Vol. 13 No. 3S1, pISSN: 2303-0577 eISSN: 2830-7062

http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.7701

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK DI TWITTER TENTANG PEMANFAATAN AI DALAM SENI DIGITAL MENGGUNAKAN CNN

Ade Zakharia 1*, Herliyani Hasanah 2, Agustina Srirahayu 3

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa, Surakarta, 57112, Indonesia⁻

³Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa, Surakarta, 57112, Indonesia.

Keywords:

Sentiment; Kecerdasan Buatan; Seni Digital; Twitter; Convolutional Neural Network (CNN).

Corespondent Email: 210103084@mhs.udb.ac.id



Copyright © JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

Abstrak. Studi ini mengkaji bagaimana opini orang-orang tentang penggunaan kecerdasan buatan dalam seni digital. Studi ini menggunakan algoritma CNN untuk memahami opini publik. Penulis mengumpulkan tweet dari Twitter dengan mencari kata-kata yang berkaitan dengan seni dan AI. Penulis kemudian membersihkan teks, memecahnya menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, dan menyederhanakan kata-katanya. Untuk mengetahui perasaan dalam setiap tweet, penulis menggunakan daftar kata yang menunjukkan emosi positif atau negatif. Penulis membangun model CNN untuk menemukan pola dalam teks dan menemukan bahwa model tersebut bekerja dengan baik, mencapai akurasi 72,28% dalam pengujian. Ketika penulis melihat hasilnya dengan matriks kebingungan, mereka melihat bahwa model tersebut lebih baik dalam mengenali perasaan positif. Studi ini menunjukkan bahwa CNN dapat menjadi alat yang baik untuk menganalisis opini di media sosial, terutama ketika melihat bagaimana AI digunakan dalam dunia seni.

Abstract. This study examined how people feel about the use of artificial intelligence in digital art. The study used a CNN algorithm to understand public opinion. The researchers collected tweets from Twitter by searching for words related to art and AI. They then cleaned the text, breaking it down into smaller chunks, and simplified the words. To determine the sentiment in each tweet, they used a list of words indicating positive or negative emotions. They built a CNN model to find patterns in the text and found that the model performed well, achieving 72.28% accuracy in testing. When they examined the results with a confusion matrix, they saw that the model was better at recognizing positive sentiments. This study demonstrates that CNNs can be a powerful tool for analyzing opinion on social media, especially when considering how AI is used in the art world.

1. PENDAHULUAN

Dengan pesatnya perkembangan teknologi informasi, media sosial telah menjadi ruang digital tempat orang-orang dari berbagai latar belakang dapat berbagi pemikiran mereka dengan cepat dan terbuka. Salah satu platform paling populer untuk berbagi opini adalah

Twitter, sebuah layanan tempat pengguna mengunggah pesan singkat yang disebut tweet [1]. Jutaan tweet dikirim setiap hari oleh orangorang di seluruh dunia. Twitter bukan sekadar cara untuk berkomunikasi, tetapi juga sumber informasi yang dapat membantu memahami perasaan orang-orang tentang topik-topik penting. Akhir-akhir ini, perkembangan Kecerdasan Buatan (AI) sedang ramai diperbincangkan, terutama di bidang seni digital.

Kecerdasan Buatan merupakan salah satu teknologi yang paling pesat perkembangannya dan telah diterapkan secara luas di berbagai sektor, termasuk industri kreatif [2]. Dalam konteks seni digital, AI mampu menghasilkan karya visual yang menyerupai karya manusia [3], [4]. Transformasi ini telah memicu perdebatan publik sebagian menyambut AI sebagai alat yang memperluas batas imajinasi kreativitas. sementara yang memandangnya sebagai ancaman terhadap nilai-nilai orisinalitas dan ekspresi manusia. Pandangan yang berbeda ini seringkali diungkapkan melalui media sosial, menjadikan Twitter sebagai sumber daya yang relevan untuk mengeksplorasi persepsi publik tentang AI dalam seni [5].

Untuk menangkap dinamika opini-opini ini, diperlukan metode analisis yang mampu mengklasifikasikan sentimen publik secara sistematis. Analisis sentimen cabang dari Pemrosesan Bahasa Alami (NLP) berfungsi untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini ke dalam kategori positif, negatif, atau netral [6]. Salah satu pendekatan modern yang efektif untuk tugas ini adalah penggunaan Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional (CNN) [7]. Awalnya dirancang untuk pemrosesan gambar, CNN kini telah terbukti mampu mengenali pola dalam data teks secara efisien, terutama dalam klasifikasi sentimen [8].

