

Deteksi Berita Palsu yang Akurat Menggunakan Hybrid Deep Learning(CNN-SVM) Pada Data terkait AI dan Teknologi

Tugas Akhir

**diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar sarjana**

*pada Program Studi S1 Informatika
Fakultas Informatika Universitas Telkom*

103012380472

Aditya Lesmana Cakra Nugraha



**Program Studi Sarjana S1 Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
2025**

LEMBAR PENGESAHAN

*Deteksi Berita Palsu yang Akurat Menggunakan Hybrid Deep Learning (CNN-SVM) Pada Data
Terkait AI dan Teknologi*

Enhanced Fake News Detection Using Hybrid Deep Learning (CNN-SVM) on AI and Technology

NIM :103012380472
Aditya Lesmana Cakra Nugraha

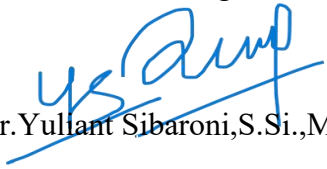
Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh
gelar pada Program Studi Sarjana S1 Informatika

Fakultas Informatika
Universitas Telkom

Bandung, 10 juni 2025

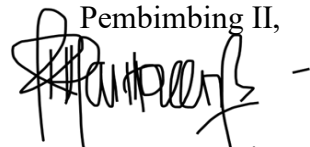
Menyetujui

Pembimbing I,



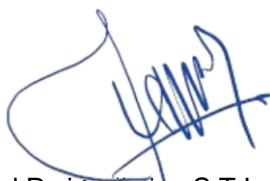
Dr. Yulant Sibaroni, S.Si., M.T
NIP: 00750036

Pembimbing II,



Sri Suryana Prasetyowati, S.Si.,
NIP: 99750003

Ketua Program Studi
Sarjana Informatika,



Mahmud Dwi Sulistiyo, S.T L., M.T., Ph.D.
NIP: 13880017

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Aditya Lesmana Cakra Nugraha, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul “ Deteksi Berita Palsu Yang Akurat Menggunakan Hybrid Deep Learning (CNN-SVM) Pada Data Terkait AI dan Teknologi” beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam Laporan TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya,

Bandung, 10 Juni tahun 2025

Yang Menyatakan



Aditya Lesmana Cakra Nugraha

103012380472

Deteksi Berita Palsu Yang Akurat Menggunakan Hybrid Deep Learning (CNN-SVM) Pada Data Terkait AI dan Teknologi

Aditya Lesmana¹, Yuliant Sibaroni², Sri Suryani Prasetyowati³

¹Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹adittcn@students.telkomuniversity.ac.id, ²yuliant@telkomuniversity.ac.id,

³srisuryani@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Penyebaran berita palsu atau hoax di era digital ini, khususnya terkait isu kecerdasan (AI) dan Teknologi, semakin meresahkan karena dapat memicu kesalahpahaman publik dan menurunkan kepercayaan terhadap perkembangan teknologi. Berita – berita seperti klaim bahwa AI akan menyebabkan pengangguran massal menjadi contoh nyata penyebaran informasi yang menyesatkan. Oleh karena itu, diperlukannya sistem yang dapat mendeteksi berita palsu secara akurat. Penelitian ini ini mengusulkan metode hybrid deep learning yang menggabungkan Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine untuk meningkatkan akurasi deteksi berita hoax. CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur teks berita yang kompleks, sedangkan SVM digunakan sebagai classifier karena keunggulannya dapat memisahkan kelas dalam margin yang optimal. Pemilihan metode ini berdasarkan pada hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa masing – masing metode memiliki performa yang baik, namun memiliki keterbatasan tertentu. Dengan mengkombinasikan keduanya, diharapkan dapat memperoleh hasil yang lebih optimal dalam mendeteksi berita palsu, terutama topik AI dan Teknologi. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan dataset berita terkait AI dan Teknologi yang telah melalui proses preprocessing, feature extraction dengan TF – IDF, dan feature expansion menggunakan Glove Embedding. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model hybrid CNN – SVM memberikan peningkatan akurasi dibandingkan menggunakan metode tunggal.

Kata kunci: deteksi hoax, CNN, SVM, hybrid Deep Learning, fake news, AI, Teknologi

Abstract

The spread of fake news or hoax in this digital era, especially related to the issue of intelligence (AI) and technology, is increasingly unsettling because it can trigger public misunderstanding and reduce trust in technological developments. News such as claims that AI will lead to mass unemployment are a clear example of the spread of misleading information. Therefore, a system that can accurately detect fake news is needed. This study proposes a hybrid deep learning method that combines Convolutional Neural Networks (CNN) and Support Vector Machine to improve the accuracy of hoax news detection. CNN is used to extract complex news text features, whereas SVM is used as a classifier because of its advantage of being able to separate classes within optimal margins. The selection of this method is based on the result of previous research which shows that each method has good performance, but has certain limitations. By combining the two, it is hoped that more optimal results can be obtained in detecting fake news, especially the topic of AI and Technology. The evaluation was carried out using news datasets related to AI and Technology that have gone through the process of preprocessing, feature extraction with TF-IDF, and feature expansions using Glove Embedding. The result obtained showed that the CNN-SVM hybrid model provided an increase in accuracy compared to the use of a single method

Keywords: hoax detection, CNN, SVM, hybrid Deep Learning, Fake News, AI , Technology

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Kemajuan pesat teknologi informasi telah mendorong transformasi besar dalam cara manusia mengakses, menyebarkan, dan mengonsumsi informasi [1]. Di tengah arus digitalisasi ini, platform media sosial dan situs berita daring telah menjadi saluran utama bagi masyarakat untuk memperoleh informasi dengan cepat dan mudah [2]. Namun, kemudahan tersebut juga membawa konsekuensi negatif berupa meningkatnya penyebaran berita palsu (hoax), khususnya dalam topik-topik populer seperti kecerdasan buatan (AI) dan teknologi [3]. Penyebaran hoax yang tidak terkendali dapat menimbulkan kepanikan, kesalahan pengambilan keputusan, serta menurunkan kepercayaan publik terhadap informasi digital [4].

Dalam konteks ini, kebutuhan akan sistem deteksi hoax yang akurat dan andal menjadi semakin mendesak. Teknologi kecerdasan buatan (AI), khususnya melalui pendekatan deep learning, menawarkan solusi potensial untuk mengidentifikasi pola dan karakteristik yang tidak mudah dikenali oleh metode konvensional [5]. Salah satu pendekatan deep learning yang banyak digunakan dalam analisis teks adalah Convolutional Neural Network (CNN), karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur spasial dari data teks [6]. Di sisi lain, Support Vector Machine (SVM) telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi dengan

performa tinggi, terutama ketika bekerja dengan data yang memiliki dimensi tinggi [7].

