



# UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

**Dipartimento di Psicologia Generale**

**Dipartimento di Psicologia dello Sviluppo e della Socializzazione**

**Corso di laurea magistrale in Neuroscienze e Riabilitazione Neuropsicologica**

**Tesi di laurea Magistrale**

**Modelli computazionali della memoria di lavoro visuo-spaziale:**

**un'indagine sperimentale mediante il Color Wheel Task**

**Computational models of visuospatial working memory:**

**an experimental investigation using the Color Wheel Task**

***Relatore:* Prof. Roberto Dell'Acqua**

***Correlatore:* Dott. Alberto Pertin**

***Laureando:* Gianmarco Bertolini**

***Matricola:* 2120115**

Anno Accademico 2025-2026



# Indice

<b>1. Introduzione</b> .....	1
<b>2. Memoria di lavoro visuo-spaziale</b> .....	3
2.1 Memoria di lavoro .....	3
2.2 Memoria di lavoro visuo-spaziale: natura e limiti.....	5
<b>3. Modelli discreti e modelli a risorse continue</b> .....	9
3.1 Modelli a rappresentazione discreta .....	9
3.2 Modelli a risorsa continua .....	12
<b>4. Modelli ibridi e mixture model</b> .....	17
4.1 Modelli ibridi: slot + averaging e slot + resources.....	17
4.2 Mixture model e errori di binding .....	18
<b>5. Modelli computazionali</b> .....	23
<b>6. Lo studio sperimentale</b> .....	27
<b>7. Metodi e procedure</b> .....	29
7.2 Partecipanti .....	29
7.2 Color wheel task: stimoli e procedure .....	29
<b>8. Modelli testati e analisi svolte</b> .....	31
8.1 Mixture model gerarchico bayesiano .....	31
8.2 Modelli computazionali e applicazioni matematiche .....	32
8.3 Indici di confronto tra modelli.....	35
<b>9. Risultati</b> .....	39
9.1 Risultati mixture model .....	39
9.2 Risultati modelli computazionali.....	45
<b>10. Discussione</b> .....	53
10.1 Limiti allo studio .....	56
10.2 Considerazioni generali e prospettive future.....	57
10.2.1 Introduzione del controllo cromatico .....	58

10.2.2 Allocazione selettiva spaziale a set size elevati.....	60
10.2.3 Modelli a interferenza.....	62
10.2.3 Integrazione di misure elettrofisiologiche e correlati neurali.....	64
<b>11. Conclusioni .....</b>	<b>67</b>
<b>12. Riferimenti bibliografici.....</b>	<b>69</b>

# 1. Introduzione

Il presente elaborato descrive uno studio basato sulla somministrazione di un compito sperimentale appartenente al paradigma della *delayed estimation technique*. La variante utilizzata, nota in letteratura come *color wheel task*, è impiegata per stimare le limitazioni e i meccanismi di funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale (*visual working memory*, VWM). L'obiettivo principale dello studio, tramite analisi statistiche mirate, è quello di fornire stime della precisione del ricordo mnestico, di individuare il limite massimo di elementi rappresentabili in memoria e di determinare quale modello teorico e matematico predica meglio i dati raccolti.

Al fine di ottenere una prima analisi esplorativa delle prestazioni dei partecipanti al variare del *set size*, i dati sono stati adattati mediante un modello di mistura a tre parametri (*three-parameter mixture model*), stimato secondo un approccio gerarchico bayesiano. Tale approccio consente di stimare: (a) la probabilità che l'oggetto *target* sia mantenuto in memoria, (b) la precisione del ricordo e (c) la probabilità di riportare un colore *non-target*, risultando affidabile anche in condizioni caratterizzate da un numero relativamente contenuto di *trial*, come il caso del nostro studio (Frischkorn & Popov, 2023).

In una seconda fase, i dati sono stati adattati a tre modelli computazionali basati su differenti teorie di funzionamento della memoria di lavoro visiva — il SAF (*Slot Averaging Fixed Model*), l'EPF (*Equal Precision Fixed Model*) e il VPA (*Variable Precision Model*) — che sono stati successivamente confrontati mediante indici statistici quali l'AIC (*Akaike Information Criterion*) e l'RMSE (*Root Mean Square Error*). Anticipando i risultati emersi, in linea con quanto osservato da Van den Berg et al. (2012), il modello a precisione variabile (*VPA Model*) presenta il miglior *fit* con i dati raccolti.

I prossimi capitoli introduttivi forniranno un quadro teorico della memoria di lavoro visuo-spaziale e dei principali modelli teorici e matematici proposti in letteratura. Successivamente, un capitolo sarà dedicato alla descrizione della parte sperimentale e metodologica del presente elaborato, a cui seguirà una sezione di analisi e discussione dei risultati ottenuti.



## 2. Memoria di lavoro visuo-spaziale

### 2.1 Memoria di lavoro

La memoria di lavoro rappresenta un sistema cognitivo che consente il mantenimento e la manipolazione attiva di informazioni per brevi periodi di tempo, generalmente dell'ordine di pochi secondi (Ma, Husain & Bays, 2014). La memoria di lavoro, seppur sfrutti in parte i medesimi meccanismi funzionali e neurali della memoria a breve termine, risulta distinta da quest'ultima in quanto non costituisce solo un magazzino di deposito passivo e temporaneo dell'informazione, ma comporta anche una manipolazione attiva e dinamica del contenuto immagazzinato (Baddeley & Hitch, 1974). La capacità di gestire e modificare in tempo reale le informazioni conservate è dovuta alla forte relazione che tale funzione cognitiva presenta con l'attenzione. I processi attentivi, infatti, permettono di aggiornare costantemente i contenuti della memoria di lavoro e di focalizzare le risorse cognitive su elementi significativi, facilitando il controllo volontario del comportamento (Kiyonaga & Egner, 2014; Awh, Vogel, & Oh, 2006). Questo complesso meccanismo rende la memoria di lavoro un costrutto psicologico di centrale importanza nell'architettura neurale umana, supportando il corretto funzionamento di numerose abilità cognitive di ordine superiore, come il ragionamento, la comprensione linguistica, il calcolo mentale e il controllo volontario delle azioni (Baddeley, 2003; Engle, 2002; Dehaene et al., 2003). Essa, inoltre, come evidenziato in ulteriori studi, presenta una relazione positiva anche con variabili cognitive generali, quali l'intelligenza fluida, il rendimento scolastico e la capacità di concentrazione sostenuta (Conway et al., 2003; Kane, Hambrick, & Conway, 2005). Tali evidenze scientifiche hanno messo in luce l'importanza di studiare con la massima accuratezza possibile i meccanismi e i limiti della memoria di lavoro, al fine di ottenere un indice fortemente significativo sia del profilo cognitivo individuale sia delle differenze interindividuali osservabili nella popolazione.

Storicamente, il modello multicomponenziale proposto da Baddeley e Hitch (1974) rappresenta il primo grande contributo teorico in letteratura che ha permesso di comprendere in modo più approfondito i meccanismi di funzionamento della memoria di lavoro. I due studiosi sostengono che la memoria di lavoro sia un sistema complesso e compartimentalizzato in numerosi magazzini secondari, funzionalmente distinti e interrelati.

Tra questi si annoverano il *loop* fonologico, responsabile del mantenimento temporaneo delle informazioni verbali e acustiche attraverso un processo di ripetizione subvocale, e il taccuino visuo-spaziale, deputato alla rappresentazione e manipolazione di informazioni visive e spaziali. Al vertice del sistema si colloca l'esecutivo centrale, che svolge, in linea con quanto precedentemente descritto sulla relazione tra memoria di lavoro e processi attentivi, un ruolo di controllo e coordinamento tra i sottosistemi, gestendo la selezione delle informazioni, l'inibizione delle interferenze e l'allocazione delle risorse cognitive. Nel 2000, Baddeley ha ampliato il modello introducendo una quarta componente, il *buffer* episodico, concepito come un sistema a capacità limitata in grado di integrare informazioni provenienti da diverse fonti (memoria a lungo termine, *loop* fonologico e taccuino visuo-spaziale) in rappresentazioni coerenti e temporaneamente accessibili.

La compartimentalizzazione della memoria di lavoro in sottosistemi ha trovato un riscontro empirico anche nelle neuroscienze, dove, attraverso tecniche di *neuroimaging* e studi di elettrofisiologia, è stata riscontrata un'attività corticale persistente nella corteccia prefrontale dorsolaterale, nella corteccia parietale posteriore e nelle aree sensoriali che rappresentano il contenuto mnemonico (Funahashi et al., 1989; Curtis & D'Esposito, 2003). È interessante sottolineare come tale attivazione venga osservata anche in assenza dello stimolo esterno, indice del mantenimento attivo del contenuto precedentemente immagazzinato e della presenza di schemi neuronali stabili ma flessibili, capaci di adattarsi alle diverse richieste del compito.

Oltre a indagare la struttura e i meccanismi funzionali e neurali della memoria di lavoro, numerose evidenze empiriche si sono proposte di studiare la maturazione e l'evoluzione di tale abilità secondo una prospettiva filogenetica e ontogenetica. Da un punto di vista filogenetico, è emerso come la memoria di lavoro rappresenti un'abilità cognitiva di ordine superiore nella scala evolutiva: essa si è sviluppata progressivamente nei vertebrati, raggiungendo una complessità maggiore nei primati grazie all'evoluzione della corteccia prefrontale. A sostegno di ciò, studi comparativi mettono in evidenza come in sistemi neurali di maggiore complessità, tra cui quelli di scimmie e uccelli, la memoria di lavoro sia in grado di supportare abilità di ordine superiore come il *problem solving* e l'adattamento flessibile alle richieste ambientali (Fuster, 2008; Emery & Clayton, 2004). Per quanto concerne il processo di maturazione ontogenetica, la memoria di lavoro mostra un'evoluzione significativa durante l'infanzia e successivamente in adolescenza, grazie a

una graduale maturazione dei lobi frontali e a un progressivo perfezionamento dei processi attentivi. Il picco funzionale massimo viene raggiunto in età adulta, a cui fa seguito un progressivo declino fino alla vecchiaia, periodo nel quale la memoria di lavoro risulta meno performativa a causa di una ridotta efficienza delle risorse attentive e dei processi di aggiornamento delle informazioni (Gathercole et al., 2004; Bopp & Verhaeghen, 2005).

Considerata la sua centralità nel funzionamento cognitivo, la memoria di lavoro è ampiamente studiata anche in ambito clinico: numerose evidenze mostrano come essa risulti particolarmente vulnerabile in presenza di disturbi neurologici o psichiatrici, quali il deficit di attenzione/iperattività (ADHD), i disturbi dello spettro autistico, la schizofrenia e le demenze neurodegenerative (Martinussen et al., 2005; Baddeley et al., 1991). Tali evidenze mettono in luce come lo studio della memoria di lavoro sia di fondamentale importanza non solo per comprendere il suo funzionamento nella vita quotidiana, ma anche per individuare un *marker* clinico di grande rilevanza nel processo diagnostico e riabilitativo di numerose condizioni di funzionamento cognitivo atipico.

## 2.2 Memoria di lavoro visuo-spaziale: natura e limiti

La memoria di lavoro visuo-spaziale è una sottocomponente della memoria di lavoro che permette il mantenimento e la manipolazione attiva di informazioni di natura visiva e spaziale. Essa, facendo riferimento al modello di Baddeley e Hitch descritto nel capitolo precedente, si serve del magazzino visuo-spaziale per supportare una vasta gamma di attività quotidiane e cognitive. Tale magazzino attinge informazioni direttamente dall'ambiente attraverso l'elaborazione sensoriale (Jolicoeur & Dell'Acqua, 1998) oppure dal recupero effettuato dalla memoria a lungo termine (Fukuda & Woodman, 2017).

L'aspetto maggiormente indagato della memoria visuo-spaziale è la sua limitata capacità. Dagli studi più recenti è emerso come questa funzione cognitiva possa mantenere attiva in memoria la rappresentazione accurata di un numero di elementi compreso tra 3 e 4 per un periodo di tempo non superiore a circa 10 secondi (Baddeley, 2003; Luck & Vogel, 2013; Oberauer et al., 2016). Seppur tali cifre siano ampiamente condivise da numerose evidenze sperimentali, le ragioni funzionali e neurali per cui il nostro sistema cognitivo presenta questo limite sono tuttora oggetto di dibattito. All'interno della comunità

scientifico, i modelli a *slot* discreti e i modelli a risorse continue rappresentano storicamente le due posizioni teoriche che maggiormente hanno cercato di fornire una spiegazione il più possibile esplicativa a tale quesito.

I modelli a *slot* discreti sostengono che la memoria di lavoro visuo-spaziale sia costituita da un numero fisso di *slot* indipendenti, variabile tra le 3 e le 4 unità in base alla capacità individuale del soggetto. Ogni *slot* può immagazzinare un solo elemento alla volta, garantendo una rappresentazione accurata e fissa dello stimolo immagazzinato. Di conseguenza, secondo tale visione teorica, quando gli elementi presentati sul *display* superano le 3–4 unità, il soggetto memorizzerà solo gli elementi più salienti e rilevanti per il compito sperimentale, senza generare una rappresentazione mnestica degli ulteriori stimoli presenti (Luck & Vogel, 1997; Cowan, 2001). È possibile rendere più chiara e comprensibile l'idea concettuale che si cela dietro questo modello attraverso un esempio proposto da Zhang e Luck (2008): immaginiamo che la memoria di lavoro sia paragonabile a un numero fisso di succhi preconfezionati e che gli elementi sul *display* possano essere visti come un numero variabile di persone. Il processo svolto dalla memoria di lavoro consiste nel distribuire un succo a ciascuna persona presente. In questo scenario, se il numero di persone supera quello dei succhi disponibili, alcuni individui rimarranno privi. Questa prospettiva definisce una soglia qualitativa netta, che scandisce i limiti rappresentazionali della memoria di lavoro secondo un processo di codifica discreto e fisso.

In opposizione al modello precedente, la proposta teorica costituita dai modelli a risorse continue parte dall'idea che la memoria di lavoro visuo-spaziale sia rappresentabile come un *pool* continuo di risorse, la cui grandezza varia in funzione delle capacità individuali. Il *pool* di risorse viene allocato in maniera equidistribuita su tutti gli stimoli presenti sul *display*, consentendo una codifica più o meno precisa a seconda del loro numero complessivo. In continuità con l'esempio dei succhi descritto per i modelli a *slot* discreti, in questo modello è possibile paragonare il *pool* di risorse della memoria di lavoro visuo-spaziale alla quantità di succo presente in un determinato contenitore. Tale quantità, in accordo con quanto proposto dai modelli a risorse, viene distribuita a tutte le persone presenti, indipendentemente dal loro numero complessivo. Di conseguenza, la quantità di succo assegnata a ciascuna persona — paragonabile alla precisione del ricordo di un determinato oggetto in memoria — sarà più o meno elevata a seconda del numero complessivo di persone. In questa proposta teorica si avanza dunque l'ipotesi di una

visione continua della memoria di lavoro visuo-spaziale, ponendo l'accento sulla qualità della rappresentazione mnemonica degli elementi codificati.

Nei prossimi capitoli tali posizioni teoriche verranno approfondite attraverso la descrizione dei principali paradigmi sperimentali, delle evidenze empiriche a supporto e delle criticità associate a ciascun modello, al fine di fornire un quadro accurato e dettagliato dell'evoluzione storica di questa disciplina scientifica.



### 3. Modelli discreti e modelli a risorse continue

#### 3.1 Modelli a rappresentazione discreta

Storicamente, i modelli discreti sono stati i primi a fornire un'ipotesi sulla natura limitata della memoria di lavoro. In un primo momento, tali modelli si sono sviluppati attraverso l'utilizzo di paradigmi sperimentali basati su stimoli o spazi discreti. Paradigmi come il richiamo sequenziale di lettere, parole o cifre sono stati utilizzati da Miller (1956) per individuare lo *span* di memoria di lavoro, stimato in circa 7 elementi ( $\pm 2$ ), con possibili variazioni legate alle differenze individuali. Tale valore è conosciuto in letteratura come "*The Magical Number Seven*" e costituisce la prima evidenza empirica di un limite discreto e fisso della memoria di lavoro. Successivamente, numerosi studi hanno sollevato criticità rispetto ai risultati di Miller (1956), suggerendo l'esistenza di uno *span* mnestico ancora più ristretto.

In particolare, Cowan (2001) ha riformulato la stima proposta da Miller (1956), introducendo il parametro *K max*, stimato pari a 4 unità, quale indice del numero massimo di elementi che un soggetto può mantenere contemporaneamente in memoria di lavoro. Tale parametro risulta inferiore poiché nello studio è stato adottato un approccio metodologico più rigoroso, volto a eliminare possibili strategie di *chunking* e di ripetizione verbale, oltre a controllare l'utilizzo di strategie mnemoniche alternative.

Per quanto concerne nello specifico l'ambito visivo all'interno dei modelli a *slot* discreti, il paradigma del *change detection task* (Figura 1) rappresenta uno degli strumenti più utilizzati in letteratura per la stima dei limiti individuali della memoria di lavoro visuo-spaziale. Il paradigma è stato introdotto per la prima volta da Phillips nel 1974 ed è strutturato in tre fasi sequenziali: il *memory array*, la fase di ritenzione (*blank*) e il *test array*. Durante la prima fase, viene chiesto al soggetto sperimentale di memorizzare un numero variabile di elementi presentati sul *display* per pochi millisecondi. Segue la fase di *blank*, costituita da una schermata vuota, durante la quale gli elementi precedentemente immagazzinati vengono mantenuti in memoria. Infine, il paradigma si conclude con la fase di *test array*, nella quale gli elementi vengono ripresentati nella condizione originaria oppure in una condizione modificata (stessa posizione, ma varia il colore di un solo

elemento). Il compito del soggetto consiste nel segnalare, attraverso una risposta binaria discreta, se si sia verificato o meno un cambiamento.

L'architettura di questo paradigma ha subito nel tempo numerose modifiche in risposta a differenti esigenze sperimentali; nonostante ciò, è possibile individuare due principali versioni: la *whole display recognition* e la *single-probe recognition*. In entrambe le versioni, ai soggetti viene richiesto di memorizzare tutti gli elementi presentati nella fase di *memory array*. Tuttavia, mentre nella prima versione tutti gli elementi vengono ripresentati nella fase di test, con o senza una modifica rispetto all'array originale, nella seconda versione durante la fase di test viene presentato un solo elemento, generalmente al centro dello schermo, e ai soggetti viene richiesto di indicare se quel colore fosse presente o meno nell'array mostrato in precedenza. Il paradigma di *single-probe recognition* viene spesso utilizzato con l'obiettivo di isolare e misurare principalmente il contributo mnemonico del contenuto degli stimoli presentati, riducendo l'influenza della loro disposizione spaziale.

Gli autori che più di altri hanno contribuito a rendere celebre il *change detection task* sono Luck e Vogel (1997), grazie all'impiego del compito in quattro diversi esperimenti descritti nel loro lavoro. Nel primo esperimento è stata utilizzata la versione *whole-display recognition*, chiedendo ai partecipanti di memorizzare un numero variabile, compreso tra 1 e 12, di quadratini di differenti colori. I risultati hanno evidenziato una capacità individuale media *K max* pari a 3–4 elementi, in linea con i dati precedentemente ottenuti negli esperimenti di Pashler (1988) (Figura 1).

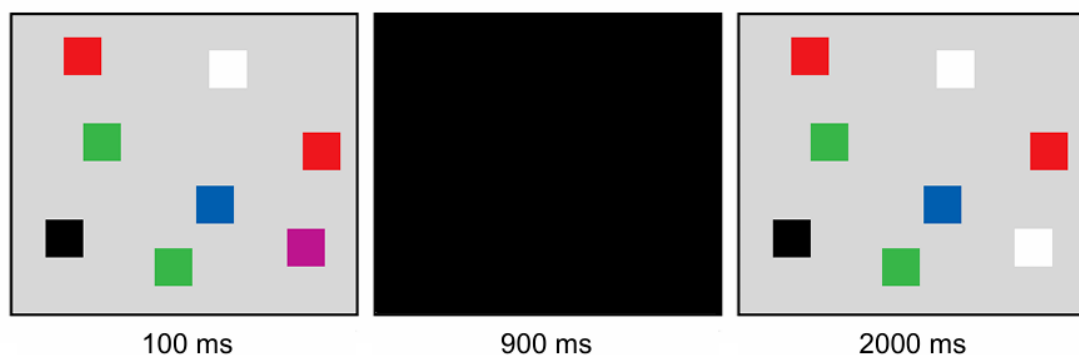


Figura 1: Esempio del paradigma *change detection* del primo esperimento di Zhang e Vogel (1997). Al partecipante viene richiesto di memorizzare per 100 ms un numero di 8 quadratini di diverso colore e dopo un intervallo di ritenzione della durata di 900 ms di segnalare se c'è stato o meno cambiamento rispetto alla schermata originaria.

