

Analisis Sentimen Pengguna X terhadap Chatgpt dengan Algoritme Naive Bayes

Bayu Purbayanto ^{#1}, Teguh Nurhadi Suharsono ^{*2}

[#]Program Studi Teknik Informatika, Institut Digital Ekonomi LPKIA
Jl. Soekarno Hatta No.456, Bandung, Jawa Barat, Indonesia

¹bayupurbayanto@gmail.com

^{*}Universitas Sangga Buana

Jl. P.H.H. Mustopa No. 68, Bandung, Indoensia

²teguh.nurhadi@usbypkp.ac.id

Abstract— Artificial intelligence has experienced rapid growth in various sectors of modern human life. One example is ChatGPT (chat generative pre-trained transformer), which OpenAI developed. ChatGPT is capable of understanding and generating human-like text. ChatGPT is used to answer questions, create articles, generate code, and scientific journals. However, some concerns are that using ChatGPT in education may not optimally support the development of students' problem-solving and critical-thinking skills. In addition, ChatGPT may also reduce the role of workers in content creation, from writers to programmers. Therefore, analyzing public sentiment towards ChatGPT is important. In this study, sentiment analysis was conducted on users of app X, a social media platform often used to express opinions. Naive Bayes classifier was used as the algorithm to analyze the sentiment of 4,861 data collected, with 2,884 data after preprocessing. The analysis results showed positive (1,543 data), negative (318 data), and neutral (1,023 data) sentiments. The Naive Bayes algorithm provides an accuracy of 87.175043%. This research provides a more in-depth view of the community's response to ChatGPT. Such results are important to support the responsible development of this model by ensuring the validity of the information and avoiding over-reliance. This research provides a foundation for OpenAI to better develop ChatGPT according to the needs and expectations of the community.

Keywords—Sentiment analysis, X, ChatGPT, Lexicon based, Naive Bayes

Abstrak— Kecerdasan buatan (artificial intelligence) telah mengalami pertumbuhan yang pesat dalam berbagai sektor kehidupan manusia modern. Salah satu contohnya adalah ChatGPT (chat generative pretrained transformer) yang dikembangkan oleh OpenAI. ChatGPT mampu memahami dan menghasilkan teks mirip manusia. ChatGPT digunakan untuk menjawab pertanyaan, membuat artikel, generate code, dan jurnal ilmiah. Namun, muncul kekhawatiran bahwa penggunaan ChatGPT dalam pendidikan mungkin tidak secara optimal mendukung perkembangan kemampuan pemecahan masalah dan berpikir kritis para siswa. Selain itu, pemanfaatan ChatGPT juga dapat mengurangi peran pekerja dalam pembuatan konten, dari penulis hingga programmer. Oleh karena itu, analisis sentimen masyarakat terhadap ChatGPT menjadi penting. Dalam penelitian ini, analisis sentimen dilakukan terhadap pengguna aplikasi X, sebuah platform media sosial yang sering digunakan untuk mengungkapkan pendapat. Naive Bayes classifier digunakan sebagai algoritme untuk menganalisis

sentimen dari 4.861 data yang berhasil dikumpulkan, dengan 2.884 data setelah preprocessing. Hasil analisis menunjukkan sentimen positif (1.543 data), negatif (318 data), dan netral (1.023 data). Algoritme Naive Bayes memberikan akurasi sebesar 87,175043%. Penelitian ini memberikan pandangan yang lebih mendalam tentang respon masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT. Hasil tersebut penting untuk mendukung pengembangan model ini secara bertanggung jawab dengan memastikan validitas informasi dan menghindari ketergantungan berlebihan. Penelitian ini memberikan landasan bagi OpenAI untuk mengembangkan ChatGPT dengan lebih baik sesuai dengan kebutuhan dan harapan masyarakat.

Kata Kunci— Analisis sentimen, X, ChatGPT, Lexicon based, Naive Bayes

I. PENDAHULUAN

Kurangnya regulasi di pasar AI berkaitan dengan masalah etika yang terkait dengan pembuatan dan pemanfaatan teknologi AI, seperti ChatGPT [1]. Pelatihan model AI melibatkan data yang luas yang mungkin menimbulkan bias dalam tanggapan mereka [2]. Kurangnya regulasi pasar AI juga menimbulkan kekhawatiran tentang dampak teknologi AI terhadap pengambilan keputusan dan otonomi manusia [3]. Ketika model AI, seperti ChatGPT, memperoleh lebih banyak kemampuan dalam menghasilkan respons teks yang mirip manusia, terdapat risiko bahwa manusia akan terlalu bergantung pada konten yang dihasilkan AI, tanpa mengevaluasi atau memverifikasi informasi secara kritis [4]. Selain itu, penggunaan kemampuan ChatGPT di dunia pendidikan memiliki indikasi tidak mendukung dalam mengembangkan keterampilan pemecahan masalah (problem solving) dan kemampuan berpikir kritis (critical thinking) bagi para siswa, yang merupakan faktor penting dalam mencapai keberhasilan di bidang akademis maupun sepanjang hidup [5]. Oleh karena itu, penting bagi OpenAI untuk melakukan evaluasi kembali dalam penggunaan ChatGPT yang baru saja mereka buat.

