

Validità ecologica delle misure IDyOM

In generale, si può affermare che i risultati supportano la validità ecologica delle misure di *IDyOM* (*IC*, *Entropy* ecc.) come indici di aspettativa musicale; in particolare, l'interazione *mean_Entropy*IC* suggerisce maggiore efficacia quando si considera non solo la sorpresa locale, ma anche il contesto globale in cui essa si inserisce.

Ulteriori elementi a sostegno della validità del modello sono forniti dalla letteratura antecedente, sia per l'analisi delle componenti melodiche che per quelle ritmiche. Ad esempio, Di Liberto et al. (2020) hanno mostrato, mediante EEG ed ECoG, che le aspettative melodiche calcolate da *IDyOM* contribuiscono a spiegare la codifica corticale della musica oltre le caratteristiche acustiche dello stimolo. In un contesto ritmico, *IDyOM* era stato utilizzato anche per dimostrare che l'*information content* locale può costituire un indice predittivo sia dell'accuratezza della produzione ritmica sia della modulazione di componenti EEG associate al monitoraggio dell'errore (Deosdad-Díez e Marco-Pallarés 2025).

La validità delle misure *IDyOM* non deve tuttavia essere intesa come misura equivalente agli indici di predicibilità elaborati dal cervello. *IDyOM* fornisce una descrizione computazionale delle aspettative basata su specifiche assunzioni riguardanti il *corpus*, la rappresentazione dello stimolo, il contesto e, in certi casi, il decadimento della memoria. L'accordo con i dati comportamentali o neurofisiologici indica che tali variabili catturano aspetti rilevanti dell'elaborazione umana, ma non dimostra che il cervello implementi esattamente l'algoritmo del modello.

Limiti dello studio

Lo studio ha presentato tuttavia diversi limiti, a partire dalla ridotta grandezza del campione preliminare, pari a 16 partecipanti (trattandosi di analisi preliminari, il campione finale previsto è di 40 soggetti), e dalla variabilità individuale, in particolare per le valutazioni esplicite sulla complessità e la voglia di muoversi. Per questi motivi, la mancanza di potenza statistica potrebbe aver impedito di rilevare possibili effetti che invece sono apparsi come non significativi. Anche la scelta degli stimoli ha definito dei limiti: sequenze ritmiche non *beat-based* hanno permesso di isolare le componenti dell'apprendimento statistico ma hanno una minore validità ecologica rispetto alla musica reale, che presenta anche variazioni di *pitch* (altezza) e timbro oltre che ritmiche. La riduzione della validità ecologica è particolarmente rilevante per l'interpretazione del *wanting-to-move*. Sebbene la relazione a U rovesciata osservata sia compatibile con i meccanismi del *groove*, le sequenze utilizzate non contenevano necessariamente tutti gli elementi che contribuiscono all'esperienza musicale del *groove*, come ad esempio l'accentazione. Non è quindi possibile stabilire se l'effetto rifletta esclusivamente l'incertezza temporale o anche proprietà ritmiche non direttamente modellate.

Infine, utilizzando solo l'ampiezza dei MEP come indice parziale dell'eccitabilità corticospinale, è stata ignorata la possibile influenza di fattori non controllati come, ad esempio, predisposizione, affaticamento e stato emotivo. L'ampiezza dei MEP rappresenta infatti un indice utile della responsività corticospinale, ma non identifica da sola il meccanismo neurale responsabile della modulazione osservata.

