

Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Hybrid CNN-LSTM

Fauzan Salim¹, Adhe Indra Wahyudhy²

Email: ¹fauzansalim16@gmail.com, ²adhetugas@gmail.com

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Riau

Diterima: 02 Januari 2025 | Direvisi: 05 Mei 2025 | Disetujui: 27 Mei 2025

©2025 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Deteksi berita palsu (*fake news*) menjadi tantangan utama dalam era digital yang semakin berkembang. Penelitian ini mengusulkan pendekatan hybrid *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi berita palsu. CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur lokal dari teks, sementara LSTM menangkap hubungan temporal dalam data sekuensial. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle, yang terdiri dari 44.919 artikel berita palsu dan asli. Proses klasifikasi melibatkan beberapa tahap, termasuk preprocessing data, tokenisasi, serta transformasi teks menjadi representasi numerik sebelum diproses oleh model *hybrid CNN-LSTM*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *hybrid CNN-LSTM* mencapai akurasi sebesar 99%, lebih unggul dibandingkan dengan model CNN dan LSTM yang diuji secara terpisah. Dengan tingkat *precision* dan *recall* yang tinggi, metode ini terbukti efektif dalam mengklasifikasikan berita palsu, memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem deteksi berita hoaks yang lebih akurat dan andal.

Kata kunci: Berita Palsu, CNN, LSTM, Hybrid, Deep Learning.

Fake News Classification Using Hybrid CNN-LSTM Approach

Abstract

Fake news detection has become a major challenge in the rapidly evolving digital era. This study proposes a hybrid approach combining Convolutional Neural Network (CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) to enhance the accuracy of fake news classification. CNN is utilized to extract local features from text, while LSTM captures temporal relationships in sequential data. The dataset used is sourced from Kaggle, consisting of 44,919 fake and real news articles. The classification process includes several stages, such as data preprocessing, tokenization, and transforming text into numerical representations before being processed by the hybrid CNN-LSTM model. Evaluation results indicate that the hybrid CNN-LSTM model achieves an accuracy of 99%, outperforming individual CNN and LSTM models. With high precision and recall rates, this method proves to be effective in classifying fake news, significantly contributing to the development of a more accurate and reliable fake news detection system.

Keywords: Fake news, CNN, LSTM, Hybrid, Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia, berita diartikan sebagai Narasi atau informasi terkait suatu kejadian atau peristiwa terkini. Pada sebuah berita, terdapat kombinasi antara fakta dan pendapat yang diungkapkan kepada publik. dengan tujuan memberikan informasi yang relevan.

Berita menjadi salah satu sumber utama informasi tentang kejadian terkini melalui berbagai media publik seperti koran dan televisi, dan platform digital lainnya. Dengan semakin banyaknya berita yang tersedia, pengategorian atau klasifikasi diperlukan untuk memudahkan akses serta utilisasi informasi tersebut. [1].

Namun, tidak semua pengaksesan berita dari berbagai tempat memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi. Demikian terjadi karena pihak penerbit berita mungkin memanfaatkan sumber informasi yang tidak akurat atau bahkan dapat membuat pembaca tersesat demi kepentingan tertentu. Fenomena ini dikenal sebagai berita palsu atau *fake news*.

Fake news memiliki dampak negatif yang signifikan, terutama bagi individu yang mudah terpengaruh. Berita palsu dapat memanipulasi persepsi Pribadi atau golongan dalam waktu yang berkepanjangan tanpa mereka sadari, sehingga menciptakan pemahaman yang keliru di masyarakat. Sosial media yang ada saat ini telah menjadi salah satu saluran utama penyebaran *fake news*. Peran strategis media sosial dalam transformasi informasi dan komunikasi turut menyumbang pada penyebaran berita palsu atau hoaks yang masif [2].

Salah satu tantangan yang dihadapi dalam konteks ini adalah bagaimana Menggolongkan berita palsu dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Ditengah maraknya distribusi informasi palsu, penting untuk mengembangkan metode yang efektif dalam membedakan berita asli dan berita hoaks. Integrasi model pengklasifikasian yang canggih dapat memperkuat akurasi metode ini, sekaligus memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap konten berita.