Salah satu bahan evaluasi yang dapat dipertimbangkan dalam menilai dan mengembangkan ChatGPT, yaitu hasil analisis sentimen para penggunanya untuk memahami model bahasa, seperti ChatGPT dipandang oleh masyarakat. Hasil analisis ini dapat digunakan untuk memperbaiki dan memperkuat model ini. Dalam penelitian ini dilakukan

analisis sentimen pengguna X, atau sebelumnya lebih dikenal dengan Twitter, terhadap ChatGPT dengan algoritme *Naive Bayes*.

Analisis sentimen pengguna X merupakan suatu proses analisis yang digunakan untuk menentukan sentimen pengguna X terhadap suatu topik tertentu. Analisis ini dilakukan dengan memeriksa pernyataan atau ucapan yang dibuat oleh pengguna X dan melakukan klasifikasi terhadap pernyataan positif, negatif, ataupun netral. Analisis sentimen ini bertujuan untuk memahami persepsi dan respon masyarakat terhadap suatu produk, jasa, atau teknologi tertentu [6].

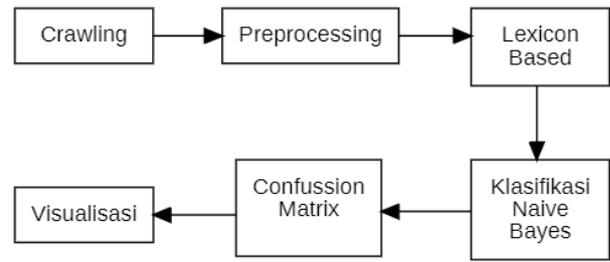
X menjadi objek penelitian analisis sentimen karena banyaknya data yang tersedia di *platform* tersebut [7][8]. X memiliki jangkauan yang luas yang memungkinkan para peneliti mempelajari tren terkini dan menyebarkan informasi dengan cepat [9]. X juga menyediakan akses ke datanya sehingga memudahkan penelitian dalam pengumpulan dan analisis data [10]. Data yang disajikan berupa *post* dari *user* dalam bentuk tulisan berbahasa Indonesia. Opini tersebut bisa positif, netral atau negatif. Untuk memperoleh informasi tentang perasaan yang ada pada opini tersebut, dilakukan analisis dalam melakukan evaluasi dan penilaian data tekstual yang akhirnya dapat menghasilkan informasi yang bernilai. Proses analisis ini dikenal dalam *text processing* dengan nama analisis sentimen [11].

Analisis sentimen terhadap ChatGPT dilakukan dengan menggunakan algoritme Naive Bayes yang merupakan algoritme klasifikasi. Algoritme ini bekerja dengan membagi pernyataan menjadi beberapa fitur atau kata-kata kunci dan menentukan probabilitas dari setiap fitur untuk mewakili sentimen positif, negatif, atau netral [12]. Dalam hal ini, fitur dapat berupa kata-kata tertentu berbahasa Indonesia yang memiliki kaitan dengan sentimen positif atau negatif.

Hasil dari analisis sentimen akan memberikan gambaran tentang sentimen pengguna X terhadap ChatGPT yang dapat digunakan oleh OpenAI untuk memperbaiki dan memperkuat model bahasa ini. Namun, juga penting untuk memahami bahwa model bahasa, seperti ChatGPT, harus digunakan dengan bertanggung jawab dan harus dipastikan informasi yang diterima oleh masyarakat tetap valid dan dapat dipertanggungjawabkan serta tidak membuat penggunanya merasa ketergantungan.

II. METODOLOGI

Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini untuk melihat seberapa baik *accuracy* dari metode yang digunakan. Tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1. *Tools* yang digunakan, yaitu *Google Colaboratory* merupakan layanan *machine learning* yang disediakan oleh *Google*. *Platform* ini memungkinkan pengguna untuk menelusuri dan menjalankan kode *Python*, mengunggah dan menyimpan kode dengan data, dan mengolaborasi dengan pengguna lain secara *real time*. Selain itu, *Google Colaboratory* menyediakan akses ke *virtual machine* dengan CPU, GPU, dan *tensor processing unit* (TPU) yang mampu menjalankan kode *Python* [13].



Gambar 1 Tahapan penelitian

A. Crawling

Crawling adalah teknik pengumpulan data sekunder secara *automatic* menggunakan program atau *script* tertentu. Hal ini dilakukan untuk berbagai tujuan, seperti menganalisis sentimen, membangun dataset, atau memprediksi tren pasar berdasarkan *dataset* [14].