Beberapa studi sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan CNN menganalisis data opini di media sosial. CNN telah digunakan untuk mengidentifikasi opini tentang berbagai isu seperti produk konsumen, politik, hiburan, dan bahkan gerakan sosial. Di Indonesia, CNN juga mulai digunakan untuk mendeteksi sentimen terhadap isu-isu lokal yang muncul di Twitter berbahasa Indonesia. Hal ini menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi besar untuk menganalisis data teks dari berbagai konteks budaya dan bahasa [9].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik di Twitter terkait penggunaan AI dalam seni digital menggunakan metode CNN. Fokus utamanya adalah mengklasifikasikan opini publik Indonesia ke dalam kategori sentimen dan mengevaluasi

kinerja model CNN dalam menangkap opini yang berkembang. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan pemetaan opini publik yang akurat sekaligus memberikan wawasan tentang persepsi publik terhadap integrasi AI dalam ranah seni digital.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan metode CNN pada konteks lokal yaitu, opini publik Indonesia di Twitter mengenai seni digital berbasis AI yang masih minim dieksplorasi dalam literatur. Dengan memanfaatkan data Twitter sebagai sumber opini secara *real-time*, penelitian ini juga menunjukkan bagaimana kecerdasan buatan tidak hanya menjadi subjek diskusi, tetapi juga alat untuk memahami wacana itu sendiri.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan metode otomatis untuk memahami dan mengolah data berbasis teks guna memperoleh informasi tertentu. Proses ini bertujuan mengenali pandangan terhadap suatu topik atau entitas, seperti individu, organisasi, atau produk, yang terdapat dalam kumpulan data. Karena memiliki pengaruh dan manfaat yang besar, analisis sentimen kini semakin banyak dikembangkan baik dalam ranah penelitian maupun aplikasi praktis.[10].

2.2. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang paling umum digunakan untuk tugas pengolahan gambar dan teks. CNN memiliki kemampuan otomatis mengekstraksi dan mempelajari fitur-fitur penting berdasarkan data masukan, sehingga model ini sangat efektif dalam mengatasi permasalahan klasifikasi, deteksi, segmentasi. Keunggulan utama CNN adalah kemampuannya dalam belajar fitur secara otomatis dari data mentah tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual [11]. CNN sendiri yang termasuk dalam jenis khusus feed-forward neural network memiliki lapisan tersembunyi atau hidden layer yang memiliki rangkaian operasi konvolusi dan lapisan pooling [12].

2.3. Seni Digital

Karya seni digital atau digital art adalah karya seni dan desain yang mengeksplorasi komputer (alat teknologi, kode digital dan konten informasi) sebagai alat dan bahan dalam menciptakan sebuah karya seni dan desain [13].

2.4. Artificial Intelligence (AI)

Kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) merupakan cabang ilmu komputer yang dirancang untuk meniru kemampuan manusia dalam menyelesaikan tugas-tugas tertentu. Teknologi ini diyakini mampu mendukung proses pembelajaran agar menjadi lebih efektif dan efisien [14].

Artificial Intelligence (AI) merupakan puncak perkembangan teknologi informasi yang mampu mengintegrasikan, mengolah, dan merekayasa kecerdasan manusia ke dalam sebuah sistem. Sistem ini dirancang untuk mengenali pola dan menerapkannya dalam menyelesaikan berbagai tugas. Dari kemajuan AI, lahirlah berbagai inovasi seperti robot, hologram, hingga barcode canggih. Teknologi ini tidak hanya membantu meringankan pekerjaan manusia, tetapi juga mampu beroperasi dengan cara yang menyerupai kemampuan manusia pada umumnya [15].

2.5. Twitter

Twitter adalah layanan 'microblogging', di mana pengguna mendaftar secara gratis, memilih 'pegangan', dan dapatkan profil yang diakses di Twitter.com. **Twitter** merupakan aplikasi berita dan majalah berbasis android dengan total rating tertinggi. Berdasarkan data Androidrank, total rating aplikasi media sosial tersebut mencapai 13,68 juta dengan rata-rata rating 4,5 serta telah diunduh lebih dari 500 juta kali. Sedangkan untuk pengguna Twitter naik lebih dari 10 kali lipat dalam 6 tahun terakhir [16].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Model Pengembangan Sistem

Pada penelitian ini menggunakan metode pengembangan perangkat lunak yaitu waterfall yang dimana model ini terdiri dari tahapan yang runtut mulai dari analisis kebutuhan, hingga implementasi dan pengujian [17]. Model ini dipilih karena memberikan pendekatan yang terstruktur dalam membangun sentiment analysis menggunakan CNN.

3.1.1. Analisis Kebutuhan

Menetapkan tujuan membangun model CNN untuk klasifikasi sentimen (positif/negatif) tentang seni digital AI di Twitter, menentukan kebutuhan data (API Twitter), tools (Python), dan studi literatur terkait.

3.1.2. Design Sistem

Pada tahapan ini, dilakukan perancangan sistem analisis sentiment:

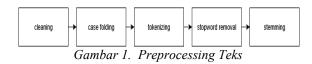
a. Arsitektur CNN

Model CNN yang digunakan dalam studi ini memiliki beberapa lapisan utama. Pertama, terdapat lapisan Embedding yang mengubah kata-kata dari tweet menjadi angka 128 dimensi. Hal ini membantu model memahami arti kata-kata tersebut berdasarkan penggunaannya. Kemudian, data melewati lapisan Conv1D dengan 128 filter dan ukuran kernel 5, yang membantu menemukan polapola penting dalam teks. Setelah itu, keluaran disederhanakan menggunakan Global Max Pooling, yang memilih fitur-fitur terpenting dari hasil langkah konvolusi [18].