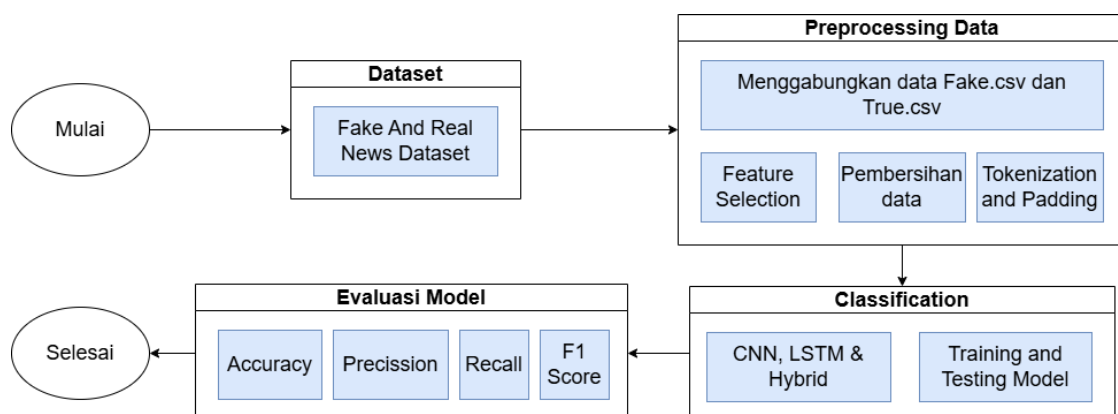
Penelitian sebelumnya tentang deteksi *fake news* dengan menggunakan *machine learning* diantaranya menggunakan N-gram Vector dengan TF-IDF Encoding dan Sequence Vector dengan One-Hot Encoding [3], menghasilkan total empat model berbasis data judul dan konten. Metode TF-IDF mencatat akurasi 77,3% dan 90,3% dengan recall 89,7% dan 97,5%, sedangkan metode One-Hot Encoding mencapai akurasi 74,8% dan 90% dengan recall 89,8% dan 94%. Penelitian lain [4] menguji deteksi hoaks Indonesia menggunakan Naïve Bayes pada 600 berita dengan akurasi statis 82,6% dan dinamis 68,33%. Keterbatasannya meliputi metode tunggal dan pelabelan manual, dengan rekomendasi memperbesar dataset, menambah variasi preprocessing, serta metode klasifikasi lain.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Ananth [5] meneliti deteksi berita palsu menggunakan *deep learning* Menggunakan kumpulan data berita palsu dan berita asli dari Kaggle. Penelitian ini membandingkan performa teknik *machine learning* dan *deep learning* menggunakan KNN, *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, *Random Forest*, CNN, dan LSTM. Teknik pembentukan vektor yang digunakan adalah TF-IDF. Hasilnya menunjukkan bahwa CNN dan LSTM memiliki akurasi lebih tinggi dibanding model *machine learning* lainnya. Ananth et al. menyarankan pengembangan sistem berbasis model tersebut untuk deteksi berita palsu.

Penelitian ini mengusulkan penggunaan model CNN, LSTM dan pendekatan hybrid untuk mendeteksi berita palsu, sebagaimana dijelaskan dalam penelitian [6]. CNN mampu menganalisis konten visual untuk mendeteksi artefak, inkonsistensi, atau pola aneh yang menunjukkan manipulasi, sedangkan LSTM efektif dalam mengenali koneksi temporal antar frame untuk mengidentifikasi ketidaksesuaian yang sulit terdeteksi. Kombinasi CNN dan LSTM memungkinkan pemodelan yang lebih efisien dan efektif, dengan masing-masing komponen fokus pada keunggulannya, sehingga meningkatkan kemampuan mendeteksi berita palsu secara lebih akurat.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, terdapat beberapa tahap dalam proses klasifikasi berita hoax, seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 menggambarkan struktur penelitian yang digunakan untuk melakukan klasifikasi berita palsu. Dalam kerangka penelitian tersebut, terdapat beberapa tahapan, dimulai dengan dengan penginputan dataset, persiapan data sebelum diproses (*data preprocessing*), proses untuk memahami dan menganalisis data secara menyeluruh (*Exploratory Data Analysis*), selanjutnya teks akan diubah menjadi format numerik yang dimengerti oleh model serta pemberian padding untuk memastikan

input dapat diterima LSTM, kemudian proses klasifikasi berita hoax menggunakan CNN-LSTM *Hybrid*, dan tahap evaluasi untuk menilai kinerja metode klasifikasi yang telah diterapkan.

