

# ICT Training Center







#### **SPRING AI**

#### GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE CON JAVA

Simone Scannapieco

Corso base per Venis S.p.A, Venezia, Italia

Settembre 2025



#### LANGUAGE ARTIFICIAL INTELLIGENCE

## LANGUAGE AI ...o NLP



- Sottocampo dell'Al dedicato allo sviluppo di tecnologie per il linguaggio umano
  - Comprensione
  - Elaborazione
  - Generazione
- Utilizzato intercambiabilmente con Natural Language Processing (NLP)
- ▲ Trasversale rispetto alla classificazione canonica

#### LANGUAGE AI ESEMPI DI *TASK* NLP





Traduzione context-sensitive

Generazione di testo

Estrazione di entità denominate



Riassunto di testi

Generazione di codice

Assistente digitale

☐ Gara GPT vs Claude su traduzione context-sensitive

### LANGUAGE MODELS ... O MODELLI DEL LINGUAGGIO



- Modelli che simulano la comprensione e la generazione del linguaggio umano con approcci statistici e modelli della rete neurale
- Predicono la parola successiva in una sequenza in base al contesto. . .
- 🔾 ... calcolando probabilità su ogni singola parola di un dizionario
- A Qualunque task NLP può essere trasformata in un problema di generazione di testo

### LANGUAGE MODELS ... O MODELLI DEL LINGUAGGIO



- Modelli che simulano la comprensione e la generazione del linguaggio umano con approcci statistici e modelli della rete neurale
- Predicono la parola successiva in una sequenza in base al contesto. . .
- 🔾 ... calcolando probabilità su ogni singola parola di un dizionario
- A Qualunque task NLP può essere trasformata in un problema di generazione di testo

### LANGUAGE MODELS ... O MODELLI DEL LINGUAGGIO



- Modelli che simulano la comprensione e la generazione del linguaggio umano con approcci statistici e modelli della rete neurale
- Predicono la parola successiva in una sequenza in base al contesto. . .
- 🔾 ... calcolando probabilità su ogni singola parola di un dizionario
- A Qualunque task NLP può essere trasformata in un problema di generazione di testo



- Modelli che simulano la comprensione e la generazione del linguaggio umano con approcci statistici e modelli della rete neurale
- Predicono la parola successiva in una sequenza in base al contesto. . .
- 🔾 ... calcolando probabilità su ogni singola parola di un dizionario
- A Qualunque task NLP può essere trasformata in un problema di generazione di testo
  - (thinking) Ho la frase «Mi piace come recita Hugh Laurie!», e devo determinarne il sentiment —
  - 🍰 "Il sentiment della frase «Mi piace come recita Hugh Laurie!» é: "
  - >\_ (thinking) Eseguo l'inferenza...—
  - >\_ (thinking) Ho ottenuto le seguenti probabilità come prossimo token da generare: «positivo» al 45%, «negativo» al 2%, «cane» al 0.5%, «gatto» al 0.3%,...—
  - >\_ "Il sentiment della frase «Mi piace come recita Hugh Laurie!» é: positivo"

Processo di sentiment analysis





- Modelli che simulano la comprensione e la generazione del linguaggio umano con approcci statistici e modelli della rete neurale
- 😜 Predicono la parola successiva in una sequenza in base al contesto. . .
- 😜 . . . calcolando probabilità su ogni singola parola di un dizionario
- A Qualunque task NLP può essere trasformata in un problema di generazione di testo
  - (thinking) Ho la domanda «Chi ha scritto "L'origine della specie"?» e voglio ottenere la risposta —
  - "D: Chi ha scritto «L'origine della specie»? R: "
  - >\_ (thinking) Eseguo l'inferenza...—
  - >\_ (thinking) Ho ottenuto le seguenti probabilità come prossimo token da generare: «Charles» al 25%, «Darwin» al 15%, «cane» al 0.2%, «gatto» al 0.1%,...—
  - >\_ "D: Chi ha scritto «L'origine della specie»? R: Charles"
  - 📤 "D: Chi ha scritto «L'origine della specie»? R: Charles "
  - >\_ (thinking) Eseguo l'inferenza...—
  - >\_ (thinking) Ho ottenuto le seguenti probabilità come prossimo token da generare: «Darwin» al 65%, «Charles» al 1%, «cane» al 0.2%, «gatto» al 0.1%,...—
  - >\_ "D: Chi ha scritto «L'origine della specie»? R: Charles Darwin"