Nel secondo esperimento, Luck e Vogel hanno utilizzato una procedura di *partial report* per ridurre il peso del processo decisionale. La sequenza del *trial* era simile a quella del primo esperimento: presentazione del *sample array*, breve intervallo di ritenzione e comparsa del *test array*. Durante il test veniva evidenziato con un riquadro (*cue box*) un solo *item*, che rappresentava l'unico elemento potenzialmente soggetto a cambiamento. I partecipanti dovevano quindi valutare esclusivamente quell'elemento, pur avendo memorizzato tutti gli oggetti del *sample array*. In questo modo, il numero di confronti da effettuare al momento della risposta risultava fortemente ridotto. Nonostante tale semplificazione, le prestazioni risultavano simili a quelle osservate nel primo esperimento, indicando che il limite riscontrato non dipendesse da fattori decisionali, ma riflettesse un vincolo strutturale della memoria di lavoro visuo-spaziale.

Infine, il terzo e il quarto esperimento erano finalizzati a verificare se la complessità interna dei singoli oggetti influenzasse le prestazioni della memoria di lavoro. A tal fine, sono state introdotte diverse modifiche ai quadratini a seconda della sotto-condizione sperimentale: essi potevano, ad esempio, variare per colore, dimensione, forma o orientamento, oppure presentare un foro al loro interno. In tutte queste condizioni, le prestazioni risultavano comparabili a quelle osservate negli esperimenti precedenti; tale risultato ha portato gli autori a concludere che la memoria di lavoro rappresenti gli oggetti come unità integrate e non come insiemi di singole caratteristiche.

L'insieme di questi esperimenti ha condotto gli autori a descrivere il funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale secondo un modello discreto a *slot*, nel quale ogni elemento, pur essendo dotato di molteplici caratteristiche percettive, può essere rappresentato all'interno di un solo *slot* alla volta.

Successivamente, uno studio di Alvarez e Cavanagh (2004) ha riportato evidenze contrastanti rispetto a quanto osservato da Luck e Vogel (1997), suggerendo che l'utilizzo di oggetti caratterizzati da un'elevata complessità possa influenzare le prestazioni della memoria di lavoro visuo-spaziale. Tuttavia, a partire da tali risultati, Awh, Barton e Vogel (2007) hanno messo in discussione questa interpretazione, sostenendo che l'effetto osservato non fosse dovuto alla complessità degli oggetti in sé, bensì al grado di similarità tra le rappresentazioni. La presenza all'interno del *display* di elementi qualitativamente simili può infatti generare, nella fase di confronto del *test array*, errori di sovrapposizione

che influiscono sulle prestazioni individuali. Alla luce di ciò, è importante sottolineare che tali errori, emergendo principalmente in fase di risposta, non riflettono direttamente i processi rappresentazionali della memoria di lavoro e, di conseguenza, non dovrebbero essere considerati nel definire i suoi limiti strutturali.

Nel complesso, queste evidenze risultano coerenti con una concezione discreta della memoria di lavoro visuo-spaziale, secondo la quale ogni elemento, per quanto articolato nelle sue proprietà percettive, viene trattato come un'unità singola che può essere allocata in uno specifico *slot*, senza subire frammentazioni interne.

### 3.2 Modelli a risorsa continua

Successivamente allo sviluppo dei modelli discreti, si è delineato un ulteriore filone teorico che considera la memoria di lavoro visuo-spaziale come una risorsa continua allocabile tra i vari elementi presenti sul *display*. In questo quadro teorico vengono comunemente impiegati paradigmi sperimentali che adoperano la *delayed estimation*: una tecnica che implica, a seguito di un breve intervallo di ritenzione degli stimoli immagazzinati, un processo di selezione continuo della risposta. Gli stimoli su scala continua maggiormente utilizzati in tali compiti sperimentali vertono sulla corretta selezione dell'orientamento di una linea o sulla stima della gradazione del colore di un elemento. Ad esempio, Bays e Husain (2011) hanno adoperato un paradigma di *delayed estimation*, che richiedeva ai partecipanti di memorizzare una serie di linee colorate presentate sequenzialmente, e di riportare, durante la fase di test, l'orientamento della linea *target* precedentemente presentata (Figura 2a). Wilken & Ma nel 2004, invece, hanno presentato un compito che implicava in una prima fase la memorizzazione di una serie di quadratini colorati e in seguito, dopo un breve intervallo di ritenzione, di indicare la gradazione del colore di un determinato quadratino all'interno di una ruota cromatica (Figura 2b). Quest'ultimo paradigma, denominato dagli autori come *color wheel task*, verrà poi ripreso in un celebre esperimento di Zhang e Luck (2008) descritto nel seguente capitolo, diventando uno dei paradigmi maggiormente studiati nell'ambito della memoria di lavoro visuo-spaziale, nonché la versione utilizzata nel presente elaborato sperimentale.

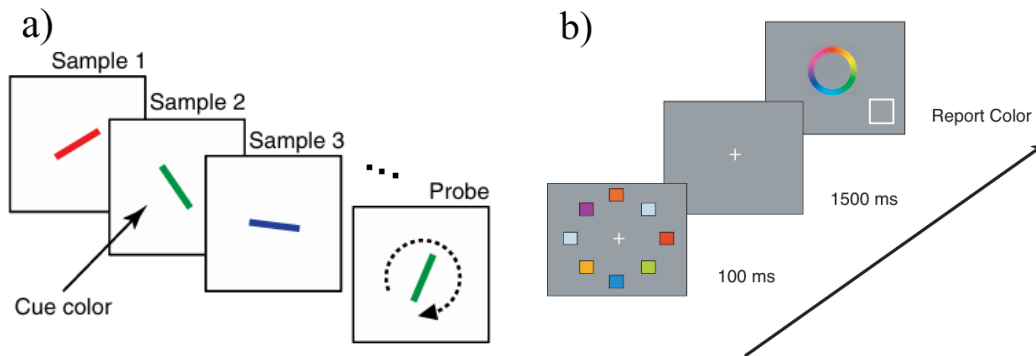


Figura 2: a. Esempio del paradigma di *orientation delayed-estimation*. Presentazione sequenziale di tre linee di differente colore e orientamento. Nella fase di selezione della risposta il partecipante deve scegliere l'orientamento corretto della linea di colore verde che in questa condizione costituisce l'elemento *target*; b. Il *color wheel task* nella prima versione di Wilken e Ma (2004). Presentazione di 8 quadratini di differente colore per 100 ms, poi in seguito a un intervallo di ritenzione di 1500ms il partecipante deve individuare il colore dell'elemento *target* sulla *color wheel*.

L'implementazione della *delayed estimation* ha permesso di studiare il funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale secondo una prospettiva differente, che non pone il focus solo sul ricordo o meno di un elemento, ma anche sul grado di precisione, verificando quanto l'orientamento o il colore stimato divergano dall'elemento *target*.

Da tale cambio di prospettiva e metodologia nascono i modelli a risorse continue, che si fondano su due postulati. In primis, le rappresentazioni interne (o misurazioni) degli stimoli sono sempre soggette a un grado di rumore, ovvero la precisione del loro ricordo è soggetta a fluttuazioni casuali e imprevedibili. In secondo luogo, il grado più o meno elevato del rumore è variabile a seconda del numero di stimoli presentati, con un conseguente aumento del rumore al crescere di questi ultimi. Tale aumento del rumore in relazione al *set size* viene attribuito alla limitazione del mezzo rappresentazionale, che viene distribuito tra gli oggetti. Di conseguenza, maggiore è la quantità di risorsa allocata su un oggetto, meno rumore è presente nella sua rappresentazione e più preciso sarà il suo richiamo (Wilken & Ma, 2004; Bays & Husain, 2008). La precisione di richiamo, come evidenziato in una serie di studi che impiegano la *delayed estimation*, non presenta una relazione lineare con il *set size*, bensì un andamento a potenza (Wilken & Ma, 2004; Bays & Husain, 2008).

In tal modo, la precisione decresce in modo continuo e sistematico secondo la seguente legge:

$$Precisione \propto (set\ size)^{-\alpha}$$

dove il simbolo  $\alpha$  descrive il rapporto proporzionale tra precisione e *set size*, il cui andamento segue il valore del parametro “ $\alpha$ ”, indice della velocità con la quale la precisione per singolo elemento si riduce all’aumento del numero di elementi presenti sul *display*.

La visione della memoria di lavoro visiva secondo un modello a risorse è ampiamente in linea con altre teorie presenti nella psicologia cognitiva e nelle neuroscienze. L’idea delle rappresentazioni interne intrinsecamente rumorose è condivisa con la *Signal Detection Theory*, secondo cui le decisioni percettive emergono dal confronto tra segnali affetti da variabilità stocastica (Green & Swets, 1966). In secondo luogo, vi sono delle comunanze con l’approccio bayesiano, dove il comportamento è dato dal risultato delle informazioni sensoriali incerte e delle conoscenze pregresse del soggetto (Knill & Pouget, 2004; Ma, 2012). Infine, i modelli a risorse presentano parallelismi con i modelli attentivi, dove l’aumento del *set size* porta a una conseguente diminuzione della precisione di elaborazione, indice di una limitazione delle risorse cognitive (Carrasco, 2011; Palmer, 1990). All’interno dei modelli a risorse possiamo identificare due modelli principali: l’*Equal Precision Fixed Model*, secondo il quale le risorse vengono allocate in maniera equiproportzionata tra gli stimoli, e il *Variable Precision Model*, che propone una distribuzione variabile delle risorse tra gli elementi presentati e al variare dei *trials*.

La concettualizzazione teorica di un’allocazione flessibile e variabile delle risorse nasce da numerose evidenze: la dinamica di redistribuzione di risorse con stimoli *cue*, la stocasticità presente a livello neuronale e la variabilità dei meccanismi attentivi. Circa la prima classe di evidenze, quando uno degli stimoli nell’*array* di memorizzazione viene segnalato tramite un *cue* come più probabile per il test, si osserva che questo elemento viene ricordato con maggiore precisione, mentre la precisione di richiamo degli altri stimoli diminuisce (Kamitani & Tong, 2005; Bays & Husain, 2008). Oltre alla casistica in cui il soggetto sperimentale effettua un’allocazione volontaria delle risorse su suggerimento di un *cue*, ulteriori studi hanno evidenziato come una distribuzione possa risultare variabile anche in condizioni in cui la probabilità di test è uguale tra gli oggetti. Tale allocazione automatica delle risorse mnestiche potrebbe essere legata, da un lato, alla variabilità intrinseca dell’attività cerebrale: le popolazioni neurali coinvolte nella formazione e nel mantenimento della traccia mnestica mostrano infatti una risposta stocastica, ovvero una fluttuazione spontanea e imprevedibile del loro livello di attivazione, che può portare alcuni elementi a essere rappresentati con maggiore

precisione rispetto ad altri. Dall'altro lato, a questa variabilità si sovrappongono i meccanismi attentivi visivi, che, sia in modo esplicito sia in modo implicito, tendono a favorire determinati stimoli, guidando così la memoria di lavoro visuo-spaziale verso una rappresentazione più accurata degli elementi ai quali viene dedicata maggiore attenzione. A sostegno di ciò, la letteratura riporta evidenze secondo cui le prestazioni dei soggetti risultano accurate sia nei casi di attenzione *overt*, in cui le saccadi sono dirette verso l'oggetto poi testato, sia in quelli di attenzione *covert*, in cui lo sguardo è indirizzato su altri oggetti, ma, come indicato dalla direzione delle microsaccadi, l'attenzione è comunque implicitamente rivolta verso l'oggetto in questione (Melcher & Piazza, 2011).

In sintesi, i modelli a risorse hanno offerto una prospettiva più flessibile e realistica sul funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale, evidenziando come la precisione del richiamo non dipenda unicamente dalla presenza o assenza di una traccia mnestica, ma dalla quantità di risorsa che ciascun elemento riceve. Questa concezione dinamica, che integra componenti percettive, attentive e decisionali, ha reso possibile un collegamento fruttuoso con altre aree della psicologia cognitiva e delle neuroscienze, ponendo le basi per le indagini sperimentali e teoriche che saranno approfondite nei capitoli successivi.



## 4. Modelli ibridi e mixture model

### 4.1 Modelli ibridi: slot + averaging e slot + resources

All'interno dell'ampio dibattito scientifico tra gli approcci a *slot* e quelli a risorsa continua, Zhang e Luck (2008) sono stati i primi a elaborare un'interpretazione teorica capace di integrare elementi concettuali e strutturali appartenenti a entrambe le tradizioni di studio. La loro proposta nasce dall'intento di verificare se fosse possibile applicare formulazioni matematiche ispirate agli *slot models* a un paradigma tipicamente associato alle teorie a risorse, come la *delayed estimation technique* nella versione della *color wheel*. In questa prospettiva, sono stati introdotti due modelli ibridi, denominati *slots + resources model* e *slots + averaging model*.

Il modello *slots + resources* postula che la memoria di lavoro visuo-spaziale sia costituita da un insieme di *slot*, ognuno dei quali contiene una quantità continua di risorse che può essere allocata in modo variabile tra gli elementi. Tuttavia, questa risorsa, a differenza di quanto previsto dal modello a risorse continue classico, può essere distribuita solo se l'elemento rientra tra gli *slot* disponibili in memoria; altrimenti, l'informazione viene persa. Di conseguenza, il modello *slots + resources* introduce la possibilità che le risorse vengano distribuite in modo continuo ed equamente tra gli elementi presentati, aprendo alla possibilità che la maggior parte delle risorse venga allocata a una singola rappresentazione (producendo una SD molto piccola) nel caso ci sia un elemento *cue* nell'*array*, lasciando "solo poche gocce" di risorse — come affermato dai due autori — per le altre rappresentazioni (con una SD molto elevata).

Il modello *slots + averaging*, diversamente dal precedente, non prevede una distribuzione flessibile delle risorse tra gli elementi. In questo modello, gli *slot* rimangono fissi in ogni condizione, e l'aumento della precisione del ricordo per un determinato elemento è spiegabile attraverso l'*averaging*: un processo che consente di assegnare più *slot* a un singolo oggetto, calcolando la sua precisione attraverso la media delle rappresentazioni assegnate. In questo caso, in presenza di uno stimolo *cue*, si prevede che la deviazione standard osservata nel caso in cui il *target* sia in memoria, non cambi quanto con il modello *slots + resources*.

Tali modelli sono stati adattati ai dati raccolti da Zhang e Luck (2008) attraverso una nuova formulazione matematica, il *mixture model*, che verrà descritto nel capitolo successivo.

## 4.2 Mixture model e errori di binding

Per caratterizzare come la probabilità di ricordare gli elementi presentati e la loro precisione cambia al loro variare i modelli di misurazione (*measurement models*) sono un efficace strumento di analisi (Oberauer & Lin, 2017). I modelli a misurazione mirano a identificare la stima di variabili latenti: costrutti teorici non direttamente osservabili, ma inferibili dal comportamento sperimentale. Tali variabili vengono calcolate separatamente per ogni individuo e per ogni condizione sperimentale presentata.

Un esempio di modello di misurazione è il *mixture model* (Zhang & Luck, 2008), un modello matematico che, a partire da specifiche statistiche descrittive ricavate dai dati, consente di interpretare gli errori di risposta dei partecipanti come il risultato di due componenti: una distribuzione di *Von Mises* e una distribuzione uniforme (Figura 3). La distribuzione di *Von Mises* rappresenta l'equivalente circolare della distribuzione normale e consente di descrivere statisticamente l'errore delle risposte dei soggetti dal colore *target*. In questo contesto, essa rappresenta tutti i *trial* in cui si assume che l'oggetto sia stato memorizzato, e nei quali il partecipante fornisce una risposta più o meno distante dal colore *target* originario. La distribuzione è centrata sul colore corretto, e la sua concentrazione riflette il grado di precisione del ricordo: più la distribuzione è stretta intorno al valore *target*, maggiore è la precisione della rappresentazione in memoria. La distribuzione uniforme, al contrario, rappresenta i dati riconducibili ai casi in cui il soggetto non ha memorizzato l'elemento *target* e risponde dunque in modo casuale. A differenza della distribuzione di *Von Mises*, questa componente non presenta un valore centrale, ma è distribuita in modo uniforme su tutte le tonalità della ruota dei colori. Da tale modello matematico si possono ricavare due parametri fondamentali: la  $P_m$  (probabilità di memorizzazione), che indica la probabilità che un elemento sia stato effettivamente mantenuto in memoria, e la SD (deviazione standard) della distribuzione di *Von Mises*, che quantifica inversamente la precisione mnestica del ricordo (maggiore è la SD, minore è la precisione).

Il *mixture model* è stato applicato dagli autori in una serie di esperimenti che implicavano l'utilizzo del paradigma *delayed estimation technique* nella versione della *color wheel*, al fine di verificare se il funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale sia meglio descritto da un modello a *slot*, un modello a risorse o da uno dei due modelli ibridi descritti nel precedente capitolo.

In un primo esperimento, illustrato in (Figura 3c), veniva presentato, in fase di *memory array*, un numero di elementi pari a 3 o a 6. I risultati hanno mostrato un calo proporzionale e significativo della  $P_m$  al crescere del numero di elementi presentati, passando da *set size* 3 ( $P_m = 0.84$ ) a *set size* 6 ( $P_m = 0.41$ ), mentre la deviazione standard (SD) rimaneva sostanzialmente invariata ( $\approx 21^\circ - 23^\circ$ ).

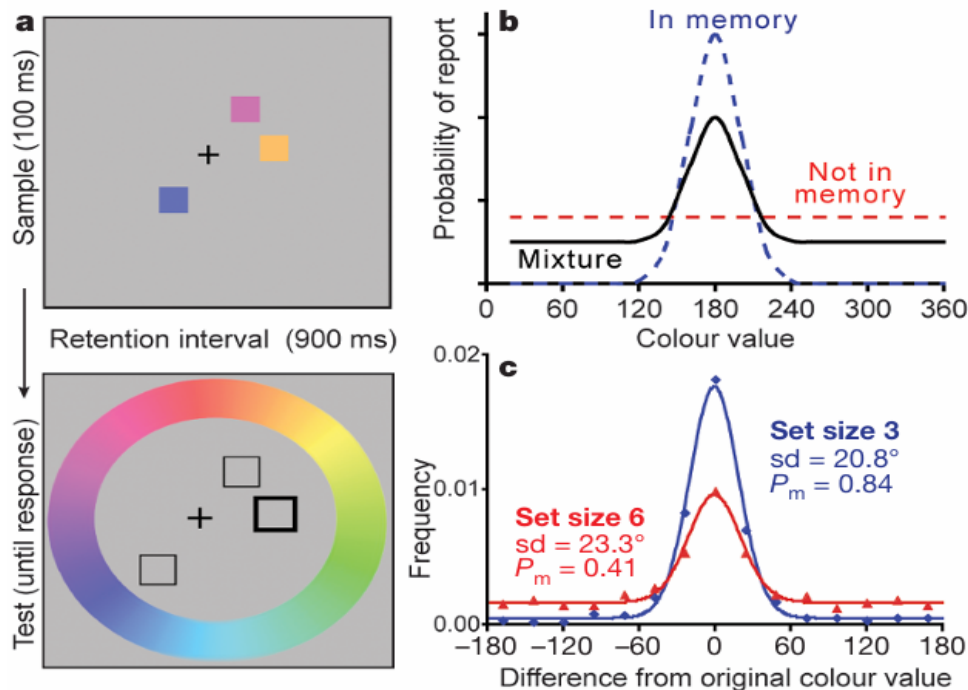


Figura 3: a. Il *color wheel task* nella condizione *set size* 3 del primo esperimento proposto da Zhang e Luck (2008); b. Le due componenti del *mixture model*: la distribuzione *Von Mises* che rappresenta gli elementi in memoria (linea tratteggiata in blu) e la distribuzione uniforme degli errori compiuti in quanto l'elemento *target* non è presente in memoria (linea tratteggiata in rosso); c. I risultati del primo esperimento in condizione *set size* 3 e *set size* 6.

I risultati sono stati interpretati dagli autori come incompatibili con un modello a risorse continue, poiché, secondo tale modello, la precisione del ricordo sarebbe dovuta diminuire con l'aumentare del *set size*. I modelli *slot-based*, al contrario, spiegano il

significativo calo della Pm con l'aumentare del *set size*, indicando che solo un numero limitato di elementi può essere rappresentato accuratamente.