2.1. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset publik dari situs Kaggle [7], yang mana dataset tersebut terdiri dari dua file: *Fake.csv* yang memuat 23.502 artikel berita palsu dan *True.csv* yang berisi 21.417 artikel berita asli dengan total keseluruhan data mencapai 44.919. Setiap file memiliki empat kolom utama, yaitu *Title* yang berisi judul artikel, *Text* sebagai isi teks artikel, *Subject* yang mencantumkan topik berita, dan *Date* sebagai tanggal publikasi. Dataset ini dirancang untuk memfasilitasi analisis dalam membedakan antara berita palsu dan berita asli dengan menggunakan informasi yang tersedia secara komprehensif. Struktur dataset yang sistematis ini mendukung proses klasifikasi lebih lanjut, yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam mendeteksi berita palsu.

2.2. Prerocessing Data

Pada tahap preprocessing, data dari dua sumber, berita benar dan berita palsu, digabungkan menjadi satu *DataFrame*. *Pre-processing* adalah metode yang diterapkan untuk mengonversi data mentah ke dalam format yang lebih berguna dan efisien. Tahapan ini sangat penting karena data mentah sering kali tidak lengkap serta memiliki format yang kurang sesuai. seragam [8]. Kolom yang tidak relevan seperti *date* dan *subject* dihapus, sementara kolom *title* dan *text* digabungkan menjadi kolom baru bernama *content* untuk memberikan masukan yang lebih lengkap pada analisis teks. Selanjutnya, proses tokenisasi dilakukan menggunakan *library* NLTK untuk memecah teks pada kolom *content* menjadi kata-kata dan kalimat. Jumlah kata dan kalimat dalam setiap entri dihitung dan disimpan masing-masing ke dalam kolom. Sebuah fungsi khusus, digunakan untuk membersihkan data teks pada kolom dengan lebih lanjut, termasuk mengonversi teks ke dalam format huruf kecil, menghapus URL, tag HTML, karakter khusus, tanda baca, dan angka. Setelah itu, teks diproses menjadi token kata dan kata-kata yang termasuk dalam stopword dihapus sebelum digabung kembali menjadi string yang bersih.

Untuk mengatasi nilai kosong, nilai tersebut diganti dengan string kosong, dan semua entri dikonversi menjadi tipe string. Setelah itu, corpus dibangun dengan mengekstrak semua kata unik dari kolom yang ada. Tokenisasi dilakukan menggunakan kelas *Tokenizer* dari TensorFlow/Keras, dengan ukuran kosakata maksimum 10.000 kata paling sering digunakan dan token khusus untuk kata di luar kosakata. Data teks diubah menjadi urutan angka yang mewakili indeks kata dalam kosakata, lalu setiap urutan dipadatkan menjadi panjang tetap 100 token. Kemudian, data akan dipisahkan menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan rasio 80:20. Proses ini memastikan bahwa data yang akan dimanfaatkan untuk melatih dan menguji model telah dipersiapkan dengan baik sehingga model mampu mengklasifikasi *fake news* secara akurat.

2.3. Classification

Pada tahapan ini akan dilakukan klasifikasi berita menggunakan model *hybrid* yang menggabungkan CNN dan LSTM. Model ini dirancang untuk memanfaatkan keunggulan CNN dalam mengekstraksi fitur lokal dari teks dan LSTM untuk menangkap hubungan temporal antar kata.

CNN adalah salah satu metode *deep learning* yang efektif untuk pengolahan data spasial, termasuk teks dan citra. Dalam pemrosesan teks, CNN mengolah teks sebagai matriks, di mana setiap baris mewakili *embedding* dari kata atau karakter tertentu. Lapisan konvolusional (*convolutional layer*) dalam CNN berfungsi mengekstraksi fitur lokal dengan cara mengalikan matriks input dengan kernel tertentu, menghasilkan peta fitur (*feature map*) yang merepresentasikan pola penting dalam data. Hasil dari lapisan ini seringkali diproses lebih lanjut melalui *pooling layer* untuk mengurangi dimensi tanpa kehilangan informasi signifikan. CNN telah terbukti efisien dalam mengolah data teks dengan akurasi tinggi, terutama pada tugas klasifikasi [9].

