



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA

RICONOSCIMENTO VISIVO DI PAORLE IN UN MODELLO GERARCHICO

Maria Grazia Di Bono, PhD
and
Marco Zorzi

Dipartimento di Psicologia Generale
Università di Padova



European
Research
Council

Does the huamn mnid raed wrods as a wlohe?

Jonathan Grainger¹ and Carol Whitney²

¹LPC-CNRS, University of Provence, 13621 Aix-en-Provence, France

²Department of Computer Science, University of Maryland, College Park, MD 20742, USA

- Relative position priming

Prime

grdn

pmts (ns)

gdrn (ns ?)

*

Parola target

«garden»

Il priming ha efficacia solo quando sono rispettate le posizioni relative delle lettere in comune tra il prime e la parola target

- Transposition priming

Prime

gadren

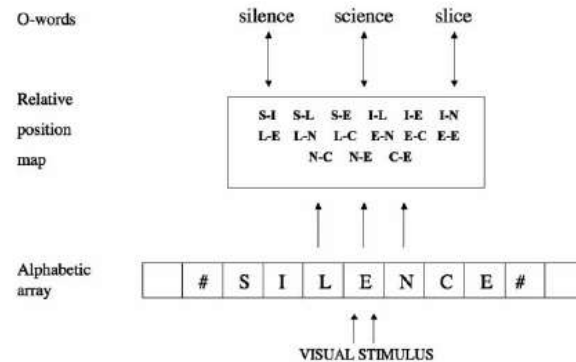
Parola target

«garden»

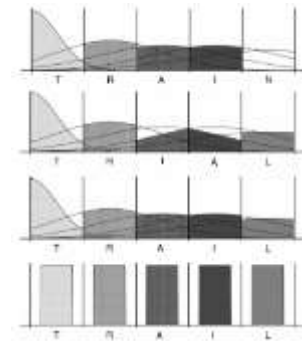
Se il prime contiene tutte le lettere della parola target, il priming è robusto a piccoli cambiamenti nell'ordine

Diversi modelli di codifica ortografica

- **Open-bigram model** (Grainger & van Heuven, 2003)
 - Letter-to-position, Transposition priming



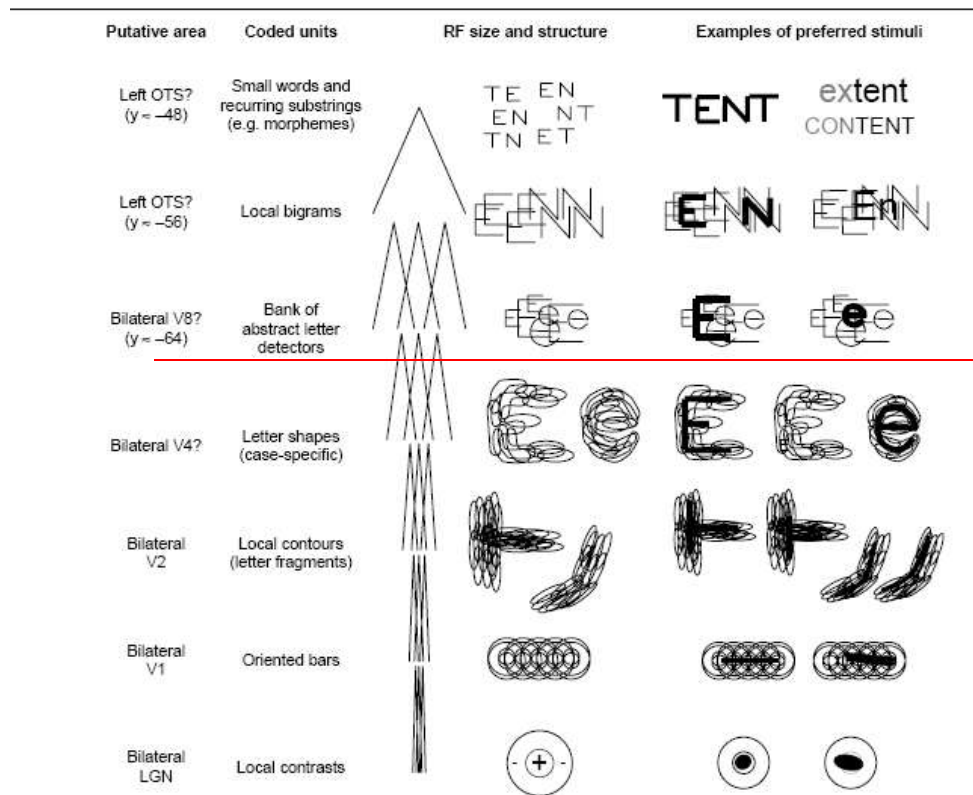
- **Overlap Model** (Gomez, Ractlif & Perea, 2008)
 - Transposition priming (lettere contigue o non contigue)
 - Importanza della prima (o anche ultima) lettera



