







Modulo 3: Classificazione del Testo e Analisi del Sentiment 🏷️ 😊

Corso di Natural Language Processing





Contenuti del modulo

-  **Classificazione del testo:** concetti fondamentali
-  **Approcci tradizionali:** Naive Bayes, SVM, Logistic Regression
-  **Approcci neurali:** RNN, CNN, Transformer
-  **Analisi del sentiment:** teoria e sfide specifiche
-  **Applicazioni pratiche** in contesti aziendali
-  **Implementazione e considerazioni etiche**







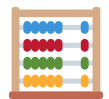
Classificazione del testo: concetti fondamentali

"La classificazione del testo è il processo di assegnazione di categorie predefinite a documenti testuali."







-  **Input:** documento testuale (email, recensione, articolo, tweet...)
-  **Output:** una o più categorie/etichette
-  **Obiettivo:** generalizzare dai dati di addestramento a nuovi documenti
-  **Processo:** supervisionato (richiede esempi etichettati)

Tipi di problemi di classificazione

-  **Classificazione binaria:** due classi (spam/non-spam)
-  **Classificazione multi-classe:** più classi mutuamente esclusive (categorie di notizie)
-  **Classificazione multi-label:** più etichette contemporaneamente (tag di un articolo)
-  **Classificazione gerarchica:** categorie organizzate in struttura ad albero







Pipeline di classificazione del testo






1.  **Raccolta dati etichettati**
2.  **Preprocessing del testo**
3.  **Feature extraction**
4.  **Addestramento del modello**
5.  **Valutazione delle performance**
6.  **Deployment in produzione**

Preprocessing e Feature Extraction


Preprocessing

-  **Tokenizzazione** → dividere il testo in parole o token
-  **Normalizzazione** → minuscolo, rimozione punteggiatura
-  **Rimozione stopwords** → eliminare parole comuni ("il", "la", "e"...)
-  **Stemming / Lemmatizzazione** → ridurre alla forma base (es. "correndo" → "correre")

Feature Extraction

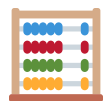
-  **Bag-of-Words (BoW)** → conta quante volte appaiono le parole
-  **TF-IDF** → pesa parole frequenti nel testo ma rare nei documenti
-  **N-grams** → sequenze di N parole consecutive
-  **Word Embeddings** → vettori densi (Word2Vec, GloVe, FastText)
-  **Embeddings contestuali** → modelli avanzati (BERT, RoBERTa) che capiscono il contesto

Note importanti





- Il preprocessing “pulisce” il testo per prepararlo all’analisi
- La feature extraction trasforma il testo in numeri per i modelli
- Si è passati da metodi semplici e sparsi (BoW, TF-IDF) a metodi densi e complessi (embeddings)
-  Esempio:
BoW → “il cane morde l’uomo” \approx “l’uomo morde il cane”
BERT → distingue l’ordine e il significato

Domanda possibile




 In quali casi conviene usare **BoW** invece di embeddings avanzati?

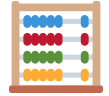


Approcci tradizionali: Naive Bayes





-  Basato sul teorema di Bayes con assunzione di indipendenza
-  $P(y|x) \propto P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y)$
-  Veloce, efficiente, poco costoso computazionalmente
-  Funziona sorprendentemente bene per classificazione testuale

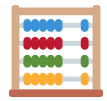
Varianti:

-  **Multinomial NB:** conta le occorrenze (per BoW)
-  **Bernoulli NB:** presenza/assenza di feature (per testi brevi)
-  **Gaussian NB:** per feature continue









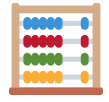
Approcci tradizionali: Support Vector Machine (SVM)

-  Trova l'iperpiano ottimale che separa le classi
-  Massimizza il margine tra le classi
-  Molto efficace per testi, specialmente con feature TF-IDF
-  Può essere lento su dataset molto grandi



Approcci tradizionali: Logistic Regression







-  Modello lineare per classificazione probabilistica
-  $P(y = 1|x) = \frac{1}{1+e^{-w^T x}}$
-  Ottimizza i pesi per massimizzare la verosimiglianza
-  Semplice, interpretabile, efficace
-  Fornisce probabilità (non solo etichette)
-  Facilmente estendibile a classificazione multi-classe



Approcci tradizionali: Random Forest e Gradient Boosting

- 🌲 **Random Forest:** ensemble di alberi decisionali
 - 🔀 Addestra molti alberi su sottoinsiemi casuali di dati e feature
 - 📋 Combina le previsioni tramite voto di maggioranza
 - 🛡 Robusto all'overfitting, gestisce bene feature irrilevanti
- 📈 **Gradient Boosting:** costruisce modelli sequenzialmente
 - 🔄 Ogni nuovo modello corregge gli errori dei precedenti
 - 💪 Spesso ottiene performance state-of-the-art (XGBoost, LightGBM)
 - ⚙ Richiede tuning attento degli iperparametri