LSTM merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang didesain untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient*. Dengan memanfaatkan sel LSTM yang memiliki mekanisme memori jangka panjang, model ini mampu mempertahankan informasi penting dari urutan data yang panjang. Dalam tugas klasifikasi teks, LSTM mengolah setiap kata dalam urutan dan mempertimbangkan hubungan antar kata untuk memprediksi label akhir. Kombinasi mekanisme gate seperti *input gate*, *forget gate*, dan *output gate* memungkinkan LSTM menyimpan informasi yang relevan dan membuang informasi yang tidak penting, menghasilkan akurasi tinggi dalam berbagai tugas berbasis urutan data[9].

Dalam penelitian ini, CNN dan LSTM dan pendekatan *hybrid* akan diuji secara terpisah, yang mana CNN pada pendekatan *hybrid* akan digunakan untuk mengekstraksi fitur lokal dari data deret waktu setelah proses pra-pemrosesan. CNN satu dimensi efektif untuk aplikasi deret waktu karena kernel konvolusi mampu secara otomatis mengekstraksi fitur tersembunyi dalam arah waktu. Fitur yang diekstraksi oleh CNN kemudian digunakan sebagai input untuk arsitektur LSTM. Model yang diusulkan menggunakan pendekatan *encoder-decoder*, di mana CNN bertindak sebagai *encoder* yang mengekstraksi fitur dan LSTM sebagai *decoder* yang memprediksi keluaran berdasarkan fitur tersebut[10].

Pada pendekatan *hybrid*, arsitektur model akan menggunakan pendekatan *encoder-decoder*, di mana *embedding layer* dan *Conv1D* bertindak sebagai *encoder* untuk mengonversi kata menjadi representasi vektor dan mengekstraksi fitur lokal dari data

dengan 128 filter. Proses reduksi dimensi dilakukan melalui *MaxPooling1D*, yang hasilnya diteruskan ke LSTM dengan 100 unit sebagai decoder untuk memproses urutan data dan mengenali hubungan temporal. Terakhir, *Dense layer* dengan fungsi aktivasi *sigmoid* digunakan untuk melakukan klasifikasi. Model ini dioptimalkan menggunakan *optimizer* Adam dan fungsi *loss* *binary crossentropy*. Proses pelatihan dilakukan selama lima epoch, dengan evaluasi kinerja berdasarkan akurasi pada data latih dan data uji.

2.4 Model Evaluation

Proses klasifikasi melibatkan evaluasi kinerja model menggunakan akurasi, metrik yang mengukur rasio prediksi yang benar terhadap jumlah total prediksi. Untuk menilai lebih lanjut efektivitas model, *confusion matrix* digunakan, yang memberikan rincian komprehensif tentang positif benar, negatif benar, positif salah, dan negatif salah. Hal ini memungkinkan perhitungan *presisi*, *recall*, dan *F1-Score*, yang menawarkan wawasan yang lebih mendalam tentang kemampuan model untuk mengklasifikasikan berita palsu dan nyata dengan benar. *Presisi* mengevaluasi proporsi prediksi positif benar relatif terhadap semua prediksi positif, yang menunjukkan akurasi model dalam mengidentifikasi contoh yang benar. *Recall* mengukur proporsi prediksi positif benar terhadap total contoh positif aktual, yang mencerminkan sensitivitas model. *F1-Score*, *presisi* dan *recall*, memberikan ukuran kinerja model yang seimbang, terutama ketika data tidak seimbang. Bersama-sama, metrik ini menyajikan evaluasi komprehensif kinerja model klasifikasi [11].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah proses *training* dan melakukan evaluasi menggunakan arsitektur CNN- LSTM *Hybrid*. Hasil dari pelatihan yang dilakukan dengan penghitungan akurasi dari model prediksi pada data uji, didapatkan akurasi sebesar 0.9878. Yang mana sebelumnya juga sudah dilakukan uji coba secara terpisah menggunakan model CNN dan LSTM.