Nel secondo esperimento (N = 58), variando il *set size* (1, 2, 3, 6 oggetti), è stato osservato che la SD cresce da 1 a 3 oggetti, ma si stabilizza tra 3 e 6, mentre la Pm decresce lentamente fino a 3, con un brusco calo a 6. Entrambi i modelli *slot-based* spiegano accuratamente i dati ( $r^2$  corretti: 0.96 *slots + resources*; 0.99 per *slots + averaging*), mentre il modello a risorse continue viene rifiutato ( $p < .001$ ). Nell'Esperimento 3 (N = 22) è stato utilizzato un paradigma con *cue* spaziale per indagare i meccanismi di allocazione delle risorse mnestiche. Nei *trial* validi, una linea di *cue* indicava uno dei quattro item e, nel 70% dei casi, il test riguardava proprio quell'item. Nei *trial* invalidi, la stessa linea indicava una posizione specifica, ma il test richiedeva di ricordare il colore di un item diverso da quello *cued* (ciascuno con una probabilità del 10%). Nei *trial* neutri, quattro *cue* indicavano simultaneamente tutte le posizioni, impedendo una selezione attentiva specifica. I risultati hanno mostrato un aumento significativo della Pm nei *trial* validi rispetto a quelli invalidi ( $F(1,21) = 203.87, p < .001$ ), e solo una lieve riduzione della SD nei *trial* validi rispetto a quelli neutri ( $F(1,21) = 13.49, p < .001$ ), con assenza di differenze significative tra *trial* neutri e invalidi ( $F < 1$ ). Il pattern è coerente con il modello *slots + averaging*, ma non con il modello *slots + resources*, che prevedrebbe una redistribuzione delle risorse anche verso gli item non *cued*. L'Esperimento 4 (N = 8) ha investigato il processo di consolidamento mnestico mediante mascheramento temporale, emulando l'interferenza sensoriale. La presentazione di una maschera a 110 ms ha prodotto una riduzione significativa della Pm ( $F(1,7) = 47.70, p < .001$ ), senza alcuna variazione nella SD ( $F < 1$ ), suggerendo un meccanismo di codifica tutto-o-nulla per la creazione di rappresentazioni durature. Infine, la replicazione degli esperimenti 2 e 3 utilizzando forme (anziché colori), descritte tramite descrittori di *Fourier*, ha confermato la generalizzabilità dei risultati: la SD non variava tra 3 e 6 oggetti e risultava simile tra *trial* neutri e invalidi, a sostegno della validità percettiva e computazionale del modello proposto.

Nel complesso, i dati supportano un modello di memoria di lavoro visiva basato su un numero limitato di rappresentazioni discrete con risoluzione fissa, compatibile con una codifica di tipo *all-or-none*. All'interno di tale classe di modelli, il modello *slot + averaging* emerge come il più parsimonioso nel catturare la variabilità osservata nei dati.

Le evidenze sperimentali messe in luce nell'articolo di Zhang e Luck (2008) costituiscono una prova empirica di come sia possibile assimilare a un funzionamento *slot-based* la memoria di lavoro visuo-spaziale, anche in un contesto in cui quest'ultima viene sondata per mezzo di una scala continua di misura.

Nonostante ciò, il *mixture model* è stato successivamente messo in discussione da Bays e Husain (2009), i quali hanno evidenziato i limiti e le criticità del modello attraverso una raffinata analisi statistica. Gli autori hanno mostrato come una parte significativa delle risposte classificate da Zhang e Luck come casuali fosse in realtà attribuibile a errori di *binding*. Gli errori di *binding* costituiscono un'erronea associazione tra il colore e la posizione degli elementi nella fase di selezione della risposta, in cui il soggetto ha memorizzato con alta precisione il colore di un elemento non *target*, attribuendogli erroneamente la posizione dell'elemento *target* sondato. In questo caso, è stata presa in considerazione anche la dimensione spaziale della memoria di lavoro, sostenendo che anche la codifica della posizione generi rumore mnestico e possa quindi influenzare le performance dei soggetti. Alla luce di queste considerazioni, gli autori hanno proposto un modello statistico articolato in tre componenti, denominato *three-parameter mixture model*: una distribuzione gaussiana centrata sul *target* (rappresentante l'errore sul colore), una seconda distribuzione gaussiana centrata sui *non-target* (corrispondente all'errore di posizione, o *binding error*), e infine una componente uniforme (che rappresenta risposte completamente casuali). I risultati hanno confermato quanto ipotizzato, mostrando come una consistente quantità di risposte definite da Zhang e Luck (2008) come casuali siano assimilabili a errori di *binding*: ad esempio, nella condizione sperimentale con 6 elementi, solo il 14% delle risposte rientrava nella componente uniforme, contro il 62% previsto dal *mixture model* originario. Inoltre, la versione originale del *color wheel task* di Zhang e Luck è stata testata anche in una condizione modificata, in cui l'intervallo di presentazione degli stimoli veniva aumentato da 200 ms a 500 ms. Tale manipolazione ha facilitato il processo di *encoding* degli stimoli, determinando una riduzione ancor più significativa delle risposte casuali spiegate dalla distribuzione uniforme di Zhang e Luck. In definitiva, l'articolo di Bays e Husain contrasta quanto teorizzato da Zhang e Luck (2008) con il *mixture model*, sostenendo una visione teorica nuovamente in linea con quanto postulato dai modelli a risorse dove il *pool* rappresentazionale viene distribuito tra gli elementi presenti nel *display*, influenzandone la memorizzazione e la precisione del ricordo a seconda della loro numerosità.



## 5. Modelli computazionali

Negli ultimi anni la ricerca ha cercato di indagare il funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale ideando modelli computazionali in grado di descrivere, quantificare o simulare i processi cognitivi mediante l'utilizzo di rappresentazioni matematiche o algoritmiche. L'interesse verso questi modelli risiede nella capacità di fornire non soltanto una descrizione dei dati empirici, ma anche strumenti predittivi e interpretativi in grado di colmare il divario tra osservazioni sperimentali e teorie cognitive (Ma, Husain & Bays, 2014). Spesso ci si riferisce ai modelli computazionali utilizzando la denominazione di modelli esplicativi (*explanatory models*) (Oberauer & Lin, 2017).

I modelli esplicativi si pongono come obiettivo di comprendere e spiegare i meccanismi cognitivi sottostanti della memoria di lavoro e delle variazioni sistematiche del comportamento osservate in condizioni sperimentali differenti. Non si tratta più di una mera misurazione del comportamento come nei *mixture models*, bensì di una formulazione ipotetica di come e perché l'informazione venga rappresentata, mantenuta o degradata. Facendo riferimento nuovamente all'articolo di Zhang e Luck (2008), un esempio di modello esplicativo è lo *slot + averaging*, in quanto fornisce una plausibile spiegazione teorica sul funzionamento della memoria di lavoro che è applicabile a tutte le condizioni sperimentali indipendentemente dal soggetto preso in considerazione.

Il crescente utilizzo e studio dei modelli esplicativi è rafforzato dall'insorgere di alcune evidenze che hanno discredito la validità di alcuni aspetti dell'altra classe di modelli rivali, ovvero i *measurement models*. In particolare, tali modelli sono stati messi in discussione a seguito di critiche e limitazioni sollevate da una recente analisi di Van den Berg & Ma (2014), dalla quale emerge come l'utilizzo di statistiche riassuntive risulti inadatto e fuorviante per confrontare i modelli della memoria di lavoro, in quanto esse forniscono meno dello 0.15% dell'evidenza disponibile nei dati grezzi. Gli autori, invece, suggeriscono come il confronto tra classi di modelli debba basarsi sull'intera distribuzione dei dati, ovvero i dati grezzi, mediante l'utilizzo di tecniche statisticamente più robuste, come il confronto dei *bayes factors* o di altri indici quali l'AIC (*Akaike Information Criterion*), il BIC (*Bayesian Information Criterion*), l'RMSE (*Root Mean Square Error*) o l' $R^2$  (*coefficient of determination*). Questo approccio presenta una logica

più affine con i modelli esplicativi, permettendo di indagare il processo cognitivo sotteso al compito sperimentale senza descrivere i dati mediante statistiche aggregate.

In questa direzione si colloca lo studio di Van den Berg e colleghi (2012), i quali hanno ideato il *variable precision model*, un modello esplicativo fondato sull'idea di una risorsa continua della memoria di lavoro. In questo modello, la precisione di codifica ( $J$ ) non è costante ma fluttua secondo una distribuzione probabilistica, modellata attraverso una *gamma distribution*, una scelta funzionale alla necessità di rappresentare un parametro strettamente positivo e suscettibile di assumere valori sia molto bassi sia elevati. Gli autori suggeriscono inoltre che tali variazioni di precisione possano riflettere diversi fattori, come fluttuazioni dell'attenzione, variabilità del *gain* neurale o caratteristiche intrinseche dello stimolo, delineando così un quadro in cui la variabilità stessa diventa un elemento centrale per spiegare le limitazioni della memoria di lavoro visiva. Tali assunzioni sono state verificate sperimentalmente da Van den Berg e colleghi (2012) mediante due paradigmi classici — *delayed estimation* e *change localization* — declinati nelle dimensioni del colore e dell'orientamento (Figura 4).

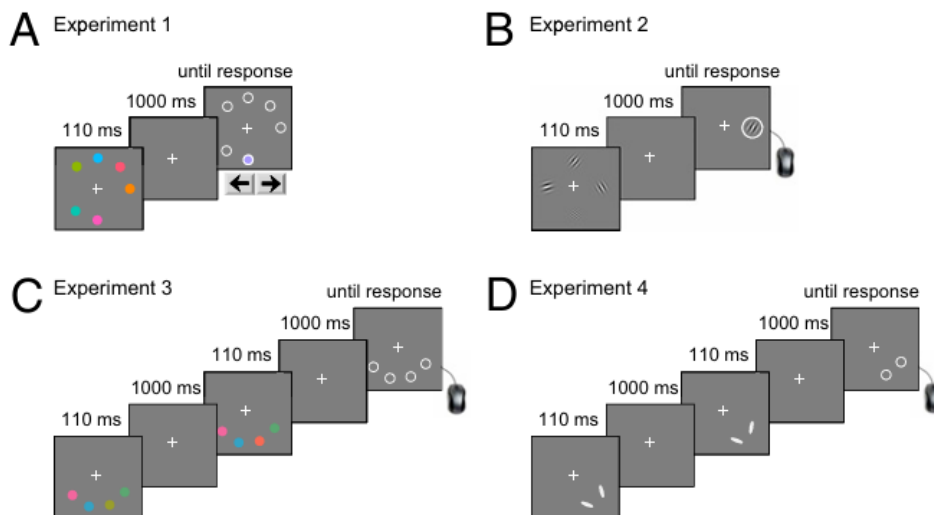


Figura 4: (A) Esperimento 1: *delayed estimation* per i colori; (B) Esperimento 2: *delayed estimation* per l'orientamento di linee; (C) Esperimento 3: *change localization* per colori; (D) esperimento 4: *change localization* per l'orientamento di linee.

I dati comportamentali sono stati adattati a ciascuno dei modelli teorici considerati nello studio — l'*item-limit*, l'*equal-precision*, lo *slots + averaging* e il *variable precision model* formulato dagli stessi autori. Per ogni modello sono stati inoltre generati dataset simulati,

sui quali, così come sui dati empirici, è stato applicato il *mixture model* di Zhang e Luck (2008). Questo passaggio ha permesso di verificare in che misura le predizioni modellistiche riproducessero le caratteristiche qualitative e quantitative dei dati osservati. La valutazione comparativa dei modelli è stata infine condotta attraverso indici come il *log-likelihood*, l'AIC e il BIC, che forniscono una stima rigorosa della bontà di adattamento tenendo conto della complessità parametrica di ciascun modello, penalizzando quelli caratterizzati da un numero maggiore di parametri. A differenza delle semplici statistiche descrittive, che si limitano a riassumere i dati in valori medi o indici di dispersione perdendo gran parte dell'informazione contenuta nella distribuzione completa, questi criteri di confronto si basano sull'intera struttura dei dati osservati. In questo modo, diventa possibile verificare quale modello riesca a rendere conto della variabilità empirica senza sovra-adattarsi, cioè senza introdurre parametri superflui che migliorerebbero l'adattamento soltanto in termini formali.

Tale prospettiva, meno legata alla descrizione superficiale del comportamento e più centrata sulla capacità dei modelli di spiegare i processi sottostanti, ha evidenziato che il *variable precision model* fornisce la rappresentazione matematica più adeguata per catturare la complessità dei dati sperimentali. Inoltre, l'accento posto sulle fluttuazioni casuali della precisione mnestica, descritto matematicamente dalla *gamma distribution*, ha ampliato la portata esplicativa teorica del modello, connettendo la memoria di lavoro non soltanto a limiti di capacità, ma anche alle dinamiche cognitive e neurali che ne modulano il funzionamento. Ma, Husain & Bays (2014) sottolineano come i modelli non debbano essere intesi soltanto come strumenti di adattamento matematico ai dati, ma come veri e propri ponti tra teoria ed evidenza empirica. Essi permettono non solo di interpretare i risultati già osservati, ma anche di formulare nuove ipotesi sperimentali, generare previsioni e guidare lo sviluppo di paradigmi più sensibili ai processi cognitivi di interesse. In quest'ottica, il valore dei modelli computazionali consiste nella loro capacità di rendere la ricerca sulla memoria di lavoro più integrata e cumulativa, favorendo la costruzione di una cornice teorica unitaria e progressivamente più vicina alla complessità dei fenomeni cognitivi reali.



## 6. Lo studio sperimentale

Al fine di indagare il funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale è stata somministrata a un gruppo di adulti sani una variante del paradigma sperimentale di *delayed estimation*, denominata *color wheel task*. La scelta di adottare tale paradigma deriva, in primo luogo, dal suo ampio impiego in letteratura, in studi di centrale importanza nell'indagine dei meccanismi di funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale (Wilken & Ma, 2004; Zhang & Luck, 2008; Van den Berg et al., 2012). In secondo luogo, il *color wheel task* consente l'utilizzo di dati continui, che permettono di ottenere maggiori informazioni circa i processi mnemonici in gioco, garantendo un confronto più articolato e preciso tra la famiglia dei modelli a *slot* e quella dei modelli a risorse. In particolare, il compito è stato strutturato seguendo la configurazione classica del paradigma, mantenendo invariati i principali parametri metodologici — quali la durata dell'intervallo di ritenzione (*delay*), la forma degli stimoli e le modalità di risposta — così da garantire la comparabilità con i paradigmi più consolidati in letteratura. Tuttavia, a differenza di tali studi, abbiamo optato per introdurre il controllo cromatico nella presentazione degli stimoli (impiegando una distanza angolare di 44° tra i colori), al fine di minimizzare la confusione percettiva.

Per quanto concerne le analisi statistiche, in una prima fase i dati sono stati esplorati mediante il *three-parameter mixture model* con stima gerarchica bayesiana (Frischkorn & Popov, 2023). Tale modello è stato scelto poiché in grado di separare gli errori in componenti distinte — precisione dei *target*, errori casuali (*guessing*) e *non-target reports* — fornendo una stima quantitativa e dettagliata della memoria di lavoro e permettendo confronti diretti con studi precedenti che hanno utilizzato lo stesso approccio.

Successivamente, ai dati raccolti sono stati adattati tre modelli matematici, ovvero il SAF *model* (*Slot Averaging Fixed Model*), l'EPF *model* (*Equal Precision Fixed Model*) e il VPA *model* (*Variable Precision Model*), scelti sulla base degli studi condotti da Van den Berg e Ma (2014). Per individuare il modello con il miglior adattamento ai dati, il confronto è avvenuto utilizzando l'AIC e l'RMSE. L'AIC è stato impiegato per confrontare modelli con un numero diverso di parametri, penalizzando quelli eccessivamente complessi e garantendo un bilanciamento tra bontà di adattamento e parsimonia. L'RMSE, invece, ha permesso di ottenere una misura diretta della

discrepanza tra i dati osservati e quelli predetti dai modelli, consentendo di valutare la capacità predittiva a livello di singoli partecipanti e al variare del *set size*. Entrambi gli indicatori statistici sono stati scelti in quanto ampiamente riconosciuti in letteratura come strumenti affidabili ed efficaci per il confronto tra modelli matematici.

Infine, in un'ultima fase di analisi, basandoci su quanto emerso dall'applicazione del *three-parameter mixture model* in relazione ai *non-target reports*, abbiamo deciso di calcolare, per mezzo dell'RMSE, quanto i modelli selezionati fossero in grado di predire i *non-target reports* commessi dai partecipanti. Questa scelta analitica ha consentito di verificare se, anche in tale condizione, i modelli selezionati fossero in grado di predire i dati osservati, pur non essendo stati originariamente ideati per descrivere questa specifica tipologia di errore.

## 7. Metodi e procedure

### 7.1 Partecipanti

Cinquantuno studenti dell'Università degli Studi di Padova (18 maschi e 33 femmine; età media = 19.49, SD = 1.26) hanno partecipato volontariamente all'esperimento presso il laboratorio "Attenzione e Percezione" del Dipartimento di Psicologia dello Sviluppo e della Socializzazione. Tutti i soggetti sperimentali presentavano una vista normale o corretta e l'assenza di disturbi psichiatrici o neurologici. Prima dell'inizio dell'esperimento, ogni soggetto ha firmato il consenso informato, nel quale venivano illustrate dettagliatamente le procedure sperimentali. La durata media complessiva dell'esperimento era di circa 1 ora e 15 minuti. Gli stimoli sono stati generati con *PsychoPy* (v2024.1.5) e presentati su un monitor CRT da 24" (60 Hz), a una distanza di circa 60 cm. Il protocollo sperimentale ha ricevuto l'approvazione dal comitato etico locale.

### 7.2 Color wheel task: stimoli e procedure

Il paradigma sperimentale *color wheel task* prevedeva 480 prove, suddivise in sei condizioni sperimentali in base al numero di stimoli da memorizzare (*set size*: 1, 2, 3, 4, 6, 8), con 80 prove per ciascuna condizione. Prima della fase sperimentale, i partecipanti completavano 24 prove di pratica con feedback visivo: dopo la risposta del partecipante, appariva un pallino nero, che indicava il colore scelto, e un pallino bianco, che indicava il colore corretto. Durante l'esperimento, ogni blocco di 24 prove era seguito da un feedback sotto forma di valutazione ("*Excellent*", "*Great*" o "*Good*"), basata sul punteggio ottenuto. L'*array* era costituito da quadrati colorati (con diametro di 2° di angolo visivo) disposti su un cerchio immaginario di raggio 4.5°, in una delle otto posizioni equidistanti lungo la circonferenza, incluse le direzioni cardinali. I colori provenivano da 180 valori cromatici nello spazio CIE 1976 ( $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ), centrato in ( $a^* = 10$ ,  $b^* = 10$ ) e a luminanza costante ( $L^* = 70$ ). Per ridurre la confusione percettiva, tra i colori selezionati veniva mantenuta una distanza minima di 44° lungo il cerchio cromatico. Gli stimoli erano presentati su sfondo grigio medio (128 su scala a 8 bit).

Ogni prova (Figura 5) iniziava con una croce di fissazione ( $0.8^\circ$ ) per 500–1000 ms, seguita da un cerchio bianco ( $0.4^\circ$ ) per 500 ms. Successivamente, il *memory array* era mostrato per 200 ms, durata sufficiente per la codifica visiva senza fornire al soggetto sperimentale il tempo necessario per adottare strategie specifiche, come la reiterazione verbale. Dopo un intervallo di ritenzione di 1000 ms, compariva la schermata di risposta (*test array*), che ripresentava gli stimoli nelle posizioni originali, ma senza colore. Uno dei quadrati era evidenziato da un bordo più spesso per indicare il *target*.

Il compito del partecipante era selezionare il colore corretto su una ruota cromatica di 180 tonalità, utilizzando il mouse, e confermare la risposta con la barra spaziatrice. Il sistema di punteggio assegnava 3 punti se la stima era entro cinque valori di colore rispetto al *target*; in caso contrario, il punteggio era calcolato come  $[3 - E/15]$ , con E = errore (funzione *floor*, arrotondamento per difetto).

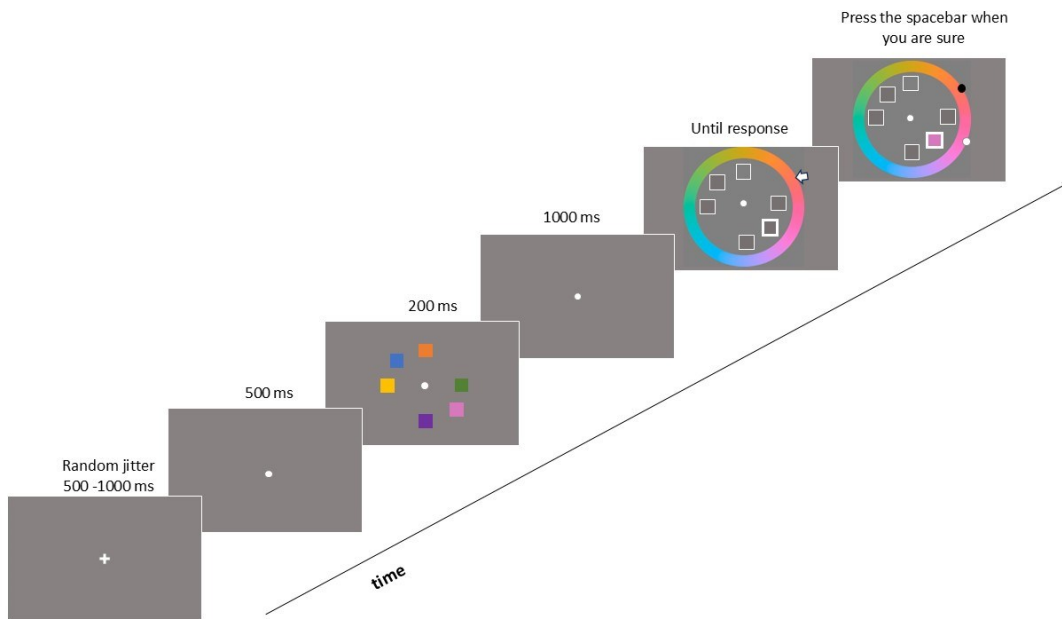


Figura 5: Il paradigma sperimentale *color wheel task* nella versione con *set size* 6. Gli stimoli vengono presentati per 200 ms; successivamente, dopo un intervallo di ritenzione della durata di 1000 ms, viene chiesto al soggetto sperimentale di selezionare il gradiente del colore *target*. L'immagine fa riferimento a un *trial* presentato all'interno delle prove di pratica: il partecipante riceve un feedback (pallino bianco) che indica il colore corretto sulla *color wheel*, permettendo di visualizzare la discrepanza rispetto al colore selezionato (pallino nero).

