Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

ANALISIS PERBANDINGAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* PADA ANALISIS SENTIMEN RUU PILKADA DI APLIKASI X

Comparative Analysis of Convolutional Neural Network and Support Vector Machine in Sentiment Analysis of the Regional Election Bill on the X Application

Yohana Uba Ladopurab[1], Yampi R Kaesmetan[2]

Program Studi Teknik Informatika Strata Satu[1],
Program Studi Teknik Informatika Strata Satu[2]
STIKOM Uyelindo Kupang[12]

yahanalpurab@gmail.com[1], kaesmetanyampi@gmail.com[2]

Received: 2025-03-25**. Revised:** 2025-04-28**. Accepted:** 2025-05-07**. Issue Period:** Vol.9 No.2 (2025), Pp. 908-927

Abstrak: Regulasi terkait Pemilihan Kepala Daerah (RUU Pilkada) sering menjadi perbincangan publik dan memunculkan beragam opini di media sosial, termasuk di Aplikasi X. Analisis sentimen terhadap opini publik dapat memberikan wawasan berharga bagi pembuat kebijakan dan masyarakat dalam memahami persepsi terhadap RUU Pilkada. Dalam penelitian ini, dilakukan perbandingan antara metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk analisis sentimen terhadap data yang dikumpulkan dari Aplikasi X. Berdasarkan hasil evaluasi, SVM menunjukan kinerja yang lebih dibandingkan CNN pada hampir semua matriks, dengan akurasi SVM mencapai 92,38% dan F1-score 27,27%. Sebaliknya, CNN mencatatkan akurasi 62,86 dan F1-score 7,14%. Meskipun CNN unggul dalam pemrsesan data sekuensial, SVM terbukti lebih stabil dan akurat dalam konteks dataset ini.

Kata kunci: Analisis Sentimen, CNN, RUU Pilkada, SVM.

Abstract: *Regulations related to Regional Head Elections (Regional Election Bill) Frequently become a topic of public discussion, generating diverse opinions on socia media, including the X Application. Sentiment analysis of pubic opinion can provide valuabe insights for policymakers and society in understandring perceptions of the Regional Election Bill. This study compares the Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) methods for sentiment analysis on data collected from the X Application. Based on the evaluation resultd, SVM demonstrated superior performance compared to CNN across nearly all metrics, achieving an accuracy of 92.38% and an F1-score of 27.27%. In contrast, CNN recorded an accuracy of 62.86% and an F1-score f 7.14%. Although CNN excels in processing sequential data, SVM proved to be more stable and accurate within the context of this dataset.*

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

Keywords: *CNN, Regional Election Bill, Sentiment Analysis, SVM*

I. PENDAHULUAN

Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) merupakan salah satu proses demokrasi yang penting dalam sistem pemerintahan di Indonesia [1]. Sejalan dengan perkembangan ketatanegaraan dan perkembangan masyarakat pengaturan tentang Pemilihan Kepala Daerah dan Wakil Kepala Daerah, baru-baru ini Mahkamah Konstitusi (MK) memberikan putusan penting yang memengaruhi dinamika politik dan sistem pemilihan kepala daerah (Pilkada) di Indonesia. Pada 20 Agustus 2024 MK mengeluarkan keputusan terkait batas usia calon kepala daerah tertulis dalam putusan Nomor 70/PUU-XXII/2024 yang menyatakan "berusia paling rendah 30 tahun untuk Calon Gubernur dan Wakil Gubernur dan 25 tahun untuk Calon Bupati dan Wakil Bupati atau Calon Wali Kota dan Wakil Wali Kota terhitung sejak penetapan Pasangan Calon" [2].

Aplikasi X merupakan salah satu platform media sosial yang saat ini menjadi sangat populer di kalangan masyarakat Indonesia. Aplikasi ini memungkinkan penggunanya untuk berbagi berbagai informasi, termasuk pandangan, opini, dan berita terkait isu-isu terkini [3], termasuk isu-isu politik seperti rancangan undang-undang (RUU). Komentar-komentar pada twitter inilah yang sebenarnya dapat digunakan pemerintah sebagai acuan evaluasi kebijakan [4]. Popularitas dan keterbukaan platform ini menjadikannya sumber data yang kaya untuk memahami sentimen masyarakat terkait berbagai permasalahan sosial dan politik yang berkembang. Banyak riset yang memakai media twitter atau aplikasi X untuk mencari informasi salah satunya dengan analisis sentimen yang digunakan untuk menganalisis opini yang ada dalam suatu topik di twitter [5].

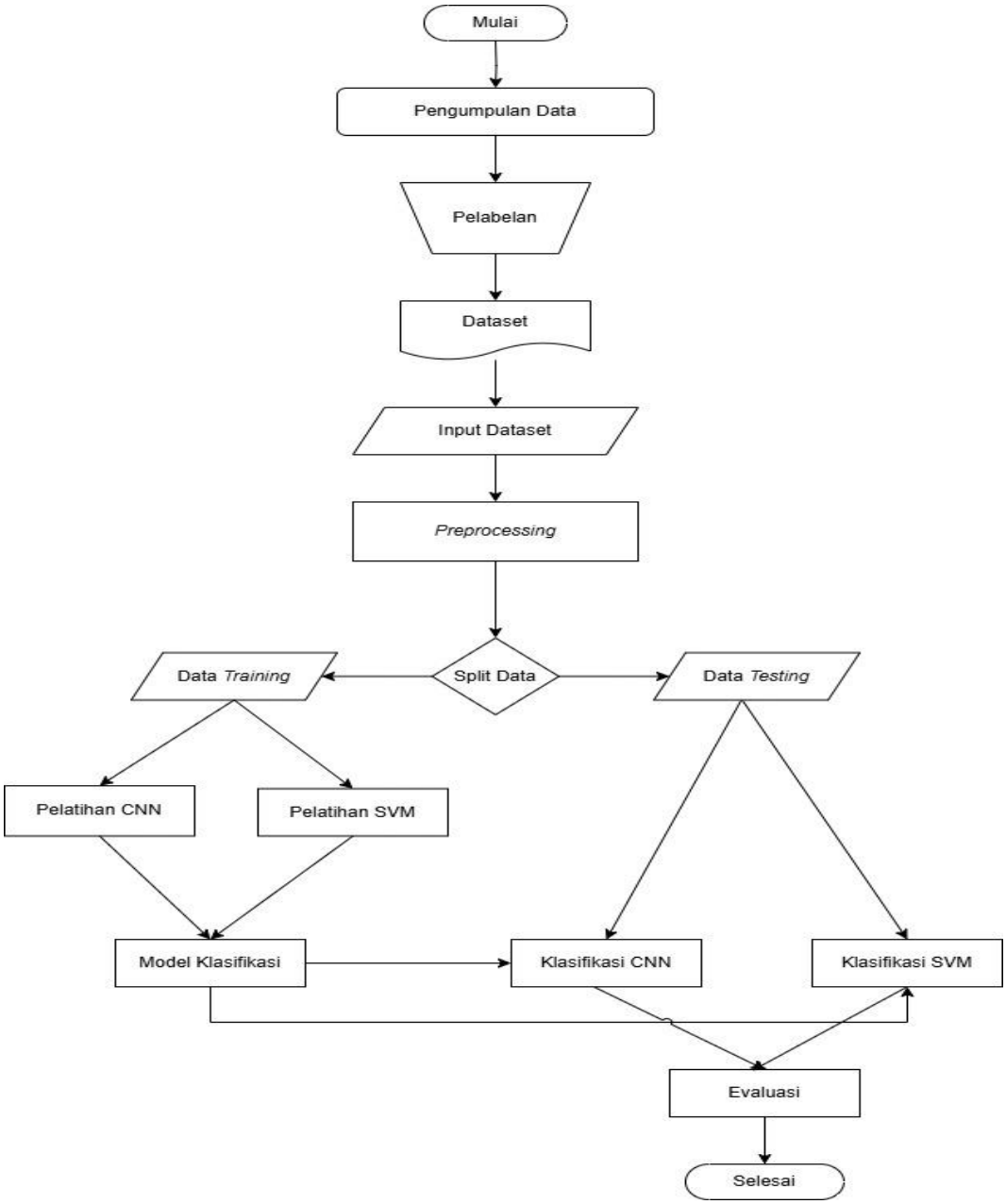
Penelitian ini, akan menganalisa sentimen publik pada platform Twitter atau aplikasi X menjadi relevan untuk memahami reaksi, pandangan, dan perasaan masyarakat terhadap masalah yang terjadi [6] Analisis sentimen merupakan jenis pemrosesan bahasa alami yang digunakan untuk mengidentifikasi suasana hati seseorang terkait topik tertentu [7]. Analisis sentimen akan memfasilitasi ekstrasi beragam pendapat dari Twitter atau aplikasi X. Temuan ini akan mengkonfirmasi apakah sentimen yang diungkapkan itu baik, negatif, atau netral[8]. Keberadaan analisis sentimen, mengatasi persoalan-persoalan dengan cara mengubah format yang tidak terstruktur menjadi format terstruktur dan terklasifikasi [9].