The neural code for written words: a proposal

Stanislas Dehaene, Laurent Cohen, Mariano Sigman and Fabien Vinckier

INSERM unit 562, Cognitive Neuroimaging, Service Hospitalier Frederic Joliot, CEA/DRM/DSV 4 Place du General Leclerc, 91401 Orsay cedex, France

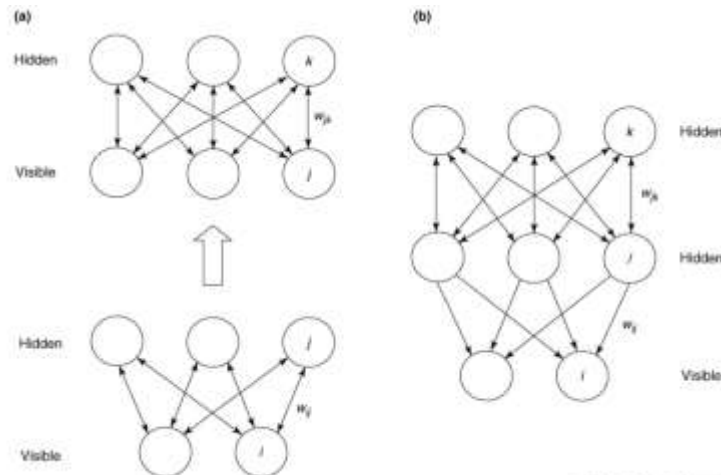


Verso un nuovo modello...

- **DGD Model** (Dandurand, Grainger, & Dufau, 2010; Hannagan, Dandurand & Grainger, 2011):
 - Transposition, Letter-to-position priming
 - Analisi delle attivazioni: Overlap Model
 - MA ... feed-forward neural network!
- Plausibilità biologica (connessioni top-down) e gerarchia di livelli!
- Che tipo di codifica “emerge” in un modello generativo gerarchico che apprende (in modo non supervisionato) delle rappresentazioni, invarianti alla posizione, di parole scritte?

Deep RBM Network

- **Caratteristiche di un Modello Generativo**
 - Apprendimento non supervisionato (apprendimento di un modello interno dei dati sensoriali = codifica efficiente)
 - Maggiore plausibilità biologica (connessioni top-down)
 - Rappresentazioni distribuite non lineari negli strati interni
 - Rappresentazioni più complesse al crescere degli strati interni



