

BAB 6

KESIMPULAN DAN SARAN

Bagian ini berisi kesimpulan dari penelitian dan juga saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

6.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Telah dilakukan pengumpulan data sentimen wisata kuliner dan belanja di Kota Bandung dan sekitarnya. Data dikumpulkan dengan *tools webscraping* bernama *WebHarvy*. Data bersumber dari *Tripadvisor* dan *Google Review*. Data yang dikumpulkan berjumlah 1673 baris data ulasan.
2. Telah dilakukan *preprocessing* data teks dan melabeli data. Tahapan *preprocessing* meliputi *case folding*, penghapusan tanda baca dan angka, *stemming*, penghapusan *stopword* dan mengubah kata slang. Pelabelan data menggunakan teknik *lexicon-based*. Daftar *lexicon* berasal dari hasil penelitian Wahid Devid[12].
3. Hasil dari pelabelan data berjumlah 1673 baris didapatkan label sentimen positif berjumlah 904(54%), label sentimen negatif berjumlah 532(32%) dan label sentimen netral berjumlah 237(14%).
4. Telah dilakukan pembelajaran pembuatan model hingga pembuatan model menggunakan *library* Python yaitu Tensorflow dan Keras untuk membuat model *Deep Learning*. Selain itu model juga telah dilakukan evaluasi menggunakan presisi, *recall*, *f1-score* dan juga akurasi.
5. Hasil pembuatan model klasifikasi sentimen menggunakan *Deep Learning* untuk data dengan 3 label sentimen(positif, negatif dan netral) mendapatkan akurasi tertinggi menggunakan model *Bidirectional Long-Short Term Memory* dengan akurasi data validasi 70.72%. Model kedua adalah CNN dengan akurasi data validasi 68.13%. Model dengan akurasi data validasi terendah adalah *Neural Network* biasa dengan akurasi data validasi 54%.
6. Hasil pembuatan model *Deep Learning* untuk data dengan 2 label sentimen(positif dan negatif) mendapatkan akurasi tertinggi menggunakan model *Bidirectional Long-Short Term Memory* dengan akurasi data validasi 81.67%. Model CNN mendapatkan akurasi data validasi sebesar 79.35%.
7. Telah dilakukan pengimplementasian model dan eksplorasi data analisis kedalam perangkat lunak berbasis website menggunakan *library* Python Streamlit.

6.2 Saran

Saran yang dapat dilakukan untuk pengembangan penelitian selanjutnya:

1. Menambahkan data penelitian dan menyeimbangkan data yang diambil berdasarkan label yang ada pada data.
2. Pelabelan data dapat dilakukan menggunakan *rating* jika saat *scraping* data juga diambil data *rating*. Karena pelabelan data dari daftar *lexicon* hasil penelitian Wahid Devid memiliki akurasi hanya sekitar 70%.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Patterson, J. dan Gibson, A. (2017) *Deep learning: A practitioner's approach*. " O'Reilly Media, Inc."
- [2] Kingma, D. P. dan Ba, J. (2014) Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, ?
- [3] Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A. (2016) *Deep learning*. MIT press.
- [4] Understanding lstm networks. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>. Accessed: 2023-03-28.
- [5] Putra, J. W. G. (2019) Pengenalan konsep pembelajaran mesin dan deep learning. *Tokyo. Jepang*, -.
- [6] Choy, J., Chawla, V., dan Whitman, L. (2013) Data visualization techniques: from basics to big data with sas visual analytics. *SAS: White Paper*, -.
- [7] Pramezwar, A., Juliana, J., dan Hubner, I. B. (2021) Desain perencanaan strategi pengembangan potensi wisata kuliner dan belanja kota bandung. *Jurnal Pariwisata*, **8**, 10–21.
- [8] Liu, B. (2012) Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, **5**, 1–167.
- [9] Jo, T. (2018) *Text mining: Concepts, implementation, and big data challenge*. Springer, Seoul.
- [10] Anandarajan, M., Hill, C., dan Nolan, T. (2019) *Practical text analytics: Maximizing the value of text data*. Springer.
- [11] Collomb, A., Costea, C., Joyeux, D., Hasan, O., dan Brunie, L. (2014) A study and comparison of sentiment analysis methods for reputation evaluation. *Rapport de recherche RR-LIRIS-2014-002*, -.
- [12] Wahid, D. H. dan Azhari, S. (2016) Peringkasan sentimen esktraktif di twitter menggunakan hybrid tf-idf dan cosine similarity. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, **10**, 207–218.
- [13] Tan, A.-H. (1999) Text mining: The state of the art and the challenges. *Proceedings of the Pacific Asia Conf on Knowledge Discovery and Data Mining PAKDD'99 workshop on Knowledge Discovery from Advanced Databases (KDAD'99)*, pp. 65–70.
- [14] Pramudita, H. R. (2014) Penerapan algoritma stemming nazief & adriani dan similarity pada penerimaan judul thesis. *Data Manajemen dan Teknologi Informasi (DAI)*, **15**, 15.
- [15] Rodriguez, P. U., Jafari, A., dan Ormerod, C. M. (2019) Language models and automated essay scoring. *CoRR*, **abs/1909.09482**.
- [16] Mariel, W. C. F., Mariyah, S., dan Pramana, S. (2018) Sentiment analysis: a comparison of deep learning neural network algorithm with svm and naive bayes for indonesian text. *Journal of Physics: Conference Series*, **971**, 012049.