Berdasarkan pembahasan di atas, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam memahami persepsi publik terhadap RUU Pilkada melalui analisis data media sosial. Penelitian ini akan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) untuk menganalisis sentimen yang ada. Analisis ini juga diharapkan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan penerapan CNN dan SVM dalam analisis sentimen di media sosial.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

II. LITERATUR DAN METODE



Gambar 1. Prosedur Penelitian

Berdasarkan prosedur penelitian, perancangan alur setiap proses dalam sistem yang akan dibangun dapat dijelaskan sebagai berikut. Tahap awal dimulai dengan pengambilan data berupa respons masyarakat Indonesia terhadap RUU Pilkada melalui Aplikasi X, yang dilakukan menggunakan platform *Google Colab*. Data yang telah diperoleh kemudian diberi label sesuai dengan sentimen masing-masing ulasan, apakah termasuk dalam kategori positif dan negatif. Setelah proses pelabelan, data tersebut selanjutnya melalui tahap prapemrosesan (*preprocessing*) yang bertujuan untuk

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

membersihkan dan mempersiapkan data agar layak digunakan dalam proses pemodelan. Setelah data selesai diproses, dilakukan pembagian data secara acak menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data latih (*training*) dan 20% sebagai data uji (*testing*). Tahapan berikutnya adalah pemberian bobot pada setiap term yang terdapat dalam data latih menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF),* guna merepresentasikan tingkat kepentingan masing-masing term dalam dokumen terhadap keseluruhan korpus. Setelah proses pembobotan *term,* data *training* kemudian akan dilatih menggunakan metode CNN dan SVM. Dari hasil penerapan dari kedua metode tersebut kemudia dilakukan pengujian dengan *confussion matrix* yang kemudian menghasilkan nilai *accuracy, precision, recall* dan *specifity.*

A. Media Sosial X

Media sosial adalah sebuah media online. Para penggunanya bisa dengan mudah berpartisipasi, berbagi, dan menciptakan isi meliputi blog, jejaring sosial, wiki, forum, dan dunia virtual [10]. Aplikasi X merupakan platform media sosial di mana orang dapat berbagi pesan singkat, gambar, dan video. Platform ini telah berkembang menjadi tempat di mana orang dari seluruh dunia berkumpul untuk membahas ide-ide baru dan tren [11]. Aplikasi X menjadi urutan ke 5 sebagai media sosial terfavorit di Indonesia pada tahun 2022 dengan jumlah penggunanya sejumlah 14,85 juta [12].

B. RUU Pilkada

RUU Pilkada merupakan salah satu rancangan reguasi yang bertujuan untuk mengatur mekanisme dan prosedur pelaksanaan Pemilihan Kepala Daerah di Indonesia. Pilkada memiliki peran penting dalammendemokratisasikan kehidupan politik daerah karena menentukan siapa yang akan memimpin pemerintahan. Namun, proses tersebut tidak terlepas dari berbagai permasalahan hukum dan prosedural yang terkadang menjadi bahan perdebatan dan kontroversi [1].

Revisi Undang-Undang yang dilakukan oleh DPR menghasilkan putusan yang berbeda dengan putusan MK padahal menurut Undang-Undang Dasar Negara Republik Indonesia 1945 Pasal 24 C, yang menyatakan bahwa putusan Mahkamah Konstitusi bersifat final untuk menguji Undang-Undang [2]. Hal ini memicu tejadinya perdebatan umum yang ditandai dengan aksi demonstrasi di setiap daerah. Bukan hanya sekedar demonstrasi namun aksi protes ini juga terjadi di berbagai platform media sosial seperti pada Aplikasi X.

C. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan teknik untuk mengklasifikasikan suatu data tertentu ke dalam kelas yang sebelumnya telah ditentukan kelasnya pada pola atau atribut yang terdapat pada data tersebut [13]. Klasifikasi melakukan pembangunan model berdasarkan data latih yang ada, kemudian menggunakan model tersebut untuk mengklasifikasikan pada data yang baru [14]. Tujuan dari klasifikasi merupakan untuk memprediksi ataupun memperkirakan kelas dari satu data terkini yang belum mempunyai merek [15]. Klasifikasi merupakan proses yang terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pembeajaran dan tahap pengklasifikasian. Pada tahap pembelajaran, sebuah algoritma klasifikasi akan membangun sebuah model klasifikasi dengan cara menganalisis training data. Tahap pembelajaran dapat juga dipandang sebagai tahap pembentukan fungsi atau pemetaan Y=F(X) dimana Y adalah kelas hasil prediksi dan X adalah *tuple* yang ingin di diprediksi kelasnya. Selanjutnya pada tahap pengklasifikasian, model yang dihasilkan akan digunakan untuk melakukan pengklasifikasian [16].

D. *Opinion Mining*

Opinion mining merupakan teknik yang digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan ulasan dari kata, kalimat, maupun dokumen dengan tujuan untuk memahami sentimen atau pendapat yang terkandung di dalamnya [17]. *Opinion mining* dapat dimanfaatkan untuk mengetahui respon pengguna media sosial terhadap suatu isu, sehingga apabila diperlukan pengambilan kebijakan bagi banyak pihak, hasil dari *opinion mining* dapat dijadikan bahan pertimbangan [18].

E. *Text Mining*

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

Text mining secara luas dapat didefinisikan sebagai intensif dimana *user* berinteraksi dengan suatu kumpulan dokumen dari waktu ke waktu dengan menggunakan seperangkat alat analisis. Penambangan teks berupaya mengekstraksi informasi yang berguna dari sumber data melalui identifikasi dan eksplorasi dengan pola yang menarik [19].

F. *Pre-Processing* Data

Pre-processing bertujuan menghilangkan kata-kata yang tidak bermakna. Proses pembersihan membuat data lebih teragregasi, memudahkan penggunaan dalam tahap berikutnya [20]. Pada pemrosesan selanjutnya, *preprocessing* dataset melibatkan beberapa langkah seperti:

1. Seleksi Data
   Dalam tahap ini dilakukan pemilihan kolom atribut dimana hanya kolom *text* saja sebagai opini masyarakat yang akan dikelola pada tahap berikutnya.
2. *Cleaning Data*
   Cleaning data membersihkan data "*full_text*" yang berisi *tweet* dari *url, html, emoji,* penomoran, dan simbol [17].
3. *Case Folding*
   Case Folding merupakan metode untuk meyederhanakan data teks, menormalisasi teks dengan mengubah seluruh teks yang semula menjadi huruf acak menjadi huruf kecil hanya huruf A-Z [21].
4. Normalisasi
   Normalisasi adalah proses penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa terletak pada rentang tertentu [14].
5. *Process Document from Data*
   Rangkaian beberapa operator sub proses dalam operator *process document from data* pada rangkaian utama, yang digunakan *tokenize, transform case, filter stopword, filter token by leght* [22].
   a. *Tokenize*
      Tahap ini adalah tahap dimana pemotongan kata berdasarkan tiap kata yang penyusunannya menjadi potongan tunggal. Kata dalam kata yang dimaksud adalah kata yang dipisah oleh spasi.
   b. *Transform Cases*
      Tahap ini berfungsi untuk menyamakan semua huruf, menjadi huruf kecil semua.
   c. *Filter Stopword*
      Tahap ini merupakan penghapusan kata yang tidak memiliki arti berdasarkan *stopwords* atau kata yang tidak memiliki makna sendiri atau tidak terkait dengan kata sifat yang berhubungan dengan *stopword.*
   d. *Filter Token (by Length)*
      Tahap ini meruakan penghapusan kata yang tidak memiliki arti berdasarkan panjang karakter yang ditentukan.

G. Pembobotan *Term*

Pembobotan term merupakan proses perhitungan bobot tiap term yang dicari pada setiap dokumen sehingga dapat diketahui ketersedian dan kemiripan suatu term di dalam dokumen [23]. Salah satu teknik pemboboan adalah dengan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [24]. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* adalah metode algoritma yang berguna untuk menghitung bobot setiap kata yang sering digunakan. Metode ini dikenal efisien, mudah diterapkan, dan memberikan hasi yang akurat [25].

H. *Convolutional Neural Network*

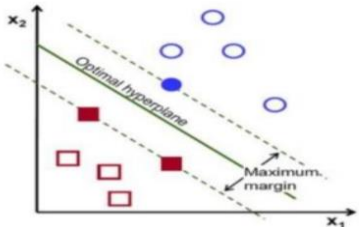
Convolutional Neural Network merupakan bagian dari salah satu jenis arsitektur *deep learning* yang sering digunakan dalam pengolahan data gambar dan teks. CNN termasuk komponen dari jaringan saraf mendalam (*Deep Neural Network)* [21] CNN memiliki proses dari awal masukan melewati *convolution layer, pooling layer,* dan *fully connected layer* [26].

I. *Support Vector Machine*

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang pertama kali diutarakan oleh Boser, Guyon serta Vapnik pada 1992. SVM adalah metode klasifikasi yang menggunakan metode *machine learning* (*supervised learning*) dan meramalkan kelas berdasarkan pola [27]. SVM memiliki cara khas berusaha menyediakan jarak kelas maksimum ke data, istilahkan dengan hyperplane, seperti yang dierlihatkan pada gambar 1. Trik kernel diterapkan untuk meningkatkan jarak antar kelas tanpa memberikan beban komputasi yang tinggi [28]. [29].



Gambar 2. Ilustrasi SVM

J. *Confussion Matrix*

Confussion Matrix adalah metode yang digunakan untuk menghitung akurasi dalam *Data Mining.* Evaluasi menggunakan *Conffusion Matrix* menghasilkan nilai akurasi, presisi, *recall* [30].