## 8. Modelli testati e analisi svolte

### 8.1 Mixture model gerarchico bayesiano

Nella fase iniziale delle analisi, le distribuzioni di risposta ottenute nel compito di *continuous report* sono state modellate mediante il *three-parameter mixture model* nella formulazione proposta da Frischkorn e Popov (2023), stimata attraverso un approccio gerarchico bayesiano. I *mixture model* rappresentano una classe di modelli statistici in grado di descrivere il comportamento osservato come il risultato della combinazione di diversi processi latenti. Nell'ambito della memoria di lavoro visuo-spaziale, essi permettono di distinguere tra risposte basate sulla rappresentazione mnemonica del target, risposte attribuibili a confusione con altri stimoli presenti nel *display* (*non-target reports*) e risposte casuali. Questa capacità di scomporre le fonti di errore rende tali modelli particolarmente indicati per l'analisi dei compiti di *continuous report*.

Nel presente studio non è stata adottata la formulazione “classica” del *three-parameter mixture model* proposta da Bays e Husain (2009), illustrata nel Capitolo 4.2, poiché il numero di prove disponibili per ciascuna condizione sperimentale era relativamente contenuto. Il disegno sperimentale prevedeva infatti un totale di 480 *trial*, corrispondenti a 80 prove per ciascun *set size*. Come evidenziato da Frischkorn e Popov, le implementazioni tradizionali dei *mixture model* basate su stime frequentiste non gerarchiche — in particolare quelle fondate sulla massima verosimiglianza a livello di singolo soggetto — richiedono generalmente un'elevata numerosità di osservazioni per ottenere stime affidabili dei parametri. In condizioni di dati limitati, tali approcci possono infatti dar luogo a problemi di convergenza, stime instabili e a una ridotta capacità di discriminare in modo robusto tra i diversi parametri del modello.

Alla luce di queste considerazioni, è stato adottato un approccio gerarchico bayesiano, secondo la formulazione proposta da Frischkorn e Popov (2023), che consente una stima congiunta dei parametri a livello individuale e di gruppo. In questo contesto, le stime dei singoli partecipanti risultano parzialmente informate dalle distribuzioni di gruppo, secondo il principio del *partial pooling*, riducendo l'influenza del rumore legato alla limitata numerosità di dati individuali e favorendo una maggiore stabilità delle stime.

All'interno di questo framework, il *three-parameter mixture model* mantiene un'elevata interpretabilità teorica pur con una struttura relativamente parsimoniosa. La limitazione del numero di parametri liberi consente infatti di contenere la complessità del modello, rendendolo adeguato alla quantità di dati disponibile e permettendo di ottenere stime affidabili anche in disegni sperimentali che, analogamente al presente studio, sono caratterizzati da un numero ridotto di *trial*.

## 8.2 Modelli computazionali e applicazioni matematiche

Nello studio sono stati presi in considerazione tre modelli teorici della memoria di lavoro visuo-spaziale: il SAF, l'EPF e il VPA (Figura 6).

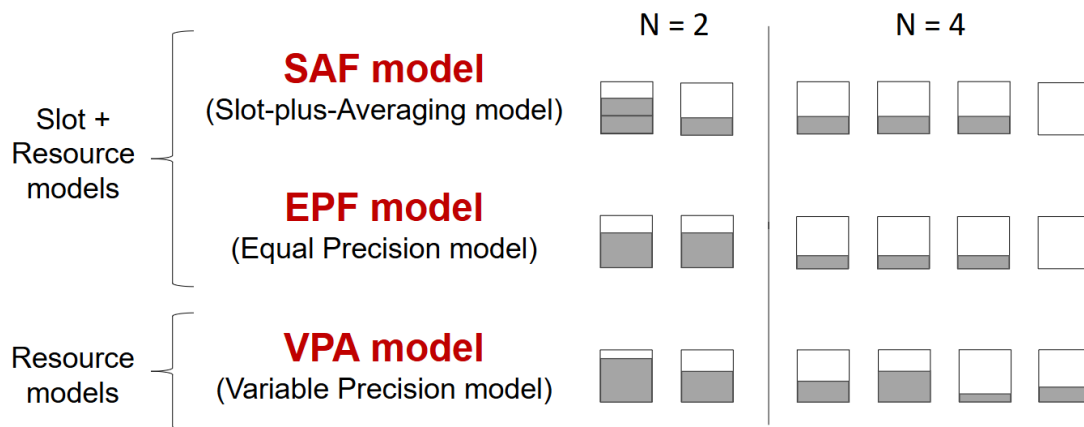


Figura 6: Il valore di  $N$  indica gli elementi presentati sul *display* nelle condizioni *set size* 2 e 4. Nel SAF, la quantità di risorsa, rappresentata in grigio, è fissa e, se disponibile, può essere assegnata più volte al medesimo item. Nei restanti due modelli, la risorsa mnemonica è continua: viene distribuita equamente, come nell'EPF, o in maniera variabile tra gli item, come nel VPA.

Al fine di stimare la precisione per ogni modello, è stata calcolata la *Fisher information* ( $J$ ). Essa rappresenta una misura della quantità di informazione che un'osservazione fornisce su un parametro incognito di una distribuzione, indicando il grado di precisione con cui tale parametro può essere stimato dai dati. Valori elevati di *Fisher information* indicano una codifica più precisa e affidabile nella memoria visuo-spaziale. Poiché nel presente studio la memoria visuo-spaziale viene stimata su variabili circolari (gradazione del colore), la varianza tradizionale non costituisce una misura adeguata della precisione. Per questo motivo, seguendo Van den Berg et al. (2012), la precisione mnemonica viene espressa in termini di *Fisher information*, che in tali casi risulta

direttamente collegata al parametro di concentrazione ( $\kappa$ ) della distribuzione di *Von Mises*, secondo la relazione:

$$J = \frac{I_1(\kappa)}{I_0(\kappa)}$$

dove  $I_0$  e  $I_1$  sono le funzioni di Bessel modificate del primo tipo, rispettivamente di ordine 0 e 1. Inoltre, la *Fisher information* è proporzionale all'ampiezza dell'attività della popolazione neurale che codifica lo stimolo sensoriale (Paradiso, 1988; Seung & Sompolinsky, 1993), rendendola una misura appropriata della precisione della memoria nei modelli di codifica neurale.

Il primo modello testato è il SAF, una prospettiva teorica appartenente alla famiglia dei modelli a *slot*. Nel SAF la memoria di lavoro visuospatiale è costituita da un numero fisso e limitato di *slot* ( $K$ ), ciascuno dei quali fornisce una quantità finita di precisione che prende il nome di “quanto di precisione”. Quando nel *memory array* è presente un numero maggiore di elementi ( $N$ ) rispetto agli *slot* disponibili in memoria ( $K$ ), ossia nella condizione  $N > K$ , verranno ricordati  $K$  elementi, ciascuno con un singolo “quanto di precisione”, mentre i restanti non saranno mantenuti in memoria. Di conseguenza, la stima della precisione di ricordo del *target* ( $J$ ) segue una distribuzione mista: quando il *target* è memorizzato, le risposte sono distribuite secondo una *Von Mises* centrata sul valore corretto, mentre quando il *target* non è memorizzato le risposte seguono una distribuzione uniforme, riflettendo una scelta casuale. Nella casistica inversa, quando il numero degli *slot* disponibili in memoria è maggiore degli elementi da memorizzare, cioè nella condizione  $K > N$ , ogni elemento sarà rappresentato con almeno un “quanto di precisione”. Nelle analisi è stata assunta una distribuzione dei quanti di precisione il più uniforme possibile tra gli elementi, tale per cui le differenze di precisione tra le rappresentazioni risultano minime. In questo caso, il *target* può essere rappresentato in memoria con due possibili livelli di precisione: un livello più basso, indicato come  $J_{\text{low}}$ , e un livello più elevato, indicato come  $J_{\text{high}}$ . A ciascun livello di precisione corrisponde un diverso parametro di concentrazione della distribuzione di *Von Mises*, rispettivamente  $\kappa_{\text{low}}$  e  $\kappa_{\text{high}}$ , che riflettono una minore o maggiore precisione della stima. Ad esempio, quando  $N = 3$  e  $K = 4$ , tre elementi verranno ricordati con un quanto di precisione ( $J_{\text{low}} = J$ ) e un elemento con due quanti ( $J_{\text{high}} = 2J$ ). La stima di questa casistica segue quindi una distribuzione mista di due *Von Mises* con gradi alti  $\kappa_{\text{high}}$  e bassi  $\kappa_{\text{low}}$  di

concentrazione. Dunque, nel complesso, il SAF è basato sulla stima di tre parametri liberi:  $J_1$ , che rappresenta la precisione associata a un singolo quanto di memoria;  $K$ , che indica il numero totale di *slot* disponibili e determina il regime di allocazione delle risorse (sia per  $K \leq N$  sia per  $K > N$ ); e  $\kappa_r$ , che cattura il rumore introdotto dal processo di risposta motoria indipendentemente dal processo di memoria in atto.

Il secondo modello preso in analisi, ovvero l'EPF, vede la precisione come una quantità graduata (continua) e uguale per ogni elemento  $K$  che viene ricordato dal soggetto. In particolare, la precisione ( $J$ ) con cui viene ricordato l'elemento *target* è descritta dalla seguente legge di potenza definita dal parametro libero  $\alpha$ :

$$J = \frac{J_1}{N^\alpha}$$

dove  $N$  sono gli elementi presenti sul *display* in fase di *memory array* e  $J_1$ , diversamente dal SAF, rappresenta la precisione mnestica quando il *set size* è 1. Coerentemente con l'impostazione dal EPF proposta da Van den Berg et al. (2012, 2014), la forma della distribuzione delle risposte dipende dal rapporto tra il numero di elementi presentati ( $N$ ) e il numero massimo di elementi che possono essere rappresentati in memoria ( $K$ ). Quando  $K \leq N$ , solo una parte degli stimoli può essere mantenuta in memoria: nei *trial* in cui il *target* è rappresentato, le risposte seguono una distribuzione di *Von Mises* centrata sul valore corretto, mentre nei *trial* in cui il *target* non è rappresentato le risposte risultano casuali. In questo senso, la distribuzione complessiva delle risposte assume una forma mista che, a livello descrittivo, risulta simile a quella prevista dai modelli a slot. Quando invece  $K > N$ , tutti gli elementi presentati possono essere rappresentati in memoria e la precisione associata a ciascun item deriva dalla redistribuzione continua della risorsa disponibile, senza postulare l'esistenza di quanti discreti di memoria. In questo regime non si osserva un'alternanza tra item memorizzati e non memorizzati; eventuali proprietà di mistura della distribuzione delle risposte emergono piuttosto dalla variabilità della precisione assegnata alle rappresentazioni, coerentemente con l'ipotesi di una risorsa continua. In questo modello il numero di parametri liberi è formato da:  $J_1$  (precisione a *set size* 1),  $\alpha$  (che determina a che velocità la precisione decade a seconda del *set size*),  $\kappa_r$  (errore motorio) e  $K$  (numero di *slots*).

Infine, il VPA descrive anch'esso la precisione di ricordo su scala continua ma, a differenza del EPF, introduce la possibilità che essa vari casualmente tra gli item e tra le prove, anche quando la numerosità dell'insieme (*set size*) è mantenuta costante. Tale

variabilità, considerata intrinseca al sistema di memoria, viene formulata matematicamente estraendo per ogni item un valore di precisione ( $J$ ) da una distribuzione Gamma con media  $\bar{J}$  e parametro di scale tau ( $\tau$ ). La precisione media  $\bar{J}$  dipende a sua volta dal numero di elementi da ricordare secondo una legge di potenza, espressa dalla seguente relazione:

$$\bar{J} = \frac{\bar{J}_1}{N^\alpha}$$

dove  $\bar{J}_1$  rappresenta la precisione media quando il *set size* è pari a 1,  $N$  indica il numero di elementi presentati, e  $\alpha$  è il parametro che determina la velocità con cui la precisione media decresce all'aumentare del *set size*. In questo senso, il VPA condivide con i modelli EP l'ipotesi di una risorsa limitata che viene redistribuita tra gli item, ma se ne distingue per l'introduzione di una variabilità stocastica della precisione. Un'importante conseguenza di questa formulazione è che anche la precisione totale disponibile nella prova varia da *trial* a *trial* e non è soggetta a un limite superiore rigido: la somma delle precisioni dei singoli item, essendo composta da variabili casuali distribuite secondo una Gamma, è anch'essa distribuita secondo una Gamma. In questo modello si assume inoltre che tutti gli elementi presentati vengano sempre rappresentati in memoria, sebbene con livelli di precisione variabili; di conseguenza, non è necessario introdurre un parametro  $K$  che limiti il numero massimo di item memorizzabili. Nel complesso, il VPA spiega la forma delle distribuzioni di risposta e l'aumento degli errori di stima non attraverso la presenza di item non memorizzati o di risposte casuali, ma come risultato della variabilità intrinseca della precisione mnemonica, fornendo un'alternativa continua e probabilistica sia ai modelli a *slot* sia ai modelli a precisione fissa.

### 8.3 Indici di confronto tra modelli

Il confronto tra i modelli è stato effettuato utilizzando l'AIC e l'RMSE, al fine di valutare in modo congiunto la qualità dell'adattamento ai dati e la capacità predittiva dei modelli considerati. L'AIC è un criterio informativo ampiamente utilizzato nel confronto tra modelli statistici stimati mediante massima verosimiglianza, in quanto consente di valutare il compromesso tra bontà dell'adattamento ai dati e complessità del modello (Akaike, 1974; Burnham & Anderson, 2002). L'AIC viene calcolato secondo la seguente formula:

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

dove  $k$  rappresenta il numero di parametri liberi del modello e  $L$  la massima verosimiglianza del modello sui dati osservati. Il termine legato alla verosimiglianza quantifica quanto accuratamente il modello descriva i dati osservati, mentre il termine associato al numero di parametri introduce un costo per la complessità del modello, riducendo la probabilità di selezionare modelli eccessivamente complessi che potrebbero adattarsi ai dati solo per effetto di *overfitting*. L'AIC risulta pertanto particolarmente adatto al confronto tra modelli computazionali della memoria, nei quali differenze nel numero di parametri possono influenzare in modo sostanziale la qualità apparente del *fit* (Pitt, Myung & Zhang, 2002).

Poiché il valore assoluto dell'AIC non è direttamente interpretabile, il confronto tra modelli è stato effettuato anche mediante il  $\Delta AIC$ , definito come la differenza tra il valore di AIC di ciascun modello e il valore minimo di AIC osservato:

$$\Delta AIC_i = AIC_i - \min(AIC)$$

Il  $\Delta AIC$  fornisce una misura relativa del supporto empirico dei modelli: valori prossimi a zero indicano modelli con un supporto comparabile a quello del modello migliore, mentre valori più elevati riflettono un supporto progressivamente inferiore (Burnham & Anderson, 2002). L'utilizzo del  $\Delta AIC$  consente quindi un confronto più immediato e interpretabile tra modelli alternativi.

Accanto ai criteri informativi, è stato utilizzato l'RMSE come misura dell'accuratezza predittiva dei modelli. L'RMSE quantifica la discrepanza media tra i valori osservati ( $y_i$ ) e i valori predetti dal modello ( $\hat{y}_i$ ) ed è calcolato secondo la seguente formula:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

dove  $n$  indica il numero di osservazioni. A differenza dell'AIC, l'RMSE fornisce una misura assoluta della qualità delle previsioni del modello, espressa nella stessa unità di misura dei dati osservati, risultando pertanto particolarmente intuitiva per valutare quanto accuratamente il modello riproduca le distribuzioni empiriche. Nel presente studio, l'RMSE è stato calcolato separatamente adattando i modelli ai dati relativi ai *target reports* e a quelli relativi ai *non-target reports*, al fine di valutare in modo più fine la capacità dei modelli di riprodurre le diverse componenti delle distribuzioni di risposta.

Questa scelta è coerente con la letteratura sui *mixture model* applicati ai compiti di *continuous report*, che sottolinea l'importanza di valutare separatamente l'accuratezza con cui i modelli catturano le risposte informative basate sul *target* e quelle dovute a confusione con item *non-target* (Bays, Catalao & Husain, 2009; Van den Berg et al., 2014; Frischkorn & Popov, 2023).

L'impiego congiunto di AIC (e  $\Delta AIC$ ) e RMSE è motivato dal fatto che questi indici forniscono informazioni complementari sulle prestazioni dei modelli. In particolare, l'AIC consente un confronto relativo tra modelli tenendo conto della loro complessità, risultando appropriato per la selezione di modelli computazionali caratterizzati da differenti assunzioni teoriche (Myung, 2000; Pitt et al., 2002). L'RMSE, invece, permette di valutare direttamente l'accuratezza con cui i modelli riproducono i dati osservati, senza introdurre penalizzazioni legate al numero di parametri, fornendo così una misura della qualità predittiva assoluta.

La combinazione tra AIC e RMSE è ampiamente utilizzata nella letteratura sui modelli della memoria di lavoro e nei confronti tra *mixture model*, in quanto consente di evitare conclusioni basate su un singolo criterio e di ottenere una valutazione più equilibrata delle prestazioni dei modelli (Van den Berg et al., 2012 ; Frischkorn & Popov, 2023). In sintesi, l'uso congiunto di AIC,  $\Delta AIC$  e RMSE permette di bilanciare in modo rigoroso considerazioni di parsimonia, bontà del *fit* e accuratezza predittiva, risultando particolarmente adeguato agli obiettivi del presente studio.



## 9. Risultati

### 9.1 Risultati mixture model

Ai dati raccolti è stato applicato il *three-parameter mixture model* nella formulazione gerarchica bayesiana proposta da Frischkorn e Popov (2023). L'impiego di questo modello ha consentito di ottenere una descrizione complessiva ed esplorativa dell'andamento delle prestazioni al variare del *set size*, permettendo di esaminare in modo separato la probabilità di richiamo e la precisione della rappresentazione mnestica.

In primo luogo, è stata analizzata la precisione di risposta, espressa dal parametro di concentrazione  $\kappa$ , che mostra un andamento chiaramente dipendente dal numero di stimoli da memorizzare. Come illustrato in Figura 7, la precisione decresce in modo marcato passando dalla condizione a *set size* 1 alle condizioni intermedie (*set size* 3 e 4), per poi mostrare una lieve risalita nei *set size* più elevati.

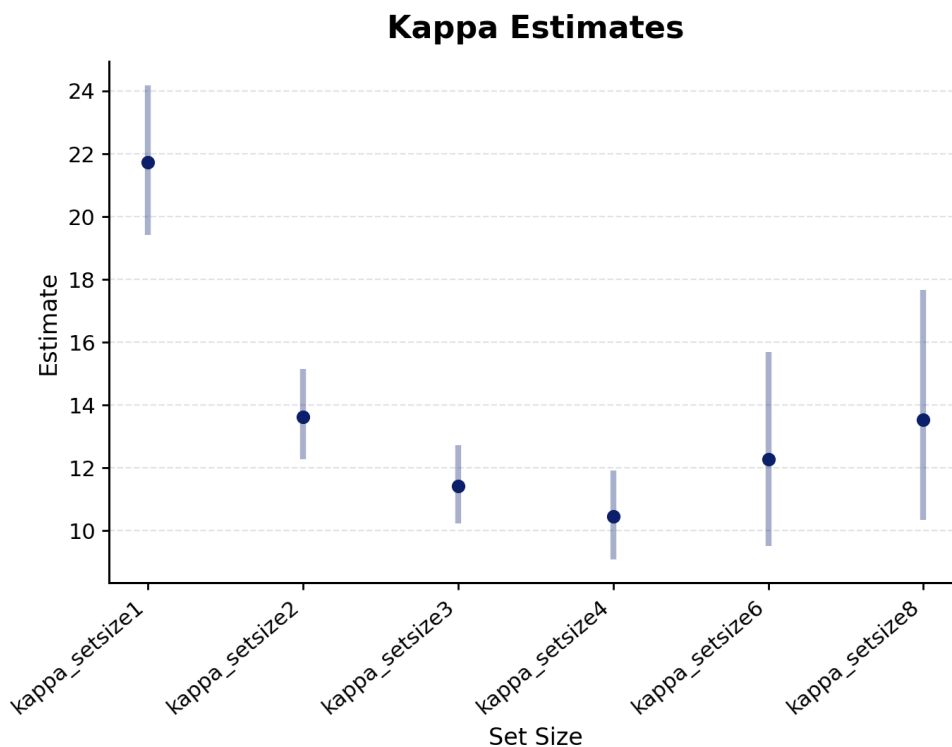


Figura 7: Il grafico rappresenta le stime dei parametri *kappa* (Estimate) calcolate per i diversi *set size*. I punti in blu sono la stima di *kappa* per il *set size* corrispondente, mentre le barre in azzurro rappresentano l'intervallo di credibilità (*credible interval*) al 95% (da Q2.5 a Q97.5).