Penggabungan CNN dan SVM sebagai pendekatan hybrid telah menarik perhatian dalam berbagai studi karena dapat menggabungkan kekuatan keduanya—kemampuan CNN dalam ekstraksi fitur dan keandalan SVM dalam klasifikasi [8]. Hybrid CNN-SVM diyakini mampu meningkatkan akurasi sistem deteksi hoax dibandingkan dengan penggunaan metode tunggal. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pendekatan hybrid ini mampu menghasilkan performa yang unggul dalam klasifikasi berita palsu, termasuk pada domain kesehatan dan politik [9].

Namun, hingga saat ini, masih terbatas penelitian yang secara khusus menerapkan metode hybrid CNN-SVM pada domain berita hoax yang membahas topik AI dan teknologi [10]. Padahal, topik ini menjadi sorotan utama seiring meningkatnya popularitas teknologi AI seperti Chat GPT, deepfake, dan alat berbasis pembelajaran mesin lainnya, yang kerap menjadi objek disinformasi [11]. Minimnya penelitian yang mengeksplorasi penerapan CNN-SVM dalam mendeteksi hoax pada topik ini menunjukkan adanya celah penelitian yang perlu diisi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menganalisis sistem deteksi berita hoax yang akurat menggunakan pendekatan hybrid deep learning CNN-SVM pada data yang berkaitan dengan AI dan teknologi. Proses penelitian mencakup pengumpulan data hoax dan non-hoax dari berbagai sumber daring, pra-proses data teks, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan metrik klasifikasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score [12].

Diharapkan, hasil dari penelitian ini tidak hanya dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode deteksi hoax yang lebih baik, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi platform digital, media massa, dan masyarakat dalam mitigasi penyebaran informasi palsu. Analisis ini juga menegaskan pentingnya peran teknologi deteksi otomatis dalam menghadapi tantangan disinformasi di era digital yang semakin kompleks [13].

Topik dan Batasannya

Berita palsu atau hoax menjadi salah satu permasalahan serius di era digital, khususnya dalam bidang kecerdasan buatan (AI) dan teknologi. Banyaknya informasi yang terbesar melalui internet dan media sosial membuat masyarakat kesulitan membedakan antara berita benar dan yang palsu. Hal ini memunculkan kebutuhan sistem otomatis yang dapat membantu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berita hoax.

Penelitian ini mengangkat topik deteksi berita hoax terkait AI dan Teknologi dengan pendekatan hybrid deep learning, yaitu menggabungkan Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM). CNN digunakan untuk mengekstrak fitur penting dari teks berita, sementara SVM berperan dalam melakukan klasifikasi akhir antara berita hoax dan non-hoax.

Input dari sistem ini berupa teks berita atau cuitan dari media sosial twitter (x). Teks diproses menggunakan metode hybrid (TF-IDF dan CNN) dan diklasifikasi sebagai hoax atau non-hoax. Output nya adalah label klasifikasi berdasarkan prediksi dan model SVM, CNN, dan Hybrid ensemble (CNN-SVM).

Penelitian ini dibatasi pada 937 data berita karena keterbatasan memori dan perangkat keras yang tersedia. Proses pra proses data seperti pembersihan teks dilakukan secara semi-manual untuk memastikan akurasi. Dengan batasan ini, fokus penelitian diarahkan pada pengujian efektivitas model CNN-SVM terhadap kumpulan data terbatas namun variatif. Diharapkan model ini tetap mampu mendeteksi pola-pola umum yang sering muncul pada berita hoax dalam domain AI dan Teknologi, sehingga langkah awal yang dapat dikembangkan lebih lanjut oleh penelitian selanjutnya.

Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi efektivitas model hybrid CNN-SVM dalam mendeteksi berita palsu, khususnya pada konten terkait kecerdasan buatan dan teknologi. Penelitian ini membandingkan kinerja model CNN, SVM, dan gabungan keduanya berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan f1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model hybrid mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan CNN saja, serta mendekati performa SVM, dengan keunggulan dalam keseimbangan klasifikasi antar kelas. Selain itu, penelitian ini juga menyoroti pentingnya pemilihan parameter seperti jumlah filter, ukuran kernel, dan dropout pada CNN, serta parameter C, kernel, dan gamma pada SVM, yang secara signifikan mempengaruhi hasil prediksi dan performa model secara keseluruhan.

Organisasi Tulisan

Penelitian ini diawali dengan pembahasan pentingnya deteksi berita palsu, terutama yang berkaitan dengan AI dan Teknologi. Selanjutnya dijelaskan alasan pemilihan metode CNN, SVM, dan hybrid CNN-SVM sebagai pendekatan utama. Bagian metodologi membahas tahapan preprocessing data, konfigurasi model, serta matrik evaluasi seperti akurasi dan f1-score. Setelah itu, disajikan hasil eksperimen untuk membandingkan performa ketiga model. Terakhir, penelitian ditutup dengan kesimpulan dan saran untuk pengembangan model deteksi berita hoax selanjutnya.