Table 1. *Confusion Matrix*

CNN			LSTM			CNN-LSTM Hybrid		
	<i>True</i>	<i>Fake</i>		<i>True</i>	<i>Fake</i>		<i>True</i>	<i>Fake</i>
<i>True</i>	4516	132	<i>True</i>	4444	204	<i>True</i>	4569	79
<i>Fake</i>	45	4245	<i>Fake</i>	88	4202	<i>Fake</i>	24	4266

Pada Tabel 1, ditampilkan Confusion Matrix untuk tiga model yang diuji dalam mendeteksi berita palsu, yaitu CNN, LSTM, dan *hybrid*. Matriks ini menggambarkan kinerja masing-masing model dalam mengklasifikasikan berita sebagai "*True*" (benar) atau "*Fake*" (palsu). Model CNN menunjukkan hasil yang sangat baik dengan 4.516 prediksi "*True*" yang benar dari total 4.563, serta 4.245 prediksi "*Fake*" yang akurat dari 4.290. Model LSTM, di sisi lain, menghasilkan 4.444 prediksi "*True*" yang benar dari 4.448 dan 204 kesalahan ("*Fake*"), serta 4.202 prediksi "*Fake*" yang tepat dari 4.290 dan 88 kesalahan ("*True*"). Hasil ini menunjukkan bahwa LSTM cenderung melakukan kesalahan sedikit lebih banyak pada klasifikasi berita "*True*" dibandingkan dengan CNN, dan kedua model namun tetap mempertahankan tingkat akurasi yang tinggi dalam mendeteksi berita palsu.

Model *hybrid* CNN-LSTM memberikan performa terbaik di antara ketiga model yang diuji. Dari 4.648 prediksi "*True*", 4.569 benar dan hanya 79 salah (*Fake*), sementara dari 4.290 prediksi "*Fake*", 4.266 benar dan 24 salah (*True*). Model *hybrid* ini menunjukkan hasil yang sangat baik dengan kesalahan yang minimal dalam mengklasifikasikan berita "*True*" maupun "*Fake*", mengindikasikan bahwa kombinasi CNN dan LSTM lebih efektif dalam mendeteksi berita palsu dibandingkan menggunakan masing-masing model secara terpisah.

Secara keseluruhan, meskipun ketiga model menunjukkan akurasi yang sangat baik dalam mendeteksi berita palsu, model *hybrid* CNN-LSTM menghasilkan performa terbaik dengan kesalahan yang sangat sedikit pada kedua kategori. Perbedaan kecil dalam tingkat kesalahan ini menunjukkan bahwa model *hybrid* lebih stabil dan efisien dalam mengidentifikasi berita palsu secara akurat.

Table 2. *Evaluation matrix*

Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>
CNN	0.96	0.98	0.97	0.98
LSTM	0.97	0.97	0.97	0.97
CNN-LSTM Hybrid	0.99	0.99	0.99	0.99

Pada Tabel 2, ditampilkan Matriks Evaluasi untuk ketiga model yang diuji dalam mendeteksi berita palsu, yaitu CNN, LSTM, dan CNN-LSTM *Hybrid*. Metrik yang digunakan meliputi *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Accuracy*, yang memberikan gambaran lebih komprehensif tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan berita sebagai "*True*" (benar) atau "*Fake*" (palsu).

Model CNN menunjukkan hasil yang baik dengan nilai *Precision* sebesar 0,96, yang mana 96% dari prediksi yang dibuat oleh model adalah benar dan memiliki *Recall* mencapai hingga 0,98. *F1-Score* untuk model CNN adalah 0,97, mencerminkan keseimbangan yang baik antara *Precision* dan *Recall*. Sementara itu, model LSTM memiliki *Precision* sedikit lebih tinggi, yaitu 0,97, yang menunjukkan ketepatan yang lebih baik dalam mengklasifikasikan berita. *Recall* untuk model LSTM adalah 0,97, menandakan bahwa 97% dari berita berhasil terdeteksi dengan tepat. *F1-Score*-nya sebesar 0,97 menunjukkan bahwa model ini memiliki keseimbangan yang sangat baik antara *Precision* dan *Recall*, dengan hasil akhir dari model LSTM yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan CNN, yakni 0,97, dan kedua model menunjukkan performa yang sangat baik.