B. Preprocessing

Preprocessing data, yaitu proses membersihkan data sebelum diolah nantinya, terdiri atas *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *normalization*, *stop word removal*, dan *stemming* [8].

1) Cleaning

Data cleaning adalah proses memastikan keakuratan, konsistensi, dan kegunaan data dalam kumpulan data. Proses yang dilakukan adalah mendeteksi kesalahan data atau data yang *corrupt* dan memperbaiki atau menghapus data sesuai kebutuhan.

2) Case Folding

Teks yang ada di dalam dokumen tidak stabil dengan semua huruf besar saat menggunakannya. Oleh karena itu, *case folding* diperlukan untuk mengonversi semua teks huruf besar menjadi huruf kecil di seluruh ulasan dalam dokumen. *Case folding* hanya mendeteksi huruf "a" hingga "z".

3) Tokenizing

Langkah yang dilakukan untuk memotong *string input* berdasarkan kata penyusun. Pada langkah ini kalimat dipotong sehingga menjadi kata-kata tersendiri. Proses ini dilakukan untuk mendapatkan *word of value*. Tokenisasi juga dapat mempermudah pencarian frekuensi informasi dalam suatu korpus.

4) Normalization

Langkah untuk mengubah dan menyempurnakan kata yang disingkat ke dalam kata yang memiliki arti yang sama berdasarkan KBBI untuk mendapatkan informasi yang lebih mudah dikelola dan memudahkan pemrosesan lebih lanjut. Contoh kata yang disingkat adalah: yg, tdk, smga, utk, iy, dan lain sebagainya.

5) Stop Word Removal

Proses mengambil kata-kata penting dan menghapus kata-kata tidak penting. Pada proses ini digunakan algoritme *stop list* atau *stop word*. *Stop word* adalah kata-kata yang tidak

relevan atau kurang penting dihilangkan dari data dokumen. *Stop word* meliputi kata-kata yang sering digunakan, tetapi tidak deskriptif dan dapat dihilangkan, seperti: "dalam", "yang", "atau", "itu", "dan", "dari", "dengan", dll.

6) *Stemming*

Proses mencari kata dasar di setiap kata yang diperoleh dengan *stop word removal*. Pada tahap *stemming* ini dilakukan penghapusan seluruh kata imbuhan yang ada dalam *dataset*. Penghapusan imbuhan terdiri dari awalan (prefiks), akhiran (sufiks), dan kombinasi awalan dan akhiran (konfiks).

C. *Lexicon Based*

Lexicon based adalah metode dari pendekatan berbasis kamus (*dictionary based approach*). Pendekatan dengan basis *Lexicon* tidak memerlukan pelatihan kumpulan data sebelumnya, tetapi daftar kata yang telah ditentukan dan dengan masing-masing kata skor sentimen atau polaritas yang dilampirkan [15]. Kelebihan dalam penggunaan metode *Lexicon*, yaitu informasi dalam bentuk verbal sebuah kalimat akan langsung dilakukan perbandingan dengan kamus kata-kata opini yang ada pada *Lexicon*. Jika suatu kalimat mengandung kata opini, maka kalimat tersebut dianggap opini. Pembatasan kamus adalah ketika sebuah kalimat memiliki kata-kata yang tidak terdaftar atau termasuk dalam kamus sehingga tidak dianggap sebagai kalimat opini, meskipun bisa menjadi kalimat opini [16]. Pada penelitian ini digunakan kamus yang sudah ada di *Lexicon*.

D. *Klasifikasi Naive Bayes*

Algoritme Naive Bayes merupakan algoritme klasifikasi yang berdasar pada teorema Bayesian dalam statistika. Algoritme Naive Bayes bisa digunakan untuk melakukan prediksi probabilitas keanggotaan sebuah kelas [17].

Teorema Bayesian melakukan perhitungan terhadap nilai probabilitas posterior ($H|X$) menggunakan probabilitas $P(H)$, $P(X)$, dan $P(X|H)$. Nilai X merupakan data uji yang belum diketahui kelasnya. Nilai H merupakan hipotesis dari data X yang merupakan kelas yang lebih spesifik. Nilai $(X|H)$ disebut juga probabilitas, yaitu probabilitas hipotesis X berdasarkan kondisi H . Nilai (H) disebut juga sebagai probabilitas awal, yaitu probabilitas dari hipotesis H . Nilai (X) juga dikenal sebagai prediktor probabilitas sebelumnya, yaitu probabilitas X [17]. Probabilitas setiap kelas dihitung menggunakan persamaan (1) berikut:

$$P = \frac{\text{jumlah data dari class}}{\text{jumlah seluruh data}} \tag{1}$$

Algoritme Naive Bayes sangat cocok digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan *dataset* tipe nominal. Untuk kumpulan data tipe nominal, persamaan (2) digunakan dalam perhitungan algoritme Naive Bayes.