Untuk mengurangi kemungkinan model mempelajari terlalu banyak data pelatihan atau overfitting, lapisan Dropout dengan tingkat dropout 50% ditambahkan. Fitur yang diekstraksi kemudian diteruskan ke lapisan Dense yang memiliki 64 neuron untuk klasifikasi yang lebih detail. Terakhir, lapisan Softmax digunakan untuk menetapkan tweet ke salah satu dari tiga kelompok sentimen: positif dan negatif. Model dilatih menggunakan pengoptimal Adam dan fungsi loss cross entropy kategoris sparse, dan kinerjanya diukur menggunakan akurasi.

b. Skema Preprocessing Text

Sebelum data tweet yang di dapatkan diproses oleh model CNN perlu dibersihkan dan diproses. Proses tersebut dilakukan terlebih dahulu untuk melakukan proses data, oleh karena itu peneliti akan terhindar dari masalahan data tidak tetap[19].



Tahapan *preprocessing text* pertama adalah *cleaning* merupakan pembersihan text dari element yang tidak relevan seperti tanda baca, angka, URL, karakter khusus, emotikon, serta

simbol lainnya [20], [21]. Misalkan "AI Cuma chat-chat aja bisa jadi gambar" menjadi "AI Cuma chat chat aja bisa jadi gambar". Dengan menghapus elemen tersebut, data menjadi lebih bersih dan siap untuk dianalisis ke tahapan selanjutnya.

Tahapan selanjutnya adalah *case folding* yang merupakan mengubah text menjadi huruf kecil misalkan "Makan" menjadi "makan" dan "Seni DIGITAL" menjadi "seni digital" [22]. Tujuan dari proses ini adalah untuk menyamakan bentuk kata sehingga perbedaan kapitalisasi tidak menjadi mempengaruhi hasil proses analisis.

Selanjutnya tokenizing merupakan proses pemisahan teks menjadi unit-unit kata yang lebih kecil yang disebut token[23]. Sebagai contoh, kalimat "seni digital berkembang pesat" akan diubah menjadi token-token ["seni", "digital", "berkembang", "pesat"]. Proses ini penting untuk mempermudah tahap analisis selanjutnya seperti pencocokan kata dan perhitungan frekuensi.

Selanjutnya *stopword removal* proses penghapusan kata-kata umum (stopword) yang tidak memiliki makna penting dalam konteks analisis sentimen, seperti "yang", "dan", "di", "ke", dan sebagainya [24]. Penghapusan stopword bertujuan untuk mengurangi gangguan dalam analisis dan mempertahankan hanya kata-kata yang mengandung informasi utama [25].

Tahapan terakhir stemming merupakan proses mengembalikan kata ke bentuk dasarnya (kata akar) [26]. Sebagai contoh, kata "bermain", "memainkan", dan "permainan" semuanya akan dikembalikan ke bentuk dasar "main". Dengan menerapkan stemming, model dapat mengenali berbagai bentuk turunan kata sebagai satu representasi semantik yang sama, sehingga meningkatkan efisiensi dalam analisis data teks [27].

3.1.3. Implementasi

Prosesnya dimulai dengan mendapatkan data dari Twitter menggunakan API Twitter. Tweet dikumpulkan berdasarkan kata-kata tertentu yang terkait dengan topik, seperti "seni AI" dan "seni digital AI", dan hanya tweet berbahasa Indonesia yang disertakan agar sesuai dengan konteks lokal. Semua tweet yang terkumpul disimpan dalam berkas CSV untuk pekerjaan selanjutnya.

Setelah itu, data disiapkan sesuai rencana sebelumnya. Data yang telah dibersihkan ini kemudian digunakan untuk membuat dan mengajarkan model CNN dengan TensorFlow dan Keras. Model ini memiliki struktur dengan lapisan embedding, lapisan konvolusional (Conv1D), pengumpulan maksimum global, lapisan dropout, dan lapisan padat untuk keputusan akhir tentang sentimen [28].

Model dilatih menggunakan data pelatihan dan diperiksa dengan data uji untuk melihat seberapa baik model tersebut dapat mengklasifikasikan sentimen tweet. Hasil pelatihan dan pengujian membantu mengetahui akurat tersebut seberapa model mengurutkan opini publik ke dalam kategori positif atau negatif.

3.1.4. Pengujian

Model CNN diuji dengan 20% dari seluruh dataset untuk memeriksa seberapa baik kinerjanya. Pengujian ini menggunakan akurasi, presisi, recall, dan skor F1 untuk mengukur kemampuannya dalam mengklasifikasikan sentimen tweet dengan tepat. Tujuannya adalah untuk melihat apakah model dapat menentukan sentimen setiap tweet secara akurat dan konsisten. Hasilnya juga ditampilkan menggunakan matriks kebingungan untuk menunjukkan bagaimana prediksi model tersebar di setiap kategori sentimen.