		Actual Values: Positive (1)	Actual Values: Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 3. *Confussion Matrix*

K. *Python*

Python adalah bahasa pemrograman interpretatif yang mudah dipelayari dan dapat dijalankan pada berbagai platform dengan fokus utama pada keterbacaan kode [31]. *Python* adalah bahasa pemrograman yang memanfaatkan interpreter untuk menjalankan kode program secara langsung. Interoreter ini mampu menerjemahkan kode tanpa perlu mengompilasinya terlebih dahulu [29]. Banyaknya tweet yang masuk terkait RUU Pilkada mendorong perlunya metode baru untuk melihat opini masyarakat secara efektif. *Python* merupakan bahasa pemrograman yang dapat digunakan untuk menjawab permasalahan tersebut [32].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Crawling* Data

Crawling data yang diambil dari media sosial X dengan kata kunci "RUU Pilkada" adalah proses pengumpulan informasi yang dilakukan secara otomatis untuk mendapatkan data dalam bentuk teks. Dalam hal ini, teks yang dikumpulkan adalah *tweet* dari pengguna Aplikasi X. Pengumpulan data ini dilakukan dalam rentang waktu yang cukup lama, yakni mulai dari tanggal 28 Agustus 2024 hingga 2 Maret 2025. Selama periode tersebut, ada 1061 *tweet* yang berhasil diambil.

Namun, tidak semua *tweet* tersebut dapat langsung digunakan untuk anaisis lebih lanjut. Oleh karena itu, dilakukan tahap *pre-processing* yang meliputi berbagai proses seperti penghapusan karakter khusus, normalisasi teks dan pemilihan *tweet* yang relevan dengan topik yang sedang diteliti. Setelah melalui tahap *cleaning*, jumlah *tweet* yang siap

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

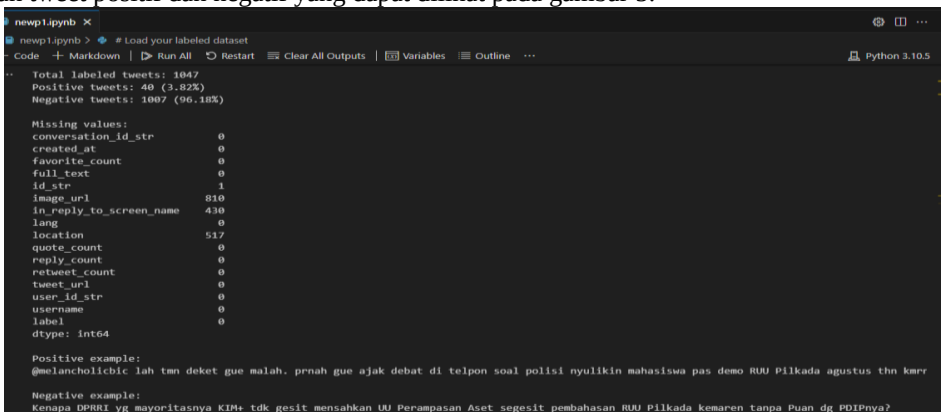
untuk dianalisis berkurang menjadi 1047 *tweet*. *Tweet-tweet* ini kemudian diklasifikasikan berdasarkan sentimen menjadi dua kategori, yaitu opini positif dan opini negatif. Hasil *crawling* data dapat dilihat pada gambar 4.

	conversat	created_a	favorite_c	full_text	id_str	image_url	in_reply_t	lang	location	quote_co	reply_cou	retweet_c	tweet_url	user_id_s	username
2	1.90E+18	Sun Mar 0	0	Kenapa DI	1.90E+18			in	Sangatta	0	0	0	https://x.(	1.96E+09	ferdybaktiJ
3	1.90E+18	Fri Feb 28	0	@mkusun	1.90E+18		mkusuma	in		0	0	0	https://x.(	1.19E+18	afdiyasrul
4	1.89E+18	Thu Feb 2	0	@ahmads	1.90E+18		ahmadsya	in		0	1	0	https://x.(	1.81E+18	m_harry59032
5	1.89E+18	Thu Feb 2	4	dulu pas c	1.89E+18			in	neverland	0	1	1	https://x.(	1.05E+18	jijirnyinyir
6	1.89E+18	Thu Feb 2	2	@gearclou	1.89E+18		gearcloud	in	neverland	0	0	0	https://x.(	1.05E+18	jijirnyinyir
7	1.89E+18	Thu Feb 2	0	Dan PDI-P	1.89E+18		RPLLegaw	in	¡¿½¡¿½¡¿½	0	0	0	https://x.(	1.75E+18	RPLLegawa
8	1.89E+18	Thu Feb 2	13	Terima ka	1.89E+18			in	Jakarta	0	2	3	https://x.(	59387308	titianggraini
9	1.89E+18	Wed Feb 1	0	@akbarfai	1.89E+18		akbarfaiza	in	BSD - Mat	0	0	0	https://x.(	1.85E+09	ridddhopratama
10	1.89E+18	Wed Feb 1	0	Badan Legislasi (Baleg) DPR RI			bersiap me	in		0	0	0	https://x.(	1.83E+18	SuaraTrenggalek
11	1.89E+18	Mon Feb 1	0	Terus ujug	1.89E+18		matilusa	in	Jakarta Ba	0	1	0	https://x.(	3.27E+09	matilusa
12	1.89E+18	Mon Feb 1	0	@EDH012	1.89E+18		EDH012	in		0	1	0	https://x.(	1.18E+18	tekarok007
13	1.89E+18	Sun Feb 2	0	@MbulGe	1.89E+18		azzamrabl	in		0	2	0	https://x.(	4.53E+08	azzamrabbani_
14	1.89E+18	Sun Feb 2	5	@G0LIATH	1.89E+18		G0LIATH8	in		0	0	0	https://x.(	1.28E+18	judee_heyy
15	1.89E+18	Sun Feb 2	0	Ahmad Do	1.89E+18			in		0	0	0	https://x.(	8.54E+17	radaraktual
16	1.89E+18	Sat Feb 22	16	Perbandir	1.89E+18	https://pbs.twimg.c		in		0	2	4	https://x.(	1.76E+18	platonoyunsky
17	1.89E+18	Sat Feb 22	3	@Justforf	1.89E+18		Justforfun	in	DKI Jakart	0	1	0	https://x.(	7.72E+08	CarolineSarah5
18	1.89E+18	Sat Feb 22	0	@PartaiSc	1.89E+18		PartaiSocr	in		0	0	0	https://x.(	1.27E+18	dhimasairlangg1
19	1.89E+18	Sat Feb 22	5	Ahmad Do	1.89E+18			in	DKI Jakart	0	0	35	https://x.(	7.22E+17	golkarpedia
20	1.89E+18	Fri Feb 21	6	@AndrePr	1.89E+18		AndrePrat	in		0	0	0	https://x.(	1.75E+18	Roselly28
21	1.89E+18	Fri Feb 21	0	Baleg DPR	1.89E+18			in		0	0	0	https://x.(	7.29E+17	TajukNasional

Gambar 4. Hasil *Crawling*

B. Pelabelan *Dataset*

Pada proses ini dilakukan persiapan dataset dengan membaca data yang kemudian diakukan distribusi sentimen untuk mengetahui jumah tweet positif dan negatif yang dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Hasil Pelabelan

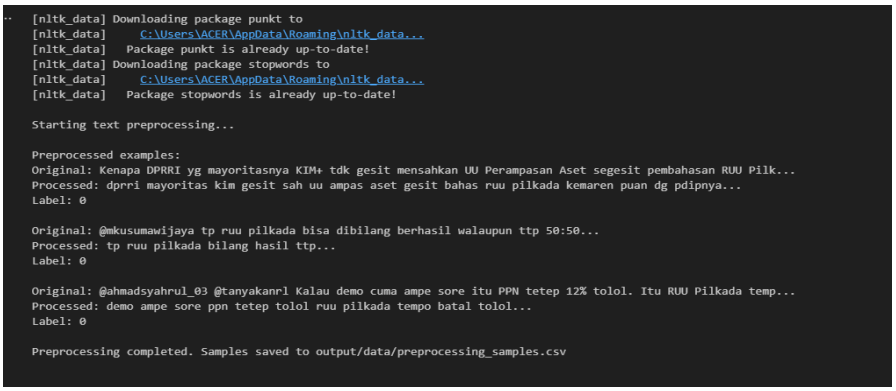
Pada gambar di atas menunjukan hasil dari proses pelabelan dimana dari 1047 *tweet* diperoleh 40 *tweet* positif dan 1007 *tweet* negatif. Data tidak memiliki nilai hilang pada kolom-kolom penting seperti *full-text* dan label, sehingga daat langsung digunakan untuk analisis sentimen. Beberapa kolom seperti *image_url*, *location* dan *in_reply_to_screen_name* memang memiliki banyak nilai kosong, yang merupakan hal umum dalam data X.

C. *Prercession*

Pada *preprocessing* ini dilakukan *cleaning* dan *case folding* untuk menghapus *noise* seperti *url*, *mention*, *hastag*, angka dan kemudia menyamakan format. Kemudian dilanjutkan dengan menyederhanakan kata dan menghilangkan kata umum yang biasa disebut normalisasi dan stopword. Setelah itu dilakukan proses *stemming* untuk mengembalikan ke akar kata untuk generalisasi. Berikut gambar 6 adalah hasil pembersihan data dan pra-pemrosesan pada dataset.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

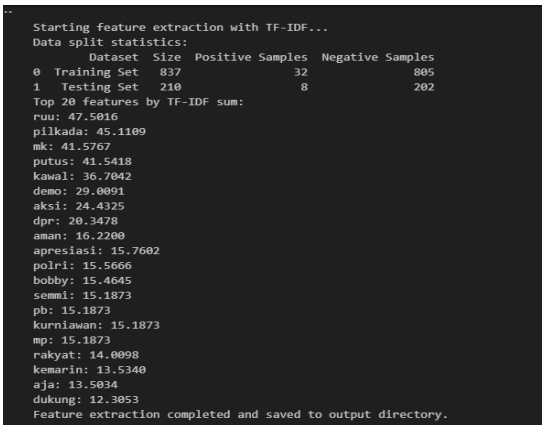


Gambar 6. Hasil Pembersihan Data dan Pra-Pemrosesan Teks

Berdasarkan gambar 6, setiap *tweet* telah dibersihkan dari kata-kata tidak penting, simbol, dan kemungkinan dilakukan normalisasi kata. Hasil akhir terlihat lebih ringkas dan berfokus pada kata-kata kunci yang relevan untuk analisis sentimen.