TRENDS in Cognitive Sciences

Preparazione del dataset artificiale

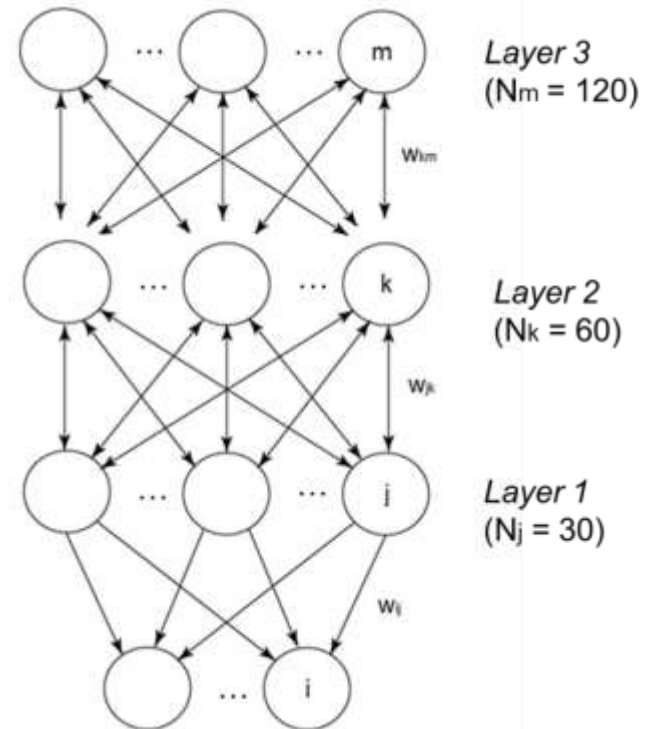
- Parole di 3 lettere ottenute come tutte le disposizioni semplici senza ripetizioni su un alfabeto di 6 lettere (A,B,C,D,E,F): 120 parole
- Ogni parola è presentata in 5 possibili posizioni (centrale + 2 posizioni a sinistra e 2 a destra)
- Ogni parola è a 3 possibili distanze ortografiche (levenshtein distance) dalle altre

Input vector						
A	B	C	#	#	#	#
#	A	B	C	#	#	#
#	#	#	#	A	B	C
E	F	C	#	#	#	#
#	E	F	C	#	#	#
#	#	#	A	F	C	#

Training della Deep RBM network

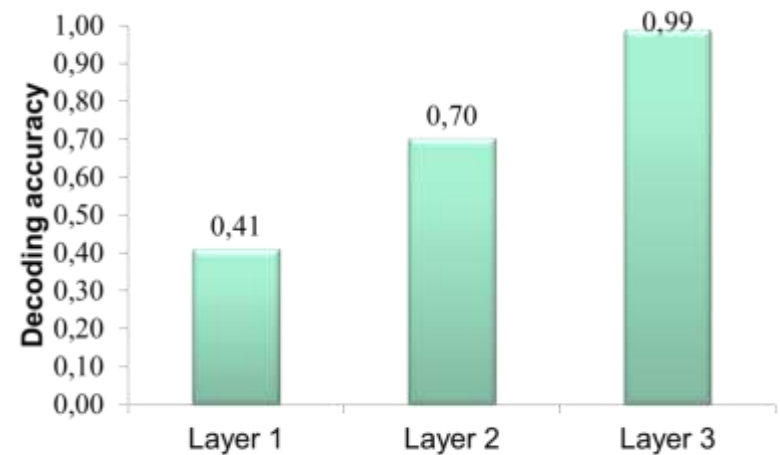
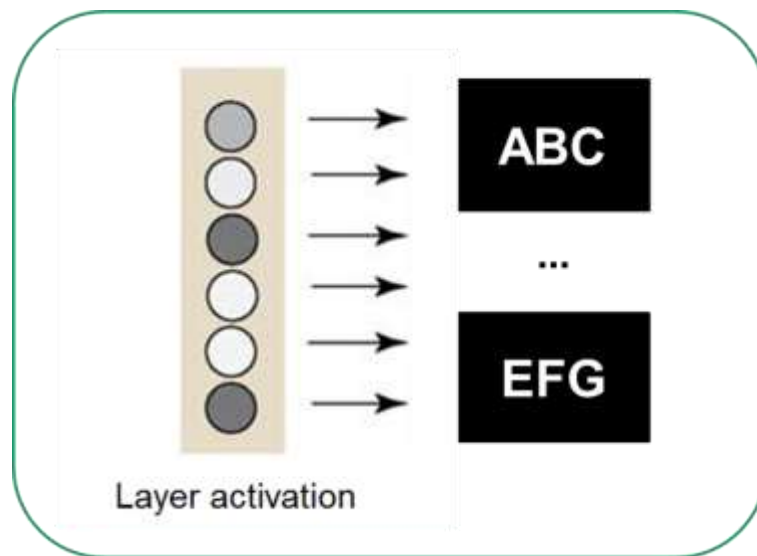
Input vector						
A	B	C	#	#	#	#
#	A	B	C		#	#
#	#	#	#	A	B	C
E	F	G	#	#	#	#
#	E	F	G	#	#	#