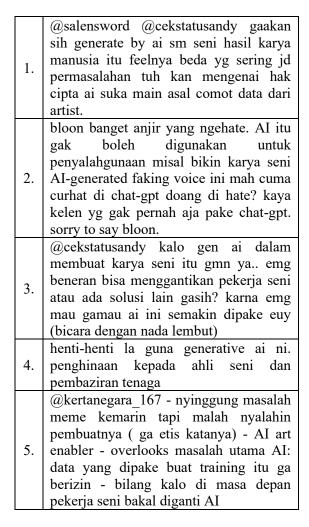
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan menggunakan alat pihak ketiga bernama tweet-harvest, sebuah program Node.js yang dirancang untuk mengumpulkan tweet secara otomatis berdasarkan kata-kata tertentu. Dalam penelitian ini ini, tweet dikumpulkan dengan topik "seni AI" dan hanya tweet berbahasa Indonesia yang disertakan untuk mendapatkan opini dari pengguna Twitter tentang penggunaan kecerdasan buatan dalam seni [29], [30]. Data dikumpulkan langsung dari Twitter dengan menggunakan token yang valid untuk masuk, dan hanya 1.000 tweet terbaru yang dipilih. Tweet yang terkumpul disimpan dalam berkas CSV untuk digunakan nanti selama proses persiapan data. Metode ini membantu peneliti mendapatkan dataset yang terkini dan relevan.

Tabel 1. Dataset

Id Tweet



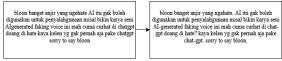
4.2. Preprocessing Data

Tahap pra pemrosesan teks membantu membersihkan dan menyiapkan data agar model dapat bekerja dengan optimal. Langkah pertama adalah pembersihan atau cleaning, yang membuang hal-hal tidak berguna, seperti tautan, sebutan, tagar, emoji, angka, tanda baca, dan simbol khusus [31]. Ini membantu memastikan hanya kata-kata asli yang masuk ke dalam model.



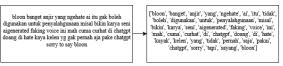
Gambar 2. Hasil Pembersihan Teks

Selanjutnya, case folding dilakukan. Ini mengubah semua huruf menjadi huruf kecil sehingga kata-kata yang ditulis dengan huruf besar/kecil diperlakukan sama oleh model.



Gambar 3. Hasil Case Folding

Kemudian, tokenisasi terjadi. Ini memecah teks, yang biasanya berupa kalimat atau paragraf, menjadi bagian-bagian yang lebih kecil yang disebut token. Ini memungkinkan sistem melihat setiap kata satu per satu.



Gambar 4. Hasil Tokenizing

Setelah itu, stopword dihapus. Ini adalah kata-kata umum yang tidak terlalu bermakna, seperti "yang," "dan," "di," dan lainnya. Menghapusnya membuat proses lebih efisien dan berfokus pada kata-kata penting



Gambar 5. Hasil Stopword Removal

Terakhir, stemming diterapkan. Ini mengubah kata kembali ke bentuk dasarnya. Misalnya, "berlari", "berlari-lari", dan "larilari" semuanya menjadi "lari". Dalam bahasa Indonesia, hal ini biasanya dilakukan menggunakan alat seperti Sastrawi. Stemming membantu model memahami bahwa berbagai bentuk kata memiliki arti yang sama.

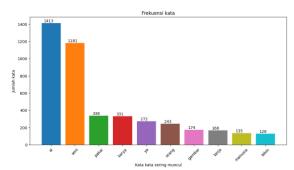


Gambar 6. Hasil Stemming

4.3. Visualisasi Kata

Setelah melalui langkah-langkah seperti memecah teks menjadi kata-kata atau tokenizing dan stemming, pemeriksaan frekuensi kata dilakukan untuk menemukan kata-kata yang paling umum dalam tweet. Tugas visualisasi harus dilakukan untuk mendeteksi hubungan antar atribut atau untuk melakukan analisis eksplorasi[32]. Semua kata yang disingkat disatukan menjadi satu teks

besar, lalu dipecah kembali menjadi kata-kata terpisah. Frekuensi kemunculan setiap kata dihitung menggunakan metode dasar. Kata-kata yang paling sering muncul ditampilkan dalam diagram batang agar mudah dilihat. Diagram ini mencantumkan sepuluh kata paling umum dalam data, memberikan gambaran awal tentang topik atau isu utama yang dibicarakan pengguna Twitter ketika membahas seni dan kecerdasan buatan atau AI. Diagram ini juga membantu memeriksa apakah langkah-langkah pemrosesan teks berjalan dengan baik dan dapat membantu menemukan kata-kata penting untuk langkah selanjutnya, vaitu menganalisis perasaan atau opini dalam teks.



Gambar 7. Hasil Visualisasi Kata

Didapatkan hasil dari frekuensi kata terbanyak yang didapatkan adalah ai dengan jumlah 1413 kata, seni dengan 1181 kata. Dengan hasil visualisasi kata tersebut dapat dinyatakan bahwa preprocessing data berjalan dengan baik sehingga data sesuai dengan yang dibutuhkan dan dapat diproses lebih lanjut.