D. *Feature Extraction Using TF-IDF*

Pada proses ini dilakukan untuk menghitung banyaknya *term* atau kata yang muncul pada *tweet* (tf0, menghitung banyaknya *tweet* yang mengandung *term* tersebut (df), menghitung inverse dokumen *frequency* (idf) dan mengalikan tf dengan idf sebagai bobot dari *term* pada setia tweet. Hasil dari proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF diperlihatkan oleh gambar 7.



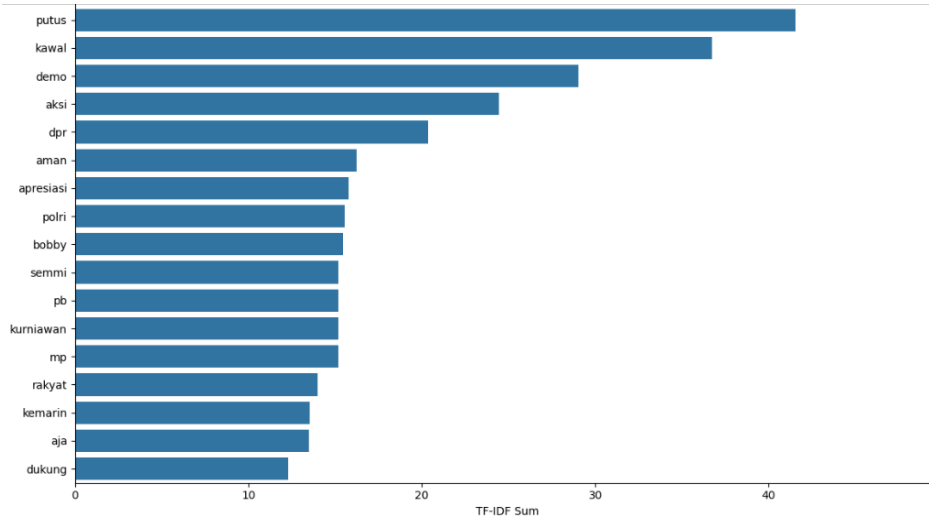
Gambar 7. Hasil *Feature Extraction Using TF-IDF*

Gambar 7 merupakan output dari proses ekstrasi fitur menggunakan TF-IDF dimana data telah dibagi menjadi dua set yaitu 837 data latih dan 210 data uji. Dari hasil perhitungan TF-IDF, kata-kata yang paling menonjol dalam korus *tweet* antara lain adalah “ruu”, “pilkada”, “mk”, “putus”, “kawal” dan yang lainnya menunjukan fokus topik pada isu-isu legislatif dan aksi masyarakat.

Dengan merujuk pada 20 kata dengan skor TF-IDF tertinggi di dataset yang memberikan wawasan tentang kata-kata yang paling berpengaruh. Kata yang dimaksud ditunjukan pada gambar 8.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)



Gambar 8. Frekuensi Teks

E. Analisa Sentimen dengan Algoritma SVM

Data yang sudah melalui *preprocessing* kemudian menggunakan SVM untuk menentukan parameter terbaik dan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Hasil pemrosesan menggunakan svm dan hasil evaluasi dapat dilihat ada gambar 9 dan 10.

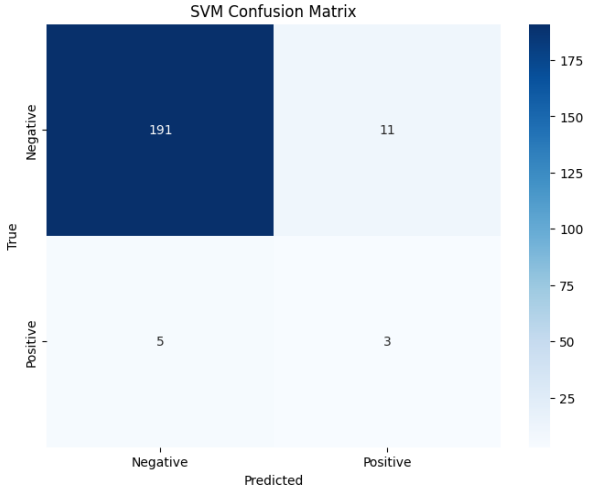
```
Starting SVM model training and evaluation...
Training SVM model...
Fitting 5 folds for each of 3 candidates, totalling 15 fits
Best parameters: {'C': 0.1, 'kernel': 'linear'}
SVM Model Evaluation:
Accuracy: 0.9238
Precision: 0.2143
Recall: 0.3750
Specificity: 0.9455
F1 Score: 0.2727

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.97      0.95      0.96       202
           1       0.21      0.38      0.27         8

    accuracy                           0.92       210
   macro avg       0.59      0.66      0.62       210
weighted avg       0.95      0.92      0.93       210


Confusion Matrix:
[[191  11]
 [  5   3]]
```

Gambar 9. Model SVM

Pada gambar 9 terlihat bahwa model *Support Vector Machine (SVM)* berhasil dilatih dengan parameter terbaik yaitu kernel linear dan nilai C sebesar 0.1. Hasil menunjukan akurasi tinggi sebesar 92,28%, namun performa dalam mendeteksi *tweet* positif masih rendah, dengan *precision* sebesar 21,43%, *recall* 37,5% dan *f1-score* 27,27%.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)



Gambar 10. Confusion Matrix SVM

Gambar di atas menunjukan *confusion matrix* dari model SVM. Baris pertama mempresentasikan *tweet* dengan label sebenarnya negatif, dimana 191 *tweet* berhasil diprediksi dengan benar sebagai negatif, dan 11 *tweet* diprediksi sebagai positif. Baris kedua menunjukan *tweet* dengan label sebenarnya positif, dimana 3 *tweet* diprediksi dengan benar sebagai benar dan 5 tweet lainnya diprediksi sebagai negatif.

F. Analisa Sentimen dengan Algoritma CNN

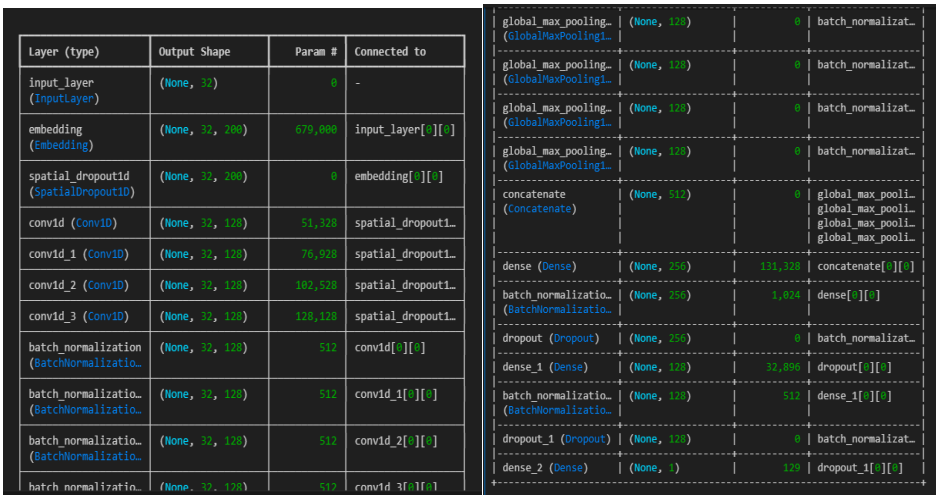
Data yang sudah melalui *preprcessing* kemudian dilatih dengan pembobotan kelas yang seimban untuk menangani data tidak seimbang, serta dievaluasi secara menyeluruh menggunakan *confusion matrix*. Berikut hasil pemrosesan data dan evaluasi dapat dilihat pada gambar-gambar berikut.

