

prapemrosesan data, dan penentuan *splitting ratio* terbaik (90:10), ekstraksi fitur diterapkan dengan *TF-IDF* untuk pembobotan kata dengan *n-gram* yang beragam (*unigram*, *bigram*, *trigram*, *unigram + bigram*, dan *unigram + bigram + trigram*). Pembobotan kata dengan performansi terbaik adalah *unigram + bigram* untuk kedua model, *CNN* dan *SVM*. Setelah ekstraksi fitur, ekspansi fitur diterapkan dengan *GloVe Embedding* dengan korpus *Tweet* dan *Tweet + Berita* dan berbagai *similarity rank* untuk mengatasi permasalahan ketidakcocokan kata-kata. Terakhir, penelitian ini mencoba untuk mengkombinasikan model *CNN* dengan model *SVM*, yang disebut sebagai model *hybrid CNN-SVM*.

Berdasarkan pengujian, model *CNN* terbaik adalah model yang menggunakan ekspansi fitur dengan korpus *Tweet + Berita* dan *similarity top 15*, dengan nilai akurasi 95,11%, sedangkan model *SVM* terbaik adalah model yang menggunakan ekspansi fitur dengan korpus *Tweet* dan *similarity top 1*, dengan nilai akurasi 95,95%. Model *hybrid CNN-SVM* mencapai keakuratan sebesar 95,79%. Diantara ketiga model tersebut, model *SVM* merupakan model terbaik ditandai dengan keakuratan yang paling tinggi, diikuti dengan model *hybrid CNN-SVM*, dan model *CNN*. Adapun alasan mengapa keakuratan model *deep learning* (*CNN* dan *hybrid CNN-SVM*) lebih rendah daripada model *machine learning* (*SVM*) karena susunan dan jumlah *layer* yang kompleks pada model. Hal ini dianalisis dengan mengoptimalkan model *CNN*. Setelah model dioptimalkan, model *CNN* dan *hybrid CNN-SVM* baru dapat mengungguli model *SVM* dengan selisih 0,86% pada model *CNN* dan 0,20% pada model *hybrid CNN-SVM*.

Meskipun model *SVM* memiliki performansi yang paling baik, kenaikan relatif pada model *CNN* lebih signifikan dibandingkan dengan model *SVM*. Hal ini menunjukkan bahwa masih ada peluang untuk meningkatkan performansi model *CNN* dan model *CNN* baru (bagian analisis) telah membuktikannya. Oleh karena itu, model *CNN* masih dapat terus dikembangkan untuk menghasilkan performansi yang lebih baik. Model-model lain, baik *machine learning*, *deep learning*, dan/atau *hybrid* dari salah satu atau keduanya, dapat dikembangkan untuk menghasilkan model deteksi hoaks yang lebih akurat.