4.4. Pelabelan Data

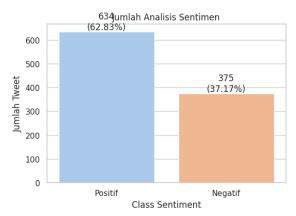
Proses penentuan sentimen terjadi secara otomatis menggunakan metode yang mengandalkan daftar kata. Dua daftar kata digunakan satu berisi kata positif dan satu lagi berisi kata negatif. Daftar ini membantu memahami keseluruhan sentimen setiap twit setelah disederhanakan dengan menghilangkan bagian kata yang tidak perlu. Setiap tweet diperiksa untuk melihat berapa banyak kata dari daftar positif dan negatif yang dimilikinya. Jika ditemukan lebih banyak kata positif, twit tersebut ditandai sebagai "Positif". ditemukan lebih banyak kata negatif, twit tersebut ditandai sebagai "Negatif". Untuk tweet yang tidak jelas condong ke salah satu sisi, twit tersebut diberi label bolak-balik antara "Positif" dan "Negatif" agar jumlah setiap jenis

label seimbang dalam kumpulan data. Langkah ini menghasilkan kumpulan data berlabel yang dapat digunakan untuk melatih model klasifikasi nanti.

Tabel 2. Hasil Labeling Data

	Tabel 2. Hasil Labeling	Data
Id	Tweet	Sentiment
1.	@salensword @cekstatusandy gaakan sih generate by ai sm seni hasil karya manusia itu feelnya beda yg sering jd permasalahan tuh kan mengenai hak cipta ai suka main asal comot data dari artist.	Negatif
2.	bloon banget anjir yang ngehate. AI itu gak boleh digunakan untuk penyalahgunaan misal bikin karya seni AI-generated faking voice ini mah cuma curhat di chatgpt doang di hate? kaya kelen yg gak pernah aja pake chat-gpt. sorry to say bloon.	Negatif
3.	@cekstatusandy kalo gen ai dalam membuat karya seni itu gmn ya emg beneran bisa menggantikan pekerja seni atau ada solusi lain gasih? karna emg mau gamau ai ini semakin dipake euy (bicara dengan nada lembut)	Positif
4.	henti-henti la guna generative ai ni. penghinaan kepada ahli seni dan pembaziran tenaga	Positif
5.	@kertanegara_167 - nyinggung masalah meme kemarin tapi malah nyalahin pembuatnya (ga etis katanya) - AI art enabler - overlooks masalah utama AI: data yang dipake buat training itu ga berizin - bilang kalo	Negatif

di masa depan pekerja seni bakal diganti AI



Gambar 8. Hasil Analisis Sentiment

Didapatkan hasil dari pelabelan data dengan negatif dan positif untuk sentiment terhadap seni ai didapatkan sentiment positif sebanyak 62.83% dengan total 634 tweet dan sentiment negatif sebanyak 37.17% dengan total 375 tweet. Dimana hasil dari pelabelan ini selanjutnya akan diolah menggunakan algoritma CNN untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.

4.5. Klasifikasi Sentimen dengan CNN

Data berlabel yang telah diproses sebelumnya digunakan untuk melatih model klasifikasi menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Kolom teks berbatang digunakan sebagai input, dan label sentimen digunakan sebagai target klasifikasi. Proses dimulai dengan tokenisasi dan padding untuk mengubah teks menjadi format numerik berdimensi tetap. Label sentimen juga diubah menjadi format numerik menggunakan pengkodean label. Data dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian, dengan rasio 80:20. Struktur CNN mencakup lapisan embedding merepresentasikan kata, diikuti oleh lapisan konvolusi dan global max pooling untuk mengekstraksi fitur-fitur penting, dan beberapa lapisan padat untuk klasifikasi. Model dilatih selama 10 epoch dan diuji menggunakan data pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan seberapa baik model dapat mengenali sentimen positif dan negatif berdasarkan pola kata dalam teks, yang menunjukkan seberapa baik model memahami opini publik dari tweet tentang seni dan kecerdasan buatan.

26/26		45	86ms/step	-	accuracy:	0.5739	-	loss:	0.6802	-	val_accuracy:	0.6386	-	val_loss:	0.6498
Epoch 26/26		15	48ms/step	-	accuracy:	0.6065	-	loss:	0.6472	-	val_accuracy:	0.6386	-	val_loss:	0.6328
Epoch 26/26		15	46ms/step		accuracy:	0.6397		loss:	0.5627		val accuracy:	0.6782		val loss:	0.5868
Epoch 26/26	4/10										val_accuracy:				
Epoch	5/10													_	
26/26 Epoch		15	46ms/step	-	accuracy:	0.9765	-	loss:	0.1321	-	val_accuracy:	0.7574	-	val_loss:	0.6054
26/26 Epoch		15	47ms/step	-	accuracy:	0.9893	-	loss:	0.0493	-	val_accuracy:	0.7327	-	val_loss:	0.6556
26/26		15	47ms/step	-	accuracy:	0.9982	-	loss:	0.0197	-	val_accuracy:	0.7178	-	val_loss:	0.7887
Epoch 26/26		15	46ms/step		accuracy:	0.9933		loss:	0.0203		val_accuracy:	0.7277		val_loss:	0.7655
Epoch 26/26		24	E@ms/ston		accuracy:	0065		loss	0 0230		val accuracy:	0 7376		val loss:	0.7646
Epoch	10/10													_	
26/26 7/7 —					accuracy: ccuracy: 0					-	val_accuracy:	0.7228	-	val_loss:	0.9083