In particolare, la condizione *set size* 1 è caratterizzata dal valore di precisione più elevato ( $\kappa = 21.72$ ), con un intervallo di credibilità relativamente ristretto (Q2.5 = 19.42; Q97.5 = 24.18), indicativo di una rappresentazione mnestica stabile e poco rumorosa quando un solo elemento deve essere mantenuto in memoria. All'aumentare del *set size* si osserva una riduzione marcata della precisione: nei *set size* 2 e 3  $\kappa$  assume valori pari rispettivamente a 13.63 e 11.42, mentre nella condizione *set size* 4 la stima si riduce ulteriormente ( $\kappa = 10.46$ ), confermando un progressivo incremento del rumore mnestico al crescere del carico cognitivo.

Nei *set size* più elevati (6 e 8), le stime mostrano una parziale risalita della precisione ( $\kappa = 12.28$  e  $\kappa = 13.54$ ), accompagnata tuttavia da intervalli di credibilità più ampi (ad esempio, per *set size* 8: Q2.5 = 10.35; Q97.5 = 17.66), suggerendo una maggiore variabilità interindividuale e una minore stabilità delle stime. I valori numerici delle stime del parametro  $\kappa$ , insieme all'errore standard e ai limiti inferiore e superiore dell'intervallo di credibilità al 95%, sono riportati nella seguente tabella (Figura 8).

## Kappa Estimates

Parameter	Estimate	Est.Error	Q2.5	Q97.5
<b>kappa_setsize1</b>	21.72	1.06	19.42	24.18
<b>kappa_setsize2</b>	13.63	1.05	12.27	15.14
<b>kappa_setsize3</b>	11.42	1.06	10.24	12.72
<b>kappa_setsize4</b>	10.46	1.07	9.10	11.91
<b>kappa_setsize6</b>	12.28	1.13	9.51	15.68
<b>kappa_setsize8</b>	13.54	1.14	10.35	17.66

Figura 8: La tabella mostra i valori relativi alla precisione  $k$  (*Estimate*), l'errore di stima (*Est. Error*) e i valori relativi agli estremi inferiore (Q2.5) e superiore (Q97.5) dell'intervallo di credibilità, calcolati al variare del *setsize*.

Successivamente, sono state stimate le distribuzioni di probabilità relative alle tre componenti del *mixture model*: la probabilità di rispondere correttamente all'item, la probabilità di rispondere casualmente e, infine, la probabilità di riportare un *non target*. Per quanto concerne la probabilità di ricordare l'item (*probability recalling item*), il

seguito grafico mostra un andamento chiaramente decrescente con l'aumentare del numero di stimoli da memorizzare (Figura 9).

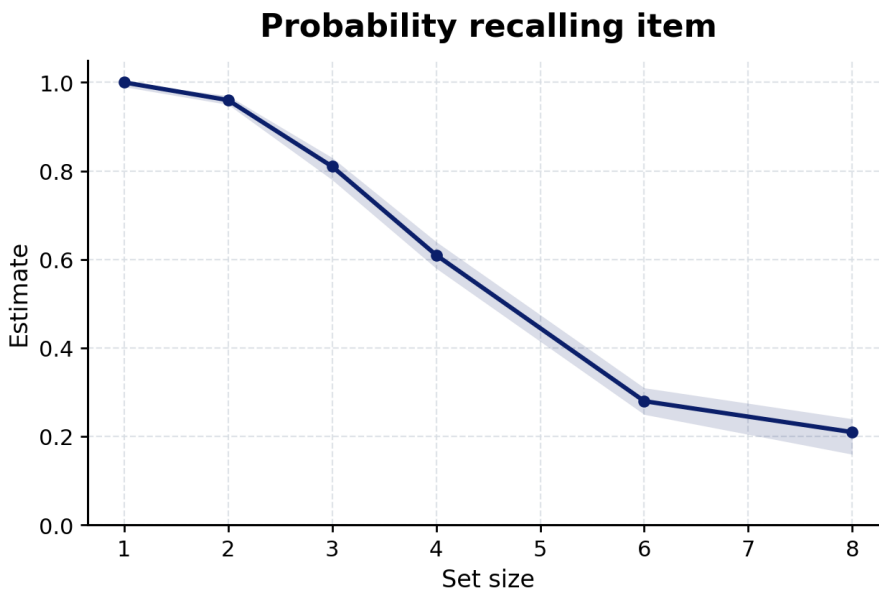


Figura 9: Il grafico mostra l'andamento della probabilità di richiamo dell'item *target* in funzione del *set size*. All'aumentare del numero di elementi da memorizzare si osserva una diminuzione sistematica della probabilità di richiamo, che passa da valori prossimi all'unità nelle condizioni a basso carico (*set size* 1 e 2) a valori inferiori a 0.30 nei *set size* più elevati (6 e 8). Le aree ombreggiate rappresentano gli intervalli di credibilità al 95%, indicando una maggiore incertezza delle stime nelle condizioni di carico mnemonico più elevato.

Come si può osservare in tabella (Figura 10), la condizione con *set size* 1 presenta un valore massimo (Estimate = 1.00), confermato da un intervallo di credibilità estremamente ristretto, suggerendo che in tale situazione la rappresentazione mnemonica del *target* risulta sostanzialmente sempre disponibile. All'aumentare del *set size*, la probabilità si riduce progressivamente: a *set size* 2 scende a 0.96, a *set size* 3 a 0.81, fino a raggiungere valori più bassi nelle condizioni di maggiore carico (0.28 a *set size* 6; 0.21 a *set size* 8). Il pattern rilevato conferma la difficoltà crescente del sistema mnemonico nel mantenere più elementi simultaneamente, coerentemente con l'aumento del rumore mnemonico e con il deterioramento della rappresentazione del *target*.

## Probability recalling item

Parameter	Estimate	Est.Error	Q2.5	Q97.5
thetat_setsize1	1.00	0.48	0.99	1.00
thetat_setsize2	0.96	0.33	0.95	0.97
thetat_setsize3	0.81	0.34	0.78	0.83
thetat_setsize4	0.61	0.33	0.58	0.64
thetat_setsize6	0.28	0.31	0.25	0.31
thetat_setsize8	0.21	0.30	0.16	0.24

Figura 10: La tabella riporta le stime relative alla probabilità di richiamo dell'item *target* per ciascuna condizione di *set size*, ottenute mediante il *mixture model* gerarchico bayesiano. Per ogni condizione sono indicati il valore stimato, l'errore standard e i limiti inferiore e superiore dell'intervallo di credibilità al 95%, che quantificano l'incertezza associata alle stime e permettono un confronto diretto tra i diversi livelli di carico mnemonico.

Al contrario, la probabilità di rispondere casualmente all'item (*probability of guessing*) mostra un andamento opposto, crescendo progressivamente al crescere del *set size* (Figura 11).

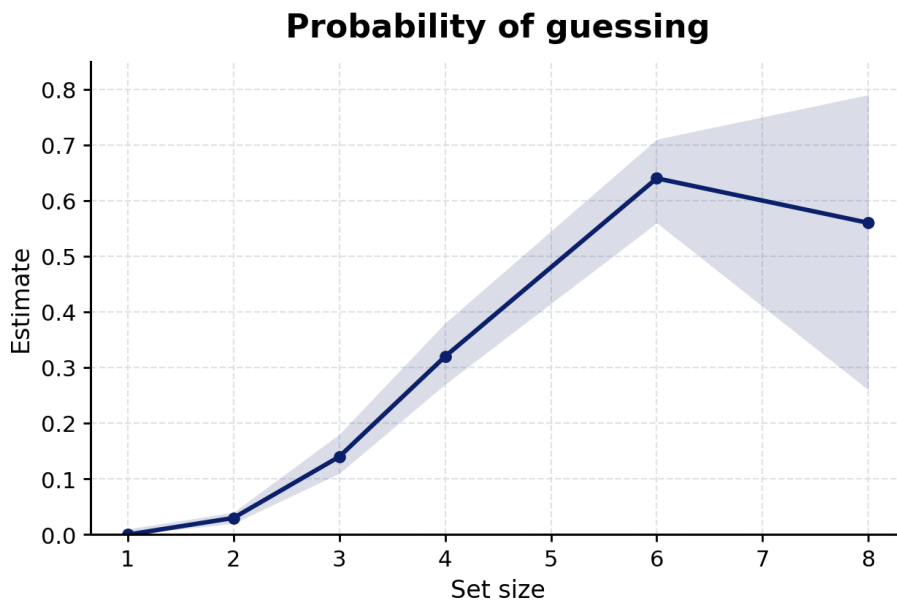


Figura 11: Il grafico mostra un aumento progressivo della probabilità di rispondere casualmente all'item al crescere del *set size*, con valori prossimi allo zero nelle condizioni a basso carico e un incremento marcato a partire dai *set size* intermedi. Le bande di credibilità più ampie nei *set size* elevati indicano una maggiore incertezza delle stime in condizioni di elevato carico mnemonico.

Mentre per *set size* 1 e 2 i valori rimangono vicini allo zero, indicando risposte casuali praticamente assenti, a partire da *set size* 3 emerge un incremento consistente (Estimate = 0.14), che si amplifica ulteriormente nella condizione *set size* 4 (0.32) e raggiunge valori elevati nei *set size* maggiori (0.64 a *set size* 6; 0.56 a *set size* 8) (Figura 12). Tale progressivo aumento delle risposte casuali rappresenta un indicatore dell'incapacità del sistema di mantenere in memoria un numero crescente di stimoli, coerentemente con l'esaurimento delle risorse rappresentazionali nei modelli a risorse continue e con la saturazione degli *slot* nei modelli discreti.

### Probability of guessing

Parameter	Estimate	Est.Error	Q2.5	Q97.5
<b>thetat_setsize1</b>	0.00	0.26	0.01	0.00
<b>thetat_setsize2</b>	0.03	0.27	0.04	0.02
<b>thetat_setsize3</b>	0.14	0.29	0.18	0.11
<b>thetat_setsize4</b>	0.32	0.29	0.38	0.27
<b>thetat_setsize6</b>	0.64	0.28	0.71	0.56
<b>thetat_setsize8</b>	0.56	0.20	0.79	0.26

Figura 12: La tabella riporta le stime della probabilità di rispondere casualmente a un item per ciascun *set size*, insieme all'errore standard e agli intervalli di credibilità al 95%. I valori evidenziano un incremento della componente di risposta casuale all'aumentare del carico mnemonico, con una maggiore incertezza delle stime nelle condizioni a *set size* elevato.

Infine, la probabilità di riportare un colore *non target* (*probability of non-target response*) mostra un andamento più graduale, ma ugualmente informativo (Figura 13).

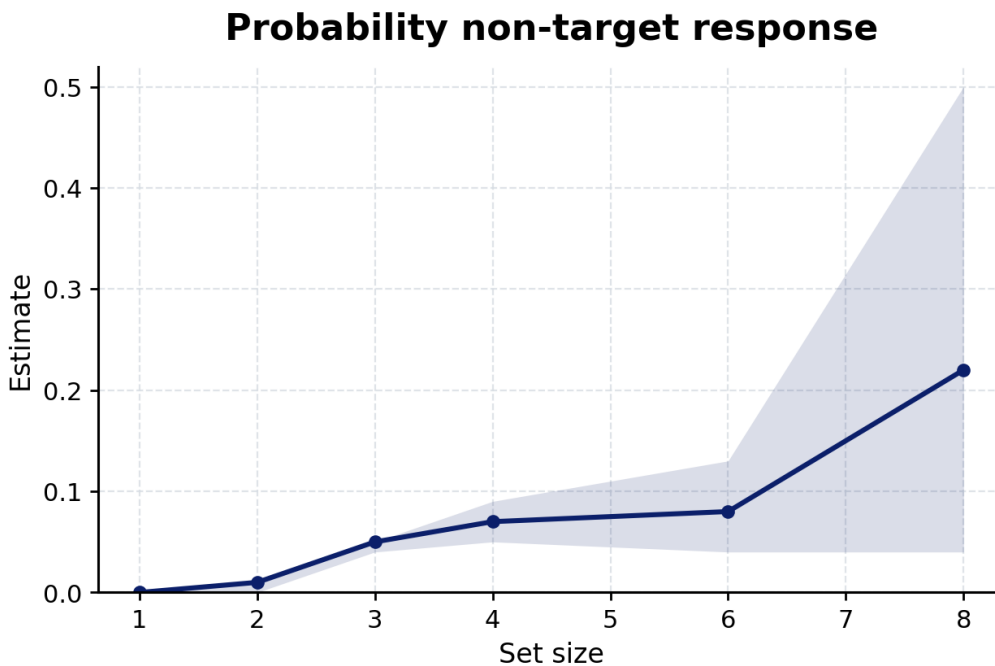


Figura 13: Il grafico mostra l'andamento della probabilità di risposte *non-target* al variare del *set size*. La probabilità rimane prossima allo zero nelle condizioni a basso carico e aumenta gradualmente con l'incremento del numero di stimoli, mostrando una crescita più evidente nella condizione a *set size* 8. Le bande di credibilità indicano una maggiore incertezza delle stime nelle condizioni di carico elevato.

Nei *set size* più bassi le stime rimangono molto ridotte (valori prossimi allo 0 per *set size* 1 e 2), suggerendo che gli errori di *binding* siano rari quando il numero di stimoli è limitato. A partire dal *set size* 3 si osserva un incremento moderato (Estimate = 0.05), che cresce leggermente nel *set size* 4 (0.07) e nel *set size* 6 (0.08). Il valore più elevato si registra nel *set size* 8 (Estimate = 0.22), dove l'intervallo di credibilità più ampio riflette anche una maggiore variabilità interindividuale. Questo andamento suggerisce che, con l'aumentare del numero di elementi presenti nell'*array*, aumenta non solo il rumore mnestico generale, ma anche la probabilità di confondere le rappresentazioni cromatiche e spaziali degli stimoli, coerentemente con la letteratura sugli errori di *binding* (Bays & Husain, 2008; Bays, Catalao & Husain, 2009).

## Probability non-target response

Parameter	Estimate	Est.Error	Q2.5	Q97.5
<b>thetant_setsize1</b>	0.00	0.26	0.00	0.00
<b>thetant_setsize2</b>	0.01	0.40	0.00	0.01
<b>thetant_setsize3</b>	0.05	0.37	0.04	0.05
<b>thetant_setsize4</b>	0.07	0.38	0.05	0.09
<b>thetant_setsize6</b>	0.08	0.41	0.04	0.13
<b>thetant_setsize8</b>	0.22	0.50	0.04	0.50

Figura 14: La tabella riporta le stime della probabilità di risposta *non-target* per ciascun *set size*, insieme agli errori standard e agli intervalli di credibilità al 95%, consentendo una valutazione quantitativa dell'aumento degli errori di *binding* al crescere del carico mnemonico.

## 9.2 Risultati modelli computazionali

In una seconda fase delle analisi, i dati sono stati esplorati per mezzo di modelli computazionali, al fine di indagare la natura del funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale nel presente *task*. I dati raccolti sono stati adattati ai modelli per stimare il valore dei vari parametri mediante il metodo della massima verosimiglianza (*maximum likelihood method*). I tre modelli testati sono: il SAF (*Slot Averaging Fixed Model*), il VPA (*Variable Precision Model*) e l'EPF (*Equal Precision Fixed Model*). Il confronto tra i modelli è stato effettuato attraverso il criterio AIC. Per rendere più interpretabile il valore AIC di ogni modello è stata calcolata la  $\Delta AIC$  che rappresenta la differenza tra il valore AIC del modello considerato e l'AIC del miglior modello. Dai risultati illustrati in Figura 15, il VPA emerge chiaramente come il modello meglio adattato ai dati, risultando il più adeguato per 50 soggetti. L'EPF si adatta meglio solo ai dati di un partecipante, mentre il SAF non risulta il modello migliore per nessun soggetto.

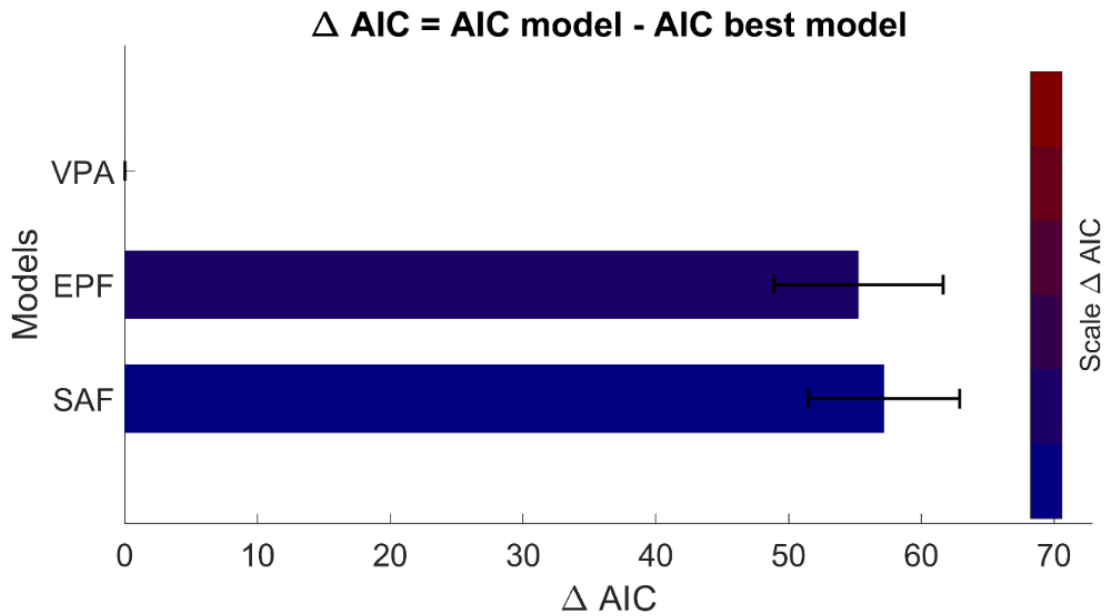


Figura 15: Il grafico riporta, sull'asse delle ordinate, i modelli testati, ordinati disponendo il modello che si adatta meglio ai dati (in alto) e il modello che presenta il peggiore adattamento ai dati (in basso). Sull'asse delle ascisse è riportato il  $\Delta AIC$ , che rappresenta la differenza tra l'AIC del modello considerato e l'AIC del miglior modello (il VPA, nel presente caso). Le barre in nero affiancate al valore di ogni  $\Delta AIC$  rappresentano lo *standard error* dell' $\Delta AIC$ , indicando la variabilità della sua stima.

In seguito, è stato calcolato l'RMSE tra i valori previsti dai tre modelli testati e i valori reali ottenuti dai soggetti. Dai risultati si evince come il VPA presenti il miglior adattamento ai dati (RMSE = 0.0907) (Figura 16). Tale modello, come illustrato nel grafico sotto riportato, è predittivo per i dati raccolti per tutti *set size*, in particolare per i *set size* più elevati.

## VPA model; RMSE = 0.090672

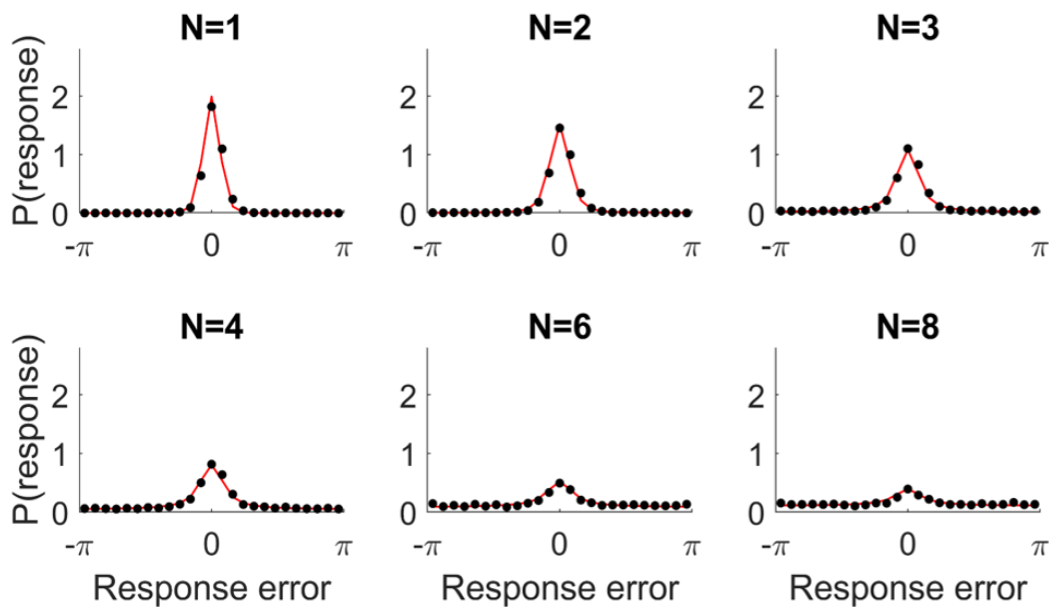


Figura 16: Le ascisse dei grafici rappresentano le risposte dei partecipanti in termini di precisione, descritte su scala circolare: il valore (0) costituisce la risposta corretta, mentre i valori ( $\pm\pi$ ) rappresentano la scelta di un colore diametralmente opposto a quello *target*. Sulle ordinate è riportata la probabilità di effettuare tale risposta. Dal grafico si evince come i valori predetti dal VPA (linee rosse) sono mediamente in linea con i dati reali raccolti (puntini neri) al variare del *set size*.