Prospettive future

In tal senso, la ricerca futura dovrebbe impegnarsi ad analizzare l'eccitabilità corticospinale, legata all'apprendimento statistico, in funzione di diversi tipi di stimoli, includendo anche ritmi *beat-based*, musica più ecologica e variazioni di altezza e timbro. Per includere altre misure neurofisiologiche dell'eccitabilità corticospinale potrebbe risultare utile affiancare alla TMS e all'EMG altri strumenti come l'EEG continuo o la MEG, in modo da avere un riscontro multiplo dell'attività corticale, mettendo in relazione la modulazione delle ampiezze dei MEP con le oscillazioni *mu* e *beta*. Al netto dei risultati ottenuti, gli studi futuri dovrebbero occuparsi di identificare dei modelli gerarchici che integrino esplicitamente contesto globale e locale, testando predizioni specifiche su come diverse combinazioni di *IC* ed *Entropy* modulerebbero la risposta neurofisiologica. Parallelamente, il confronto tra diverse popolazioni, cliniche (es. disturbi percettivi, disturbi del movimento, Parkinson ecc.) e non (es. musicisti vs non musicisti), potrebbe risultare utile per identificare ulteriori meccanismi coinvolti nell'apprendimento statistico dei ritmi. In relazione a questo, Stupacher et al. (2013) hanno mostrato che il *groove* modula l'eccitabilità motoria in modo diverso in musicisti e non musicisti, mentre Albury et al. (2026) hanno suggerito che prevedibilità e piacevolezza possano contribuire in modo diverso all'*encoding* uditivo, all'apprendimento motorio e alla memoria melodica. Musicisti e non musicisti potrebbero quindi attribuire un peso diverso alle regolarità locali e globali.

Un'altra direzione da esplorare potrebbe riguardare il ruolo dell'apprendimento, possibilmente utilizzando la versione del modello che tiene conto del decadimento mnestico. Presentare le sequenze in più fasi, dando il tempo di apprendere la struttura di ciascuna sequenza, consentirebbe di misurare come le relazioni tra *IC*, *Entropy* e ampiezze dei MEP cambiano con l'esposizione. In base ai risultati presenti nella letteratura (Lum et al. 2024; Deosdad-Díez e Marco-Pallarés 2025), ci si potrebbe aspettare che, con il consolidamento del pattern, diminuiscano i processi attentivi ed esecutivi e aumenti il contributo della codifica automatica delle regolarità.

Conclusioni generali

Nel complesso, i risultati mostrano che il sistema motorio è sensibile alla struttura probabilistica dei ritmi e che ciò avviene in modo condizionale: la sorpresa locale

modula l'eccitabilità corticospinale soprattutto in contesti globalmente prevedibili. Questo risultato è coerente con gli studi sulle oscillazioni *beta* e sul coinvolgimento delle aree sensorimotorie durante l'ascolto passivo di ritmi (Fujioka et al. 2012, 2015), ma aggiunge a questa letteratura una prospettiva basata sulla probabilità evento-per-evento e sull'interazione tra contesto globale e informazione locale.

I risultati sono compatibili anche con una distinzione funzionale tra bande oscillatorie: la modulazione del *power* delle oscillazioni di banda *mu* può riflettere il coinvolgimento generale del sistema motorio nell'anticipazione, mentre la banda *beta* può essere maggiormente implicata nell'utilizzo della struttura contestuale per discriminare tra livelli di aspettativa e prevedibilità (Ghilardi et al. 2023). In questo quadro, i MEP forniscono una misura complementare, perché consentono di verificare se tali processi predittivi si traducano in variazioni transitorie della responsività corticospinale. Questo approccio mostra che le variabili generate da *IDyOM* possono essere utilizzate non soltanto per descrivere la complessità globale dei pattern, ma anche per analizzare come il sistema motorio risponda a eventi locali nel contesto della sequenza.

Lo studio ha quindi fornito un importante contributo teorico e metodologico, integrando misure computazionali (*IDyOM*), neurofisiologiche (MEP) e comportamentali (*rating* soggettivi), che hanno fornito evidenza empirica a favore di modelli predittivi del ritmo in cui il contesto globale e locale interagiscono.

In conclusione, gli esiti possono orientare la ricerca futura delineando il ruolo del sistema motorio nella percezione ritmica e come esso dipenda dall'apprendimento statistico della struttura del ritmo, in modo da approfondire come il cervello anticipa e dà senso agli eventi sonori in condizioni sperimentali più ecologiche e differenziali che valutino questo meccanismo da diversi punti di vista.