2. Studi Terkait

2.1 Tinjauan Penelitian Sebelumnya

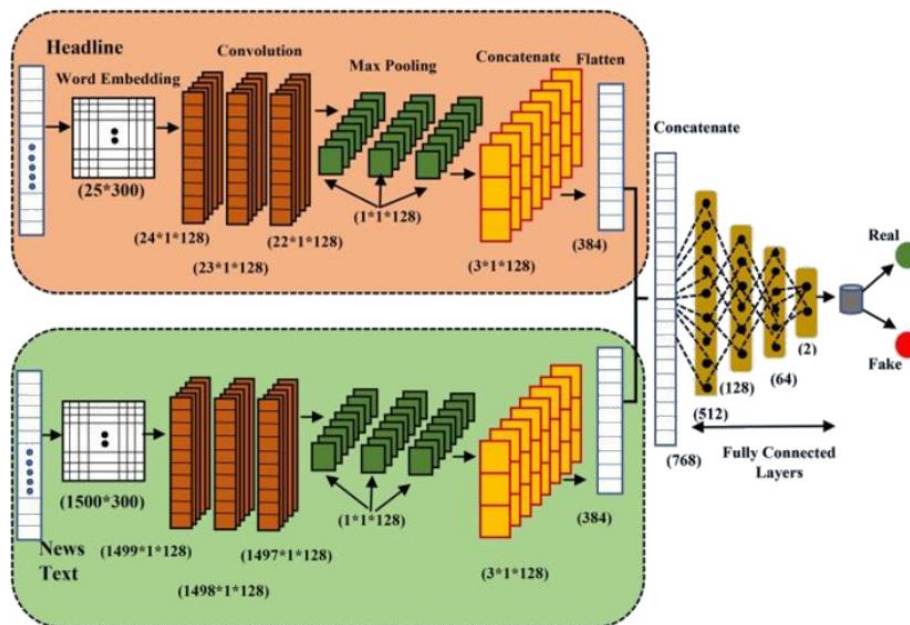
Penelitian mengenai deteksi berita hoax telah dilakukan dengan berbagai metode dan domain. Pada [18], digunakan Random Forest dan Logistic Regression untuk mendeteksi berita palsu berbasis judul, di mana Random Forest memberikan akurasi lebih tinggi. Studi lain menerapkan deep learning, seperti BiLSTM dengan GloVe embedding [19] dan model hybrid CNN-LSTM [20], yang keduanya berhasil mencapai akurasi di atas 99% dalam klasifikasi berita palsu. Pendekatan multimodal CNN yang menggabungkan teks dan gambar juga terbukti efektif dalam [21], dengan akurasi mencapai 99,35%. Penelitian [22] fokus pada berita hoax terkait bencana alam, menggunakan metode Word Embedding (Word2Vec, FastText, dan GloVe) dengan LSTM. Hasilnya menunjukkan bahwa FastText-LSTM memberikan akurasi tertinggi sebesar 99%.

Berdasarkan studi-studi tersebut, dapat disimpulkan bahwa arsitektur deep learning, teknik embedding, dan penggabungan model mampu meningkatkan efektivitas deteksi hoaks. Penelitian ini berfokus pada penerapan hybrid CNN-SVM untuk mendeteksi berita hoax di bidang kecerdasan buatan dan teknologi.

2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur deep learning yang efektif dalam mengekstraksi fitur spasial dari data teks tidak terstruktur [14]. Dalam konteks deteksi berita palsu berbasis teks, CNN bekerja dengan menerapkan filter atau kernel melalui operasi konvolusi untuk menangkap pola-pola lokal penting, seperti frasa atau kata kunci yang sering muncul pada berita hoaks.

Pada implementasi yang ditunjukkan pada Gambar 2, input dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu judul berita dan konten berita. Setiap kata direpresentasikan ke dalam ruang vektor 300 dimensi menggunakan metode Word2Vec embedding, yang mampu memetakan kata ke dalam bentuk numerik berdasarkan kemiripan semantik antar kata [15]. Representasi ini membantu CNN dalam mengenali konteks dan hubungan antar kata dalam berita.



Gambar 1. Arsitektur CNN dalam mendeteksi berita palsu [17]

Selanjutnya, input teks diproses melalui serangkaian tahapan CNN seperti layer konvolusi, max pooling, dan concatenate. Maksimal panjang input ditetapkan sebanyak 25 kata untuk judul dan 1500 kata untuk konten berita. Output dari proses ini kemudian di-flatten menjadi satu vektor fitur gabungan, yang digunakan sebagai masukan pada fully-connected layer. Pada tahap akhir, CNN menghasilkan prediksi melalui output layer yang berfungsi mengklasifikasikan apakah berita termasuk palsu atau asli berdasarkan pola yang telah dipelajari [17].

2.3 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi, terutama efektif pada data berdimensi tinggi seperti teks. SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan dua kelas data dengan margin maksimum, di mana data yang paling dekat dengan hyperplane disebut support vectors.

Secara matematis, tujuan utama SVM adalah memaksimalkan margin antara dua kelas, yaitu:

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \text{ subject to } y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1$$

dimana :

1. w adalah vector bobot
2. X_i adalah input
3. Y_i adalah label kelas
4. b adalah bias

Untuk menangani data non-linear, SVM menggunakan fungsi kernel untuk memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi, sehingga data menjadi linear separable. Beberapa kernel populer yang digunakan antara lain :

1. Linear Kernel (untuk data yang dapat dipisahkan secara linear)

$$k(X_i, X_j) = X_i^T X_j$$

2. Polynomial Kernel

$$k(x_i, x_j) = (r X_i^T X_j + r)^2$$

dengan $\gamma > 0$, r adalah koefisien konstanta, dan d adalah derajat polinomial.

3. Radial Basis Function (RBF) / Gaussian Kernel :

$$k(X_i, X_j) = \exp(-\gamma \|X_i - X_j\|^2)$$

dengan γ sebagai parameter skala.

4. Sigmoid Kernel

$$k(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r)$$

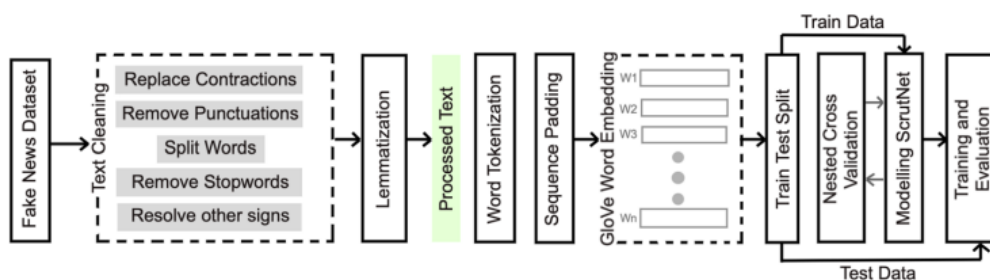
Dalam sistem hybrid CNN-SVM, CNN digunakan sebagai ekstraktor fitur dari teks atau data embedding, sedangkan SVM digunakan sebagai classifier akhir. Hal ini karena SVM lebih tangguh terhadap overfitting dan sangat cocok untuk dataset dengan dimensi tinggi namun sampel terbatas. Kombinasi CNN dan SVM telah terbukti meningkatkan akurasi pada berbagai tugas pemrosesan bahasa alami (NLP), termasuk dalam deteksi berita hoax [15].