Binary Coding



Decodifica delle parole

Dopo il training, decodifica (classificatore lineare) delle parole dall'attivazione degli strati interni



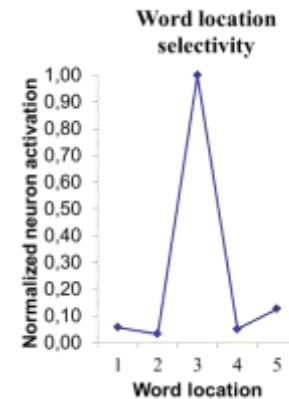
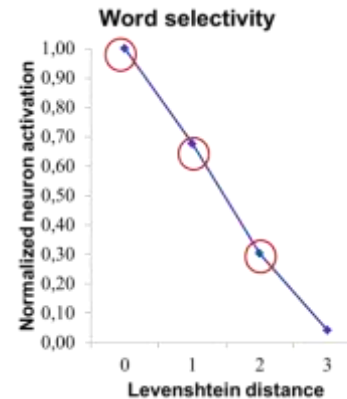
La proporzione delle parole correttamente decodificate cresce al crescere del layer

L'attivazione del layer 3 permette una classificazione quasi perfetta

Analisi sui singoli neuroni

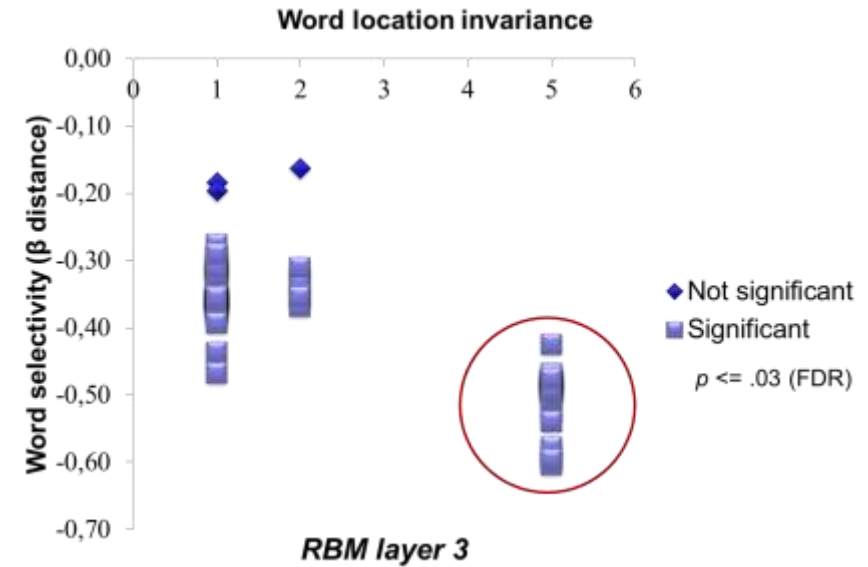
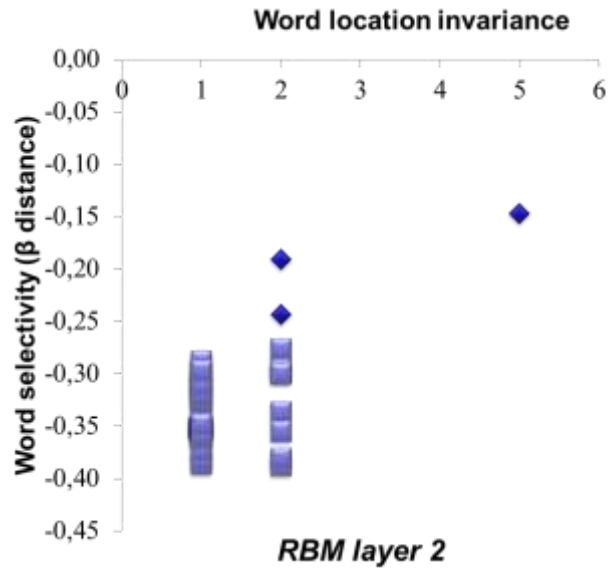
- Per ciascun neurone in ciascuno strato:
 - **Selettività della parola:** regressione lineare sull'attivazione per le parole (presentate nella posizione preferita dal neurone) con predittore $d =$ Levenshtein distance ($d = 0, 1, 2$)