Bibliografia

- Ah Sen, Christelle B., Hunter J. Fassett, Jenin El-Sayes, Claudia V. Turco, Mahdiya M. Hameer, e Aimee J. Nelson. 2017. «Active and Resting Motor Threshold Are Efficiently Obtained with Adaptive Threshold Hunting» a cura di F. Tremblay. *PLOS ONE* 12(10):e0186007. doi:10.1371/journal.pone.0186007.
- Albury, Alexander W., Roberta Bianco, Aaron P. Johnson, e Virginia B. Penhune. 2026. «Stimulus Predictability and Liking Enhance Auditory-Motor Encoding and Memory for Melodies». *Ann N Y Acad Sci.* 2026 Jun;1560(1):e70310. doi: 10.1111/nyas.70310

- Arnal, Luc H. 2012. «Predicting “When” Using the Motor System’s Beta-Band Oscillations». *Frontiers in Human Neuroscience* 6. doi:10.3389/fnhum.2012.00225.
- Bianco, R., B. Tóth, F. Bigand, T. Nguyen, I. Sziller, G. P. Hádén, I. Winkler, e G. Novembre. 2026. «Human Newborns Form Musical Predictions Based on Rhythmic but Not Melodic Structure». *PLoS Biol.* 2026 Feb 5;24(2):e3003600. doi: 10.1371/journal.pbio.3003600.
- Bianco, Roberta, Kaho Magami, Marcus Pearce, e Maria Chait. 2026. «Discovery, Interruption, and Updating of Auditory Regularities in Memory: Evidence from Low-Frequency Brain Dynamics in Human MEG». *The Journal of Neuroscience* 46(2):e0629252025. doi:10.1523/JNEUROSCI.0629-25.2025.
- Bogaerts, Louisa, Craig G. Richter, Ayelet N. Landau, e Ram Frost. 2020. «Beta-Band Activity Is a Signature of Statistical Learning». *The Journal of Neuroscience* 40(39):7523–30. doi:10.1523/JNEUROSCI.0771-20.2020.
- Bouwer, Fleur L., Atser Damsma, Thomas M. Kaplan, Mohsen Ghorashi Sarvestani, e Marcus T. Pearce. 2026. «Abstract Representations Underlie Rhythm Perception and Production: Evidence from a Probabilistic Model of Temporal Structure». *Cognition* 268:106345. doi:10.1016/j.cognition.2025.106345.
- Cai, Weidong, Jobi S. George, Christopher D. Chambers, Mark G. Stokes, Frederick Verbruggen, e Adam R. Aron. 2012. «Stimulating Deep Cortical Structures with the Batwing Coil: How to Determine the Intensity for Transcranial Magnetic Stimulation Using Coil–Cortex Distance». *Journal of Neuroscience Methods* 204(2):238–41. doi:10.1016/j.jneumeth.2011.11.020.
- Chang, Andrew, Dan J. Bosnyak, e Laurel J. Trainor. 2018. «Beta Oscillatory Power Modulation Reflects the Predictability of Pitch Change». *Cortex* 106:248–60. doi:10.1016/j.cortex.2018.06.008.
- Deosdad-Díez, Marc, e Josep Marco-Pallarés. 2025. «Note-by-Note Predictability Modulates Rhythm Learning and Its Neural Components». *Npj Science of Learning* 10(1):59. doi:10.1038/s41539-025-00353-y.
- Di Liberto, Giovanni M., Claire Pelofi, Roberta Bianco, Prachi Patel, Ashesh D. Mehta, Jose L. Herrero, Alain De Cheveigné, Shihab Shamma, e Nima Mesgarani. 2020. «Cortical Encoding of Melodic Expectations in Human Temporal Cortex». *eLife* 9:e51784. doi:10.7554/eLife.51784.
- Etani, Takahide, Akito Miura, Satoshi Kawase, Shinya Fujii, Peter E. Keller, Peter Vuust, e Kazutoshi Kudo. 2024. «A Review of Psychological and Neuroscientific Research on Musical Groove». *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 158:105522. doi:10.1016/j.neubiorev.2023.105522.
- Fujioka, Takako, Bernhard Ross, e Laurel J. Trainor. 2015. «Beta-Band Oscillations Represent Auditory Beat and Its Metrical Hierarchy in Perception and Imagery». *The Journal of Neuroscience* 35(45):15187–98. doi:10.1523/JNEUROSCI.2397-15.2015.