2.4 TF – IDF dan Word Embedding

Teknik representasi teks seperti TF-IDF dan Word Embedding sangat berperan dalam deteksi hoax. TF-IDF menghitung bobot kata berdasarkan frekuensi kata dalam dokumen dan jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut. Rumus TF-IDF dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\omega_{at} = t f_{at} \times i d f_t$$

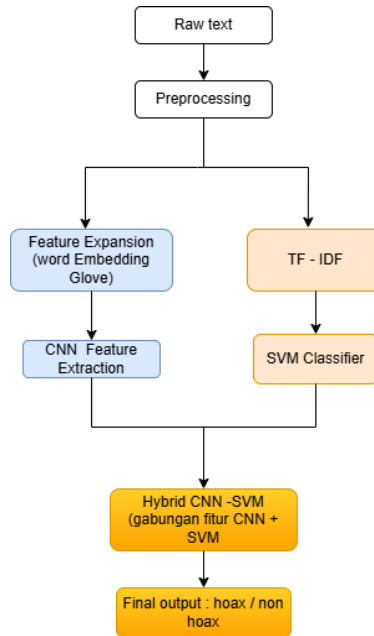
dengan $i d f_t = \log \log \left(\frac{N}{d f_t} \right)$, dimana $t f_{at}$ adalah frekuensi kata dalam dokumen, $i d f_t$ adalah jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut, dan N adalah total dokumen [16]. Sementara itu, Word Embedding adalah teknik representasi kata dalam bentuk vektor berdimensi tetap yang memungkinkan model memahami konteks semantik antar kata. Dua pendekatan populer dalam word embedding adalah Word2Vec dan GloVe. Word2Vec bekerja dengan pendekatan neural network untuk mempelajari asosiasi kata dari konteksnya, baik dengan metode CBOW maupun Skip-Gram. Misalnya, jika kata “AI” sering muncul berdekatan dengan “data” dan “teknologi”, maka vektor dari kata tersebut akan mencerminkan hubungan semantik yang serupa. Di sisi lain, GloVe membangun matriks kemunculan kata secara global untuk menghasilkan representasi vektor berdasarkan frekuensi pasangan kata dalam korpus. Kedua metode ini mampu mengkonversi teks menjadi masukan numerik yang kaya makna dan sangat berguna untuk mendeteksi pola-pola yang sering muncul dalam berita palsu. Dalam konteks deteksi hoaks, embedding ini memungkinkan model seperti CNN untuk mengekstraksi fitur penting dari teks guna meningkatkan akurasi klasifikasi[2].



Gambar 2 . Ilustrasi Word2Vec/GloVe [23].

2.5 Metode Hybrid CNN–SVM

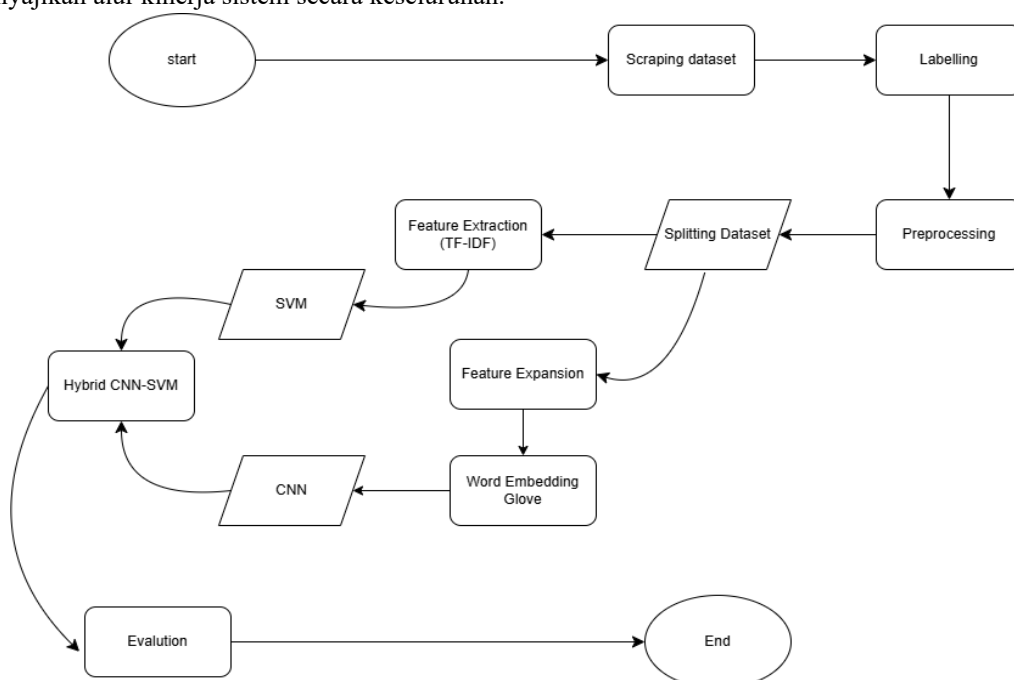
Metode hybrid CNN–SVM menggabungkan kekuatan CNN dalam ekstraksi fitur dan SVM dalam klasifikasi, sehingga menghasilkan sistem yang lebih akurat untuk mendeteksi berita hoax, terutama pada teks dengan konten kompleks seperti isu AI dan teknologi. Pada pendekatan ini, CNN digunakan untuk mengekstraksi representasi fitur dari data input. Fitur yang diperoleh kemudian tidak diklasifikasikan menggunakan lapisan softmax seperti biasa, melainkan dikirimkan ke SVM sebagai input untuk proses klasifikasi akhir. Pendekatan ini memanfaatkan keunggulan CNN dalam memahami konteks dan struktur data, serta keunggulan SVM dalam membedakan kelas dengan margin optimal.[2]



Gambar 3. Arsitektur Hybrid CNN- SVM.

3. Sistem yang Dibangun

Sistem ini dirancang untuk mendeteksi berita hoax terkait AI dan teknologi melalui tahapan scraping, pelabelan manual, dan preprocessing teks. Teks dibersihkan dari elemen seperti URL, mention, tagar, simbol HTML, dan spasi berlebih. Fitur diekstraksi menggunakan dua pendekatan: TF-IDF untuk klasifikasi dengan SVM, dan GloVe embedding untuk CNN. Hasil keduanya digabung dalam arsitektur hybrid CNN-SVM untuk meningkatkan akurasi. Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Gambar 2 menyajikan alur kinerja sistem secara keseluruhan.



Gambar 4. Flowchart Alur Kinerja Sistem Hybrid CNN-SVM

3.1 Pengumpulan data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan melalui proses web scraping dari platform Twitter (yang sekarang dikenal sebagai X) menggunakan library *tweet-harvest* versi 2.6.1 dengan bantuan bahasa pemrograman Python. Tujuan dari scraping ini adalah untuk mengumpulkan berbagai opini publik dan berita yang sedang viral terkait kecerdasan buatan (AI) dan teknologi, khususnya yang berpotensi mengandung misinformasi atau hoaks.