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \tag{2}$$

Jika kumpulan data bertipe numerik, perhitungan distribusi Gaussian digunakan. Perhitungan distribusi Gaussian dapat dilihat dari persamaan (3).

$$g(x, m, s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s} \exp \frac{-(x-m)^2}{2s^2} \tag{3}$$

E. *Confusion Matrix*

Confusion matrix adalah matriks yang memberikan prediksi kombinasi contoh kelas yang dibandingkan dengan kelas sebenarnya/aktual. Hal ini memungkinkan untuk mendefinisikan berbagai kinerja metric, seperti: *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure* dengan persamaan yang terdapat pada Gambar 2 [18].

F. *Visualisasi*:

Visualisasi merupakan representasi visual suatu data dalam bentuk grafik, diagram, dll. Visualisasi data mengubah data yang memiliki volumen tinggi, kompleks, atau numerik menjadi representasi visual yang lebih mudah diproses. Pada tahap ini disajikan visualisasi data dengan *bar chart* dan *word cloud*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Crawling*

Dataset yang diambil merupakan kumpulan *posts* bahasa Indonesia yang didapatkan dari X. Data *posts* ini diperoleh dengan metode *crawling* menggunakan *npx post-harvest@0.0.35*. Pada tahap ini dilakukan proses pengambilan data yang mengandung kata "ChatGPT" dengan bahasa Indonesia mulai tanggal 1 Januari 2023 – 30 Juni 2023 dengan maksimal data yang didapatkan sebanyak 5.000.

B. *Preprocessing*

Setelah data didapatkan, dilakukan *preprocessing* atau menyiapkan data ulasan yang dilakukan sebelum proses klasifikasi dengan hanya mengambil data *posts* dengan bahasa

		Ground Truth		
		+	-	
Predicted	+	True Positive (TP)	False Positive (FP)	Precision = TP / (TP+FP)
	-	False Negative (FN)	True Negative (TN)	
		Recall = TP / (TP + FN)	Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)	

Gambar 2 Ilustrasi *confusion matrix*

Indonesia. Tahap ini dibagi menjadi beberapa langkah, di antaranya *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *normalization*, *stop words removal* dan *stemming*.

1) *Cleaning*

Bertujuan untuk membersihkan data *reviews* dari komponen yang tidak berarti atau tidak relevan untuk proses pengklasifikasian data. Komponen tersebut antara lain karakter spesial pada ulasan, seperti: *hashtag*, *URL*, *link*, tanda baca, angka, dan simbol emoji. Dapat dilihat pada Tabel I.

2) *Case Folding*

Berperan untuk menyamaratakan penggunaan huruf kapital, yaitu mengubah seluruh huruf yang ada pada *dataset* menjadi huruf kecil karena data yang tidak terstruktur dan tidak konsisten dalam penggunaan huruf kapital. Dapat dilihat pada Tabel II.

3) *Tokenizing*

Bertujuan untuk memecah teks pada ulasan menjadi potongan-potongan kata. Potongan kata tersebut disebut token. Dapat dilihat pada Tabel III.

4) *Normalization*

Bertujuan untuk mengubah kata singkatan atau *slang words* menjadi bahasa baku sesuai KBBI. Pada tahap ini data *reviews* diolah lagi agar menjadi data yang lebih bersih dengan cara melakukan perubahan dari kata tidak baku menjadi kata baku. Dapat dilihat pada Tabel IV.

TABEL I
PROSES *CLEANING*

Sebelum <i>cleaning</i>	Sesudah <i>Cleaning</i>
@tanyarlfe ChatGPT mah gak papa sebagai alat bantu cari sumber. Tentunya harus <i>check and recheck</i> lagi, dan parafrase hasil <i>summary</i> dia dengan bahasa kamu sendiri	ChatGPT mah gak papa sebagai alat bantu cari sumber tentunya harus <i>check and recheck</i> lagi dan parafrase hasil <i>summary</i> dia dengan bahasa kamu sendiri

TABEL II
PROSES *CASE FOLDING*

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
ChatGPT mah gak papa sebagai alat bantu cari sumber tentunya harus <i>check and recheck</i> lagi dan parafrase hasil <i>summary</i> dia dengan bahasa kamu sendiri	chatgpt mah gak papa sebagai alat bantu cari sumber tentunya harus <i>check and recheck</i> lagi dan parafrase hasil <i>summary</i> dia dengan bahasa kamu sendiri

TABEL III
PROSES *TOKENIZING*

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Sesudah <i>Tokenizing</i>
chatgpt mah gak papa sebagai alat bantu cari sumber tentunya harus <i>check and recheck</i> lagi dan parafrase hasil <i>summary</i> dia dengan bahasa kamu sendiri	['chatgpt', 'mah', 'gak', 'papa', 'sebagai', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'tentunya', 'harus', 'check', 'and', 'recheck', 'lagi', 'dan', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'dia', 'dengan', 'bahasa', 'kamu', 'sendiri']

5) *Stop Word Removal*

Pada tahap ini dilakukan penghilangan kata *stop word* atau kata-kata yang tidak bermakna yang terdapat pada ulasan. Penentuan kata pada kamus *stop word* dapat ditambahkan sesuai dengan kebutuhan. Kamus *stop word* yang digunakan adalah kamus *stop words* dengan bahasa Indonesia yang terdapat 758 kata *stop word*. Dapat dilihat pada Tabel V.