- Fujioka, Takako, Laurel J. Trainor, Edward W. Large, e Bernhard Ross. 2012. «Internalized Timing of Isochronous Sounds Is Represented in Neuromagnetic Beta Oscillations». *The Journal of Neuroscience* 32(5):1791–1802. doi:10.1523/JNEUROSCI.4107-11.2012.
- Ghilardi, Tommaso, Marlene Meyer, e Sabine Hunnius. 2023. «Predictive Motor Activation: Modulated by Expectancy or Predictability?» *Cognition* 231:105324. doi:10.1016/j.cognition.2022.105324.
- Haegens, Saskia, e Elana Zion Golumbic. 2018. «Rhythmic Facilitation of Sensory Processing: A Critical Review». *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 86:150–65. doi:10.1016/j.neubiorev.2017.12.002.
- Harrison, Peter M. C., Roberta Bianco, Maria Chait, e Marcus T. Pearce. 2020. «PPM-Decay: A Computational Model of Auditory Prediction with Memory Decay» a cura di F. E. Theunissen. *PLOS Computational Biology* 16(11):e1008304. doi:10.1371/journal.pcbi.1008304.
- Herwig, Uwe, Peyman Satrapi, e Carlos Schönfeldt-Lecuona. 2003. «Using the International 10-20 EEG System for Positioning of Transcranial Magnetic Stimulation». *Brain Topography* 16(2):95–99. doi:10.1023/B:BRAT.0000006333.93597.9d.
- Huang, Yiyuan Teresa, e Zenas C. Chao. 2024. «Temporal Prediction through Integration of Probability Distributions of Event Timings at Multiple Levels». *PLOS Biology*, 22(3), e3002534. doi:10.1371/journal.pbio.3002534
- Huang, Yiyuan Teresa, e Zenas C. Chao. 2025. «Human Brain Integrates Both Unconditional and Conditional Timing Statistics to Guide Expectation and Behavior» a cura di R. De Diego Balaguer. *PLOS Biology* 23(10):e3003459. doi:10.1371/journal.pbio.3003459.
- Keitel, Anne, Claire Pelofi, Xinyi Guan, Emily Watson, Lucy Wight, Sarah Allen, Iris Mencke, Christian Keitel, e Johanna Rimmele. 2025. «Cortical and Behavioral Tracking of Rhythm in Music: Effects of Pitch Predictability, Enjoyment, and Expertise». *Annals of the New York Academy of Sciences* 1546(1):120–35. doi:10.1111/nyas.15315.
- Lefaucheur, Jean-Pascal, Nathalie André-Obadia, Andrea Antal, Samar S. Ayache, Chris Baeken, David H. Benninger, Roberto M. Cantello, Massimo Cincotta, Mamede De Carvalho, Dirk De Ridder, Hervé Devanne, Vincenzo Di Lazzaro, Saša R. Filipović, Friedhelm C. Hummel, Satu K. Jääskeläinen, Vasilios K. Kimiskidis, Giacomo Koch, Berthold Langguth, Thomas Nyffeler, Antonio Oliviero, Frank Padberg, Emmanuel Poulet, Simone Rossi, Paolo Maria Rossini, John C. Rothwell, Carlos Schönfeldt-Lecuona, Hartwig R. Siebner, Christina W. Slotema, Charlotte J. Stagg, Josep Valls-Sole, Ulf Ziemann, Walter Paulus, e Luis Garcia-Larrea. 2014. «Evidence-Based Guidelines on the Therapeutic Use of Repetitive Transcranial Magnetic Stimulation (rTMS)». *Clinical Neurophysiology* 125(11):2150–2206. doi:10.1016/j.clinph.2014.05.021.