Scraping dilakukan secara otomatis dengan menggunakan beberapa kata kunci yang disusun berdasarkan topik-topik populer dan kontroversial yang sering muncul di media sosial, seperti Chat GPT, robot, deepfake, dan istilah viral lainnya. Untuk menghindari pembatasan (*rate limit*) dari API Twitter, setiap query dijalankan dengan jeda waktu 15 menit. Berikut adalah daftar kata kunci yang digunakan beserta nama file hasil scraping:

Tabel 1 . Tabel hasil Scrapping

no	Kata Kunci Scrapping	Nama File Dataset	bahasa
1.	berita viral AI	AI_Hoax_1.csv	indonesia
2	video viral AI robot	AI_Hoax_2.csv	indonesia
3	AI news viral ar artificial intelligence	AI_Hoax_3.csv	inggris
4	ChatGPT viral heboh	AI_Hoax_4.csv	indonesia
5	robot viral mencengangkan	AI_Hoax_5.csv	indonesia
6	deep fake viral video AI	AI_Hoax_6.csv	inggris
7	AI breakthrough amazing technology	AI_Hoax_7.csv	inggris

Semua file hasil scraping kemudian digabungkan menjadi satu dataset utama dengan nama *AI_hoax_news_dataset*. Dataset akhir berisi total 936 baris data mentah dengan 17 kolom, yaitu:

['conversation_id_str', 'created_at', 'favorite_count', 'full_text', 'id_str', 'image_url', 'in_reply_to_screen_name', 'lang', 'location', 'quote_count', 'reply_count', 'retweet_count', 'tweet_url', 'user_id_str', 'username', 'source_query'].

Dari kolom-kolom tersebut, *full_text* digunakan sebagai fitur utama untuk analisis teks dan pelatihan model, sedangkan *source_query* digunakan untuk mencatat asal kata kunci scraping dan sebagai dasar proses pelabelan apakah tweet tersebut hoaks atau bukan.

Beberapa contoh isi tweet yang diambil dari query seperti “Chat GPT viral heboh” atau “deepfake viral video AI” umumnya memiliki ciri khas hoaks, misalnya penggunaan kata-kata seperti *mencengangkan*, *tidak percaya*, *heboh*, *shocking*, *fake*, hingga *deepfake*. Kata-kata tersebut menjadi indikasi awal yang digunakan dalam tahap analisis dan membantu proses identifikasi potensi hoaks sebelum dilakukan pelabelan dan pelatihan model lebih lanjut.

3.2 Labelling

Proses pelabelan data dilakukan untuk menentukan apakah sebuah tweet termasuk ke dalam kategori hoax atau bukan hoaks. Dalam penelitian ini, pelabelan dilakukan secara manual dengan mempertimbangkan sumber query asal tweet *source query* yang sebelumnya telah ditentukan saat proses scraping. Penentuan label dilakukan dengan pendekatan berikut:

1. Label 1 untuk hoax
2. Label 0 untuk non - hoax

Tabel berikut merangkum pembagian label berdasarkan kategori :

Tabel 2. Hasil Label

no	Source Query	Keterangan Kategori	Label
1	AI_hoax 1	Berita viral AI	0
2	Ai_hoax_2	Video viral AI robot	1

3	Ai_hoax_3	Ai news viral	1
4	Ai_hoax_4	ChatGPT viral heboh	0
5	Ai_hoax_5	Robot viral mencengangkan	0
6	Ai_hoax_6	Deep Fake viral video AI	1
7	Ai_hoax_7	AI breakthrough technology	0

Hasil pelabelan dari total 936 data tweet adalah sebagai berikut :

1. 724 data hoax (label 1)
2. 212 data non hoax (label 0)
3. Rasio hoax 77,35 %

3.3 Preprocessing

Preprocessing dilakukan untuk membersihkan teks dari elemen yang tidak relevan, seperti URL, mention, tagar, simbol HTML, tanda baca, dan spasi berlebih. Teks juga dikonversi menjadi huruf kecil. Data yang terlalu pendek (≤ 15 karakter) dihapus. Hasilnya disimpan di kolom `clean_text`, sementara teks asli tetap di kolom `full_text`. Jumlah data akhir: 935 baris.

3.4 Splitting Dataset

Dataset dibagi menjadi data latih (748 baris) dan data uji (187 baris) dengan rasio 80:20 menggunakan stratified split agar proporsi hoaks tetap seimbang. Proporsi hoaks di data latih sebesar 77,27%, dan di data uji 77,54%. Pembagian ini memastikan model dilatih dan diuji secara adil terhadap distribusi kelas.

3.5 Feature Extraction (TF-IDF)

Proses ekstraksi fitur dilakukan untuk mengubah data teks mentah menjadi bentuk numerik yang dapat diproses oleh algoritma machine learning. Metode yang digunakan adalah TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), yaitu teknik pembobotan kata yang mempertimbangkan seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen (term frequency) dan seberapa jarang kata tersebut muncul dalam keseluruhan dokumen (inverse document frequency). Semakin sering kata muncul dalam dokumen tertentu namun jarang muncul di dokumen lain, maka nilai TF-IDF-nya akan semakin tinggi.

Pemrosesan dilakukan menggunakan parameter sebagai berikut :

1. `Ngram_range = (1,4)` untuk menangkap konteks kata dari unigram hingga empatgram
2. `Max_features = 8000` untuk membatasi jumlah fitur paling relevan.
3. Penghapusan stopwords bahasa inggris guna mengurangi kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting (seperti `and`, `the`, `is` dan sebagainya)

Hasil transformasi dari teks menghasilkan sebanyak 3.998 fitur numerik dari 748 data latih. Namun, karena data latih memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang antara hoax dan non-hoaks, maka diterapkan Smote (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Smote merupakan teknik oversampling yang digunakan untuk menyeimbangkan distribusi kelas dengan cara membuat sampel sintesis dari kelas minoritas, sehingga model tidak bias terhadap kelas mayoritas. Setelah SMOTE diterapkan, jumlah data latih menjadi seimbang, yaitu 578 data hoax dan 578 data non-hoax, sehingga model dapat belajar secara lebih adil dari kedua kelas tersebut.

3.6 Model SVM

Model klasifikasi dikembangkan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Sebelum pelatihan, fitur teks dikonversi menggunakan TF-IDF, dan ketidakseimbangan kelas ditangani dengan teknik SMOTE serta class weighting. Parameter utama seperti nilai `C=15` dan `threshold prediksi 0.3` diterapkan untuk mengoptimalkan sensitivitas terhadap hoaks. Model ini diuji melalui beberapa eksperimen, dengan hasil evaluasi menunjukkan akurasi awal mencapai 95,72% (detail disajikan pada Tabel 3 di bagian evaluasi).