Esempio: ABC ($d=0$)
ABD ($d=1$)
ACB, ACD ($d=2$)
EFG ($d=3$)



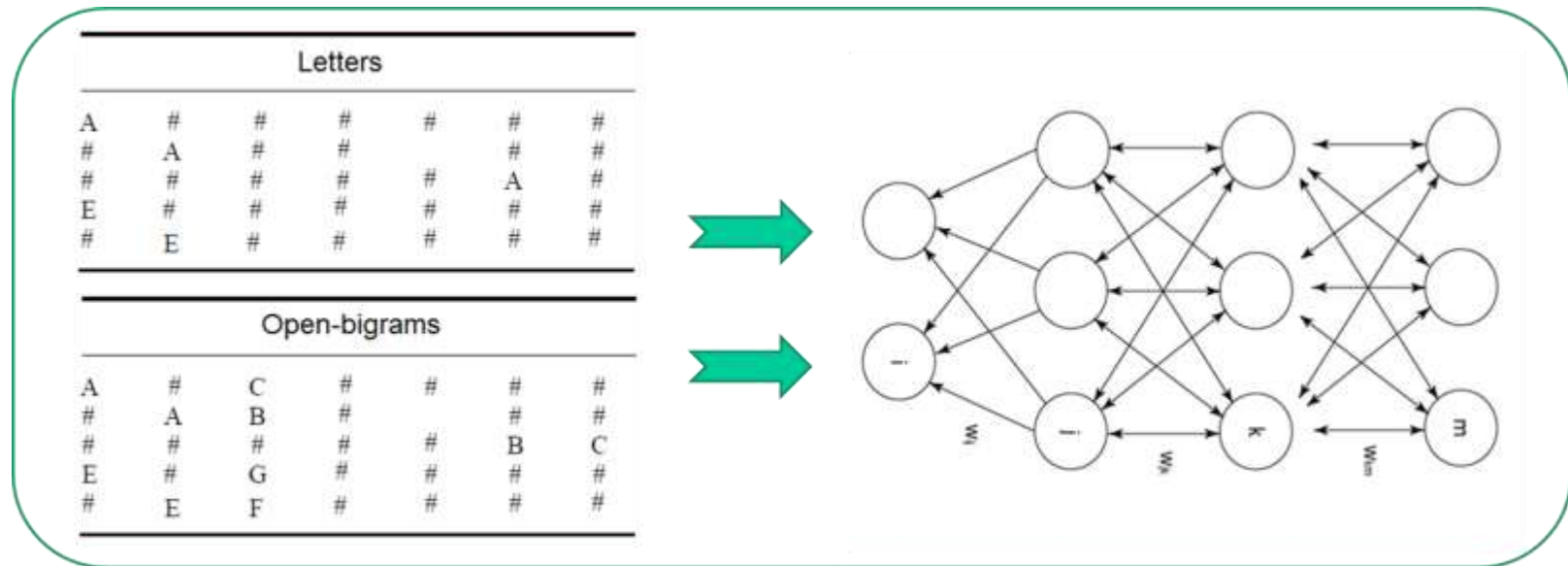
- **Invarianza alla posizione di presentazione:** pattern matching per valutare il grado di invarianza alla posizione spaziale di presentazione della parola preferita

Analisi sui singoli neuroni: risultati



La selettività per la parola emerge già dal secondo strato, mentre l'invarianza alla posizione di presentazione è presente solo nell'ultimo strato

Analisi dei pattern di attivazione (step 1)



Calcolo dell'attivazione dei neuroni di ciascuno strato in funzione del tipo di stimolo di input (parole/trigrammi, lettere, bigrammi).