- Lum, Jarrad A. G., Michael P. Barham, Christian Hyde, Aron T. Hill, David J. White, Matthew E. Hughes, e Gillian M. Clark. 2024. «Top-down and Bottom-up Oscillatory Dynamics Regulate Implicit Visuomotor Sequence Learning». *Cerebral Cortex* 34(7):bhae266. doi:10.1093/cercor/bhae266.
- Lum, Jarrad A. G., Christine N. Moreau, Li-Ann Leow, Welber Marinovic, Sarah J. Lum, Marc F. Joanisse, e Laura J. Batterink. 2026. «Beta-Band Modulation Reveals the Cortical Dynamics of Auditory Statistical Learning in Children». *Cortex* 194:35–49. doi:10.1016/j.cortex.2025.11.003.
- Magami, Kaho, Roberta Bianco, Edward Hall, Marcus Pearce, e Maria Chait. 2025. «The Effect of Previously Encountered Sensory Information on Neural Representations of Predictability: Evidence From Human EEG». *European Journal of Neuroscience* 62(10):e70300. doi:10.1111/ejn.70300.
- Marion, Guilhem, Fei Gao, Benjamin P. Gold, Giovanni M. Di Liberto, e Shihab Shamma. 2025. «IDyOMpy: A New Python-Based Model for the Statistical Analysis of Musical Expectations». *Journal of Neuroscience Methods* 415:110347. doi:10.1016/j.jneumeth.2024.110347.
- Matthews, Tomas E., Jan Stupacher, e Peter Vuust. 2023. «The Pleasurable Urge to Move to Music Through the Lens of Learning Progress». *Journal of Cognition* 6(1):55. doi:10.5334/joc.320.
- Matthews, Tomas E., Maria A. G. Witek, Ole A. Heggli, Virginia B. Penhune, e Peter Vuust. 2019. «The Sensation of Groove Is Affected by the Interaction of Rhythmic and Harmonic Complexity» a cura di S. Finley. *PLOS ONE* 14(1):e0204539. doi:10.1371/journal.pone.0204539.
- Miyata, Kohei, Tetsuya Yamamoto, Masaki Fukunaga, Sho Sugawara, e Norihiro Sadato. 2022. «Neural Correlates with Individual Differences in Temporal Prediction during Auditory-Motor Synchronization». *Cerebral Cortex Communications* 3(2):tgac014. doi:10.1093/texcom/tgac014.
- Pearce, Marcus Thomas. 2005. «THE CONSTRUCTION AND EVALUATION OF STATISTICAL MODELS OF MELODIC STRUCTURE IN MUSIC PERCEPTION AND COMPOSITION».
- Picardi, Michela, Giacomo Guidali, Antonio Caronni, Viviana Rota, Massimo Corbo, e Nadia Bolognini. 2025. «Visuomotor Paired Associative Stimulation Enhances Corticospinal Excitability in Post-Stroke Patients with Upper-Limb Hemiparesis». *Scientific Reports* 15(1):15313. doi:10.1038/s41598-025-98595-8.
- Quiroga-Martinez, D. R., N. C. Hansen, A. Højlund, M. Pearce, E. Brattico, e P. Vuust. 2020. «Decomposing Neural Responses to Melodic Surprise in Musicians and Non-Musicians: Evidence for a Hierarchy of Predictions in the Auditory System». *NeuroImage* 215:116816. doi:10.1016/j.neuroimage.2020.116816.
- Ross, Jessica M., Lily Forman, Juha Gogulski, Umair Hassan, Christopher C. Cline, Sara Parmigiani, Jade Truong, James W. Hartford, Nai-Feng Chen, Takako

- Fujioka, Scott Makeig, Alvaro Pascual-Leone, e Corey J. Keller. 2025. «Sensory Entrained TMS (seTMS) Enhances Motor Cortex Excitability». *Human Brain Mapping*, 2025; 46:e70267 1 of 15 <https://doi.org/10.1002/hbm.70267>
- Stupacher, Jan, Michael J. Hove, Giacomo Novembre, Simone Schütz-Bosbach, e Peter E. Keller. 2013. «Musical Groove Modulates Motor Cortex Excitability: A TMS Investigation». *Brain and Cognition* 82(2):127–36. doi:10.1016/j.bandc.2013.03.003.
- Stupacher, Jan, Tomas Edward Matthews, Victor Pando-Naude, Olivia Foster Vander Elst, e Peter Vuust. 2022. «The Sweet Spot between Predictability and Surprise: Musical Groove in Brain, Body, and Social Interactions». *Frontiers in Psychology* 13:906190. doi:10.3389/fpsyg.2022.906190.
- Tran, D. M. D., J. A. Harris, I. M. Harris, e E. J. Livesey. 2020. «Motor Conflict: Revealing Involuntary Conditioned Motor Preparation Using Transcranial Magnetic Stimulation». *Cerebral Cortex* 30(4):2478–88. doi:10.1093/cercor/bhz253.
- Witek, Maria A. G., Eric F. Clarke, Mikkel Wallentin, Morten L. Kringelbach, e Peter Vuust. 2014. «Syncopation, Body-Movement and Pleasure in Groove Music» a cura di R. Canal-Bruland. *PLoS ONE* 9(4):e94446. doi:10.1371/journal.pone.0094446.