

Analisi emozionale di recensioni di corsi online basata su Deep Learning e Word Embedding

Danilo Dessì¹, Mauro Dragoni², Mirko Marras¹, Diego Reforgiato Recupero¹

¹Università degli Studi di Cagliari, ²Fondazione Bruno Kessler

Abstract. La moltitudine di dati generata dagli utenti, distribuita su infrastrutture e servizi di rete mediante i social media, è un elemento essenziale per la crescita delle odierne comunità online. In questo articolo, analizziamo le recensioni lasciate dagli studenti dopo aver seguito corsi online. L'obiettivo è mostrare come le reti neurali profonde, abbinata a rappresentazioni semantiche e sintattiche di informazioni del contesto e-learning, siano più efficaci, rispetto alle tradizionali tecniche applicate su risorse testuali di carattere generico, nel predire la polarità del sentimento veicolato dalle recensioni nello stesso contesto e-learning.

Keywords. Deep Learning, Sentiment Analysis, Word Embedding

1. Introduzione

Una interessante ed emergente area di ricerca riguarda l'analisi del sentimento e delle emozioni veicolate da un testo. Tale campo prende il nome di Sentiment Analysis. I word embedding, una rappresentazione vettoriale e distribuita delle parole in grado di memorizzare informazioni sia semantiche che sintattiche, sono impiegati con successo in questo settore. Tuttavia, gran parte dei modelli per la loro creazione non considera la distribuzione delle parole in un contesto specifico e le rappresentazioni risultanti perdono così informazioni rilevanti. Per mitigare il problema, Li et al., 2017 ha integrato conoscenze preliminari e indagato l'influenza di ogni parola sul sentimento, mentre Tang et al., 2016 ha usato il sentimento del testo per creare word embedding contestualizzati.

In questo articolo, il nostro obiettivo è dimostrare come gli approcci capaci di catturare la semantica del contesto nel quale vengono poi applicati siano più efficaci rispetto a quelli progettati e allenati senza tener conto del contesto di applicazione. Così, abbiamo prima creato dei word embedding specifici per il contesto e-learning, usando una vasta raccolta di recensioni di corsi online e approcci allo stato dell'arte per la loro generazione. Successivamente, abbiamo progettato una rete neurale basata su deep learning per inferire la polarità del sentimento di ogni recensione. Infine, abbiamo valutato l'efficacia dei nostri word embedding specifici del contesto rispetto a quelli generici e confrontato l'efficacia di diverse strategie per il rilevamento di polarità nelle recensioni dei corsi online. I risultati hanno mostrato come il nostro approccio basato su reti neurali e word embedding specifici del contesto superi diverse baseline.

2. Il Nostro Contributo

Il nostro approccio e le sue componenti sono mostrati in Fig. 1.

Il Review Splitter riceve in ingresso un insieme di recensioni di corsi, ognuna contenente un commento testuale e la relativa valutazione. Inoltre, accetta (i) un intero N che definisce quante recensioni sono scelte complessivamente per ogni classe per il training e il test della predizione della polarità e (ii) un intero $M < N$ che definisce il numero di recensioni per classe utilizzate specificamente per la fase di training. Il modulo restituisce un corpus testuale impiegato per la creazione dei word embedding contestuali e due sottoinsiemi di recensioni per il rilevamento della polarità, uno per il training e uno per il test.