L'EPF presenta un peggior adattamento con i dati reali (RMSE = 0.1097) (Figura 17) se comparato al VPA. In particolare, il SAF risulta essere scarsamente predittivo in presenza di un *set size* basso (N = 1, 2, 3), sovrastimando il valore dei dati reali per le risposte prossime alla risposta corretta (valore 0). Tale discostamento, si riduce significativamente al crescere del *set size* (N = 4, 6, 8).

## EPF model; RMSE = 0.10972

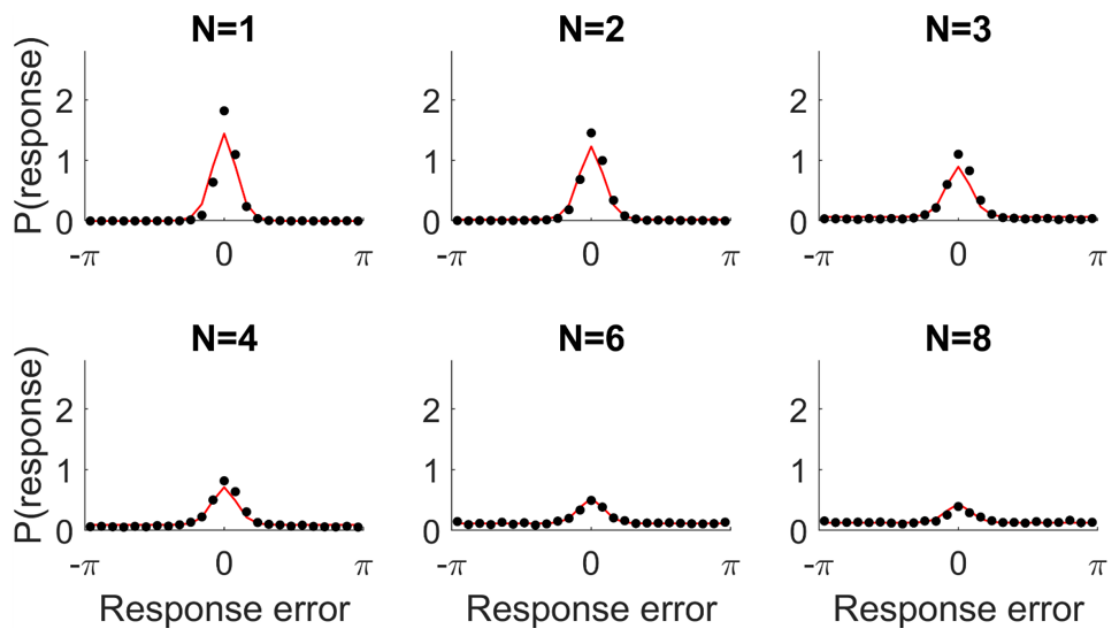


Figura 17: I valori generati dal EPF (linee rosse) per i *set size* più bassi risultano essere scarsamente predittivi dei dati raccolti (puntini neri). Al crescere del *set size* i dati raccolti convergono sempre di più con le previsioni del modello: Le linee rosse si sovrappongono ai punti neri anche in corrispondenza di valori prossimi alla risposta target (0).

Infine, il SAF, costituisce il modello che peggio prevede i dati tra i tre testati con un RMSE di 0.1384 (Figura 18). In aggiunta, si osserva un'accentuazione del fenomeno descritto nei modelli precedenti, dove le previsioni per i *set size* bassi risultano ancor di più sovrastimate rispetto ai dati reali. Analogamente all'EPF e al VPA, al crescere del *set size* il SAF risulta essere più predittivo.

## SAF model; RMSE = 0.13844

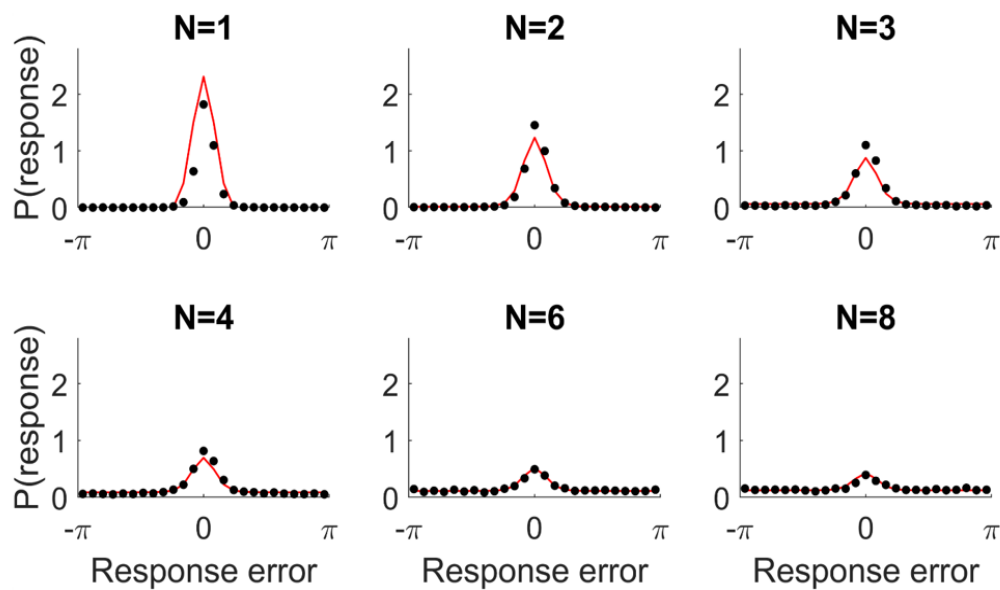


Figura 18: Dal grafico si evince come il SAF sia il modello che prevede i dati reali con meno accuratezza: i valori predetti (linee rosse) discostano significativamente dai dati raccolti (puntini neri). Tale discostamento, marcato in prossimità di valori intorno allo (0), tende a diminuire al crescere del *set size*.

L'RMSE è stato calcolato anche confrontando i dati reali raccolti dai soggetti sperimentali con i valori previsti dai modelli nella condizione dei *non-target reports*, ovvero nei *trial* in cui i partecipanti hanno riportato il colore di un elemento diverso da quello *target*. In linea con quanto osservato per i *target reports*, anche in questa condizione il *variable precision model* (VPA) risulta essere il modello con la migliore capacità predittiva, mostrando il valore di RMSE più basso tra quelli considerati (RMSE = 0.0510).

I grafici riportati in Figura 19 mettono a confronto le distribuzioni empiriche dei *non-target reports* con le distribuzioni simulate dal VPA in condizioni di *set size* basso ( $N = 2, N = 3$ ) e di *set size* elevato ( $N = 6, N = 8$ ). Nel complesso, il modello riesce a riprodurre in modo accurato la forma delle distribuzioni osservate, catturando sia l'addensamento delle risposte in prossimità del colore del *non-target* sia l'andamento delle code della distribuzione. Tale corrispondenza tra dati osservati e predizioni modellistiche suggerisce che l'assunzione di una precisione variabile, fluttuante tra item e tra *trial*, consenta al VPA *model* di descrivere efficacemente non solo le risposte corrette al *target*, ma anche gli errori di tipo *non-target*, pur non essendo stato progettato specificamente per modellare questa componente della risposta.

## VPA model; RMSE = 0.0510

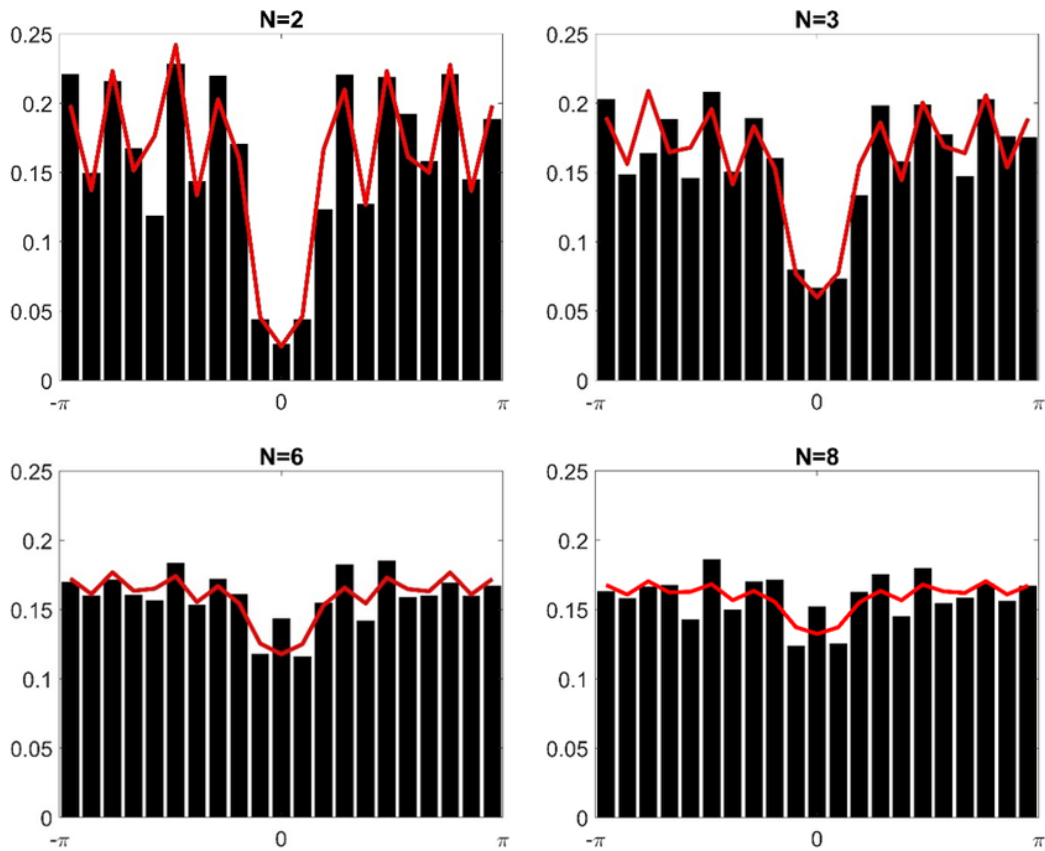


Figura 19: Le ascisse dei grafici rappresentano l'errore nella risposta rispetto al colore del *non-target*: valori vicini a 0 indicano risposte prossime al distrattore, mentre valori positivi o negativi riflettono deviazioni a destra o sinistra ( $\pm\pi$ ). Si osserva come i valori simulati dal VPA *model* (linee rosse) riproducano accuratamente l'andamento dei *non-target reports* (istogramma in nero) sia nelle condizioni di *set size* basso ( $N=2$ ,  $N=3$ ) che di *set size* elevato ( $N=6$ ,  $N=8$ ). Le predizioni risultano accurate sia in prossimità dello zero sia nelle zone più distanti dalla gradazione del *non-target*.

Il secondo modello che mostra la migliore capacità predittiva dei *non-target reports* è l'EPF, con un valore di RMSE pari a 0.0511. Sebbene questo valore sia prossimo a quello ottenuto dal VPA, l'EPF presenta un adattamento complessivamente meno accurato alle distribuzioni empiriche. Come illustrato nei grafici riportati in Figura 20, il modello EPF tende infatti a mostrare una minore convergenza con i dati raccolti, in particolare nelle condizioni di *set size* più basso ( $N = 2$  e  $N = 3$ ), dove le distribuzioni simulate risultano meno aderenti alla forma osservata empiricamente. Al crescere del *set size* ( $N = 6$  e  $N = 8$ ), il grado di convergenza tra le previsioni del modello e i dati reali tende ad aumentare, suggerendo che l'ipotesi di una precisione uniforme tra gli item risulti più compatibile

con i dati in condizioni di carico mnemonico elevato. Tuttavia, anche in queste condizioni, l'EPF non raggiunge il livello di accuratezza predittiva osservato per il VPA.

## EPF model; RMSE = 0.0511

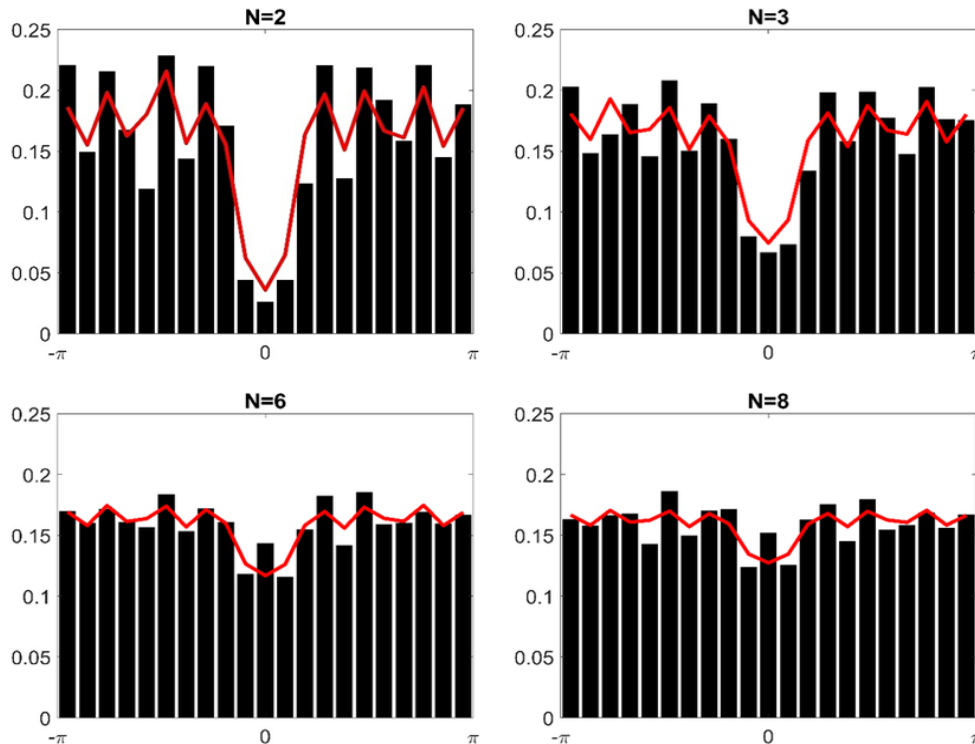


Figura 20: I grafici mostrano un discostamento tra i valori dei *non target reports* previsti dal modello e i dati raccolti (istogrammi in nero) per i *set size* 2 e 3. Tale discostamento, si riduce per i *set size* più elevati 6 e 8.

Infine, il SAF risulta essere il modello che peggio predice i dati relativi ai *non-target reports*, mostrando il valore di RMSE più elevato tra quelli considerati (RMSE = 0.0528). I grafici riportati in Figura 21 evidenziano un discostamento marcato tra le distribuzioni empiriche e quelle simulate dal modello, in particolare nelle condizioni di *set size* basso ( $N = 2$  e  $N = 3$ ), dove le previsioni del SAF risultano meno aderenti alla forma osservata nei dati sperimentali. Sebbene anche per il SAF si osservi una parziale riduzione del disallineamento all'aumentare del *set size* ( $N = 6$  e  $N = 8$ ), il modello continua a mostrare limitazioni significative nella capacità di riprodurre accuratamente la distribuzione dei *non-target reports*.

## SAF model; RMSE = 0.0528

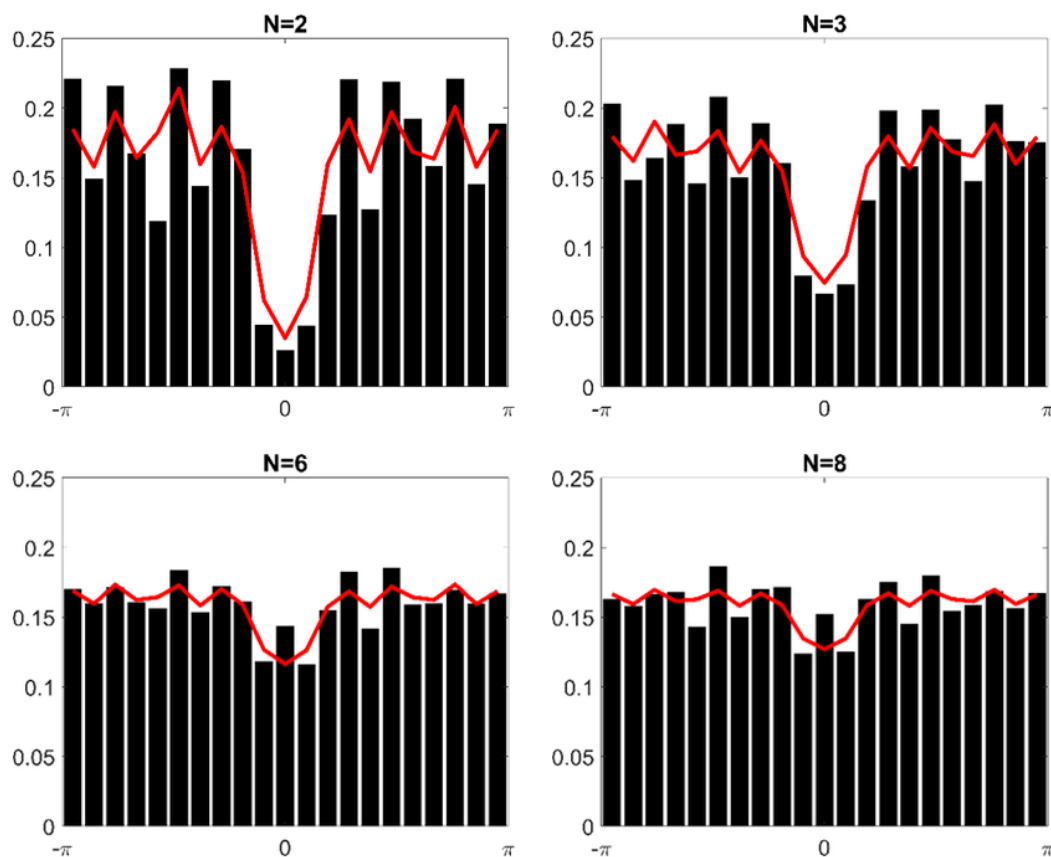


Figura 21: I grafici mostrano un significativo discostamento tra le previsioni del SAF (linee rosse) e i dati raccolti (istogrammi neri) per i *set size* bassi ( $N=2$ ,  $N=3$ ). I valori mostrano una maggiore convergenza per i *set size* più elevati ( $N=6$ ,  $N=8$ ).

## 10. Discussione

Il presente studio si è posto l'obiettivo di indagare i limiti e i meccanismi di funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale attraverso l'impiego del paradigma di *delayed estimation technique* nella versione *color wheel task* e il confronto tra differenti modelli teorici e computazionali. A tal fine, le analisi sono state condotte mediante un approccio multilivello, che ha integrato modelli di misurazione — in particolare il *three-parameter mixture model* (Frischkorn & Popov, 2023) — e modelli esplicativi della memoria di lavoro (SAF, EPF e VPA), con l'obiettivo di fornire una descrizione il più possibile completa e informativa dei processi mnemonici sottostanti.

In una prima fase, l'applicazione del *three-parameter mixture model* stimato mediante un approccio gerarchico bayesiano (Frischkorn & Popov, 2023) ha consentito di distinguere in modo sistematico tra disponibilità della rappresentazione mnemonica, qualità della rappresentazione e tipologia degli errori di risposta. In particolare, il modello permette di separare la probabilità che l'item *target* sia mantenuto in memoria ( $P_m$ ) dalla precisione con cui esso viene rappresentato, espressa dal parametro di concentrazione  $\kappa$ , oltre a caratterizzare le risposte non informative in termini di *guessing* ed errori di *binding*.

Per quanto riguarda la disponibilità della rappresentazione mnemonica, i risultati mostrano una riduzione sistematica della probabilità di ricordare correttamente l'item *target* all'aumentare del *set size*. Si osserva infatti una prestazione pressoché perfetta nella condizione a carico minimo ( $P_m \approx 1.00$  a *set size* 1), a fronte di valori nettamente inferiori nelle condizioni di maggiore carico cognitivo ( $P_m \approx 0.28$  a *set size* 6 e  $P_m \approx 0.21$  a *set size* 8). Questo andamento suggerisce che, con l'aumento del numero di elementi da mantenere in memoria, una quota crescente di item non riesce a rimanere in uno stato funzionalmente accessibile al momento del test. I limiti della memoria di lavoro visuo-spaziale sembrano dunque manifestarsi non tanto come un decadimento uniforme della prestazione, quanto come una crescente probabilità di fallimento rappresentazionale per alcuni elementi.