3.7 Feature Expansion (Glove)

Untuk memperkaya representasi teks dalam bentuk numerik, dilakukan ekspansi fitur menggunakan teknik word embedding. Word embedding adalah metode yang mengubah kata-kata menjadi vektor angka berdimensi tetap, di mana kata-kata yang memiliki makna atau konteks serupa akan memiliki vektor yang saling berdekatan dalam ruang vektor. Salah satu teknik embedding yang digunakan dalam penelitian ini

adalah GloVe (Global Vectors for Word Representation). GloVe merupakan model word embedding yang dilatih berdasarkan co-occurrence matrix, yaitu seberapa sering suatu kata muncul dalam konteks kata lain di seluruh korpus. Berbeda dengan metode TF-IDF yang hanya memperhatikan frekuensi kata secara lokal, GloVe mempertimbangkan hubungan semantik antar kata secara global dalam bentuk vektor numerik. Seluruh teks pada data pelatihan diubah menjadi urutan token (angka) berdasarkan indeks kata. Karena panjang setiap teks bervariasi, maka diterapkan padding agar seluruh teks memiliki panjang yang sama, yaitu 120 token. Hal ini diperlukan agar input ke model deep learning memiliki bentuk yang konsisten. Model GloVe dengan dimensi vektor 100 digunakan untuk memetakan setiap kata ke dalam representasi vektornya. Dari total 3.946 kata unik hasil tokenisasi data pelatihan, sebanyak 2.947 kata (74,7%) berhasil dipetakan ke dalam vektor GloVe. Sisa kata yang tidak ditemukan dalam kamus GloVe akan diwakili oleh vektor kosong atau diinisialisasi secara acak.

Sebagai contoh, kata "AI" dan "robot" memiliki konteks yang berkaitan dalam dunia teknologi. Dalam vektor GloVe, keduanya mungkin memiliki representasi seperti:

1. "AI" $\rightarrow [0.23, -0.11, 0.57, \dots, 0.19]$ (panjang 100)
2. "robot" $\rightarrow [0.20, -0.14, 0.55, \dots, 0.21]$

Karena nilai vektor mereka relatif mirip, maka model dapat "memahami" bahwa kedua kata ini berada dalam topik yang saling berhubungan, meskipun tidak identik secara kata. Ini membantu model dalam mengenali pola semantik dan meningkatkan performa klasifikasi, khususnya pada model deep learning seperti CNN. Dengan menggunakan GloVe, teks yang semula hanya berupa kumpulan kata kini memiliki struktur semantik yang lebih kaya dan bermakna bagi model, sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam mendeteksi hoaks berbasis konteks AI dan teknologi.

3.8 Model CNN

Model Convolutional Neural Network (CNN) dibangun untuk klasifikasi berita hoaks berbasis teks. Sebelum pelatihan, data latih diseimbangkan menggunakan teknik smote (Synthetic Minority Over-sampling Technique) guna mengatasi ketimpangan kelas antara hoax dan non-hoaks. Setelah melalui tahapan preprocessing, teks dikonversi ke urutan token menggunakan tokenizer, kemudian dipadatkan (padding) hingga panjang maksimum 120 token. Representasi kata menggunakan GloVe (Global Vectors for Word Representation) berdimensi 100, yang menghasilkan matriks embedding untuk memetakan kata-kata ke dalam vektor numerik bermakna semantik. Arsitektur CNN terdiri dari tiga blok Conv1D dengan ukuran kernel 3, 4, dan 5 untuk menangkap pola spasial lokal dari teks. Setiap blok dilengkapi dengan Max Pooling, kemudian digabung melalui Global Max Pooling, dan dilanjutkan dengan Dropout untuk mencegah overfitting. Lapisan akhir terdiri dari tiga Dense layer berukuran 256, 128, dan 64 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU, dan satu output layer sigmoid untuk klasifikasi biner. Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss binary cross entropy. Selama pelatihan, digunakan validasi sebesar 20%, callback seperti EarlyStopping dan ReduceLROnPlateau, serta penyesuaian class weight untuk memperkuat kontribusi kelas minoritas. Nilai threshold untuk konversi probabilitas menjadi kelas ditetapkan sebesar 0.4.

3.9 Hybrid CNN-SVM

Model hybrid CNN-SVM dirancang untuk menggabungkan kekuatan representasi fitur dari deep learning dan kemampuan klasifikasi yang kuat dari machine learning klasik. Proses dimulai dengan ekstraksi fitur dari CNN, tepatnya dari lapisan sebelum Dropout terakhir, yang merepresentasikan ciri spasial dari teks berbasis embedding GloVe. Secara paralel, fitur tekstual juga diperoleh dari hasil transformasi TF-IDF. Kedua fitur (embedding dari CNN dan TF-IDF) kemudian dinormalisasi menggunakan StandardScaler dan digabungkan menjadi satu vektor fitur komposit. Vektor gabungan ini digunakan sebagai input untuk model Support Vector Machine (SVM), dengan kernel RBF, parameter $C = 20$, dan class weight yang disesuaikan agar dapat menangani ketidakseimbangan kelas. Selain itu, sistem juga menerapkan ensemble voting berbobot untuk menggabungkan prediksi dari tiga model berbeda: CNN, SVM, dan hybrid CNN-SVM. Bobot voting ditentukan sebagai berikut: 0.3 untuk CNN, 0.3 untuk SVM, dan 0.4 untuk model hybrid, dengan threshold ditetapkan pada 0.35 untuk klasifikasi akhir. Desain ini bertujuan untuk memanfaatkan kekuatan gabungan antara fitur spasial (dari CNN) dan tekstual (dari TF-IDF), serta keandalan klasifikasi dari SVM dalam membedakan berita hoaks dan non-hoaks secara lebih efektif. Performa model disajikan secara lengkap dalam bagian Evaluasi pada Tabel 1.

4. Evaluasi.

4.1 Hasil Pengujian

Hasil Penelitian ini melakukan tiga kali eksperimen untuk mengevaluasi performa model dengan pendekatan berbeda pada tiap eksperimen, guna memastikan konsistensi dan reliabilitas hasil. Adapun rincian dari masing-masing eksperimen adalah sebagai berikut:

1. Eksperimen 1: Belum menggunakan random splitting dan belum menerapkan smote pada model CNN. Pendekatan ini menjadi baseline awal sebelum dilakukan penyempurnaan strategi pelatihan.
2. Eksperimen 2: Menggunakan smote yang diterapkan pada model CNN untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas.