Processo di question answering











"Il cane non attraversò il fiume perché esso era troppo stanco"

"Il cane non attraversò il fiume perché esso era troppo profondo"



é riferito a

"Il cane non attraversò il fiume perché esso era troppo stanco"

"Il cane non attraversò il fiume perché esso era troppo profondo"



## LE ORIGINI: ELIZA (1966) LI PRIMO CHATBOT DELLA STORIA



- Sviluppato da Joseph Weizenbaum al MIT
- Simulava una conversazione con uno psicoterapeuta rogersiano
- Utilizzava semplici pattern matching e regole di sostituzione
- Dimostrava quanto facilmente le persone potessero essere ingannate da un programma semplice
- Primo esempio di illusione di comprensione da parte di una macchina

Implementazione ELIZA



Trasformazioni grammaticali: regole sintattiche applicate all'input utente

```
Regole di trasformazione ELIZA

''I am'' -> ''you are''
''my'' -> ''your''
''me'' -> ''you''
...
```

å "I am feeling sad today"
>\_ (thinking) — you are feeling sad today—

ELIZA, elaborazione, 1966

# ELIZA: COME FUNZIONAVA PATTERN MATCHING E TRASFORMAZIONI DI TEMPLATE



Template di risposta: frasi predefinite con slot per le sostituzioni

#### Esempi di template ELIZA

```
''Tell me more about ___''
''What else comes to mind when ___?''
''Why ___?''
...
```



 Regole di pattern matching: riconoscimento di parole chiave nell'input e scelta fra possibili pattern correlati

```
Esempi di pattern matching ELIZA

''I think about ___'' -> ''Tell me more about ___''

''I am thinking of ___'' -> ''What else comes to mind when you think of ___?''

''I am ___'' -> ''Why do you think ___?''
...
```

"I am feeling sad today"
"Why do you think you are feeling sad today?"

ELIZA, esempio di risposta, 1966

# ELIZA: COME FUNZIONAVA PATTERN MATCHING E TRASFORMAZIONI DI TEMPLATE



Strategia di fallback: formule generiche quando non trova pattern

```
"My whole world is falling apart."

"I see."
(oppure)

"Can you elaborate on that?"
(oppure)

"I see."
(oppure)

"What does that suggest to you?"
(oppure)

"Please go on."
(oppure)

"How does that make you feel?"
```

ELIZA, esempio di risposta, 1966



### BAG-OF-WORDS RAPPRESENTAZIONE TESTO NON STRUTTURATO



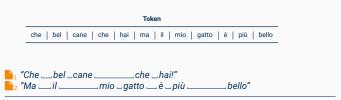
- O Menzionato per la prima volta negli anni '50, popolare negli anni 2000
- Metodo per rappresentare il testo non strutturato in formato numerico
- Il linguaggio è complicato per i calcolatori
  - 🜖 Il testo perde significato quando rappresentato da 0 e 1
- Focus principale: rappresentare il linguaggio in modo strutturato per l'uso da parte dei calcolatori



### BAG-OF-WORDS: COME FUNZIONA PROCESSO DI TOKENIZZAZIONE E CREAZIONE DEL VOCABOLARIO



- Tokenizzazione: processo di divisione delle frasi in parole individuali o sotto-parole (token)
  - Rispetto a un delimitatore (specifico o wildcard) e una blacklist
- 2 Creazione del vocabolario: estrazione di entità uniche dai token
  - Applicando estrazione della radice (stemming)
  - Vettore ordinato di radici
- 3 Conteggio delle parole: rappresentazione numerica basata sulla frequenza