In linea con questo quadro, l'aumento delle risposte casuali e dei *non-target reports* osservato al crescere del *set size* indica che il superamento della capacità del sistema non comporta semplicemente un'assenza di informazione, ma una maggiore instabilità delle rappresentazioni residue. Coerentemente con quanto proposto da Bays e Husain (2009),

una parte consistente degli errori sembra infatti derivare da difficoltà nel mantenere correttamente il *binding* tra le caratteristiche degli stimoli, piuttosto che da un completo collasso della memoria. La memoria di lavoro emerge quindi come un sistema che continua a rappresentare informazioni anche sotto elevato carico, ma con una struttura sempre più vulnerabile all'interferenza e alla competizione tra item.

Ulteriori indicazioni sulla natura delle limitazioni mnestiche emergono dall'analisi della precisione del ricordo, stimata attraverso il parametro  $\kappa$ . L'andamento non lineare di questo parametro evidenzia una marcata riduzione della precisione passando dai *set size* bassi a quelli intermedi (da  $\kappa \approx 21.7$  *set size* 1 a  $\kappa \approx 10.5$  *set size* 4), suggerendo un aumento progressivo del rumore associato alle rappresentazioni mnestiche, coerente con l'ipotesi di una distribuzione limitata delle risorse disponibili. La parziale risalita della precisione osservata nei *set size* più elevati ( $\kappa \approx 12.3$  *set size* 6 e  $\kappa \approx 13.5$  *set size* 8), accompagnata da un forte incremento della variabilità interindividuale, suggerisce tuttavia che, in condizioni di carico estremo, i partecipanti potrebbero adottare strategie differenziate di allocazione delle risorse, privilegiando una rappresentazione più accurata di un sottoinsieme di elementi a scapito degli altri. Questa ipotesi verrà approfondita nel Capitolo 10.2, in cui saranno delineate e discusse alcune possibili linee di ricerca futura volte a verificarne empiricamente la validità.

In una seconda fase, il confronto tra i modelli computazionali è stato condotto valutando in primo luogo la bontà di adattamento complessiva mediante l'AIC). I risultati relativi al  $\Delta AIC$  indicano in modo consistente che il VPA rappresenta il modello con il miglior compromesso tra accuratezza e parsimonia, seguito EPF e, infine, dal SAF. Poiché l'AIC include una penalizzazione esplicita per il numero di parametri liberi, questi risultati suggeriscono che il vantaggio del VPA non sia imputabile a una maggiore complessità del modello, ma rifletta piuttosto una formulazione teorica più adeguata nel descrivere i processi cognitivi alla base delle prestazioni osservate.

Un'ulteriore conferma emerge dall'analisi dell'accuratezza predittiva dei modelli, valutata tramite l'RMSE relativo alle risposte *target*. Anche in questo caso, il VPA mostra le migliori prestazioni (RMSE = 0.0907), seguito dall'EPF (RMSE = 0.1097) e dal SAF (RMSE = 0.1384). Questo risultato indica che il VPA è in grado di riprodurre in modo più fedele la distribuzione delle risposte corrette, riducendo in misura significativa lo scarto medio tra dati empirici e predizioni modellistiche. Inoltre, il vantaggio del VPA si

mantiene stabile al variare del *set size*, suggerendo che l'assunzione di una precisione variabile costituisca un principio esplicativo valido lungo l'intero range di carico mnestico.

Infine, l'analisi esplorativa dell'RMSE relativo ai *non-target reports* fornisce ulteriori elementi a favore del VPA. Sebbene nessuno dei modelli sia stato originariamente concepito per descrivere in modo esplicito gli errori di *binding*, tutti e tre mostrano valori di RMSE contenuti, indicando una buona capacità di catturare l'andamento generale di questa tipologia di errore. All'interno di questo quadro, il VPA presenta il valore di RMSE più basso, mostrando una capacità leggermente superiore rispetto all'EPF e al SAF nel predire tali errori. Questo risultato suggerisce che la variabilità *trial-by-trial* della precisione mnestica assunta dal modello contribuisca non solo a spiegare le risposte corrette al *target*, ma anche, seppur indirettamente, i meccanismi che favoriscono la comparsa degli errori di associazione tra item.

Nel complesso, l'insieme delle evidenze fornite dall'AIC e dalle analisi di RMSE indica che il *variable precision model* offre una rappresentazione più realistica e flessibile del funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale. I limiti della prestazione non emergono come il risultato di un numero fisso di *slot* o di una degradazione uniforme della precisione, come ipotizzato dai modelli discreti (Luck & Vogel, 1997; Zhang & Luck, 2008), ma come l'esito di un'allocazione dinamica e intrinsecamente variabile delle risorse mnestiche (Bays & Husain, 2008; Van den Berg et al., 2012).

In questa prospettiva, la memoria di lavoro non opera come un meccanismo rigido e deterministico, ma come un sistema probabilistico, nel quale la qualità delle rappresentazioni dipende dalla quantità di risorsa allocata in un dato momento a ciascun item (Wilken & Ma, 2004; Ma, Husain & Bays, 2014). La variabilità osservata nelle prestazioni non costituisce quindi un semplice rumore residuo, ma una proprietà funzionale del sistema, potenzialmente legata alle fluttuazioni nei processi attentivi e nei meccanismi di controllo che regolano la distribuzione delle risorse (Van den Berg et al., 2014). Nel loro insieme, questi risultati si inseriscono coerentemente nel quadro teorico proposto da Van den Berg e colleghi (2012) e successivamente esteso da altri contributi (Van den Berg & Ma, 2014; Ma et al., 2014), rafforzando l'idea che la variabilità della precisione rappresenti una dimensione fondamentale per comprendere i limiti funzionali della memoria di lavoro visuo-spaziale.

## 10.1 Limiti allo studio

Nel complesso, il presente studio si fonda su un disegno sperimentale solido e metodologicamente rigoroso, pienamente coerente con gli standard della letteratura sulla memoria di lavoro visuo-spaziale, sia per quanto riguarda le caratteristiche degli stimoli sia per le modalità di raccolta delle risposte. È tuttavia possibile individuare alcune limitazioni, riconducibili sia alla composizione del campione sia a specifici aspetti metodologici; tali elementi meritano una discussione critica, al fine di contestualizzare in modo più preciso e trasparente i risultati ottenuti e di definirne più chiaramente le implicazioni.

Un primo aspetto da considerare riguarda la composizione del campione, costituito esclusivamente da giovani adulti universitari (età media = 19.49 anni). Il campione risulta adeguatamente rappresentativo della popolazione sana di giovani adulti, che costituisce il principale riferimento della ricerca sperimentale sulla memoria di lavoro visuo-spaziale. Tuttavia, l'omogeneità per età e livello di istruzione ne limita la generalizzabilità a popolazioni più ampie e diversificate. La natura universitaria del campione — tipica degli studi in psicologia cognitiva e neuroscienze — garantisce coerenza metodologica e comparabilità con la letteratura esistente, ma riduce l'estensione dei risultati a individui appartenenti ad altre fasce d'età o con differenti caratteristiche socio-demografiche. Studi futuri dovrebbero pertanto includere campioni più eterogenei, al fine di verificare la stabilità dei risultati in contesti più rappresentativi della popolazione generale.

Un'ulteriore possibile criticità dello studio riguarda il tempo di esposizione degli stimoli durante la fase di *memory array*, fissato a 200 ms. Alcune evidenze suggeriscono che tale durata possa non essere sufficiente a garantire una codifica completa di tutti gli elementi, soprattutto nelle condizioni caratterizzate da un *set size* elevato. In particolare, Vogel, Woodman e Luck (2006) hanno mostrato come il consolidamento delle informazioni nella memoria di lavoro richieda un tempo progressivo per ciascun item, indicando che esposizioni molto brevi possono penalizzare la codifica quando il numero di stimoli aumenta. Tuttavia, questo limite deve essere interpretato con cautela, poiché studi successivi indicano che tempi di esposizione compresi tra 200 e 300 ms possono risultare adeguati per una codifica efficace, soprattutto in paradigmi che limitano l'impiego di strategie di reiterazione verbale (Bays, Catalao & Husain, 2009; Van den Berg et al., 2012). Alla luce di tali evidenze, il tempo di esposizione adottato nel presente studio

appare complessivamente compatibile con una parte significativa della letteratura, pur potendo secondo alcune ricerche rappresentare un potenziale fattore di moderazione delle prestazioni nelle condizioni con *set size* più elevato.

Infine, un terzo limite parziale concerne il numero ridotto di *trial*, pari a 480, con 80 prove per ogni *set size*. Sebbene un numero maggiore di osservazioni per condizione possa aumentare la stabilità delle stime, questa criticità è stata efficacemente mitigata in fase di analisi attraverso l'impiego della versione del *mixture model* proposta da Frischkorn e Popov, stimata mediante un approccio gerarchico bayesiano. Come descritto nel Capitolo 8.1, tale metodologia consente di ottenere stime robuste anche in presenza di un numero relativamente contenuto di *trial* per condizione, sfruttando l'informazione condivisa tra partecipanti e riducendo il rischio di sovra o sottostima dei parametri. Di conseguenza, il numero di prove adottato non rappresenta un limite sostanziale, ma piuttosto una caratteristica del disegno sperimentale adeguatamente compensata a livello analitico.

In sintesi, il presente studio si colloca in modo solido all'interno del panorama delle ricerche sulla memoria di lavoro visuo-spaziale, mostrando un'elevata aderenza agli standard metodologici della letteratura. I limiti individuati risultano circoscritti e non sostanziali e, alla luce degli accorgimenti metodologici e delle strategie analitiche adottate, non compromettono la validità complessiva né l'interpretabilità dei risultati ottenuti. Ciononostante, anche in presenza di un disegno sperimentale rigoroso, lo studio può essere ulteriormente arricchito e ampliato. Nel capitolo successivo verranno pertanto discusse alcune considerazioni generali e prospettive future, volte a introdurre nuovi accorgimenti metodologici e analitici che potranno contribuire allo sviluppo di una versione più esaustiva e completa della ricerca.

.

## 10.2 Considerazioni generali e prospettive future

I risultati emersi forniscono un contributo prezioso per la comprensione dei meccanismi di funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale e per il confronto tra le principali classi di modelli teorici. Allo stesso tempo, essi aprono a numerosi approfondimenti e prospettive di ricerca futura, secondo un piano teorico, metodologico, analitico e neurofisiologico. In questa sezione verranno discusse alcune direzioni di sviluppo che potrebbero arricchire e rafforzare le conclusioni del lavoro, con particolare

riferimento al ruolo del controllo cromatico, al possibile utilizzo dei partecipanti di strategie di allocazione attentiva selettiva in condizioni di carico mnestico elevato, alla possibile introduzione esplicita in fase di analisi dei modelli a interferenza e all'integrazione di misure elettrofisiologiche.

### 10.2.1 Introduzione del controllo cromatico

Uno degli elementi distintivi del presente studio, rispetto a gran parte della letteratura precedente, è l'introduzione del controllo cromatico nella selezione degli stimoli, ottenuto imponendo una distanza minima di 44° tra i colori presentati nel *memory array*. Questa scelta metodologica è stata adottata per ridurre la similarità cromatica tra gli item e contenere le interferenze di natura percettiva, al fine di ottenere una stima più accurata e quanto più possibile "pura" del funzionamento della memoria di lavoro visuo-spaziale.

In questa prospettiva, il controllo cromatico introduce anche una maggiore coerenza tra il disegno sperimentale e le assunzioni alla base dei modelli computazionali testati. Modelli come l' *Equal Precision Model* e, in particolare, il *Variable Precision Model* presuppongono infatti che gli item siano sufficientemente discriminabili a livello percettivo e che la variabilità osservata nelle risposte derivi principalmente da limiti di risorsa, fluttuazioni attentive o rumore neurale. In assenza di un controllo sulla similarità cromatica, una parte significativa della variabilità potrebbe essere assorbita artificialmente nei parametri di precisione, riducendo la chiarezza interpretativa del confronto modellistico. L'approccio adottato nel presente studio contribuisce dunque a rendere tale confronto più coerente con i presupposti teorici dei modelli testati.

In linea con evidenze consolidate, un'elevata somiglianza tra stimoli può compromettere la prestazione non tanto per limiti intrinseci della memoria di lavoro, quanto per interferenze che emergono nelle fasi di confronto e selezione della risposta (Awh, Barton & Vogel, 2007). L'introduzione di una distanza cromatica minima può quindi aver reso gli stimoli più facilmente discriminabili, riducendo l'impatto di tali interferenze sulle misure comportamentali. In questo senso, il controllo cromatico potrebbe aver inciso direttamente sulle stime di precisione del ricordo, valutate nel presente studio tramite il parametro  $\kappa$  della distribuzione di *Von Mises* (nei modelli computazionali, la *Fisher information*), rendendole più stabili e affidabili in quanto meno contaminate da errori

dovuti alla similarità tra gli item, e determinando al contempo un miglioramento complessivo della qualità e dell'accuratezza delle prestazioni dei partecipanti. Un'ulteriore conseguenza potrebbe riguardare la frequenza degli errori di *binding* cromatico-spaziale. È noto, infatti, che una quota rilevante degli errori osservati nei compiti di *continuous report* può essere attribuita a un'errata associazione tra la caratteristica cromatica e la posizione spaziale degli stimoli, in particolare in condizioni di elevata similarità tra gli item (Bays & Husain, 2009). In presenza di colori fortemente distinguibili, come nel presente studio, la probabilità di riportare correttamente il colore di un elemento associandolo a una posizione errata potrebbe risultare attenuata.

Tuttavia, la letteratura tende in parte a ridimensionare queste ipotesi. Da un lato, l'*Interference Model* proposto da Oberauer e Lin (2024) suggerisce che una maggiore similarità cromatica tra gli item possa paradossalmente aumentare la precisione dei *target reports*; dall'altro, lo studio di Van den Berg e colleghi (2014) sui *factorial models* riporta percentuali di *non-target reports* sostanzialmente sovrapponibili a quelle osservate nel nostro studio, indicando che la frequenza degli errori di *binding* potrebbe non dipendere in modo lineare dal grado di discriminabilità percettiva degli stimoli.

Proprio alla luce dell'eterogeneità dei risultati empirici, l'interpretazione degli effetti osservati nel presente studio richiede particolare cautela. L'attuale disegno sperimentale, infatti, non consente di isolare in modo diretto l'effetto specifico del controllo cromatico, poiché manca una condizione di confronto priva di tale manipolazione. Di conseguenza, non è possibile stabilire in modo causale se e in che misura la riduzione della confusione percettiva e eventuali divergenze nei dati relativi alle stime di  $\kappa$  e agli errori di *binding* siano direttamente attribuibili al controllo cromatico introdotto, oppure riflettano dinamiche più generali già evidenziate dalla letteratura.

Partendo da tali considerazioni, una direzione di ricerca futura particolarmente rilevante potrebbe consistere nell'introduzione sistematica di una condizione sperimentale senza controllo cromatico, affiancata a una condizione con controllo cromatico, mantenendo invariati tutti gli altri parametri del compito (*set size*, durata di presentazione, *delay*, modalità di risposta). Un confronto diretto tra queste due versioni del *color wheel task* permetterebbe di chiarire con maggiore precisione il ruolo della distanza cromatica nel modulare la precisione del ricordo, la probabilità di errori di *binding* e la distribuzione complessiva delle risposte, consentendo al contempo di mettere a confronto un

funzionamento della memoria di lavoro ottimizzato sperimentalmente — e quindi più “artificiale” — con una configurazione più ecologica, priva di vincoli sulla similarità cromatica e più vicina alla complessità dell’esperienza quotidiana. In tal modo sarebbe possibile quantificare l’eventuale discrepanza nelle performance tra le due condizioni e indagare se il VPA risulti il modello maggiormente predittivo anche in assenza del controllo cromatico, chiarendo se la sua superiorità descrittiva rifletta proprietà intrinseche del sistema mnestico, oppure sia, almeno in parte, favorita da un contesto percettivo altamente strutturato.

Nel complesso, all’interno di questa prospettiva il controllo cromatico trascende la sua funzione puramente metodologica, configurandosi come una variabile cruciale per indagare l’interazione dinamica tra vincoli percettivi e processi mnemonici, e quindi per chiarire in quale misura le caratteristiche dello stimolo possano modulare l’accuratezza delle rappresentazioni nella memoria di lavoro visuo-spaziale.

### 10.2.2 Allocazione selettiva spaziale a *set size* elevati

Le analisi condotte mediante il *mixture model* (Frischkorn & Popov, 2023) mostrano, per il parametro di precisione  $\kappa$ , un andamento non monotono al variare del *set size*: dopo un decremento progressivo dai livelli più bassi a quelli intermedi, si osserva una risalita nelle condizioni di *set size* più elevato (6 e 8). Questo pattern non si riscontra nella probabilità di ricordare l’item, che continua invece a diminuire in modo regolare con l’aumentare del carico mnestico, inclusi i *set size* 6 e 8. Considerata l’elevata variabilità interindividuale nei valori di stima di  $\kappa$  in queste condizioni, una possibile interpretazione è che, sotto carico elevato, alcuni partecipanti adottino strategie di allocazione selettiva delle risorse, concentrandosi su un sottoinsieme di stimoli a scapito degli altri. In tale scenario, una distribuzione uniforme delle risorse risulterebbe inefficace, favorendo una strategia di tipo *subset*, in cui pochi item vengono mantenuti con alta precisione mentre gli altri decadono marcatamente. Ciò potrebbe produrre un aumento apparente della precisione media accompagnato da maggiore variabilità interindividuale, senza un corrispondente incremento della probabilità complessiva di ricordo. La stessa logica potrebbe contribuire a spiegare la lieve diminuzione delle risposte di *guessing* osservata passando dal *set size* 6 (Estimate = 0.64) al *set size* 8 (Estimate = 0.56): una riallocazione selettiva delle risorse

ridurrebbe i casi di rappresentazioni completamente assenti, limitando le risposte puramente casuali anche in presenza di carico elevato.

Per verificare empiricamente questa ipotesi, una prima linea di ricerca potrebbe prevedere la somministrazione di un questionario retrospettivo al termine del compito, volto a indagare le strategie adottate, chiedendo esplicitamente se, nei *set size* elevati, i partecipanti abbiano scelto di concentrarsi su un numero limitato di item. Tuttavia, tale strumento consentirebbe di rilevare soltanto strategie consapevoli, senza intercettare eventuali forme implicite di allocazione selettiva né quantificarne con precisione l'impatto sulle prestazioni.

Un approccio più robusto potrebbe consistere nell'introduzione di una procedura di doppio report all'interno dello stesso *trial*: dopo l'intervallo di ritenzione, al partecipante verrebbero richieste due risposte consecutive relative a due item distinti dello stesso *memory array*, senza ripresentazione degli stimoli. Questo disegno, ispirato in forma semplificata al paradigma di Oberauer e Lin (2024), permetterebbe di analizzare congiuntamente più rappresentazioni mantenute in memoria. Per evitare che la richiesta di due risposte induca strategie aggiuntive di codifica, si potrebbe specificare in modo chiaro e dettagliato, prima dell'inizio dell'esperimento, che la valutazione della performance sarà basata esclusivamente sulla prima risposta fornita, mentre la seconda sarà utilizzata solo a fini analitici. Tale accorgimento permetterebbe di far sì che il partecipante metta in atto le medesime strategie di allocazione delle risorse utilizzate nel nostro studio per memorizzare un solo item, preservando così la coerenza con l'impostazione originaria del compito.

In fase di analisi, l'eventuale presenza di una strategia selettiva potrebbe essere esaminata valutando la relazione tra distanza spaziale dei due item e discrepanza nella loro precisione di ricordo. Secondo le principali teorie dell'attenzione visuo-spaziale — in particolare il modello del gradiente attentivo e la *spotlight theory* (Eriksen & St. James, 1986; Posner, 1980) — le risorse non sono distribuite uniformemente, ma si concentrano attorno a un fuoco attentivo con decadimento progressivo all'aumentare della distanza. Se, in condizioni di carico elevato, le risorse mnestiche vengono allocate selettivamente in modo spazialmente guidato, ci si aspetta che item più distanti mostrino maggiori differenze nella precisione di ricordo. Un aumento dei pattern “alta precisione–bassa

precisione” per coppie spazialmente lontane costituirebbe un’indicazione coerente con una selezione spaziale delle risorse, distinguibile da semplici fluttuazioni casuali.

In una fase successiva, tale indice potrebbe essere utilizzato per identificare due sottogruppi di partecipanti: quelli che, ai *set size* più elevati, mostrano un pattern coerente con una focalizzazione selettiva delle risorse e quelli che mantengono un’allocazione più uniforme. Ciò consentirebbe di verificare se la strategia selettiva sia associata a valori di  $\kappa$  più elevati nei *set size* 6 e 8, chiarendo se essa comporti effettivamente un vantaggio prestazionale.