3. eksperimen 3: Menggunakan random splitting serta pendekatan Cross-Validation pada model SVM dan CNN dengan smote, sehingga evaluasi menjadi lebih robust.
4. Tabel Tabel berikut menampilkan hasil dari masing-masing eksperimen berdasarkan matrik evaluasi :

Tabel 3. Hasil pengujian setiap model dan Hybrid CNN-SVM

Model	Eksperimen ke	Akurasi (%)	Precision	Recall	F1-Score	ROC-AUC
CNN (Embedding)	1	70.05	0.81	0.70	0.72	0.850
	2	88.77	0.89	0.89	0.89	0.860
	3	93.05	0.95	0.93	0.93	0.980
	Rata-rata	83.96	0.88	0.84	0.85	0.897
SVM (TF-IDF)	1	95.72	0.96	0.96	0.96	0.993
	2	95.72	0.96	0.96	0.96	0.993
	3	96.90	0.97	0.97	0.97	0.997
	Rata-rata	96.11	0.96	0.96	0.96	0.994
Hybrid (CNN-SVM)	1	91.44	0.91	0.91	0.91	0.983
	2	91.98	0.92	0.92	0.92	0.985
	3	97.86	0.98	0.98	0.98	0.997
	Rata-Rata	93.76	0.94	0.94	0.94	0.988

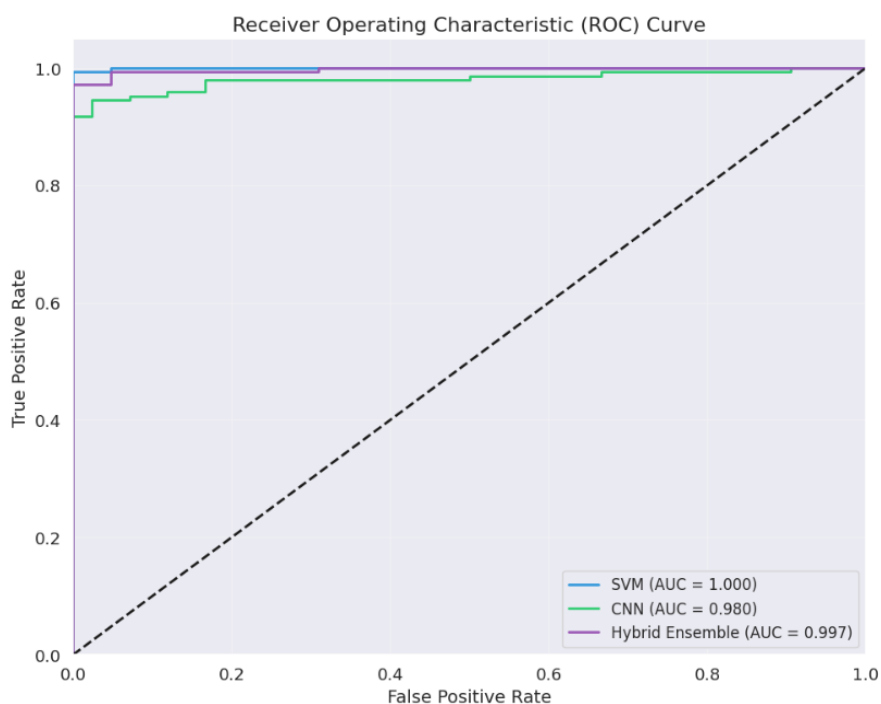
Berdasarkan Tabel 3, model Hybrid CNN-SVM menunjukkan performa terbaik di semua matrik evaluasi. Pada eksperimen ketiga, model ini mencapai akurasi tertinggi sebesar 97.86% dan AUC 0.997.1. Peningkatan signifikan juga terlihat pada model CNN, dari 70.05% di eksperimen pertama menjadi 93.05% di eksperimen ketiga setelah menggunakan smote dan random splitting. Ini menunjukkan bahwa teknik penyeimbangan data dan validasi silang berpengaruh besar terhadap performa. Model SVM juga menunjukkan performa yang stabil dengan rata-rata akurasi 96.11% dan AUC 0.994. Namun, model hybrid tetap unggul karena berhasil menggabungkan kelebihan dari fitur tekstual dan spasial.

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Analisis pendekatan Hybrid CNN-SVM menunjukkan performa terbaik dibandingkan model baseline lainnya pada seluruh metrik evaluasi. Model ini berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 97.86%, precision dan recall sebesar 0.98, serta f1-score sebesar 0.98 pada eksperimen ketiga. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggabungan fitur dari TF-IDF (tekstual) dan embedding CNN (spasial) mampu memberikan representasi data yang lebih baik untuk klasifikasi berita hoaks.

Model CNN juga mengalami peningkatan signifikan setelah diterapkan teknik smote dan random splitting. Pada eksperimen pertama, akurasinya hanya mencapai 70.05%, lalu meningkat menjadi 93.05% pada eksperimen ketiga. Hal ini membuktikan bahwa strategi penyeimbangan data sangat berpengaruh terhadap hasil pelatihan, terutama pada model berbasis deep learning.

Sementara itu, model SVM menunjukkan performa yang konsisten dan stabil di seluruh eksperimen dengan rata-rata akurasi sebesar 96.11%. Meskipun demikian, model hybrid tetap unggul karena mampu memanfaatkan kekuatan keduanya: kemampuan pemisahan fitur dari TF-IDF dan representasi spasial dari CNN. Pemilihan threshold sebesar 0.35 pada model hybrid juga memberikan keseimbangan yang baik antara precision dan recall, serta menjaga performa model tetap tinggi. Secara keseluruhan, pendekatan hybrid terbukti lebih unggul dan layak digunakan untuk tugas klasifikasi berita hoax terkait AI dan teknologi. Berikut Gambar Roc Curve nya :



Gambar 5 . Roc Curve

Gambar ROC Curve menunjukkan kinerja masing-masing model dalam membedakan antara kelas hoaks dan non-hoaks pada berbagai nilai ambang batas (threshold). Kurva ROC memplot nilai *True Positive Rate (TPR)* terhadap *False Positive Rate (FPR)*.