6) *Stemming*

Bertujuan untuk mengubah ikatan berimbuhan menjadi kata dasar sesuai Kamus Besar Bahasa Indonesia. Dapat dilihat pada Tabel VI.

C. *Lexicon Based*

Labelling dengan *lexicon* sangat mengandalkan kebutuhan kamus *lexicon* karena kata pada data dapat diberikan *score* berdasarkan kamus kata positif, netral, atau negatif. Penilaian sentimen pada *post* sendiri berbeda-beda. Sentimen dibagi ke dalam tiga kategori, yaitu sentimen positif, netral, dan negatif. Nilai sentimen di atas 0 (sentimen > 0) masuk ke dalam kelas positif, nilai sentimen sama dengan 0 (sentimen = 0) masuk ke dalam kelas netral, sedangkan nilai sentimen di bawah 0 (sentimen < 0) masuk ke dalam kelas negative. Dapat dilihat pada Tabel VII.

Diperoleh sentimen positif sebesar 46,6% sebanyak 1.342 data, sentimen negatif 15,8% sebanyak 456 data, dan sentimen netral sebesar 37,6% dengan jumlah data 1.084. Dapat dilihat pada Gambar 3.

TABEL IV
PROSES *NORMALIZATION*

Sebelum <i>Normalization</i>	Sesudah <i>Normalization</i>
['chatgpt', 'mah', 'gak', 'papa', 'sebagai', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'tentunya', 'harus', 'check', 'and', 'recheck', 'lagi', 'dan', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'dia', 'dengan', 'bahasa', 'kamu', 'sendiri']	['chatgpt', 'mah', 'enggak', 'papa', 'sebagai', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'tentunya', 'harus', 'check', 'and', 'recheck', 'lagi', 'dan', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'dia', 'dengan', 'bahasa', 'kamu', 'sendiri']

TABEL V
PROSES *STOP WORD REMOVAL*

Sebelum <i>Stop Word Removal</i>	Sesudah <i>Stop Word Removal</i>
['chatgpt', 'mah', 'enggak', 'papa', 'sebagai', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'tentunya', 'harus', 'check', 'and', 'recheck', 'lagi', 'dan', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'dia', 'dengan', 'bahasa', 'kamu', 'sendiri']	['chatgpt', 'mah', 'papa', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'check', 'and', 'recheck', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'bahasa']

TABEL VI
PROSES *STEMMING*

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
['chatgpt', 'mah', 'papa', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'check', 'and', 'recheck', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'bahasa']	['chatgpt', 'mah', 'papa', 'alat', 'bantu', 'cari', 'sumber', 'check', 'and', 'recheck', 'parafrase', 'hasil', 'summary', 'bahasa']

D. Naive Bayes

Prediksi kelas positif, netral, atau negatif dilakukan dengan menguji data serta mempelajari pengetahuan yang terkandung dalam data latih. Data latih memiliki klasifikasi kelas sentimen positif, netral, dan negatif. Naive Bayes akan mempelajari karakteristik kata-kata yang terdapat pada masing-masing kelas. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.

Berikut ini adalah perhitungan probabilitas tiap kelas sesuai persamaan (1):

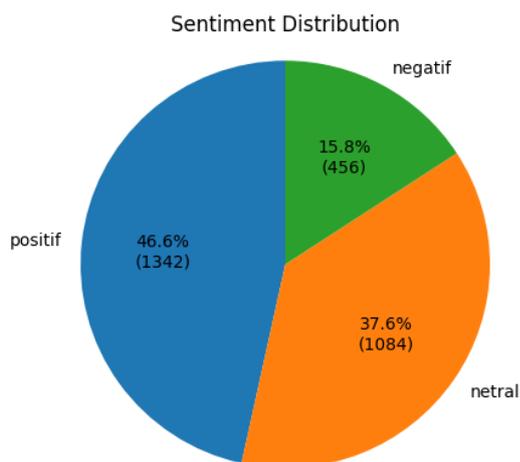
$$P(\text{positif}) = \frac{1343}{2884} = 0,465672677$$

$$P(\text{netral}) = \frac{456}{2884} = 0,158113731$$

$$P(\text{negatif}) = \frac{1085}{2884} = 0,376213592$$

TABEL VII
PELABELAN MENGGUNAKAN LEXICON BASED

No.	Posts	Posi tive	Nega tive	Neu tral	Com po und	Senti ment
1	chatgpt mah papa alat bantu cari sumber <i>check and recheck</i> parafrase hasil <i>summary</i> bahasa	0	0	1	0	netral
2	kebut malam ajar <i>java</i> terimakasih tutorial yutub chatgpt	0,244	0	0,756	0,4404	positif
3	kode curang chatgpt	0	0,6	0,4	-0,4588	negatif
4	chat gpt mah salah coba ketik salah langsung kasih comot sumber	0	0,476	0,524	-0,8442	negatif
5	terima kasih jawab chatgpt	0,592	0	0,408	0,4404	positif