Approcci neurali: Reti Neurali Feed-Forward

-  Input: rappresentazioni vettoriali del testo (BoW, TF-IDF, embeddings)
-  Hidden layers con attivazioni non lineari
-  Output layer con softmax per probabilità di classe
-  Può catturare pattern complessi
-  Richiede più dati rispetto ai modelli classici
-  Non cattura naturalmente la sequenzialità del testo



Approcci neurali: Reti Neurali Ricorrenti (RNN)

- Processano sequenze elemento per elemento, mantenendo uno stato nascosto
- Varianti avanzate: LSTM (Long Short-Term Memory) e GRU (Gated Recurrent Unit)
- Catturano dipendenze sequenziali e contestuali
- Gestiscono input di lunghezza variabile
- Addestramento più complesso, problemi di gradienti svanescenti
- Processamento sequenziale lento (non parallelizzabile)



Approcci neurali: Reti Neurali Convoluzionali (CNN)

- 🔍 Applicano filtri convoluzionali per catturare pattern locali
- 🧩 Architettura tipica: embedding → convoluzione → max-pooling → fully connected
- 👍 Efficaci per catturare n-grammi e pattern locali
- 🚀 Più veloci da addestrare rispetto alle RNN
- 🔄 Non catturano dipendenze a lungo termine come le RNN
- 💪 Sorprendentemente efficaci per la classificazione testuale

Approcci neurali: Transformer





- ⚡ Basati sul meccanismo di self-attention
- 🔄 Processano l'intera sequenza in parallelo
- 🌐 Pre-addestrati su enormi corpora (BERT, RoBERTa, XLNet...)
- 🎯 Fine-tuning per task specifici di classificazione
- 🏆 State-of-the-art per la maggior parte dei task NLP
- ⚠️ Computazionalmente costosi, richiedono GPU
- 📏 Limitazioni sulla lunghezza dell'input

Analisi del sentiment







Analisi del sentiment: concetti fondamentali

"L'analisi del sentiment è il processo di determinazione dell'attitudine, opinione o emozione espressa in un testo."







-  **Obiettivo:** identificare e quantificare il sentiment espresso
-  **Granularità:** documento, frase, aspetto, entità
-  **Approcci:** basati su lessico, machine learning, ibridi
-  **Output:** categorico (pos/neg/neutro) o continuo (score)










Livelli di analisi del sentiment

-  **Livello documento:** sentiment globale dell'intero documento
 - "Questo prodotto è fantastico. Altamente consigliato!"
-  **Livello frase:** sentiment di singole frasi
 - "L'interfaccia è intuitiva, ma la batteria si scarica velocemente."
-  **Livello aspetto:** sentiment verso specifici aspetti/caratteristiche
 - "La fotocamera è eccellente [+], ma il prezzo è troppo alto [-]."
-  **Livello entità:** sentiment verso specifiche entità
 - "Apple ha rilasciato un ottimo prodotto, ma Samsung resta leader."

Approcci all'analisi del sentiment





-  **Approcci basati su lessico:**
 - Utilizzano dizionari di parole con polarità predefinite
 - Es: VADER, SentiWordNet, AFINN
 -  Non richiedono addestramento
 -  Limitati da espressioni complesse, sarcasmo, contesto
-  **Approcci basati su machine learning:**
 - Supervisionati: Naive Bayes, SVM, deep learning
 -  Catturano pattern complessi
 -  Richiedono dati etichettati

Sfide nell'analisi del sentiment

-  **Sarcasmo e ironia:** "Fantastico, un altro aggiornamento che rallenta tutto!"
-  **Negazioni:** "Il prodotto non è male" (positivo, non negativo)
-  **Intensificatori:** "molto buono" vs "buono"
-  **Espressioni idiomatiche:** "costare un occhio della testa"
-  **Ambiguità:** "Il film era incredibile" (positivo o negativo?)
-  **Differenze culturali e linguistiche:** variazioni nell'espressione di emozioni
-  **Emoji e emoticon:** 😊 vs 😐 (richiedono interpretazione specifica)








Valutazione dei classificatori testuali






-  **Accuracy:** proporzione di previsioni corrette
 - $\text{Accuracy} = \frac{\text{Corrette}}{\text{Totale}}$
-  **Precision:** proporzione di positivi identificati correttamente
 - $\text{Precision} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}}$
-  **Recall:** proporzione di positivi reali identificati
 - $\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}}$
-  **F1-Score:** media armonica di precision e recall
 - $\text{F1} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$



Valutazione: Confusion Matrix

-  Tabella che mostra le previsioni vs. realtà
-  Rivela pattern di errori specifici
-  Particolarmente utile per classi sbilanciate
-  Base per calcolare precision, recall, F1
-  Essenziale per comprendere il comportamento del modello oltre le metriche aggregate