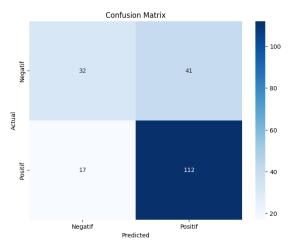
Gambar 9. Hasil Training Data

Setelah melatih dan menguji model CNN selama 10 putaran, jelas bahwa akurasi model meningkat banyak seiring berjalannya pelatihan. Pada awalnya, model hanya benar sekitar 57,39% dari waktu dengan nilai kerugian 0,6802. Namun seiring pelatihan berlanjut, akurasi melonjak, terutama dari putaran ke-4 dan seterusnya. Pada putaran ke-10, model hampir sempurna, mencapai akurasi 99,97%. Namun, kinerja yang baik ini pada data pelatihan tidak sepenuhnya terbawa ke data validasi. Akurasi validasi mencapai titik tertinggi pada 75,74% di putaran ke-5, kemudian mulai turun sedikit, yang mungkin berarti model mulai menghafal data pelatihan terlalu banyak alih-alih mempelajari pola umum. Ini disebut overfitting. Ketika kami menguji model pada data yang benar-benar baru, akurasinya adalah 72,28%, yang masih cukup bagus untuk mengklasifikasikan tweet sebagai positif atau negatif. Namun, perbedaan antara seberapa baik kinerjanya pada data pelatihan dan validasi menunjukkan masih ada ruang untuk membuat model lebih baik dengan menyesuaikan metode struktur dan pelatihannya.

4.6. Pengujian

Setelah model CNN dilatih, kinerjanya diuji menggunakan data baru untuk melihat seberapa baik kemampuannya mengklasifikasikan halhal yang belum pernah dilihat sebelumnya. Untuk memeriksa kinerja model, matriks kebingungan dibuat, yang menunjukkan model seberapa sering tersebut mencampuradukkan kategori "Positif" "Negatif". Matriks ini ditampilkan sebagai peta panas agar lebih mudah dipahami. Hasilnya menunjukkan seberapa baik model dapat memprediksi setiap kategori dengan tepat. Laporan klasifikasi juga dibuat, yang mencakup angka-angka seperti presisi, perolehan kembali, dan skor fl untuk setiap jenis sentimen. Angkaangka ini menunjukkan bahwa model tersebut bekerja dengan baik pada kedua jenis tersebut, tetapi masih terdapat beberapa kesalahan

Untuk mendapatkan angka yang jelas tentang seberapa baik kinerja model, model tersebut diuji pada data uji. Akurasi akhir adalah 71,29%, yang berarti model tersebut dapat secara wajar memahami apa yang dirasakan orang-orang tentang seni dan kecerdasan buatan di Twitter. Meskipun kinerjanya sangat baik pada data pelatihan, terdapat perbedaan besar antara hasil pelatihan dan validasi, yang menunjukkan bahwa model tersebut mungkin overfitting. Jadi, hasil pengujian merupakan cara utama untuk menilai seberapa baik model akan bekerja dalam situasi nyata. Sebagai langkah terakhir, model disimpan dalam format .h5 agar dapat digunakan kembali untuk prediksi otomatis atau untuk membangun sistem yang lebih baru.



Gambar 10. confusion matrix

	precision	recall	f1-score	support
Negatif Positif	0.65 0.73	0.44 0.87	0.52 0.79	73 129
accuracy macro avg weighted avg	0.69 0.70	0.65 0.71	0.71 0.66 0.70	202 202 202

Gambar 10. Hasil confusion matrix

Hasil *confusion matrix* menunjukan performa model CNN dalam klasifikasi dua 2 kelas sentimen positif dan negatif, yang dapat dijelaskan melalui 4 metrik evaluasi utama sebagai berikut

 Accuracy sebesar 71,29% menunjukan secara keseluruhan, model mampu mengklasifikasikan data uji dengan benar sebanyak 71,29% dari total 202 data.

- 2. *Precision* untuk sentimen positif adalah 0,73 sedangkan untuk sentiment negative adalah 0,65. Ini menunjukan bahwa dari semua prediksi yang dibuat sebagai positif atau negatif, sekitar 73% atau 65% diantaranya benar.
- 3. Recall untuk sentiment postif adalah 0,87 artinya model berhasil mengenali 87% dari semua data yang benar positif. Sedangkan recall untuk sentimen negatif hanya 0,44 menunjukan kelemahan model dalam mengenali sentimen negatif.
- 4. *F1-Score* merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall, adalah 0,79 untuk positif dan 0,52 untuk negatif. Ini menunjukan bahwa model memiliki performa yang lebih kuat pada sentiment positif disbanding negatif