Gambar 3 Pie diagram hasil pelabelan dengan Lexicon based

Proses selanjutnya melakukan perhitungan probabilitas pada masing masing kata berdasarkan kondisi *class*. Jumlah data atribut dengan kondisi *class* tertentu dibagi dengan jumlah se-luruh data. Di bawah ini adalah jumlah kata berdasarkan *class*. Contoh kalimat diambil dari hasil pelabelan *Lexicon based* baris ketiga, yaitu “kode curang chatgpt” dengan probabilitas tiap kata dapat dilihat pada Tabel VIII.

1) *Proses Klasifikasi Data Latih*, yaitu menghitung probabilitas prior setiap kategori (positif, netral, dan negatif) sebagai berikut:

$$P(\text{positif}) = \frac{fx(\text{positif})}{|C|} = \frac{1}{3} = 0,3333333333$$

$$P(\text{netral}) = \frac{fx(\text{netral})}{|C|} = \frac{1}{3} = 0,3333333333$$

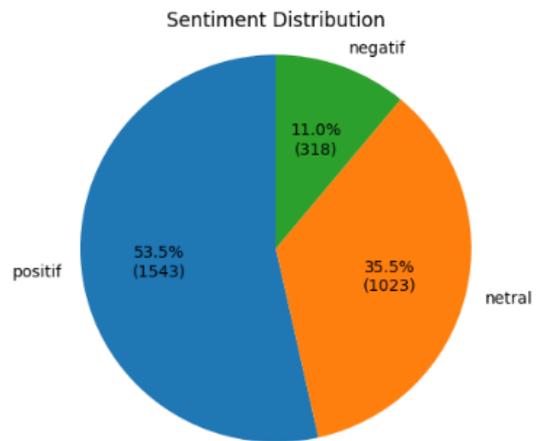
$$P(\text{negatif}) = \frac{fx(\text{negatif})}{|C|} = \frac{1}{3} = 0,3333333333$$

Dilakukan perhitungan *likelihood* setiap *term* dari semua dokumen. Jumlah seluruh kata 6.228 dengan 4.131 *term* positif, 2.165 *term* negatif, dan 2.262 *term* netral. Perhitungan kata “kode”, “curang”, dan “chatgpt” adalah sebagai berikut:

$$P(\text{kode} | \text{positif}) = \frac{3 + 1}{4131 + 6228} = 0,000386138$$

$$P(\text{kode} | \text{netral}) = \frac{1 + 1}{2262 + 6228} = 0,000235571$$

$$P(\text{kode} | \text{negatif}) = \frac{1 + 1}{2165 + 6228} = 0,000238294$$



Gambar 4 Pie Diagram hasil klasifikasi dengan Naive Bayes

TABEL VIII
HASIL AKURASI NAIVE BAYES

Kata	Positif	Negatif	Netral
kode	3	1	1
curang	0	4	0
chatgpt	1100	365	828
kode	3	1	1

$$P(\text{curang} | \text{positif}) = \frac{0 + 1}{4131 + 6228} = 0,000096534$$

$$P(\text{curang} | \text{netral}) = \frac{0 + 1}{2262 + 6228} = 0,000117786$$

$$P(\text{curang} | \text{negatif}) = \frac{4 + 1}{2165 + 6228} = 0,000595735$$

$$P(\text{chatgpt} | \text{positif}) = \frac{1100 + 1}{4131 + 6228} = 0,106284390$$

$$P(\text{chatgpt} | \text{netral}) = \frac{828 + 1}{2262 + 6228} = 0,097644287$$

$$P(\text{chatgpt} | \text{negatif}) = \frac{365 + 1}{2165 + 6228} = 0,043607768$$

2) *Proses Klasifikasi Data Uji*, yaitu proses klasifikasi data uji yang dilakukan dengan cara mengalikan seluruh nilai peluang. Nilai yang lebih tinggi merupakan kelas baru dari data tersebut. Data yang digunakan adalah 20% dari 2.884 data, yaitu berjumlah 577 data. Contoh *data testing* “kode curang chatgpt”. Berikut ini adalah perhitungannya:

$$P(\text{uji}|\text{positif}) = P(\text{positif}) \times P(\text{kode}|\text{positif}) \times P(\text{curang}|\text{positif}) \times P(\text{chatgpt}|\text{positif}) = 0,333333333 \times 0,000386138 \times 0,000096534 \times 0,106284390 = 0,00000000132$$

$$P(\text{uji}|\text{netral}) = P(\text{netral}) \times P(\text{kode}|\text{netral}) \times P(\text{curang}|\text{netral}) \times P(\text{chatgpt}|\text{netral}) = 0,333333333 \times 0,000238294 \times 0,000117786 \times 0,097644287 = 0,00000000091$$

$$P(\text{uji}|\text{negatif}) = P(\text{negatif}) \times P(\text{kode}|\text{negatif}) \times P(\text{curang}|\text{negatif}) \times P(\text{chatgpt}|\text{negatif}) = 0,333333333 \times 0,000386138 \times 0,000595735 \times 0,043607768 = 0,00000000334$$