Gambar 11. Hasil Label Distribusi

Pada gambar 11 proses pelatihan model CNN dimulai dengan tokenisasi dan padding data teks menjadi panjang urutan 32, dengan statistik menunjukan panjang urutan maksimum 47 dan rata-rata 17,6. Distribusi label data pelatihan sangat tidak seimbang, dengan 96% data berlabel 0 dan 3,8% berlabel 1. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, digunakan *class weights*, dimana kelas 1 diberikan bobot lebih tinggi (13.08) agar model lebih memperlihatkan kelas tersebut.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

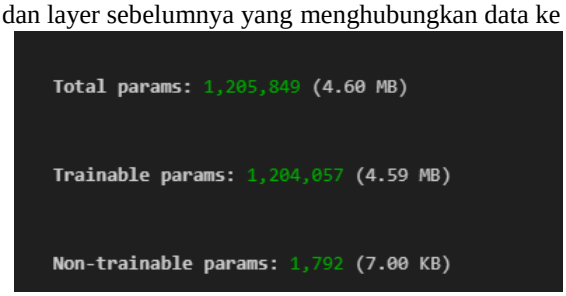


Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_layer (InputLayer)	(None, 32)	0	-
embedding (Embedding)	(None, 32, 200)	679,000	input_layer[0][0]
spatial_dropout1d (SpatialDropout1D)	(None, 32, 200)	0	embedding[0][0]
conv1d (Conv1D)	(None, 32, 128)	51,328	spatial_dropout1…
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 32, 128)	76,928	spatial_dropout1…
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 32, 128)	102,528	spatial_dropout1…
conv1d_3 (Conv1D)	(None, 32, 128)	128,128	spatial_dropout1…
batch_normalization (BatchNormalizatio…	(None, 32, 128)	512	conv1d[0][0]
batch_normalizatio… (BatchNormalizatio…	(None, 32, 128)	512	conv1d_1[0][0]
batch_normalizatio… (BatchNormalizatio…	(None, 32, 128)	512	conv1d_2[0][0]
batch_normalizatio…	(None, 32, 128)	512	conv1d_3[0][0]

global_max_pooling… (GlobalMaxPooling1…	(None, 128)	0	batch_normalizat…
global_max_pooling… (GlobalMaxPooling1…	(None, 128)	0	batch_normalizat…
global_max_pooling… (GlobalMaxPooling1…	(None, 128)	0	batch_normalizat…
global_max_pooling… (GlobalMaxPooling1…	(None, 128)	0	batch_normalizat…
concatenate (Concatenate)	(None, 512)	0	global_max_pooli… global_max_pooli… global_max_pooli… global_max_pooli…
dense (Dense)	(None, 256)	131,328	concatenate[0][0]
batch_normalizatio… (BatchNormalizatio…	(None, 256)	1,024	dense[0][0]
dropout (Dropout)	(None, 256)	0	batch_normalizat…
dense_1 (Dense)	(None, 128)	32,896	dropout[0][0]
batch_normalizatio… (BatchNormalizatio…	(None, 128)	512	dense_1[0][0]
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	0	batch_normalizat…
dense_2 (Dense)	(None, 1)	129	dropout_1[0][0]

Gambar 12. Gambar Model CNN

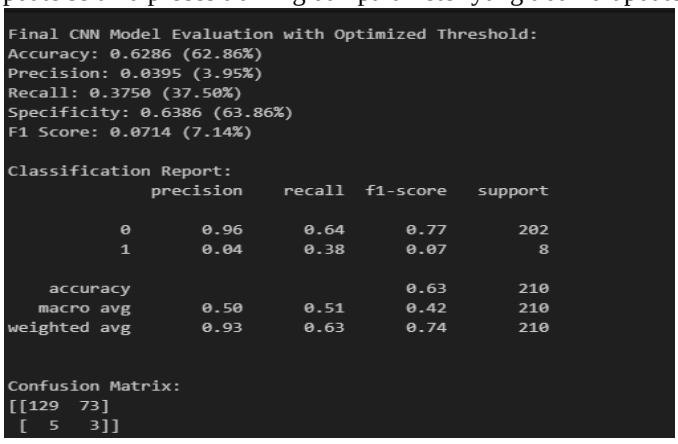
Gambar diatas adalah output dari model.summary() pada arsitektur model CNN di Tensorflow. Pada output tersebut terdapat nama layer dan jenis layer yang digunakan, bentuk output dari layer setelah menerima input, jumlah parameter yang bisa dilatih di layer tersebut dan layer sebelumnya yang menghubungkan data ke layer berikutnya.



```
Total params: 1,205,849 (4.60 MB)

Trainable params: 1,204,057 (4.59 MB)

Non-trainable params: 1,792 (7.00 KB)
```

Gambar 13. Jumlah Parameter

Gambar 13 menunjukan jumlah parameter model dimana terdapat jumlah keseluruhan model baik yang dilatih maupun tidak, parameter yang akan diupdate selama proses training dan parameter yang tidak diupdate saat training.



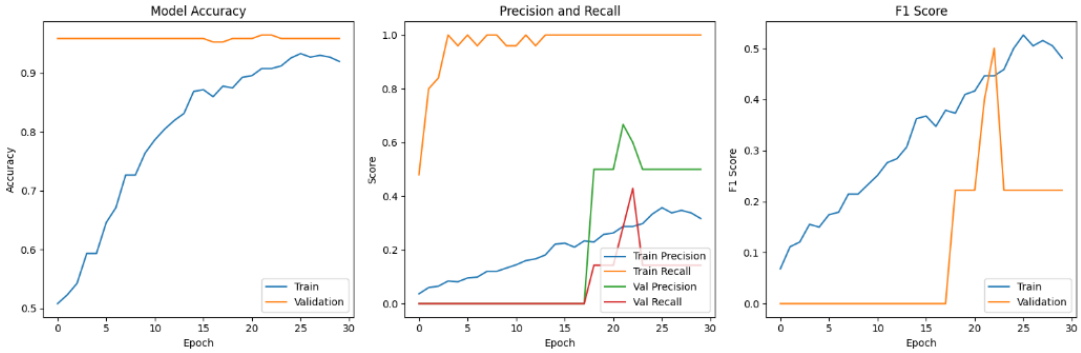
```
Final CNN Model Evaluation with Optimized Threshold:
Accuracy: 0.6286 (62.86%)
Precision: 0.0395 (3.95%)
Recall: 0.3750 (37.50%)
Specificity: 0.6386 (63.86%)
F1 Score: 0.0714 (7.14%)

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.96      0.64      0.77       202
           1       0.04      0.38      0.07         8

    accuracy                           0.63       210
   macro avg       0.50      0.51      0.42       210
weighted avg       0.93      0.63      0.74       210


Confusion Matrix:
[[129  73]
 [  5   3]]
```

Gambar 14. Hasil Evaluasi Model CNN

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

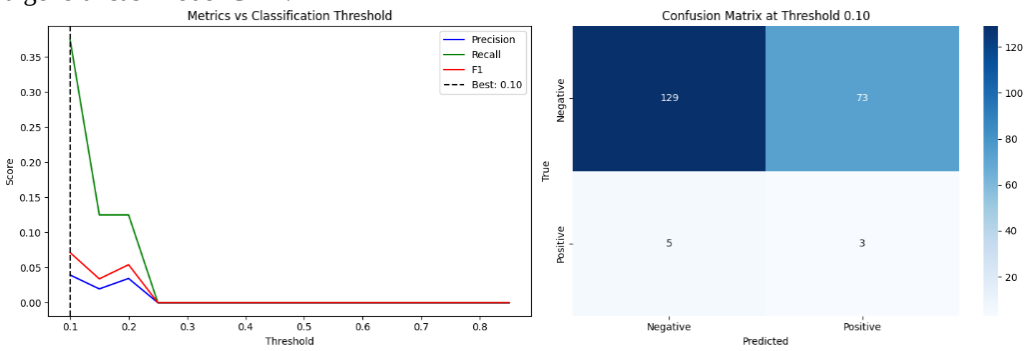
Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

Gambar 14 menunjukan hasi evaluasi akhir model CNN dengan *threshold* yang telah dioptimasi dimana model mencapai akurasi tinggi 96.67% dan *precision* sempurna 100%, namun recal rendah 12.5% mengindikasikan masih banyak data positif yang tidak terdeteksi. *F1-score* juga rendah yaitu 22.22% karena ketidakseimbangan data, meskipun spesifikasi mencapai 100%. Model cenderung sangat akurat untuk kelas mayoritas, tapi kurang efektif dalam menangka kelas minoritas.



Gambar 15. Model *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1 Score*

Grafik pertama (model *accuracy)* menunjukan bahwa garis biru (akurasi pelatihan) terus meningkat hingga mendekati 1, sementara garis oranye (akurasi validasi) tetap datar di sekitar 0.93, menandakan overfitting karena model hanya bagus di data pelatihan. Grafik kedua (*precision and recall*) memperlihatkan garis merah dan hijau (*precision* dan *recall* validasi) berada di angka 0 hampir sepanjang waktu, hanya naik sedikit menjelang akhir, sementara garis biru dan oranye (*precision* dan *recall* pelatihan) perlahan meningkat menunjukan model tidak mampu mengenali kelas positif dengan baik di data validasi. Grafik ketiga (*F1-score*) menampilkan garis biru (F1 pelatihan) yang naik stabil, sedangkan garis oranye (F1 validasi) tetap sangat rendah, menggambarkan ketidaseimbangan performa antara pelatihan dan validasi serta rendahnya generalisasi model CNN.