Secara keseluruhan, model menunjukan kecenderungan untuk lebih baik dalam mengenali dan memprediksi sentimen positif, tapi perlu ditingkatkan untuk mengenali sentimen mehatif secara akurat.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, dapat dikatakan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) berguna untuk mengklasifikasikan sentimen tentang opini publik tentang penggunaan kecerdasan buatan dalam seni digital. Data dikumpulkan dengan mencari tweet dengan kata kunci tertentu, dan kemudian teks diproses melalui langkahlangkah seperti tokenisasi, stemming, dan pelabelan sentimen menggunakan leksikon. Model CNN berkinerja baik, mencapai akurasi 71,29%. Ketika sebesar hasilnya divisualisasikan menggunakan matriks kebingungan, terlihat bahwa model lebih baik dalam mengidentifikasi sentimen positif daripada yang negatif, tetapi masih ada banyak kesalahan dalam kategori negatif. menunjukkan bahwa model memiliki bias terhadap sentimen positif. Untuk meningkatkan kinerja model di masa mendatang, langkahlangkah seperti menyeimbangkan menggunakan lebih banyak contoh pelatihan, atau menyempurnakan pengaturan model harus dipertimbangkan. Secara keseluruhan, pendekatan ini menunjukkan bahwa CNN dapat menjadi pilihan yang baik untuk menganalisis sentimen dalam teks media sosial, terutama ketika melihat opini tentang AI dalam seni.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Mursyid and A. Dwi Indriyanti, "Perbandingan Akurasi Metode Analisis Sentimen Untuk Evaluasi Opini Pengguna Pada Platform Media Sosial (Studi Kasus: Twitter)," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 06, 2024.
- [2] A. Zein, E. Sita Eriana, S. Farizy, I. Zaenuddin, and K. Kunci, "Pemanfaatan Aplikasi Presensi Cerdas Di Sekolah Menggunakan Long Range Rfid," 2024. [Online]. Available: https://jurnal.astinamandiri.com/index.php/JIPM
- [3] R. A. Yudisetyanto and A. T. Firmansyah, "Fotografi Pada Era Disrupsi: Artificial Intelligence Sebagai Referensi Dalam Mengembangkan Ide Kreatif Fotografi," 2024.
- [4] I. Rachmawati, F. Rosyid Dzulfikar, S. Parman, Y. Solihan, and G. M. Putra, "Penerapan Artificial Intelligence Pada Media Desain Grafis Menggunakan Analisis Interpretasi Edmund Feldman," 2024.
- [5] N. A. Manurung and Suparman, "Perspektif Publik Terhadap Tagar #Kaburajadulu: Sebuah Analisis Sentimen Komunikasi Digital Di Indonesia," *NIVEDANA: Jurnal Komunikasi dan Bahasa*, vol. 6, no. 1, pp. 25–42, Feb. 2025, doi: 10.53565/nivedana.v6i1.1613.
- [6] D. Prastyo, D. Irawan, and I. H. Mursyidin, "Klasifikasi Sentimen Komentar YouTube dengan NLP pada Debat Pilkada Banten 2024," *bit-Tech*, vol. 7, no. 2, pp. 413–421, Dec. 2024, doi: 10.32877/bt.v7i2.1833.
- [7] I. Rafi Alfiandi, M. Rizki Fadhil, and R. Samsinar, "Analisis Performa Convolutional Neural Network (CNN) dan Naive Bayes dalam Face Recognition: Akurasi dan Kompleksitas."
- [8] R. Saputra, S. Agustian, and N. Jasril, "Bulletin Of Computer Science Research Klasifikasi Sentimen Pada Dataset yang Terbatas Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Media Online*), vol. 5, no. 4, pp. 522–531, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i4.613.
- [9] N. M. Andini, Y. Findawati, I. R. I. Astutik, and A. Eviyanti, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Mendeteksi Ujaran Kebencian Dan

- Emosi Di Twitter," *SMATIKA JURNAL*, vol. 14, no. 02, pp. 314–325, Dec. 2024, doi: 10.32664/smatika.v14i02.1346.
- [10] C. F. Hasri and D. Alita, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Terhadap Dampak Virus Corona Di Twitter," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, vol. 3, no. 2, pp. 145–160, 2022, [Online]. Available: http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informa tika
- [11] M. R. Fazryansah, A. P. Pambudi, A. R. Kurniadi, A. P. Supriyadi, Y. A. Saputra, and U. Latifa, "Sistem Klasifikasi Sampah Organik & Amp; Non Organik Menggunakan Cnn Berbasis Framework Flask," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6706.
- [12] B. A. Yuniarossy *et al.*, "Analisis Sentimen Terhadap Isu Feminisme Di Twitter Menggunakan Model Convolutional Neural Network (Cnn)," vol. 5, no. 1, 2024, doi: 10.46306/lb.v5i1.
- [13] P. Gracia Simatupang, L. Budiaprilliana, I. Made Ruta, P. Seni Murni, and F. Seni Rupa dan Desain, "Eksplorasi Visual Cerita Rakyat Palembang 'Legenda Pulau Kemaro' Dalam Karya Seni Digital," *CITAKARA Jurnal Penciptaan dan Pengkajian Seni Murni*, vol. 4, no. 2, pp. 222–228, 2024.
- [14] Dwike Zaira Nurmila, Nabila Audya Asmaranti, Nazalya Noer Fadhilla, and Zizzahrra Nanderis Lameikasya, "Implementasi Artificial Intelligence dalam Proses Pembelajaran Mahasiswa Pendidikan Teknik Bangunan," *Semantik: Jurnal Riset Ilmu Pendidikan, Bahasa dan Budaya*, vol. 2, no. 2, pp. 238–246, May 2024, doi: 10.61132/semantik.v2i2.652.
- [15] SIAGIAN SITI KHOLILAH and SOFIYAH KHOTNA, "Implementasi Artificial Intelligence Dalam Mengembangkan Kemampuan Belajar, Kompetensi, Dan Kreativitas Siswa Sekolah Dasar Di Era Digitalisasi," 2024.
- [16] D. Suparto and A. Habibullah, "Efektivitas Penggunaan Sosial Media Twitter dalam Penyebaran Informasi dalam Pelayanan Publik," *Indonesian Governance Journal: Kajian Politik-Pemerintahan*, vol. 4, no. 2, pp. 161–172, Nov. 2021, doi: 10.24905/igj.v4i2.1927.
- [17] R. Hidayat, A. W. Solehudin, A. Mursyid, C. E. Poetra, R. Putri, and S. K. Fitrianingsih, "Technology and Informatics Insight Journal Perancangan & Pengembangan