Hasilnya adalah nilai probabilitas tertinggi sebesar 0,00000000334 pada $P(\text{uji}|\text{negatif})$ sehingga ulasan tersebut diklasifikasikan ke dalam kelas negatif.

Terdapat perbedaan pada lima sampel data pada Tabel IX yang telah dilakukan klasifikasi menggunakan Naive Bayes dan mendapatkan akurasi sebesar 87,175043%. Berdasarkan *sentiment distribution* menggunakan algoritme Naive Bayes pada Gambar 4, 53,5% atau sebanyak 1.543 orang menerima dan terbantu oleh Chatgpt, 11% atau sebanyak 318 orang menolak penggunaan Chatgpt, dan 34,5% atau sebanyak 1023 orang tidak memberikan argumen yang jelas, menerima atau menolak penggunaan Chatgpt.

Tanggapan negatif sebesar 11% terhadap Chatgpt menyatakan bahwa menyesal dan trauma dalam menggunakan Chatgpt karena mendapatkan informasi yang kurang akurat atau merugikan pengguna, baik dalam dunia pekerjaan maupun pendidikan. Dalam hal ini OpenAI dapat melakukan pengembangan dalam memberikan kualitas informasi yang lebih akurat untuk para pengguna Chatgpt.

Nilai akurasi tertinggi analisis sentimen menggunakan algoritme Naive Bayes diperoleh sebesar 99,65397923875432% dengan data latih dan data uji 90:10.

E. Confusion Matrix

Nilai akurasi model bukan satu-satunya metrik yang digunakan untuk mengevaluasi hasil penerapan klasifikasi algoritme *machine learning*. Hasil uji *confusion matrix* dalam hasil pengklasifikasian terhadap *dataset* juga dapat digunakan. *Confusion matrix* bertujuan untuk mengevaluasi hasil prediksi yang dilakukan algoritme Naive Bayes. Dapat dilihat pada Gambar 5. *Confusion matrix* dapat digunakan pula untuk menghitung nilai pengukuran evaluasi model lainnya, seperti *precision*, *recall*, *f1-score* dan *support*. Dapat dilihat pada Tabel X yang menunjukkan hasil evaluasi dari perhitungan yang telah dilakukan dan menjadi hasil untuk validasi.

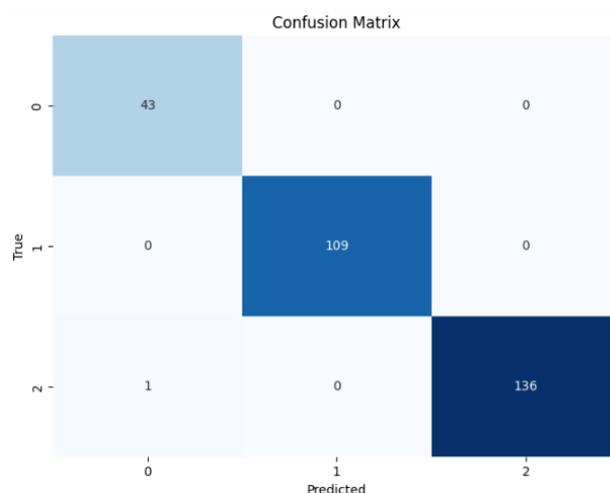
1) Akurasi

Digunakan untuk menguji seberapa besar persentase akurasi dari hasil klasifikasi. Untuk mendapatkan nilai akurasi digunakan persamaan (4).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FPFN + TN} \times 100\% \quad (4)$$

TABEL IX
KLASIFIKASI DENGAN NAIVE BAYES

No.	Posts	Sentimen	Naive Bayes
1	chatgpt mah papa alat bantu cari sumber check and recheck parafrase hasil summary bahasa	netral	positif
2	kebut malam ajar java terimakasih tutorial yutub chatgpt	positif	positif
3	kode curang chatgpt	negatif	negatif
4	chat gpt mah salah coba ketik salah langsung kasih comot sumber	negatif	positif
5	terima kasih jawab chatgpt	positif	positif



Gambar 5 Confusion matrix

TABEL X
CLASSIFICATION REPORT

	Precision	Recall	F1-score
Negatif	69,77%	96,77%	81,08%
Netral	86,81%	89,08%	87,93%
Positif	93,36%	83,57%	88,19%
Accuracy			87,175043%

Hasil perhitungannya sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{503}{577} \cdot 100\% = 87,175043\%$$

2) Presisi

Dilakukan untuk mengukur hasil positif yang diprediksi benar oleh model. Nilai presisi didapatkan dengan persamaan (5).