Valutazione: ROC Curve e AUC





-  **ROC**: Receiver Operating Characteristic
-  Mostra il trade-off tra true positive rate e false positive rate
-  **AUC**: Area Under the Curve
 - 1.0 = classificatore perfetto
 - 0.5 = classificatore casuale
-  Robusta rispetto a classi sbilanciate
-  Utile per confrontare modelli e scegliere soglie di decisione

Caso di studio: Analisi delle recensioni dei clienti

Azienda: Catena di hotel internazionale

Sfida: Analizzare migliaia di recensioni per identificare punti di forza e debolezza

Soluzione:

1.  Preprocessing delle recensioni
2.  Analisi del sentiment a livello di aspetto (pulizia, personale, posizione, prezzo...)
3.  Dashboard con trend temporali e confronto tra strutture
4.  Alert automatici per problemi ricorrenti





Risultato: Miglioramento del 15% nella soddisfazione dei clienti in 6 mesi

Caso di studio: Monitoraggio della reputazione del brand

Azienda: Produttore di elettronica di consumo

Sfida: Monitorare la percezione del brand sui social media e forum

Soluzione:

1.  Raccolta continua di menzioni del brand
2.  Classificazione per tema (qualità, prezzo, supporto, innovazione...)
3.  Analisi del sentiment per tema
4.  Dashboard in tempo reale con alert





Risultato: Identificazione precoce di una potenziale crisi PR, con risposta rapida che ha limitato l'impatto negativo

Caso di studio: Classificazione automatica di ticket di supporto








Azienda: Software as a Service (SaaS)

Sfida: Smistare automaticamente migliaia di ticket di supporto








Soluzione:

1.  Classificatore multi-classe basato su BERT
2.  Categorizzazione in 20+ categorie (bug, domande di fatturazione, richieste di feature...)
3.  Sistema di feedback per miglioramento continuo
4.  Integrazione con sistema di assegnazione agli specialisti







Implementazione pratica: considerazioni tecniche

-  **Pipeline end-to-end:** dalla raccolta dati al deployment
-  **Scalabilità:** gestione di volumi crescenti di dati
-  **Latenza:** tempo di risposta accettabile per l'applicazione
-  **Robustezza:** gestione di input anomali e casi edge
-  **Monitoraggio:** tracking delle performance nel tempo
-  **Feedback loop:** meccanismi per miglioramento continuo
-  **Costi:** bilanciamento tra performance e risorse computazionali








Considerazioni etiche e bias

-  **Bias nei dati di addestramento:** riflettono pregiudizi umani
-  **Trasparenza algoritmica:** comprensione delle decisioni
-  **Privacy:** gestione di dati sensibili o personali
-  **Fairness:** equità tra gruppi demografici
-  **Accountability:** responsabilità per le decisioni automatizzate
-  **Audit regolari:** verifica continua di bias e performance
-  **Human-in-the-loop:** supervisione umana per decisioni critiche








Tecniche di interpretabilità

-  **Feature importance:** quali parole influenzano maggiormente la decisione
-  **LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations):** spiega singole predizioni
-  **SHAP (SHapley Additive exPlanations):** contributo di ogni feature
-  **Attention visualization:** visualizzazione dei pesi di attenzione
-  **Counterfactual explanations:** "cosa cambierebbe la predizione?"
-  **Spiegazioni in linguaggio naturale:** traduzione delle decisioni in testo comprensibile







Strumenti e librerie per classificazione testuale

-  **Scikit-learn**: implementazioni di algoritmi classici
-  **TensorFlow/Keras e PyTorch**: framework per deep learning
-  **Hugging Face Transformers**: accesso a modelli pre-addestrati
-  **NLTK e TextBlob**: strumenti per analisi del sentiment basata su lessico
-  **spaCy**: pipeline NLP end-to-end
-  **LIME e SHAP**: strumenti per interpretabilità dei modelli
-  **MLflow**: tracking di esperimenti e gestione di modelli

Concetti chiave da ricordare

-  La classificazione testuale è un task supervisionato fondamentale nell'NLP
-  Algoritmi classici (NB, SVM) sono ancora rilevanti per molti casi d'uso
-  Deep learning offre performance superiori ma richiede più dati e risorse
-  L'analisi del sentiment può essere applicata a diversi livelli di granularità
-  La valutazione deve considerare metriche appropriate al contesto
-  Le applicazioni aziendali spaziano dal customer service al brand monitoring
-  Implementazione e considerazioni etiche sono cruciali per il successo

Risorse per approfondire

-  **Paper:** "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding" (Devlin et al., 2019)
-  **Dataset:** IMDB Reviews, Amazon Reviews, Twitter Sentiment
-  **Tutorial:** "Text Classification with BERT" (TensorFlow)
-  **Librerie:** VADER per sentiment analysis, Hugging Face per classificazione
-  **Competizioni:** Kaggle text classification challenges
-  **Libro:** "Natural Language Processing with Transformers" (Lewis et al., 2021)

Domande?

Prossimo modulo: Modelli Linguistici e Sequence-to-Sequence

Grazie per l'attenzione! 🙌