Tokenizzazione

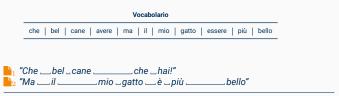




## BAG-OF-WORDS: COME FUNZIONA PROCESSO DI TOKENIZZAZIONE E CREAZIONE DEL VOCABOLARIO



- 1 Tokenizzazione: processo di divisione delle frasi in parole individuali o sotto-parole (token)
  - Rispetto a un delimitatore (specifico o wildcard) e una blacklist
- 2 Creazione del vocabolario: estrazione di entità uniche dai token
  - Applicando estrazione della radice (stemming)
  - Vettore ordinato di radici
- 3 Conteggio delle parole: rappresentazione numerica basata sulla frequenza



Creazione del vocabolario

#### BAG-OF-WORDS: COME FUNZIONA PROCESSO DI TOKENIZZAZIONE E CREAZIONE DEL VOCABOLARIO



- 1 Tokenizzazione: processo di divisione delle frasi in parole individuali o sotto-parole (token)
  - Rispetto a un delimitatore (specifico o wildcard) e una blacklist
- 2 Creazione del vocabolario: estrazione di entità uniche dai token
  - Applicando estrazione della radice (stemming)
  - ▲ Vettore ordinato di radici
- 3 Conteggio delle parole: rappresentazione numerica basata sulla frequenza

	Vocabolario																		
	che	bel	1	cane	Ī	avere	Ī	ma	Ī	il	Ī	mio	Ī	gatto	Ī	essere	Ī	più	bello
1 2	2	1 0		1 0		1 0		0 1		0		0 1		0 1		0 1		0 1	0

lacksquare	"Che _	_bel _cane	che _ hai!"	
$\mathbf{L}_2$	"Ма	.il	_mio _gattoè _più	bello"

Vettori bag-of-words







#### BAG-OF-WORDS LIMITAZIONI



- Perdita dell'ordine: frasi diammetralmente opposte hanno la medesima rappresentazione
- Mancanza di semantica: Non cattura il significato delle parole
- Nessuna generalizzazione: i sinonimi sono trattati come elementi totalmente separati
- Alta dimensionalità: Vocabolari enormi con molti zeri

	Vocabolario										
	Simone	I	mangiare	Ī	la	Ī	insalata				
1 2	1 1		1 1		1		1				



Problema dell'ordine delle parole







#### BAG-OF-WORDS LIMITAZIONI



- Perdita dell'ordine: frasi diammetralmente opposte hanno la medesima rappresentazione
- Mancanza di semantica: Non cattura il significato delle parole
- Nessuna generalizzazione: i sinonimi sono trattati come elementi totalmente separati
- Alta dimensionalità: Vocabolari enormi con molti zeri
  - "Concetti come «Re» e «Regina» dovrebbero essere correlati..."
  - "Sinonimi come «felice» e «gioioso» dovrebbero avere una rappresentazione simile..."
  - "E con parole come «pitone» e «serpente», una generalizzazione dell'altra?!"

Mancanza di relazioni semantiche



- Perdita dell'ordine: frasi diammetralmente opposte hanno la medesima rappresentazione
- Mancanza di semantica: Non cattura il significato delle parole
- Nessuna generalizzazione: i sinonimi sono trattati come elementi totalmente separati
- Alta dimensionalità: Vocabolari enormi con molti zeri

"Fornisci una stima del vocabolario usato in Wikipedia."

>\_"[...] English Wikipedia: ordine di grandezza 10<sup>5</sup> −10<sup>7</sup> [...]. Tutte le Wikipedie insieme (tutte le lingue, forme di parola): ordine di grandezza 10<sup>5</sup> −10<sup>8</sup> [...].