- System Informasi Ujian Online Berbasis Website dengan Metode Waterfall di Universitas Putra Bangsa", [Online]. Available:
- https://jurnal.universitasputrabangsa.ac.id/i ndex.php/tiij
- [18] M. Mahamudul Hasan *et al.*, "Synergizing Convolutional Neural Networks and Preprocessing for Precision Sentiment Analysis," *North American Academic Research*, vol. 6, no. 9, pp. 53–71, 2023, doi: 10.5281/zenodo.8417710.
- [19] N. Amalia Putri, A. Srirahayu, and N. Arif Sudibyo, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi KitaLulus Menggunakan Metode Naive Bayes dari Ulasan Google Play Store," *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, vol. 14, no. 2, Apr. 2025, doi: 10.30591/smartcomp.v14i2.7230.
- [20] E. Mundika, G. Hendro Martono, and R. Rismayati, "Sentiment Analysis of Service and Facility Satisfaction at Computer Lab of Universitas Bumigora Using Indobert," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering*, vol. 5, no. 2, pp. 475–484, 2025, doi: 10.30811/jaise.v5i2.6798.
- [21] H. Wang, J. Li, and Z. Li, "AI-Generated Text Detection and Classification Based on BERT Deep Learning Algorithm."
- [22] R. Hasanah, Z. Hasanah, S. Ardi Wijaya, D. Abdennasser, and A.-N. Sharkawy, "Play Store Data Scrapping and Preprocessing done as Sentiment Analysis Material," 2025. [Online]. Available: https://journal.abhinaya.co.id/index.php/IJ MST
- [23] A. Liyih, S. Anagaw, M. Yibeyin, and Y. Tehone, "Sentiment analysis of the Hamas-Israel war on YouTube comments using deep learning," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-63367-3.
- [24] M. I. Raif, N. N. Hidayati, and T. Matulatan, "Otomatisasi Pendeteksi Kata Baku Dan Tidak Baku Pada Data Twitter Berbasis KBBI," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 2, pp. 337–348, Apr. 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241127404.
- [25] M. Y. Dhinora and E. Mailoa, "Analisa Tweet Mahasiswa untuk Deteksi Gejala Depresi dengan Penerapan Natural Language Processing," 2025. [Online]. Available: https://journal.stmiki.ac.id
- [26] M. F. Karaca, "Effects of preprocessing on text classification in balanced and imbalanced datasets," KSII Transactions on Internet and Information Systems, vol. 18,

- no. 3, pp. 591–609, Mar. 2024, doi: 10.3837/tiis.2024.03.004.
- [27] D. S. Nurrochmah, N. Rahaningsih, R. D. Dana, and C. L. Rohmat, "Jurnal Informatika Terpadu Penerapan Algoritma Naive Bayes Dalam Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Kitalulus Di Google Play Store," *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 11, no. 1, pp. 1–11, [Online]. Available: https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JI
- [28] H. Hibatullah, A. Thobirin, S. Surono, and A. Dahlan University, "Deep Belief Network (Dbn) Implementation For Multimodal Classification Of Sentiment Analysisid 3 (*) Corresponding Author (Responsible for the Quality of Paper Content)," vol. 10, no. 3, 2025, doi: 10.33480/jitk.v10i2.6257.
- [29] A. Moreno-Ortiz, "Making Sense of Large Social Media Corpora Keywords, Topics, Sentiment, and Hashtags in the Coronavirus Twitter Corpus," 2024.
- [30] P. K. Putra, R. Mahendra, and I. Budi, "Traffic and road conditions monitoring system using extracted information from Twitter," *J Big Data*, vol. 9, no. 1, Dec. 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00621-3.
- [31] L. Geni, E. Yulianti, and D. I. Sensuse, "Sentiment Analysis of Tweets Before the 2024 Elections in Indonesia Using Bert Language Models," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 746–757, Aug. 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i3.26490.
- [32] H. Hasanah, Nurmalitasari, and Ahmad Tomi, "Performansi Algoritma Naive Bayes Dan Neural Net Untuk Prediksi Kecocokan Pasien Dengan Pengobatan Immunoterapi Dan Cryotherapy," *SEMINASTIKA*, vol. 3, no. 1, pp. 54–60, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.254.