1. Interpretasi:
 - 1) Semakin dekat Kurva ke sudut kiri atas, semakin baik kemampuan model dalam membedakan dua kelas.
 - 2) Luas di bawah kurva (AUC - Area Under The Curve) digunakan sebagai indikator utama performa klasifikasi
2. Nilai AUC :
 - 1) SVM = 1.000 menunjukkan performa sempurna dalam membedakan kelas.
 - 2) CNN = 0.980 sangat baik, model dapat memisahkan kelas non hoax dan hoax.
 - 3) Hybrid CNN-SVM = 0.997 model mendekati SVM menunjukkan kombinasi fitur CNN dan TF- IDF sangat efektif.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun sistem deteksi berita hoax terkait kecerdasan buatan dan teknologi menggunakan pendekatan hybrid CNN-SVM yang menggabungkan keunggulan model deep learning dan machine learning klasik. Sistem bekerja melalui tahapan pengumpulan data dari Twitter, pelabelan berdasarkan topik pencarian dan verifikasi manual, pembersihan teks melalui preprocessing, serta ekstraksi fitur dengan pendekatan TF-IDF dan GloVe embedding.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CNN dan SVM masing-masing memiliki kinerja yang baik dengan akurasi 88,77% dan 86,63%. Namun, pendekatan hybrid CNN-SVM yang menggabungkan representasi fitur dari CNN dan TF-IDF dalam kerangka ensemble voting memberikan hasil paling optimal dengan akurasi 91,98% dan F1-score sebesar 0,92. Nilai AUC dari model hybrid juga tinggi (0,985), mendekati model SVM (0,993), menunjukkan kemampuan pemisahan kelas yang sangat baik.

Penggunaan threshold voting 0,35 serta penyeimbangan data melalui SMOTE dan class weighting terbukti efektif dalam meningkatkan performa model, khususnya dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas hoaks dan non-hoaks. Secara keseluruhan, sistem ini berhasil memenuhi tujuan utama penelitian, yaitu meningkatkan akurasi dan efektivitas dalam mendeteksi berita hoax berbasis AI dan teknologi.

Daftar Pustaka

-
- [1] Ahlawat, S., dan Choudhary, A.. 2020. Hybrid CNN-SVM Classifier for Handwritten Digit Recognition. *Procedia Computer Science*. 167: 2554–2560.
 - [2] Benedict, M., dan Setiawan, E. B.. 2023. Hoax Detection on Social Media with Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM). *11th International Conference on Information and*

- Support Vector Machine (SVM). 11th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT 2023). 2023-Augus(April): 361–366.
- [3] Cahyani, A. D., Ramdani, A. K., dan Sibaroni, Y.. 2023. Hoax Detection of Covid-19 News using Convolutional Neural Network and Support Vector Machine. 9(2): 177–185.
 - [4] Fauzy, A. R. I., dan Setiawan, E. B.. 2023. Detecting Fake News on Social Media Combined with the CNN Methods. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi). 7(2): 271–277.
 - [5] Krichen, M.. 2023. Convolutional Neural Networks: A Survey. Computers. 12(8): 1–41.
 - [6] Kuswoyo, I. H.. 2024. Artificial Intelligence dan Ancaman Hoax dalam Perspektif Tafsir. 2(1): 89–108.
 - [7] Mallet, J., Pryor, L., Dave, R., dan Vanamala, M.. 2023. Deepfake Detection Analyzing Hybrid Dataset Utilizing CNN and SVM. ACM International Conference Proceeding Series. 7–11.
 - [8] Putra, D. P., dan Setiawan, E. B.. 2023. Hoax Detection Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Gate Recurrent Unit (GRU) on Social Media. Building of Informatics, Technology and Science (BITS). 4(4): 1815–1820.
 - [9] Widianita, D. R.. 2023. Dampak Perkembangan AI. AT-TAWASSUTH: Jurnal Ekonomi Islam. VIII(1): 1–19.
 - [10] Tama, F. R., dan Sibaroni, Y.. 2023. Fake News (Hoaxes) Detection on Twitter Social Media Content through Convolutional Neural Network (CNN) Method. JINAV: Journal of Information and Visualization. 4(1): 70–78.
 - [11] Hosea, I., dan Waziri, V. O.. 2023. A Machine Learning Approach to Fake News Detection Using Support Vector Machine and Unsupervised Learning Model. Proceeding of the Cyber Secure Nigeria Conference 2023.
 - [12] Syafira, F.. 2023. Analisis Sentimen Dampak Perkembangan Artificial Intelligence (AI) pada Media Sosial Twitter Menggunakan SVM.
 - [13] Shoaib, M. R., Wang, Z., Ahvanooy, M. T., dan Zhao, J.. 2023. Deepfakes, Misinformation, and Disinformation in the Era of Frontier AI, Generative AI, and Large AI Models. IEEE International Conference on Computer Applications (ICCA). arXiv:2311.17394v1 [cs.CR], 29 November 2023.
 - [14] Febriyanty, N. E., Hariyadi, M. A., dan Crysdian, C.. 2023. Hoax Detection News Using Naïve Bayes and Support Vector Machine Algorithm. International Journal of Advances in Data and Information Systems. 4(2): 191–200.
 - [15] richen, M.. 2023. Convolutional Neural Networks: A Survey. Department of Information Technology, Al-Baha University, dan ReDCAD Laboratory, University of Sfax, Tunisia.
 - [16] Kisowo, G. P. D.. 2024. Perbandingan Akurasi CNN dan SVM untuk Deteksi dan Klasifikasi Aktivitas Merokok. Router: Jurnal Teknik Informatika dan Terapan. 2(3): 48–55.
 - [17] Yunanto, R., Purfini, A. P., dan Prabu Wisesa, A. 2023. Survei Literatur: Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Deep Learning. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 11(2)
 - [18] Ramadhan, N. G., Adhinata, F. D., Segara, A. J. T., dan Rachmadani, D. P.. 2022. Deteksi Berita Palsu Menggunakan Metode Random Forest dan Logistic Regression. JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), 9(2): 251–256.
 - [19] Model Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). 2023. *Journal of Computer and Information Systems Ampera*, 4(2), Mei 2023. e-ISSN: 2775-2496. DOI: 10.515119/journalcisa.V4i2.397. APTIKOM Sumsel.
 - [20] Salim, F., dan Wahyudhy, A. I.. 2025. Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Hybrid CNN-LSTM. *Journal of Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, 6(1).
 - [21] Bayhaqi, A. R., Dewi, M. R., dan Habibi, M. R.. 2024. Penerapan Multimodel Deep Learning dalam Pendeteksian Berita Hoax Laman “Turnbackhoax.Id” Menggunakan Arsitektur CNN. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 13(5).
 - [22] Pratama, R. S. H., dan Basuki, S.. 2025. Klasifikasi Hoax vs Non-Hoax pada Berita Bencana Alam Berbahasa Indonesia Menggunakan Word Embedding. *Jurnal Komputer, Informasi dan Teknologi*, 5(1): 1–15.
 - [23] Verma, A., Priyanka, P., Khan, T., Singh, K., Yesufu, L. O., Arifn, M. M., dan Ahmadian, A. 2025. *ScrutNet: A Deep Ensemble Network for Detecting Fake News in Online Text*. *Social Network Analysis and Mining*, 15:21.