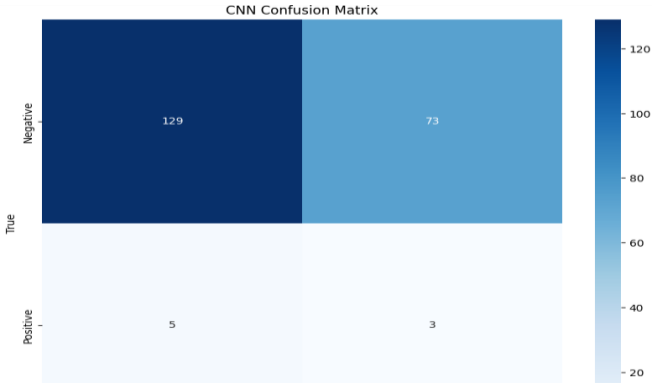


Gambar 16. Performa Model CNN

Grafik diatas menunjukan performa model CNN terhadap berbagai nilai threshld klasifikasi. Sumbu X (*Threshold*) merupakan nilai ambang untuk memutuskan apakah prediksi output termasuk kelas positif atau negatif. Misalnya, jika *threshold* = 0.1 maka prediksi ≥ 0.1 dianggap positif. Sedangkan sumbu Y (*Score)* merupakan nilai metrik evaluasi (*precision, recall* dan *F1-score*) pada tiap *threshold*. Pada grafik juga terdapat garis berwarna yang mana garis biru melambangkan *precision*, garis hijau untuk *recall*, garis merah untuk *F1-score* dan garis putus-putus pada 0.10 yang menghasilkan *F1-score* tertinggi sebagai *threshold* terbaik. Pada *confusion matrix* pada threshod 0.10 dapat dilihat nilai dari TN, FP, FN dan TP yang jika dihitung menghasilkan nilai matrik evaluasi yang sama seperti pada grafik.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)



Gambar 17. *Confussion Matrix CNN*

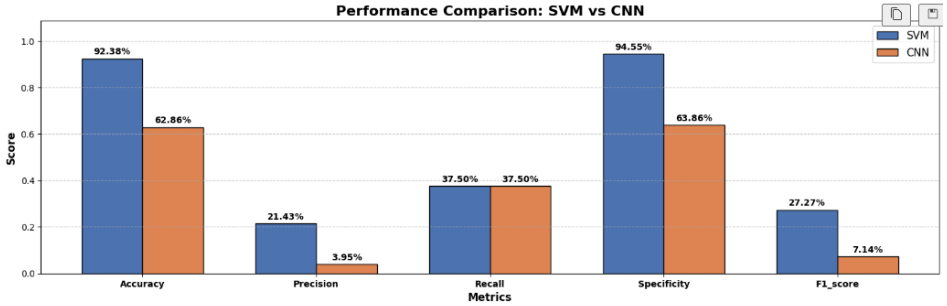
Gambar ini menunjukan bagaimana model CNN (*Convolutional Neural Network*) melakukukan prediksi terhadap data uji dalam klasifikasi sentimen.

G. Perbandingan Kinerja Model SVM dan CNN

Setelah data selesai dikelolah menggunakan model SVM dan juga CNN kemudian dilakukan perbandingan antara kedua model tersebut dengan cara yang sangat tererinci, baik dari sisi matriks evaluasi maupun analisis fitur, dan memberikan gambaran visual yang membantu untuk memilih model yang lebih baik. Perbandingan dilakukan berdasarkan matriks standar dan visualisasi yang membantu untuk menilai kinerja model secara lebih mudah. Hasil perbandingan dapat dilihat pada gambar 18.

```
Model Performance Comparison:
     Metric            SVM            CNN Absolute Diff. Relative Improvement
   Accuracy 0.9238 (92.38%) 0.6286 (62.86%)        -0.2952             -31.96%
  Precision 0.2143 (21.43%)  0.0395 (3.95%)        -0.1748             -81.58%
     Recall 0.3750 (37.50%) 0.3750 (37.50%)         0.0000               0.00%
Specificity 0.9455 (94.55%) 0.6386 (63.86%)        -0.3069             -32.46%
   F1_score 0.2727 (27.27%)  0.0714 (7.14%)        -0.2013             -73.81%

Overall Performance (Simple Average):
SVM: 0.5463 (54.63%)
CNN: 0.3506 (35.06%)

Overall Performance (Weighted Average):
SVM: 0.5419 (54.19%)
CNN: 0.3360 (33.60%)

The SVM model performed better with a weighted score of 0.5419 (54.19%)
```

Gambar 18. Hasil Perbandingan

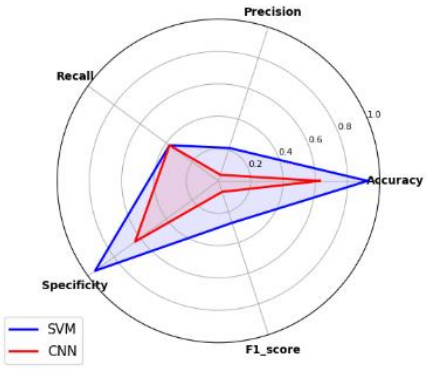


Gambar 19. Diagram Batang Hasil Perbandingan

Grafik yang ditunjukan pada gambar 19 adalah perbandingan kinerja model SVM dan CNN berdasarkan lima matrik evaluasi utama, ditampilkan dalam bentuk *bar chart.* Pada grafik ini terlihat bahwa model SVM menunjukan performa lebih baik pada seluruh metrik, kecuali recall yang nilainya sama antara kedua model.

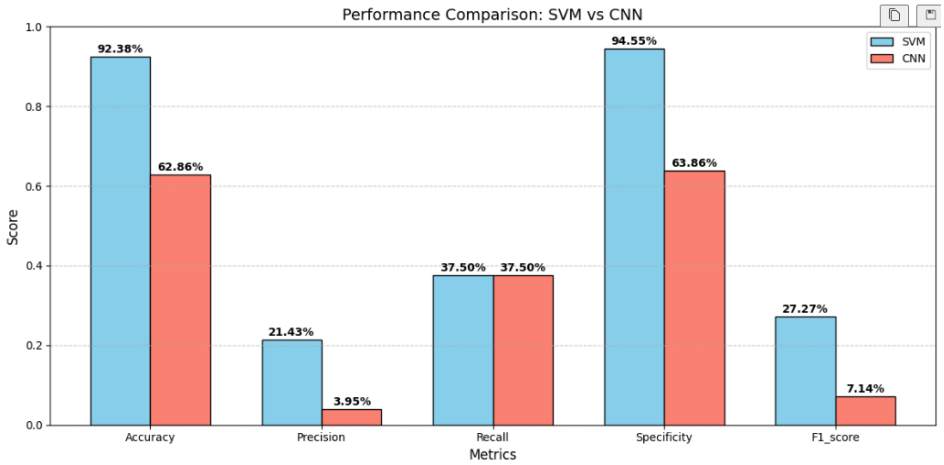
DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)



Gambar 20. *Spider Chart* Hasil Perbandingan

Gambar 20 menunjukan radar *chart* atau *spider chart* yang digunakan untuk membandingkan performa dua model, yaitu SVM (garis biru) dan CNN (garis merah), berdasarkan beberapa matrik evaluasi model klasifikasi. Matrik yang ditampilkan berupa *precison*, *recall*, *acuracy*, *F1-score* dan *specificity*. Setiap sumbu mempresentasikan salah satu matrik evaluasi. Jarak dari pusat ke tepi menggambarkan nilai masing-masing matrik dari 0 hingga 1. Garis biru (SVM) menutupi area yang lebih luas, terutama pada ada matrik *accuracy*, *secificity* dan recall, menunjukan performa yang lebih tinggi pada matrik tersebut. Garis merah (CNN) menutupi area yang lebih kecil, menandakan performa CNN yang lebih rendah dibanding SVM dalam matrik-matrik tersebut.

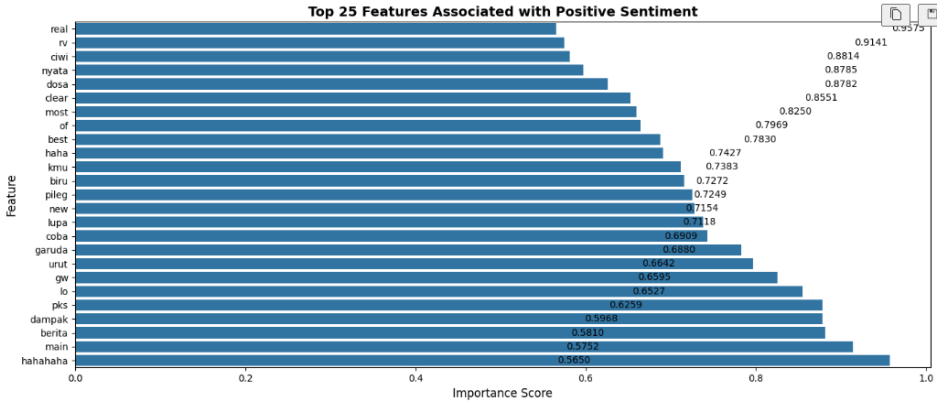


Gambar 21. Grafik Perbandingan Kinerja SVM dan CNN

Gambar 21 menunjukan grafik perbandingan kinerja antara dua model SVM dan CNN berdasarkan nilai matrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *secificity* dan *F1-score* dimana diagram berwarna biru mewakili model SVM dan diagram berwarna merah melambangkan model CNN. Dengan demikian dapat dilihat berdasarkan diagram diatas SVM mengungguli CNN secara signifikan dalam hampir semua matrik.