Daftar Pustaka

- [1] A. A. Kurniawan and M. Mustikasari, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode CNN dan LSTM untuk Menentukan Berita Palsu dalam Bahasa Indonesia,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 544, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.6760.
- [2] R. Yunanto, A. P. Purfini, and A. Prabuwisesa, “Survei Literatur: Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Deep Learning,” *J. Manaj. Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 118–130, 2021, doi: 10.34010/jamika.v11i2.5362.
- [3] I. K. Sastrawan, I. P. A. Bayupati, and D. M. S. Arsa, “Detection of fake news using deep learning CNN–RNN based methods,” *ICT Express*, vol. 8, no. 3, pp. 396–408, 2022, doi: 10.1016/j.icte.2021.10.003.
- [4] F. Rahutomo, I. Y. R. Pratiwi, and D. M. Ramadhani, “Eksperimen Naïve Bayes Pada Deteksi Berita Hoax Berbahasa Indonesia,” *J. Penelit. Komun. Dan Opini Publik*, vol. 23, no. 1, pp. 1–15, 2019, doi: 10.33299/jpkop.23.1.1805.
- [5] B. P. Nayoga, R. Adipradana, R. Suryadi, and D. Suhartono, “Hoax Analyzer for Indonesian News Using Deep Learning Models,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 179, no. 2020, pp. 704–712, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.059.
- [6] M. D. D. Sreya and E. B. Setiawan, “Penggunaan Metode GloVe untuk Ekspansi Fitur pada Analisis Sentimen Twitter dengan Naïve Bayes dan Support Vector Machine,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 9, no. 3, p. 2008, 2022.
- [7] A. R. Jamaludin and E. B. Setiawan, “Deteksi Berita Hoax Di Media Sosial Twitter Dengan Ekspansi Fitur Menggunakan Glove,” *eProceedings Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 1847–1854, 2022, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/17986%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/17986/17615>.
- [8] I. M. Mubaroq and E. B. Setiawan, “The Effect of Information Gain Feature Selection for Hoax Identification in Twitter Using Classification Method Support Vector Machine,” *Indones. J. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 107–118, 2020, doi: 10.21108/indojc.2020.5.2.499.
- [9] M. A. Rahmat, Indrabayu, and I. S. Areni, “Hoax web detection for news in bahasa using support vector machine,” *2019 Int. Conf. Inf. Commun. Technol. ICOIACT 2019*, pp. 332–336, 2019, doi: 10.1109/ICOIACT46704.2019.8938425.
- [10] D. Maulina and R. Sagara, “Klasifikasi Artikel Hoax Menggunakan Support Vector Machine Linear Dengan Pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency,” *J. Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 35–40, 2018.
- [11] A. Fauzi, E. B. Setiawan, and Z. K. A. Baizal, “Hoax News Detection on Twitter using Term Frequency Inverse Document Frequency and Support Vector Machine Method,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1192, no.

- 1, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012025.
- [12] M. Faiq, A. Putro, and E. B. Setiawan, “Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Pemerintah dengan Feature Expansion Metode GloVe pada Media Sosial Twitter,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 9, no. 1, pp. 54–66, 2022.
- [13] V. M. Kresnakova, M. Sarnovsky, and P. Butka, “Deep learning methods for Fake News detection,” *IEEE*, pp. 143–148, 2019.
- [14] R. K. Kaliyar, A. Goswami, P. Narang, and S. Sinha, “FNDNet – A deep convolutional neural network for fake news detection,” *Cogn. Syst. Res.*, vol. 61, pp. 32–44, 2020, doi: 10.1016/j.cogsys.2019.12.005.
- [15] Y. Yang, L. Zheng, J. Zhang, Q. Cui, Z. Li, and P. S. Yu, “TI-CNN: Convolutional Neural Networks for Fake News Detection,” *arXiv*, 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1806.00749>.
- [16] H. K. Farid, E. B. Setiawan, and I. Kurniawan, “Implementation Information Gain Feature Selection for Hoax News Detection on Twitter using Convolutional Neural Network (CNN),” *Indones. J. Comput.*, vol. 5, no. 3, pp. 23–36, 2020, doi: 10.34818/INDOJC.2020.5.3.506.
- [17] A. Sen Sharma, M. A. Mridul, and M. S. Islam, “Automatic Detection of Satire in Bangla Documents: A CNN Approach Based on Hybrid Feature Extraction Model,” *2019 Int. Conf. Bangla Speech Lang. Process. ICBSLP 2019*, pp. 27–28, 2019, doi: 10.1109/ICBSLP47725.2019.201517.
- [18] A. Nurdin, B. Anggo Seno Aji, A. Bustamin, and Z. Abidin, “Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2Vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks,” *J. Tekno Kompak*, vol. 14, no. 2, p. 74, 2020, doi: 10.33365/jtk.v14i2.732.
- [19] Febiana Anistya and Erwin Budi Setiawan, “Hate Speech Detection on Twitter in Indonesia with Feature Expansion Using GloVe,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1044–1051, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3521.
- [20] D. Y. Sihombing and Y. Nataliani, “Analisis Interaksi Pengguna Twitter pada Strategi Pengadaan Barang Menggunakan Social Network Analysis,” *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, p. 434, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i2.1289.
- [21] P. Verma and B. Khandelwal, “Word embeddings and its application in deep learning,” *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 8, no. 11, pp. 337–341, 2019, doi: 10.35940/ijitee.K1343.0981119.
- [22] I. M. Parapat, M. T. Furqon, and Sutrisno, “Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 10, pp. 3163–3169, 2018, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/2577>.