"Quindi un documento Wikipedia in Bag-Of-Words sarebbe rappresentato da un vettore di dimensione almeno 10<sup>5</sup>?!"

Problema della dimensionalità







- Word2Vec: primo tentativo di successo per catturare il significato del testo negli embeddings
- Embeddings: rappresentazioni vettoriali di dati che tentano di catturarne il significato
- Addestrato su enormi quantità di dati testuali
  - British National Corpus
  - 🜖 English Wikipedia
  - Google News
  - English Gigaword
  - **②** ...
- Utilizza reti neurali per generare rappresentazioni semantiche
- A Grandezza della rappresentazione vettoriale limitata a priori

# WORD2VEC: COME FUNZIONA APPRENDIMENTO DELLE RELAZIONI TRA PAROLE



- Principio fondamentale: parole che appaiono in contesti simili tendono ad avere significati simili
- Addestramento: predire se due parole sono vicine in una frase
- Risultato: parole con significati simili hanno embeddings vicini nello spazio

1 "[...] Il mio cane ama dormire nella sua cuccia [...]"

🔓 "[...] Il veterinario ha deciso di sterilizzare il gatto [...]"

🔓 "[...] Mentre giocava, il mio cane si è fatto male e l'ho dovuto

portare dal veterinario [...]"

"[...] Ho comprato una cuccia per il mio gatto, ma continua a preferire il divano! [...]"

>\_ (thinking) — Devo capire quali termini condividono gli stessi contesti linguistici...—

Principio alla base di Word2Vec

You shall know a word by the company it keeps.

Ipotesi distributiva, John Rupert Firth, 1957







# WORD2VEC: COME FUNZIONA APPRENDIMENTO DELLE RELAZIONI TRA PAROLE



- Principio fondamentale: parole che appaiono in contesti simili tendono ad avere significati simili
- Addestramento: predire se due parole sono vicine in una frase
- Risultato: parole con significati simili hanno embeddings vicini nello spazio
  - in [...] Il mio cane ama dormire nella sua cuccia [...]"
    in [...] Il veterinario ha preferito sterilizzare il gatto [...]"
  - 🖺 "[...] Mentre giocava, il mio cane si è fatto male e l'ho dovuto
  - portare dal veterinario [...]"
  - "[...] Ho comprato una cuccia per il mio gatto, ma continua a preferire il divano! [...]"
  - >\_(thinking) Devo avvicinare le rappresentazioni di «cane» e «gatto» nello spazio perché condividono spesso gli stessi vicini «veterinario» e «cuccia»! —

Addestramento di Word2Vec

# WORD2VEC: COME FUNZIONA APPRENDIMENTO DELLE RELAZIONI TRA PAROLE



- Principio fondamentale: parole che appaiono in contesti simili tendono ad avere significati simili
- Addestramento: predire se due parole sono vicine in una frase
- Risultato: parole con significati simili hanno embeddings vicini nello spazio
  - >\_ "«Computer» è simile a «laptop», «pc», «desktop», «workstation», ..."
  - >\_ "«Re» sta a «uomo» come «Regina» sta a «donna»!"
  - >\_ "«Lunedì», «martedì», «mercoledì», ...sono correlate."

Proprietà emergenti: sinonimie, classificazioni, relazionalità

Portale Word2Vec



#### WORD2VEC LIMITAZIONI



- Polisemia: confusione con parole utilizzabili con diversi significati in contesti diversi
- Contesti insufficienti: parole rare potrebbero non avere abbastanza esempi

```
>_ (thinking) — Ma...«cannonata» in senso bellico...0 calcistico? —
```

Problema della polisemia

## WORD2VEC



- Polisemia: confusione con parole utilizzabili con diversi significati in contesti diversi
- Contesti insufficienti: parole rare potrebbero non avere abbastanza esempi

>\_ (thinking) — Non ho molto capito il senso delle parole «supercazzola», «scappellamento» e «Antani»...—

Amici miei, 1975