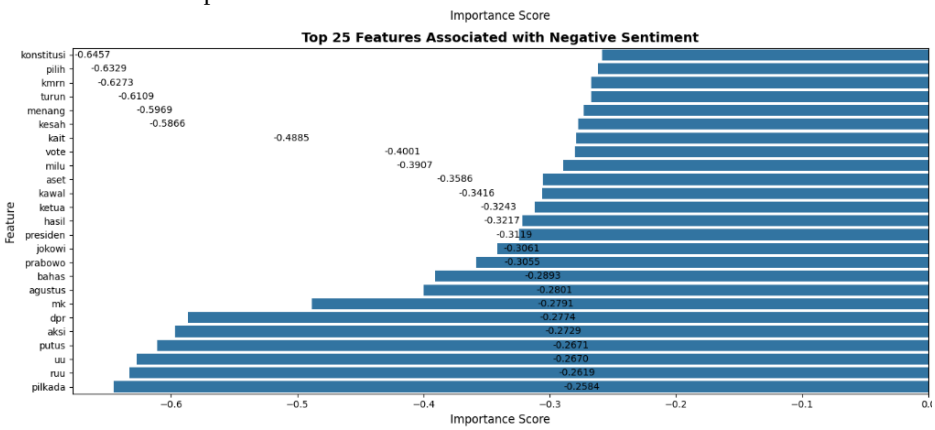
DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)



Gambar 22. Token Terpenting dalam Sentimen Positif

Gambar diatas menunjukan 22 kata atau token yang paling berkontribusi terhadap prediksi sentimen positif. Sumbu Y berisi kata-kata (fitur) dari *tweet* yang dianggap sebagai indikator sentimen positif. Sumbu X adalah *importance score* atau skor penting fitur dalam menentukan sentimen positif. Semakin tinggi skornya, semakin besar pengaruh fitur tersebut dalam klasifikasi sentimen positif.

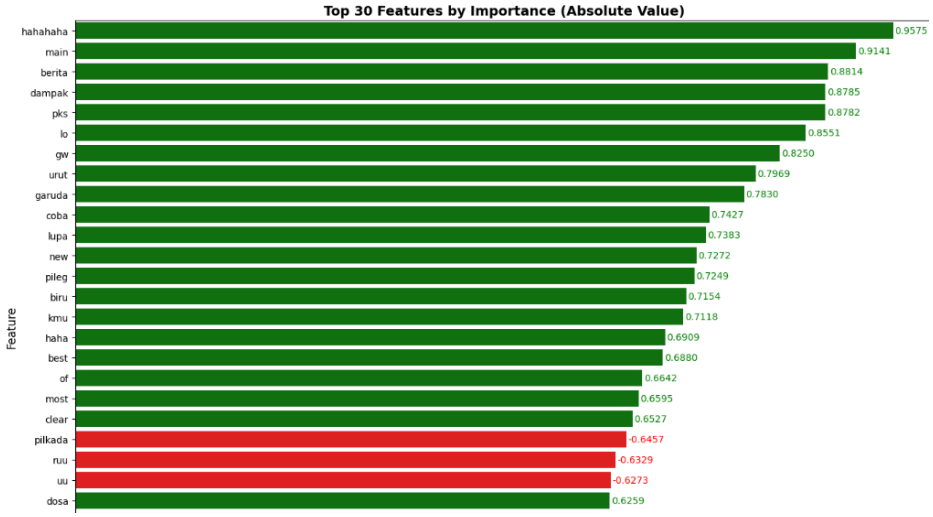


Gambar 23. Token Terenting dalam Sentimen Negatif

Gambar diatas menunjukan 24 kata atau token yang paling berkontribusi terhadap prediksi sentimen negatif. Sumbu Y berisi kata-kata (fitur) dari *tweet* yang dianggap sebagai indikator sentimen negatif. Sumbu X adalah *importance score* atau skor penting fitur dalam menentukan sentimen negatif. Semakin tinggi skornya, semakin besar pengaruh fitur tersebut dalam klasifikasi sentimen negatif.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

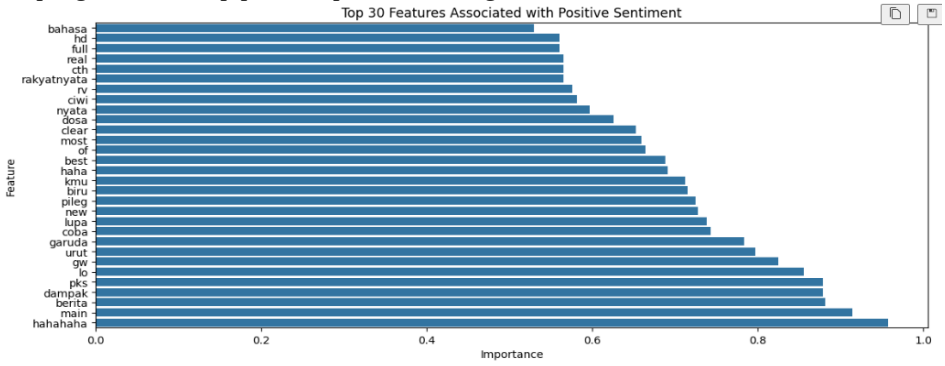


Gambar 24. Grafik Nilai Absolut

Grafik top 30 fitur berdasarkan nilai absolut yang ditunjukan pada gambar 25 menampilkan kata-kata yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi sentimen baik positif maupun negatif. Sumbu Y pada grafik berupa kata-kata fitur dari data sedangkan sumbu X merupakan *importance score* atau nilai kontribusi fitur terhadap keputusan model. Warna pada grafik juga memiliki makna dimana warna hijau melambangkan fitur yang berkorelasi dengan sentimen positif dan warna merah melambangkan fitur yang berkorelasi dengan sentimen negatif.

H. Analisis *Feature Importance*

Pada tahap ini dilakukan analisis pentingnya fitur dari model SVM dengan tujuan untuk mengetahui kata-kata atau fitur apa yang paling berpengaruh terhadap prediksi positif atau negatif oleh model.

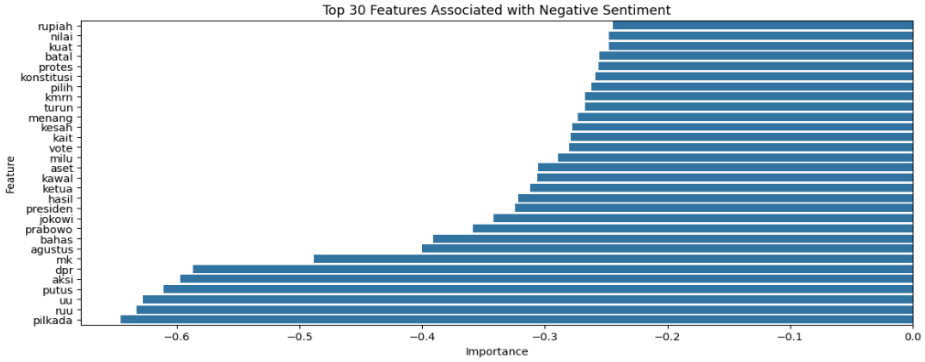


Gambar 25. Hasil analisis fitur sentimen positif

Gambar 25 menunjukan 30 kata teratas yang paling berpengaruh terhadap sentimen positif berdasarkan analisis *feature importance* dari model.

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research.
http://journal.stmikjayakarta.ac.id/index.php/jisamar ,
jisamar@stmikjayakarta.ac.id , jisamar2017@gmail.com
e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

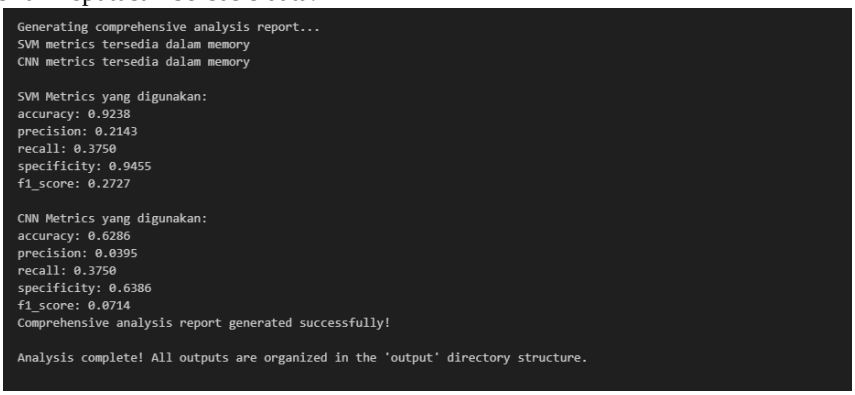


Gambar 26. Hasil Analisis Fitur Sentimen Negatif

Gambar 26 menunjukan 30 kata teratas yang paling berpengaruh terhadap sentimen negatif berdasarkan analisis *feature importance* dari model.

I. Laporan Hasil Analisis Sentimen RUU Pilkada dengan SVM dan CNN

Setelah melalui banyak proses maka dilakukan pembuatan matriks performa dari model SVM dan CNN, perhitungan skor rata-rata berbobot untuk menentukan model terbaik, analisis distribusi sentimen dari tweet, identifikasi kata-kata kunci yang berpengaruh, serta penyusunan laporan dan ringkasan eksekutif dalam format markdwn untuk mendukung analisis dan pengambilan keputusan berbasis data.



Gambar 27. Hasil Laporan Akhir

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan performa metode *Support Vector Machine (SVM)* dan *Convoltional Neural Network (CNN)* dalam analisis Sentimen terhadap RUU Pilkada di Aplikasi X. Berdasarkan hasil evaluasi, SVM menunjukan kinerja yang lebih unggul dibandingkan CNN pada hampir semua matriks, dengan akurasi SVM mencapai 92,38% dan F1-score 27,27%. Sebaliknya, CNN mencatatkan akurasi 62,86 dan F1-score 7,14%. Meskipun CNN unggul dalam pemrosesan data sekuensial, SVM terbukti lebih stabil dan akurat dalam konteks dataset ini.