Model CNN-LSTM *Hybrid* memberikan kinerja terbaik di antara ketiga model yang diuji, dengan nilai *Precision* dan *Recall* masing-masing mencapai 0,99, yang menunjukkan bahwa hampir semua prediksi yang dibuat adalah akurat, dan hampir semua data berhasil terdeteksi. *F1-Score* untuk model *hybrid* juga mencapai 0,99, yang menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara *Precision* dan *Recall*. Dengan nilai *Accuracy* sebesar 0,99, model CNN-LSTM *Hybrid* menunjukkan tingkat keberhasilan yang hampir sempurna dalam mengklasifikasikan berita baik "*True*" maupun "*Fake*".

Secara keseluruhan, meskipun ketiga model menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi berita palsu, model CNN-LSTM *Hybrid* menonjol dengan performa yang hampir sempurna pada semua metrik evaluasi. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi kedua arsitektur model ini memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan dengan model CNN dan LSTM yang digunakan secara terpisah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model *hybrid* CNN-LSTM menunjukkan performa terbaik dalam klasifikasi berita palsu. Dengan akurasi mencapai 99%, model ini berhasil mengoptimalkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur dan kekuatan LSTM dalam memproses urutan data, menghasilkan hasil yang lebih akurat dan efisien dibandingkan dengan model CNN dan LSTM yang diuji secara terpisah. Meskipun model CNN dan LSTM juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi masing-masing sebesar 98% dan 97%, model *hybrid* terbukti memberikan keseimbangan yang lebih baik antara *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid* ini lebih unggul dalam menangani tantangan klasifikasi berita palsu, terutama dalam hal identifikasi data "*True*" maupun "*Fake*". Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi CNN dan LSTM dapat menghasilkan model yang lebih handal dan optimal untuk tugas klasifikasi berita palsu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. D. Pramudita, S. S. Putro, and N. Makhmud, "Klasifikasi Berita Olahraga Menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Enhanced Confix Stripping Stemmer," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 3, pp. 269–276, Aug. 2018, doi: 10.25126/jtiik.201853810.
- [2] D. Rianto Rahadi, "PERILAKU PENGGUNA DAN INFORMASI HOAX DI MEDIA SOSIAL."
- [3] ISCAIE 2020 : IEEE 10th Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics : Malaysia, 18-19 April 2020. IEEE, 2020.
- [4] F. Rahutomo, I. Y. R. Pratiwi, and D. M. Ramadhani, "Eksperimen Naïve Bayes Pada Deteksi Berita Hoax Berbahasa Indonesia," *JURNAL PENELITIAN KOMUNIKASI DAN OPINI PUBLIK*, vol. 23, no. 1, Jul. 2019, doi: 10.33299/JPKOP.23.1.1805.
- [5] S. Ananth, D. K. Radha, S. , D. Prema, and K. Nirajan, "Fake News Detection using Convolution Neural Network in Deep Learning," *International Journal Of Innovative Research In Computer And Communication Engineering*, 2019.
- [6] O. A. H. H. Al-Dulaimi and S. Kurnaz, "A Hybrid CNN-LSTM Approach for Precision Deepfake Image Detection Based on Transfer Learning," *Electronics (Switzerland)*, vol. 13, no. 9, May 2024, doi: 10.3390/electronics13091662.
- [7] "fake-and-real-news-dataset." Accessed: Jan. 08, 2025. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/clmentbisailon/fake-and-real-news-dataset>
- [8] S. SATRIA, Sumijan, and Billy Hendrik, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra KTP-El," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 5, no. 1, pp. 169–176, May 2024, doi: 10.37859/coscitech.v5i1.6708.
- [9] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, "Deep Learning."
- [10] A. Agga, A. Abbou, M. Labbadi, Y. El Houm, and I. H. Ou Ali, "CNN-LSTM: An efficient hybrid deep learning architecture for predicting short-term photovoltaic power production," *Electric Power Systems Research*, vol. 208, p. 107908, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.EPSR.2022.107908.
- [11] R. Firdaus, Joni Satria, and B. Baidarus, "Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Gambar Mata Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 3, pp. 267–273, Dec. 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4360.