-
- [17] Nugraha, F. A., Harani, N. H., dan Habibi, R. (2020) *Analisis Sentimen Terhadap Pembatasan Sosial Menggunakan Deep Learning*. Kreatif.
- [18] Cs231n convolutional neural network for visual recognition. <https://cs231n.github.io/neural-networks-1/>. Accessed: 2022-11-12.
- [19] Sharma, S., Sharma, S., dan Athaiya, A. (2017) Activation functions in neural networks. *towards data science*, **6**, 310–316.
- [20] Activation functions in neural networks. <https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6>. Accessed: 2022-12-07.
- [21] Lu, Y. (2017) Deep neural networks and fraud detection.
- [22] Wibawa, M. S. (2017) Pengaruh fungsi aktivasi, optimisasi dan jumlah epoch terhadap performa jaringan saraf tiruan. *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, **11**, 167–174.
- [23] Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., dan Salakhutdinov, R. (2014) Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, **15**, 1929–1958.
- [24] Chollet, F. (2021) *Deep learning with Python*. Simon and Schuster.
- [25] Salem, F. M. (2022) *Recurrent Neural Networks*. Springer.
- [26] Singh, A. (2017) Anomaly detection for temporal data using long short-term memory (lstm).
- [27] Ertugrul, A. M. dan Karagoz, P. (2018) Movie genre classification from plot summaries using bidirectional lstm. *2018 IEEE 12th International Conference on Semantic Computing (ICSC)*, pp. 248–251. IEEE.
- [28] Cui, Z., Ke, R., Pu, Z., dan Wang, Y. (2018) Deep bidirectional and unidirectional lstm recurrent neural network for network-wide traffic speed prediction. *arXiv preprint arXiv:1801.02143*, -.
- [29] Cs231n convolutional neural network for visual recognition. <https://jdih.kemenkeu.go.id/fullText/2009/10TAHUN2009UU.HTM#:~:text=Dalam%20Undang%20Undang%20ini%20yang,dikunjungi%20dalam%20jangka%20waktu%20sementara>. Accessed: 2023-07-12.
- [30] Long, L. M. (2004) *Culinary tourism*. University Press of Kentucky.
- [31] Meng, F. dan Xu, Y. (2012) Tourism shopping behavior: planned, impulsive, or experiential? *International journal of culture, tourism and hospitality research*, **6**, 250–265.
- [32] Nisa, A. F. dan Haryanto, R. (2014) Kajian keberadaan wisata belanja malioboro terhadap pertumbuhan jasa akomodasi di jalan sosrowijayan dan jalan dagen. *Teknik PWK (Perencanaan Wilayah Kota)*, **3**, 933–948.
- [33] Liu, B., Hu, M., dan Cheng, J. (2005) Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the web. *Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, pp. 342–351.