Nel complesso, l’integrazione di questionari retrospettivi e procedura di doppio report offrirebbe una verifica più solida dell’ipotesi di allocazione selettiva spaziale delle risorse. Un approccio combinato permetterebbe infatti di stabilire se un sottogruppo di partecipanti adottò, in modo esplicito o implicito, una strategia di focalizzazione su pochi item nei *set size* elevati (6–8) e se tale strategia risulti funzionale o meno alla performance complessiva.

### 10.2.3 Modelli a interferenza

I risultati relativi ai *non-target reports* del nostro esperimento sono stati accuratamente predetti dai modelli testati, ovvero il SAF (RMSE = 0.0528), l’EPF (RMSE = 0.0511) e il VPA (RMSE = 0.0510). Tale notevole convergenza tra i dati empirici e le previsioni dei modelli appare sorprendente e peculiare, poiché i modelli in questione non sono stati originariamente concepiti per spiegare il fenomeno dei *non-target reports*.

In letteratura, infatti, esiste una classe specifica di modelli sviluppata proprio per descrivere l’erronea associazione tra colore e posizione nei compiti di memoria di lavoro visuospaziale: i modelli a interferenza. Tali modelli, ampiamente discussi nella ricerca sulla memoria di lavoro, postulano che il principale fattore responsabile del deterioramento delle rappresentazioni mnestiche non sia il semplice trascorrere del tempo, bensì l’interferenza competitiva tra gli item immagazzinati. In questa prospettiva, quando più elementi devono essere mantenuti simultaneamente in memoria di lavoro, essi competono per risorse limitate, generando sovrapposizione, confusione e sostituzione parziale delle tracce. Tali modelli risultano particolarmente rilevanti per l’interpretazione dei *pattern* di errore osservati nei compiti di stima continua,

come il *color-wheel task*, poiché consentono di modellare sia la variabilità della precisione, sia la comparsa di errori sistematici, quali gli scambi tra *target* e *non-target*. All'interno di questa cornice teorica si collocano tre sottomodelli di particolare interesse per analizzare i dati ottenuti nel presente studio.

In primo luogo, l'*Interference Model* (IM; Oberauer & Lin, 2024) rappresenta la versione più basilare e parsimoniosa dei modelli a interferenza. Esso assume che la perdita di precisione nella rappresentazione mnestica sia principalmente attribuibile all'accumularsi di rumore competitivo tra gli item mantenuti. L'errore cresce dunque proporzionalmente al numero di elementi da ricordare, e molti dei *non-target reports* vengono interpretati come esito di processi di *misbinding* o intrusioni dovute alla somiglianza o prossimità tra le rappresentazioni. Il modello fornisce una spiegazione essenziale e diretta della riduzione di accuratezza osservata con l'aumento del carico mnestico, senza ricorrere a ipotesi di decadimento temporale.

Un'estensione più articolata è rappresentata dal *Variable Precision Binding Model* (VPB; Schneegans & Bays, 2017), che integra il ruolo dell'interferenza con quello della variabilità della precisione delle rappresentazioni. Secondo questo modello, gli item non vengono codificati con un livello di precisione costante, ma piuttosto con una precisione che varia tra prove e tra item, riflettendo fluttuazioni nelle risorse attenzionali disponibili. Il VPB attribuisce inoltre un ruolo cruciale ai processi di *binding*, ossia all'associazione tra caratteristiche come colore e posizione. Errori come gli *swap* vengono così modellati come fallimenti di *binding*, mentre la riduzione complessiva dell'accuratezza deriva dall'interazione tra rumore, variabilità delle risorse e interferenza competitiva. Questo modello si rivela particolarmente utile per interpretare configurazioni anomale nei *non-target reports*, poiché permette di distinguere la componente di interferenza da quella dovuta a deficit di *binding*.

Infine, un modello di natura più dinamica è l'*Interference Plus Time-Based Resource-Sharing Model* (IMTBRS; Barrouillet, Bernardin & Camos, 2004; Barrouillet et al., 2007), che integra i meccanismi interferenziali con quelli proposti dai modelli a decadimento temporale. L'IMTBRS assume che l'informazione in memoria tenda a degradarsi nel tempo, a meno che non venga periodicamente "rinfrescata" mediante l'allocazione dell'attenzione. Tuttavia, quando l'attenzione è impegnata in processi concorrenti, oppure quando il numero di item è elevato, la possibilità di applicare il

*refreshing* si riduce, amplificando gli effetti sia del decadimento sia dell'interferenza tra le rappresentazioni. Questo modello risulta quindi particolarmente utile per interpretare contesti in cui il tempo di mantenimento o il carico cognitivo variano in modo significativo e possono influenzare la comparsa o la riduzione degli errori di tipo *non-target*.

L'integrazione di queste tre sottoclassi di modelli in future ricerche che presentino la stessa struttura metodologica del presente studio potrebbe contribuire in modo significativo ad approfondire la comprensione dei dati relativi ai *non-target reports* in condizioni di presentazione degli stimoli con controllo cromatico. In particolare, sarebbe possibile chiarire se la riduzione e la distribuzione anomala dei *non-target reports* osservata nel nostro esperimento siano riconducibili a una minore interferenza dovuta al controllo cromatico, a un miglioramento dei processi di *binding*, oppure a un diverso equilibrio tra decadimento e *refreshing*. Tale prospettiva consentirebbe di avanzare un'interpretazione più completa dei meccanismi sottostanti la memoria di lavoro visuo-spaziale, contribuendo a delineare in modo più puntuale il ruolo delle caratteristiche percettive degli stimoli nei processi di mantenimento e recupero dell'informazione.

#### 10.2.4 Integrazione di misure elettrofisiologiche e correlati neurali

Un'ulteriore e rilevante prospettiva futura consiste nell'arricchire il presente studio comportamentale con dati di natura elettrofisiologica, al fine di individuare i correlati neurali dei processi descritti dai modelli computazionali. L'integrazione di tecniche come l'elettroencefalografia (EEG) permetterebbe di indagare direttamente le dinamiche temporali dell'attività neurale durante le fasi di *encoding*, mantenimento e recupero dell'informazione. In particolare, numerosi studi hanno mostrato come componenti elettrofisiologiche quali la *Contralateral Delay Activity* (CDA) (Luria et al., 2016) siano sensibili al numero di elementi mantenuti in memoria e possano essere interpretate come un indice neurale del carico mnemonico. L'associazione tra misure comportamentali di precisione (ad esempio la *Fisher information*) e indici elettrofisiologici consentirebbe di testare in modo più diretto le assunzioni dei modelli computazionali. Ad esempio, il *Variable Precision Model* predice una variabilità *trial-by-trial* della precisione mnemonica: tale variabilità potrebbe essere messa in relazione con fluttuazioni dell'attività neurale durante il periodo di ritenzione, offrendo un collegamento esplicito

tra parametri modellistici e meccanismi neurali sottostanti. Inoltre, l'uso di tecniche di *decoding* multivariato applicate ai segnali EEG o MEG potrebbe consentire di ricostruire il contenuto specifico delle rappresentazioni mantenute in memoria, verificando se e come la qualità del *decoding* neurale si rifletta nella precisione comportamentale. Questo approccio permetterebbe di superare la dicotomia tra livelli di analisi comportamentali e neurali, contribuendo a una comprensione più integrata e completa della memoria di lavoro visuo-spaziale.



## 11. Conclusioni

Comprendere come la complessa architettura del nostro sistema cognitivo riesca a mantenere e manipolare informazioni visive per brevi periodi di tempo rappresenta una delle sfide più affascinanti delle neuroscienze cognitive. Con questo lavoro si è cercato di approfondire tale questione attraverso la somministrazione del *color wheel ask*, un paradigma che consente di quantificare su scala continua la precisione del ricordo visivo e la natura degli errori commessi, distinguendo tra risposte corrette, casuali e riferite a elementi *non-target*.

L'analisi dei dati ha evidenziato che tra i modelli testati — SAF, EPF e VPA — il VPA risulta essere quello con il miglior adattamento complessivo, confermando l'ipotesi che la memoria di lavoro visuo-spaziale operi secondo una logica di distribuzione flessibile delle risorse. In altre parole, la precisione delle rappresentazioni mnestiche non sembra essere vincolata da un numero fisso di *slot* indipendenti, ma dipendere dalla quantità di risorsa che ogni elemento riceve in funzione del contesto e del carico di memoria. Un risultato particolarmente interessante emerso dal nostro esperimento riguarda i *non-target reports*. Nonostante i modelli considerati non siano stati progettati per spiegare questa tipologia di errore, le loro previsioni si sono rivelate sorprendentemente accurate anche in tale condizione. Ciò suggerisce che i principi che regolano la distribuzione della risorsa mnestica possano estendersi anche ai processi di interferenza e di *binding*, indicando una continuità funzionale tra modelli a risorse e modelli a interferenza. L'introduzione del controllo cromatico tra i colori presentati — una distanza minima di  $44^\circ$  — ha probabilmente attenuato gli effetti di confusione percettiva, portando a un *pattern* di risposte diverso rispetto a quello comunemente osservato in letteratura. Questa scelta costituisce un importante passo avanti nella definizione di paradigmi sperimentali più controllati e replicabili, capaci di isolare i fattori puramente mnestici da quelli percettivi.

Nel complesso, i risultati ottenuti offrono un contributo significativo alla comprensione dei limiti della memoria di lavoro visuo-spaziale, suggerendo che tali limiti non richiedano necessariamente l'assunzione di un vincolo strutturale di capacità in termini di un numero massimo di elementi rappresentabili. Piuttosto, le evidenze emerse indicano che le variazioni nell'allocazione delle risorse mnestiche agli stimoli — sia tra item sia tra prove — rappresentano un meccanismo più adeguato per spiegare il decadimento delle

prestazioni al crescere del carico mnemonico. Pur non fornendo evidenze definitive, questo lavoro contribuisce ad ampliare la comprensione della memoria di lavoro visuo-spaziale, offrendo un punto di partenza solido per studi futuri che potranno includere condizioni sperimentali più complesse o misure neurofisiologiche. In questa prospettiva, un approccio combinato tra modelli computazionali, teorici e sperimentali potrebbe costituire la via più promettente per chiarire in modo più completo i meccanismi di codifica, mantenimento e interferenza nella memoria di lavoro visuo-spaziale.

## 5. Riferimenti bibliografici

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716–723.

<https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>

Alvarez, G. A., & Cavanagh, P. (2004). The capacity of visual short-term memory is set both by visual information load and by number of objects. *Journal of Vision*, 4(12), 106–117.

<https://doi.org/10.1111/j.0963-7214.2004.01502006.x>

Awh, E., Barton, B., & Vogel, E. K. (2007). Visual working memory represents a fixed number of items regardless of complexity. *Psychological Science*, 18(7), 622–628.

<https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2007.01949.x>

Awh, E., Vogel, E. K., & Oh, S. H. (2006). Interactions between attention and working memory. *Neuroscience*, 139(1), 201–208.

<https://doi.org/10.1016/j.neuroscience.2005.08.023>

Baddeley, A. (2003). Working memory: Looking back and looking forward. *Nature Reviews Neuroscience*, 4(10), 829–839.

<https://doi.org/10.1038/nrn1201>

Baddeley, A. D., & Hitch, G. J. (1974). Working memory. In G. H. Bower (Ed.), *The psychology of learning and motivation* (Vol. 8, pp. 47–89). Academic Press.

Baddeley, A. D., Grant, S., Wight, E., & Thomson, N. (1991). Imagery and visual working memory. In M. Denis et al. (Eds.), *Imagery and cognition* (pp. 205–217). Springer.

Baddeley, A. D. (2000). The episodic buffer: A new component of working memory? *Trends in Cognitive Sciences*, 4(11), 417–423.

[https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(00\)01538-2](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(00)01538-2)

Bays, P. M. (2009). Noise in neural populations accounts for errors in working memory. *Journal of Neuroscience*, 29(43), 13998–14007.

<https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.3204-13.2014>

Bays, P. M., & Husain, M. (2011). Dynamic shifts of limited working memory resources in human vision. *Science*, 321(5890), 851–854.

<https://doi.org/10.1126/science.1158023>

Bays, P. M., Catalao, R. F. G., & Husain, M. (2009). The precision of visual working memory is set by allocation of a shared resource. *Journal of Vision*, 9(10), 7.

<https://doi.org/10.1167/9.10.7>

Bopp, K. L., & Verhaeghen, P. (2005). *Aging and verbal memory span: A meta-analysis*. *Journal of Gerontology: Psychological Sciences*, 60B(5), P223–P233.

<https://doi.org/10.1093/geronb/60.5.P223>

Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model selection and multimodel inference: A practical information-theoretic approach* (2nd ed.). Springer.

<https://doi.org/10.1007/b97636>

Carrasco, M. (2011). Visual attention: The past 25 years. *Vision Research*, 51(13), 1484–1525.

<https://doi.org/10.1016/j.visres.2011.04.012>

Conway, A. R. A., Kane, M. J., Bunting, M. F., Hambrick, D. Z., Wilhelm, O., & Engle, R. W. (2005). Working memory span tasks: A methodological review and user's guide. *Psychonomic Bulletin & Review*, *12*(5), 769–786.

<https://doi.org/10.3758/BF03196772>

Conway, A. R. A., Kane, M. J., & Engle, R. W. (2003). Working memory capacity and its relation to general intelligence. *Trends in Cognitive Sciences*, *7*(12), 547–552.

<https://doi.org/10.1016/j.tics.2003.10.005>

Cowan, N. (2001). The magical number 4 in short-term memory. *Behavioral and Brain Sciences*, *24*(1), 87–114.

<https://doi.org/10.1017/S0140525X01003922>

Curtis, C. E., & D'Esposito, M. (2003). Persistent activity in the prefrontal cortex during working memory. *Trends in Cognitive Sciences*, *7*(9), 415–423.

[https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(03\)00197-9](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(03)00197-9)

Dehaene, S., Piazza, M., Pinel, P., & Cohen, L. (2003). Three parietal circuits for number processing. *Cognitive Neuropsychology*, *20*(3–6), 487–506.

<https://doi.org/10.1080/02643290244000239>

Emery, N. J., & Clayton, N. S. (2004). The mentality of crows. *Convergent evolution of intelligence in corvids and apes*. *Science*, *306*(5703), 1903–1907.

<https://doi.org/10.1126/science.1098410>

Engle, R. W. (2002). Working memory capacity as executive attention. *Current Directions in Psychological Science*, *11*(1), 19–23.

<https://doi.org/10.1111/1467-8721.00160>

Eriksen, C. W., & St. James, J. D. (1986). Visual attention within and around the field of focal attention: A zoom lens model. *Perception & Psychophysics*, 40(4), 225–240.

<https://doi.org/10.3758/BF03211502>

Frischkorn, G. T., & Popov, T. (2023). Bayesian hierarchical modeling of continuous report data. *Computational Brain & Behavior*, 6, 1–21.

<https://doi.org/10.3758/s13428-025-02643-0>

Fukuda, K., & Woodman, G. F. (2017). Visual working memory buffers information retrieved from visual long-term memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(20), 5306–5311.

<https://doi.org/10.1073/pnas.1617874114>

Funahashi, S., Bruce, C. J., & Goldman-Rakic, P. S. (1989). Mnemonic coding of visual space in the monkey's dorsolateral prefrontal cortex. *Journal of Neurophysiology*, 61(2), 331–349.

<https://doi.org/10.1152/jn.1989.61.2.331>

Fuster, J. M. (2008). *The prefrontal cortex (4th ed.)*. Academic Press.

Gathercole, S. E., et al. (2004). Working memory skills and educational attainment. *Applied Cognitive Psychology*, 18(1), 1–16.

<https://doi.org/10.1002/acp.934>

Green, D. M., & Swets, J. A. (1966). *Signal detection theory and psychophysics*. Wiley.

Jolicoeur, P., & Dell'Acqua, R. (1998). The demonstration of short-term consolidation. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 24(4), 1266–1280.

<https://doi.org/10.1006/cogp.1998.0684>

Kamitani, Y., & Tong, F. (2005). Decoding the visual and subjective contents of the human brain. *Nature Neuroscience*, 8(5), 679–685.

<https://doi.org/10.1038/nn1444>

Kane, M. J., Hambrick, D. Z., & Conway, A. R. A. (2005). Working memory capacity and fluid intelligence are strongly related constructs: Comment on Ackerman, Beier, and Boyle (2005). *Psychological Bulletin*, 131(1), 66–71.

<https://doi.org/10.1037/0033-2909.131.1.66>

Kiyonaga, A., & Egner, T. (2013). Working memory as internal attention: Toward an integrative account of internal and external selection processes. *Psychonomic Bulletin & Review*, 20(2), 228–242.

<https://doi.org/10.3758/s13423-012-0359-y>

Knill, D. C., & Pouget, A. (2004). The Bayesian brain: The role of uncertainty in neural coding and computation. *Trends in Neurosciences*, 27(12), 712–719.

<https://doi.org/10.1016/j.tins.2004.10.007>

Luck, Steven J., & Vogel, Edward K. (1997). The capacity of visual working memory for features and conjunctions. *Nature*, 390(6657), 279–281.

<https://doi.org/10.1038/36846>

Luck, Steven J., & Vogel, Edward K. (2013). Visual working memory capacity: From psychophysics and neurobiology to individual differences. *Trends in Cognitive Sciences*, 17(8), 391–400.

<https://doi.org/10.1016/j.tics.2013.06.006>

Luria, R., Balaban, H., Awh, E., & Vogel, E. K. (2016). The contralateral delay activity as a neural measure of visual working memory. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 62, 100–108.

<https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2016.01.003>

Ma, W. J. (2012). Organizing probabilistic models of perception. *Trends in Cognitive Sciences*, 16(10), 511–518.

<https://doi.org/10.1016/j.tics.2012.08.010>

Ma, W. J., Husain, M., & Bays, P. M. (2014). Changing concepts of working memory. *Nature Neuroscience*, 17(3), 347–356.

<https://doi.org/10.1038/nn.3655>

Martinussen, R., Hayden, J., Hogg-Johnson, S., & Tannock, R. (2005). A meta-analysis of working memory impairments in children with attention-deficit/hyperactivity disorder. *Journal of the American Academy of Child & Adolescent Psychiatry*, 44(4), 377–384.

<https://doi.org/10.1097/01.chi.0000153228.72591.73>

Melcher, D., & Piazza, M. (2011). The role of attentional priority and saliency in determining capacity limits in enumeration and visual working memory. *PLOS ONE*, 6(12), e29296.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029296>

Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63(2), 81–97.

<https://doi.org/10.1037/h0043158>

Myung, I. J. (2000). The importance of complexity in model selection. *Journal of Mathematical Psychology*, 44(1), 190–204.

<https://doi.org/10.1006/jmps.1999.1283>

Oberauer, K., & Lin, H.-Y. (2017). An interference model of visual working memory. *Psychological Review*, 124(1), 21–59.

<https://doi.org/10.1037/rev0000044>

Oberauer, K., & Lin, H.-Y. (2024). An interference model of visual and verbal working memory. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 47(9), 1402–1425.

<https://doi.org/10.1037/xlm0001303>

Oberauer, K., et al. (2016). What limits working memory capacity? *Psychological Bulletin*, 142(7), 758–799.

<https://doi.org/10.1037/bul0000046>

Palmer, J. (1990). Attentional limits on the perception. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 16(2), 332–350.

<https://doi.org/10.1037/0096-1523.16.2.332>

Paradiso, M. A. (1988). A theory for the use of visual orientation information which exploits the columnar structure of striate cortex. *Biological Cybernetics*, 58(1), 35–49.

<https://doi.org/10.1007/BF00363954>

Pashler, H. (1988). Familiarity and visual change detection. *Perception & Psychophysics*, 44(4), 369–378.

<https://doi.org/10.3758/BF03210419>

Phillips, W. A. (1974). On the distinction between sensory storage and short-term visual memory. *Perception & Psychophysics*, 16(2), 283–290.

<https://doi.org/10.3758/BF03203943>

Pitt, M. A., Myung, I. J., & Zhang, S. (2002). Toward a method of selecting among computational models of cognition. *Psychological Review*, 109(3), 472–491.

<https://doi.org/10.1037/0033-295X.109.3.472>

Posner, M. I. (1980). Orienting of attention. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 32(1), 3–25.

<https://doi.org/10.1080/00335558008248231>

Seung, H. S., & Sompolinsky, H. (1993). Simple models for reading neuronal population codes. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 90(22), 10749–10753.

<https://doi.org/10.1073/pnas.90.22.10749>

Van den Berg, R., Shin, H., Chou, W. C., George, R., & Ma, W. J. (2012). Variability in encoding precision accounts for visual short-term memory limitations. *Psychological Science*, 23(8), 935–941.

<https://doi.org/10.1073/pnas.1117465109>

Vogel, E. K., Woodman, G. F., & Luck, S. J. (2006). The time course of consolidation in visual working memory. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 32(6), 1436–1451.

<https://doi.org/10.1037/0096-1523.32.6.1436>

Wilken, P., & Ma, W. J. (2004). A detection theory account of change detection. *Journal of Vision*, 4(12), 11.

<https://doi.org/10.1167/4.12.11>

Zhang, W., & Luck, S. J. (2008). Discrete fixed-resolution representations in visual working memory. *Nature*, 453(7192), 233–235.

<https://doi.org/10.1038/nature06860>