V. DAFTAR PUSTAKA

[1] Rianda, M., dan Hamzah, M. A. Implikasi Putusan Mahkamah Konstitusi Nomor 1/PHPU. PRES-XXII/2024 terhadap Pelaksanaan Pemilihan Kepala Daerah.
[2] Tokan, C. F., Andriani, P., Ang, S. Dan Prianto, Y. 2024. Penanganan Demonstran Pada Aksi

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Mengawal Putusan Mk Di Jakarta. *Multilingual: Journal Of Universal Studies. 4*(3): 368-380, available at: **https://ejournal.penerbitjurnal.com/index.php/multilingual/article/view/928**

[3] Nursinggah, L., Mufizar, T. Dan Perjuangan, U. 2024. Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi X Terhadap Program Makan Siang Gratis Dengan Metode Naïve Bayes Classifier. *J. Inform. Dan Tek. Elektro Ter. 12*(3). Availabe at: **https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/4336**

[4] Naufal, M. F. Dan Kusuma, S. F. 2022. Analisis Sentimen Pada Media Sosial Twitter Terhadap Kebijakan Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat Berbasis Deep Learning. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian*. *8*(1): 44-49. Availabe at: **https://repository.ubaya.ac.id/41763/**

[5] Sitio, G. Y., Rumapea, S. A. Dan Lumbanraja, P. 2023. Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Negara Di Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *METHOTIKA: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*. *3*(2): 97-104. Availabe at: **https://ejurnal.methodist.ac.id/index.php/methotika/article/view/2680**

[6] Susilawati, A. T., Lestari, N. A. Dan Nina, P. A. 2024. Analisis Sentimen Publik Pada Twitter Terhadap Boikot Produk Israel Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Nian Tana Sikka: Jurnal Ilmiah Mahasiswa*. *2*(1): 26-35. Tersedia pada: **https://ejournal-nipamof.id/index.php/NianTanaSikka/article/view/240**

[7] Abidin, R. Dan Herawati, A. 2024. Analisis Sentimen Publik Terhadap Kebijakan Program Tabungan Perumahan Rakyat (Tapera). *Journal Of Information System And Computer*. 4(1): 13-19. available at: **https://journal.unisnu.ac.id/JISTER/article/view/1002/449**

[8] Setyaningtyas, E. Dan Nugroho, K. 2024. Analisis Sentimen Media Sosial Pada Pengguna Twitter Terhadap Pemilu 2024 Menggunakan Metode LSTM. *Jurasik (Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika)*. *9*(2): 673-683. available at: **https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik/article/view/799**

[9] Ramdhani, N. 2021. Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Belajar Daring Selama Pandemi Covid-19 Dengan Deep Learning. *Jurnal Siliwangi Seri Sains Dan Teknologi*. *7*(2). available at: **https://jurnal.unsil.ac.id/index.php/jssainstek/article/view/4281**

[10] Harahap, E. D. Dan Kurniawan, R. 2024. Analisis Sentimen Komentar Terhadap Kebijakan Pemerintah Mengenai Tabungan Perumahan Rakyat (TAPERA) Pada Aplikasi X Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas.* 166-175. available at: **https://ejournal.ust.ac.id/index.php/JTIUST/article/view/3911**

[11] Maulana, A. Dan Yuliana, A. 2024. Analisis Sentimen Opini Publik Terkait Judi Online Pada Pengguna Aplikasi X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Mechine. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan. 12*(3S1): available at: **https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/5187**

[12] Wijayanti, K. Dan Wijayani, Q. N. 2024. Peranan Aplikasi Twitter Atau X Dalam Interaksi Komunikasi Guna Membantu Penyeimbangan Kesehatan Mental Pada Remaja Saat Ini. *Journal Sains Student Research*. *2*(1): 07-15. available at: **https://ejurnal.kampusakademik.co.id/index.php/jssr/article/view/469**

[13] Homaidi, A. Dan Fatah, Z. 2024. Implementasi Metode K-Nearest Neighbors (KNN) Untuk Klasifikasi Penyakit Jantung. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*. *8*(3): 1720-1728. Available at: **https://ejournal.uniramalang.ac.id/index.php/g-tech/article/view/4495**

[14] Purnama, J. J. Dan Rahayu, S. 2022. Klasifikasi Konsumsi Energi Industri Baja Menggunakan Teknik Data Mining. *Jurnal Teknoinfo*. *16*(2): 395-407. available at: **https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/article/view/1984**

[15] Paul, H., Wiguna, A. S. Dan Santoso, H. 2023. Penerapan Algoritma Support Vector Machine Dan Naive Bayes Untuk Klasifikasi Jenis Mobil Terlaris Berdasarkan Produksi Di Indonesia. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*. *7*(1): 39-44. available at: **https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/4336**

[16] Susana, H. 2022. Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*. *4*(1): 1-8. available at: **https://jursistekni.nusaputra.ac.id/article/view/96**

[17] Larasati, R. C., Dewi, C. Dan Christanto, H. J. 2024. Analisis Sentimen Produk Kecantikan

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

Jenis Moisturizer Di Twitter Menggunakan Algoritma Super Vector Machine. *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi Dan Komputer)*. *7*(1): 124-134. available at: **https://jurnal.murnisadar.ac.id/index.php/Tekinkom/article/view/1243**

[18] Maulana, A. R. Dan Rochmawati, N. 2020. Opinion Mining Terhadap Pemberitaan Corona Di Instagram Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal Of Informatics And Computer Science (JINACS)*. *2*(01): 53-59. available at: **https://ejournal.unesa.ac.id**

[19] Permana, M. A., Darwiyanto, E. Dan Bijaksana, M. A. 2021. Pembobotan Dan Pemeringkatan Ayat Al-Quran Berdasarkan Compound, Term Frequency Dan Prinsip Pareto Untuk Membantu Hafalan. *Eproceedings Of Engineering*. *8*(2). available at: **https://openlibrarypubications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/14723**

[20] Rohmansa, R. Q., Pratiwi, N. Dan Palepa, M. J. 2024. Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Discord Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*. *9*(1): 368-378. available at: **https://jurnal.stikipgritulungagung.ac.id/index.php/jipi/article/view/4943**

[21] Liawati, A., Narasati, R., Solihudin, D., Rohmat, C. L. Dan Permana, S. E. 2023. Analisis Sentimen Komentar Politik Di Media Sosial X Dengan Pendekataan Deep Learning. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*. *7*(6): 3557-3563. available at: **https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/8248**

[22] Arfan, I. S., Fauziah, S. Dan Nawangsih, I. 2024. Analisis Sentimen Terhadap Cyber Bullying Di X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes: Sentiment Analyst Of Cyber Bullying In X Using Naïve Bayes Algorithm. *MALCOM: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science*. *4*(4): 1411-1419. available at: **https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom**

[23] Ni'mah, A. T. Dan Arifin, A. Z. 2020. Perbandingan Metode Term Weighting Terhadap Hasil Klasifikasi Teks Pada Dataset Terjemahan Kitab Hadis. *13*(2): 172-180. available at: **https://journal.trunojoyo.ac.id/rekayasa/article/view/6412**

[24] Huda, K., Pohan, S. D., dan Herlina, Y. 2024. Penerapan Pembobotan Term Frequency InverseDocument Frequency dan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Analisis Ulasan Hotel di Situs Tripadvisor. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*. *12*(3). available at: **https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/4800**

[25] Lestari, S. Dan Febryanti, M. 2024. Analisis Sentimen Mengenai Produk Inovasi Invisible TV Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *INTECOMS: Journal Of Information Technology And Computer Science*. (5): 1675-1684. available at: **https://journal.ipm2kpe.or.id/index.php/INTECOM/article/view/11585/7824**

[26] Yohannes, R. Dan Al Rivan, M. E. 2022. Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN SVM. *Jurnal Algoritme*. *2*(2): 133-144. available at: **https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/algoritme/article/view/2363**

[27] Aruan, J. D. C., Rahayudi, B. Dan Ridok, A. 2022. Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Pelayanan Rumah Sakit Umum Daerah Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Term Frequency-Inverse Document Frequency. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*. *6*(5): 2072-2078. available at: **https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/10976/4860**

[28] Adek, R. T., Fikry, M. Dan Khalil, U. 2021. News Opinion Classification Application With Support Vector Machine Algorithm Using Framework Codeigniter. *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*. *5*(1): 160-166. available at: **https://ojs.uma.ac.id/index.php/jite/article/view/5189/3420**

[29] Sari, D. Dan Kurniawan, R. 2024. Analisis Sentimen Terhadap Kinerja Program Walikota Medan Pada Media Sosial X Menggunakan Support Vector Machine: Sentiment Analysis Of The Performance Of Medan Mayor Program On Social Media X Using Support Vector Machine. *MALCOM: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science*. *4*(4): 1539-1548. available at: **https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/1685**

[30] Adiyatma, F. A., Alam, S. Dan Komara, M. A. 2024. Analisis Sentimen Masyarakat Di Platform X Terhadap

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887

e-ISSN: 2598-8719 (Online), p-ISSN: 2598-8700 (Printed) , Vol.9 No.2 (May 2025)

Penggunaan Bansos Untuk Memenangkan Salah Satu Capres Tertentu Di Pilpres 2024 Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*. *8*(5): 9941-9947. available at: **https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/10836**

[31] Wati, R. Dan Ernawati, S. 2021. Analisis Sentimen Persepsi Publik Mengenai PPKM Pada Twitter Berbasis SVM Menggunakan Python. *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*. 240-247. available at: **https://ejournal.ust.ac.id/index.php/JTIUST/article/view/1465**

[32] Vindua, R. Dan Zailani, A. U. 2023. Analisis Sentimen Pemilu Indonesia Tahun 2024 Dari Media Sosial Twitter Menggunakan Python. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer). 10*(2): 479-487. available at: **https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id**

DOI: 10.52362/jisamar.v9i2.1887