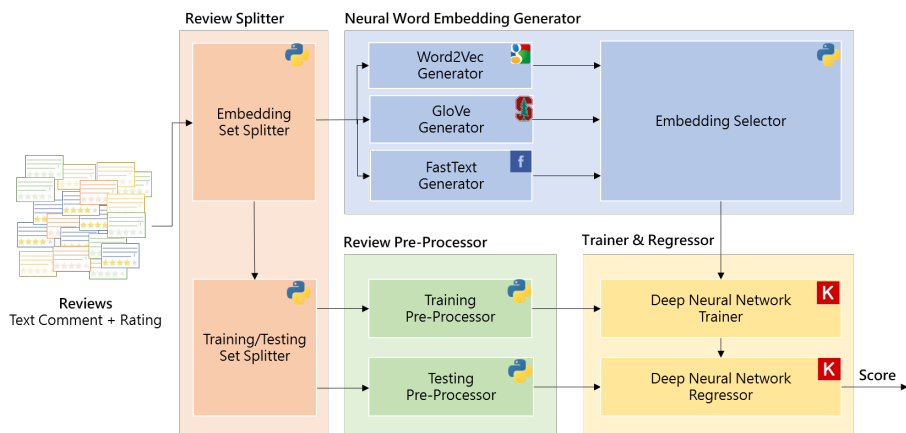
Il Neural Word Embedding Generator riceve un corpus testuale. Il suo output è un insieme di vettori, ciascuno rappresentante il word embedding associato ad una parola del corpus. Inoltre, il modulo accetta parametri per indicare la dimensione e l'algoritmo di creazione degli embedding: Word2Vec (Mikolov et al., 2013), GloVe (Pennington et al., 2014), FastText (Joulin et al., 2016).

Il Review Pre-Processor di Training e Test accettano un insieme di recensioni, ognuna identificante un commento testuale e una valutazione. Restituiscono una serie di recensioni pre-elaborate, dove ogni elemento è composto da un vettore ordinato di indici numerici interi associati alle parole del commento originario e un'etichetta numerica che rappresenta la valutazione originaria lasciata dall'utente per quel commento. Ogni differente parola del commento originario è mappata su un indice intero univoco. Le recensioni pre-processate vengono passate al Deep Neural Network Trainer (DNNT) e Regressor (DNNR).

Il Trainer accetta un insieme di word embedding e un insieme di recensioni pre-elaborate. Con essi, allena una rete neurale. Il Regressor prende tale rete e un commento, e restituisce la polarità del sentimento per quel commento. Il modello di rete neurale è ispirato a quello usato da Atzeni e Reforgiato, 2018. Diversamente da loro, abbiamo adottato solo un livello di tipo Bidirectional LSTM (Long Short-Term Memory) e abbiamo configurato l'ultimo livello per restituire un valore continuo che rappresenta il valore associato alla polarità.

Fig. 1

Il nostro approccio basato su reti neurali e word embedding contestuali.



3. Valutazione Sperimentale

Gli esperimenti sono stati eseguiti sul dataset COCO (Dessi et al., 2018). Da esso, il Review Splitter ha considerato 1.396.312 recensioni in Inglese, con $N = 6500$ e $M = 650$.

Quindi, $1.396.312 - 6.500 * 10$ sono state usate per creare i word embedding, $6500 * 10$ per il training e $650 * 10$ per il test. Per ogni test, è stato impiegato un protocollo basato su 10-fold stratified cross-validation e sono stati misurati il MSE (Mean Squared Error) e il MAE (Mean Absolute Error).

La rete neurale proposta nel nostro approccio è stata comparata con regressori tradizionali: il Support Vector Machine (SVR), il Random Forests (RF) e il Multi-Layer Perceptron (MLP). Tutti sono stati allenati con i nostri word embedding contestuali. Per i regressori tradizionali, la media dei word embedding delle parole del commento è stata calcolata per rappresentare ciascun commento con un unico vettore. Osservando Tab. 1, la baseline con le migliori prestazioni è MLP. Tuttavia, come è possibile notare, MLP conduce a valori di errore superiori rispetto alla nostra rete neurale con ogni tipo di word embedding.

Tab. 1
Comparazione tra la nostra rete neurale e i regressori tradizionali

Regressoro	Generatore	MSE	MAE
RF	Word2Vec	5.25	1.85
	GloVe	5.47	1.90
	FastText	5.17	1.84
SVR	Word2Vec	4.17	1.63
	GloVe	5.38	1.91
	FastText	5.35	1.92
MLP	Word2Vec	4.06	1.59
	GloVe	4.27	1.63
	FastText	4.00	1.53
DNNR (ours)	Word2Vec	3.35	1.41
	GloVe	3.85	1.54
	FastText	3.82	1.55

Successivamente, i word embedding generati dalle recensioni in COCO sono stati confrontati con quelli creati sulla base di dati testuali generici: Word2Vec, 2018; GloVe, 2018; FastText, 2018. Tutti i word embedding sono stati passati in input alla nostra rete neurale. Da Tab. 2, si evince come la nostra rete neurale, allenata con word embedding contestuali, fornisca valori inferiori di MSE e di MAE rispetto alla baseline proposte. Le migliori prestazioni sono state ottenute allenando la rete neurale con word embedding contestuali creati da Word2Vec.