Analisi dei pattern di attivazione (step 2)

1. Sull'ultimo strato (performance massima nel riconoscimento di parole), calcolo della distanza euclidea **(ED)-index** tra il pattern di attivazione prodotto da ciascuna parola presentata in una posizione (selezionata in modo random tra le 5 possibili) e quelli prodotti da:

- **Lettere** [costituenti (es., A_ _, _B_, _ _C per **ABC**) vs. non-costituenti (es., D_ _, _E_, _ _F per **ABC**)]
- **Open-bigrams** [contigui vs. non contigui; costituenti vs. non-costituenti]

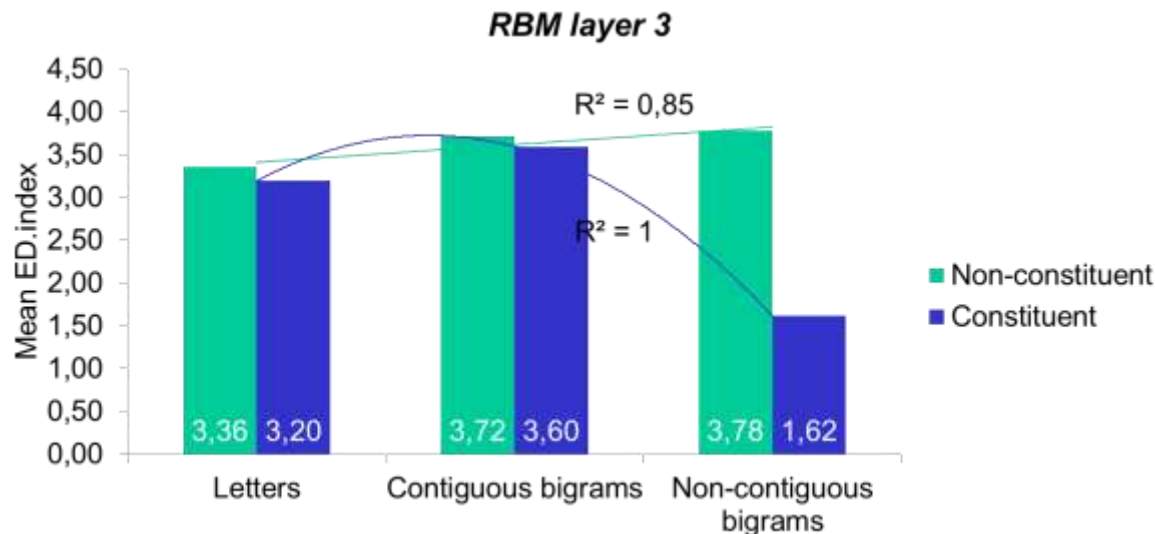
2. RM-ANOVA sull' **ED-index** medio, con **Stimolo** (lettere, bigramma contiguo, bigramma non-contiguo) e **Tipo di Stimolo** (costituente vs. non-costituente) come fattori

Analisi dei pattern di attivazione: risultati

Tipo di Stimolo [$F(1, 119) = 2441.03, p < .0001$]

Stimolo [$F(1.64, 194.76) = 1085.57, p < .0001$ (Huynh-Feldt corrected)]

*Stimolo * Tipo di Stimolo* [$F(1.61, 191.82) = 1576.87, p < .0001$ (Huynh-Feldt corrected)]



Il pattern di attivazione di ciascuna parola è più simile a quello dei suoi (costituenti) bigrammi non-contigui (i.e., formati dalla prima e dall'ultima lettera) rispetto a quello delle sue lettere o bigrammi contigui (costituenti)

Conclusioni e sviluppi futuri

- La selettività per la parola e l'invarianza alla posizione di presentazione emergono nell'ultimo strato del modello generativo, suggerendo che una organizzazione gerarchica è cruciale per il riconoscimento visivo di parole (Dehaene et al., 2005)
- I risultati, seppure preliminari, suggeriscono che la codifica dei bigrammi gioca un ruolo importante. In particolare, i bigrammi non-contigui formati dalla prima e l'ultima lettera contengono maggiore informazione sulla codifica della parola rispetto ai bigrammi contigui
- L'influenza dei bigrammi non-contigui supporta il modello degli open bigrams (Grainger and van Heuven, 2003)
- Ulteriori analisi su un dataset artificiale (circa 5000 parole composte di 5 lettere, presentate in 5 diverse posizioni)

Garzie per l'attenzioine!