Tab. 2
Comparazione tra i word embedding contestuali e i word embedding generici

Tipo	Generatore	MSE	MAE
Contestuale	Word2Vec	3.35	1.41
Generico		4.58	1.73
Contestuale	GloVe	3.85	1.54
Generico		3.79	1.54
Contestuale	FastText	3.82	1.55
Generico		4.71	1.73

4. Conclusioni

In questo articolo, abbiamo generato word embedding dipendenti dal contesto delle recensioni di corsi online e li abbiamo incorporati in una rete neurale progettata per predire la

polarità del sentimento in recensioni provenienti dallo stesso contesto. I word embedding contestuali sono stati comparati con i word embedding generici esistenti in letteratura e la nostra rete neurale è stata comparata con regressori tradizionali. I risultati hanno mostrato come i word embedding contestuali siano adatti per l'analisi della polarità del sentimento e la rete neurale proposta superi le baseline considerate nel predire tale polarità.

Riferimenti bibliografici

Atzeni, M., Reforgiato, D. 2018. Deep Learning and Sentiment Analysis for Human-Robot Interaction. In European Semantic Web Conference 2018, 14-18. Springer.

Dessi, D., Fenu, G., Marras, M., Reforgiato, D. 2018. COCO: Semantic-Enriched Collection of Online Courses at Scale with Experimental Use Cases. In World Conference on Information Systems and Technologies, 1386-1396. Springer.

FastText, Facebook, 01/12/2018, <https://fasttext.cc>

GloVe, 01/12/2018, <https://nlp.stanford.edu/projects/glove>

Word2Vec, 01/12/2018, <https://code.google.com/archive/p/word2vec>

Joulin, A., Grave, E., Bojanowski, P., Douze, M., Jégou, H., Mikolov, T. 2016. FastText. zip: Compressing text classification models. arXiv:1612.03651.

Li, Y., Pan, Q., Yang, T., Wang, S., Tang, J., Cambria, E. (2017). Learning word representations for sentiment analysis. Cognitive Computation, 9(6), 843-851.

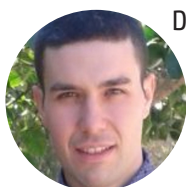
Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv:1301.3781.

Pennington, J., Socher, R., Manning, C. 2014. Glove: Global vectors for word representation. Proc. of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 1532-1543.

Tang, D., Wei, F., Qin, B., Yang, N., Liu, T., Zhou, M. 2016. Sentiment embeddings with applications to sentiment analysis. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 28(2), 496-509.

Udemy, 01/12/2018, <https://www.udemy.com>

Autori



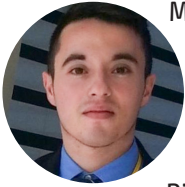
Danilo Dessì - danilo_dessi@unica.it

Danilo è Dottorando in Informatica presso il Dipartimento di Matematica e Informatica dell'Università degli Studi di Cagliari. I suoi interessi di ricerca sono focalizzati su Natural Language Processing, Semantic Web e Deep Learning.

Mauro Dragoni - dragoni@fbk.eu

Mauro è Ricercatore presso l'Information Technology Center della Fondazione Bruno Kessler. I suoi interessi di ricerca sono focalizzati su Information Retrieval, Artificial Intelligence e Sentiment Analysis.





Mirko Marras - mirko.marras@unica.it

Mirko è Dottorando in Informatica presso il Dipartimento di Matematica e Informatica dell'Università degli Studi di Cagliari. I suoi interessi di ricerca sono focalizzati su Semantic-aware Systems, E-Learning Technologies e Deep Learning.

Diego Reforgiato Recupero - diego.reforgiato@unica.it

Diego è Professore Associato presso il Dipartimento di Matematica e Informatica dell'Università degli Studi di Cagliari. I suoi interessi di ricerca sono focalizzati su Semantic Web.