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \cdot 100\% \quad (5)$$

Hasil perhitungannya sebagai berikut:

$$Presisi\ Positif = \frac{239}{239 + 17} \cdot 100\% = 93,36\%$$

$$Presisi\ Netral = \frac{204}{204 + 31} \cdot 100\% = 86,81\%$$

$$Presisi\ Negatif = \frac{60}{60 + 26} \cdot 100\% = 69,77\%$$

3) Recall

Dilakukan untuk mengukur model dalam mengidentifikasi dengan benar. Untuk mendapatkan nilai *recall* menggunakan persamaan (6).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100\% \quad (6)$$

Hasil perhitungannya sebagai berikut:

$$Recall\ Positif = \frac{239}{239 + 47} \cdot 100\% = 83,57\%$$

$$Recall\ Netral = \frac{204}{204 + 25} \cdot 100\% = 89,08\%$$

$$Recall\ Negatif = \frac{60}{60 + 2} \cdot 100\% = 96,77\%$$

4) F1-Score

Dilakukan dengan menggabungkan presisi dan *recall* menjadi satu skor yang mencerminkan keseimbangan keduanya. Nilai *F1-score* didapatkan dengan persamaan (7).

$$F1-Score = 2 \cdot \frac{Presisi \cdot Recall}{Presisi + Recall} \cdot 100\% \quad (7)$$

Hasil perhitungannya sebagai berikut:

$$F1-Score\ Positif = 2 \cdot \frac{0,9336 \cdot 0,8357}{0,9336 + 0,8357} \cdot 100\% = 88,19\%$$

$$F1-Score\ Netral = 2 \cdot \frac{0,8681 \cdot 0,8908}{0,8681 + 0,8908} \cdot 100\% = 87,93\%$$

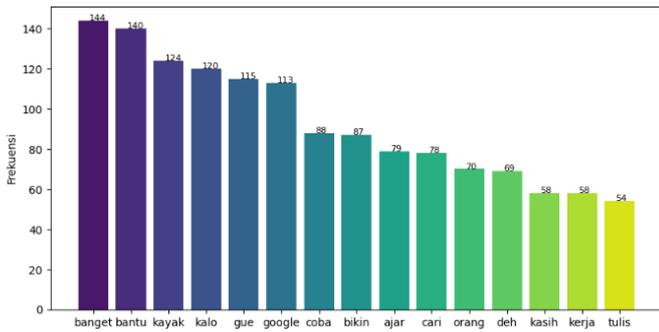
$$F1-Score\ Negatif = 2 \cdot \frac{0,6977 \cdot 0,9677}{0,6977 + 0,9677} \cdot 100\% = 81,08\%$$

F. Visualisasi

Visualisasi bertujuan untuk mengekstrak informasi berupa topik-topik yang diulas oleh pengguna X terhadap ChatGPT sehingga informasi yang dianggap penting dapat diambil dari sekian banyak data hasil klasifikasi. Dalam penelitian ini, visualisasi hasil dari analisis klasifikasi akan menggunakan *bar chart* dan *word cloud*.

Bar chart digunakan untuk menentukan seberapa sering sebuah kata muncul. Semakin sering kata tersebut muncul, maka ukuran *bar* akan semakin besar. Namun, *bar chart* memiliki keterbatasan dalam menampilkan semua kata dalam ulasan. Sementara itu, *word cloud* adalah representasi data yang menampilkan sekumpulan kata penting dan sering muncul dari data yang mungkin terlewatkan oleh *bar chart*. Semakin besar kata muncul di *word cloud*, semakin tinggi frekuensi kemunculannya di data.

1. Data sentimen positif merupakan *output* label yang diklasifikasikan pada kelas positif dengan memakai analisis sentimen. *Review* positif tadi diidentifikasi menurut jumlah frekuensi istilah pada ulasan dalam bentuk *bar chart* yang ditunjukkan pada Gambar 6. Lima belas kata teratas yang ditampilkan di antaranya adalah: 'banget', 'bantu', 'kayak', 'kalo', 'gue', 'google', 'coba', 'bikin', 'ajar', 'cari', 'orang', 'deh', 'kasih', 'kerja', dan 'tulis'. Selanjutnya, visualisasi sentimen positif dilakukan menggunakan *word cloud* yang ditunjukkan pada Gambar 7.
2. Ulasan dengan sentimen netral merupakan hasil pengelompokan data yang dikategorikan ke dalam kelas netral melalui analisis sentimen. Ulasan netral ini diidentifikasi melalui perhitungan frekuensi kata pada ulasan dalam bentuk *bar chart* yang ditunjukkan pada Gambar 8. Lima belas kata teratas yang memiliki sentimen positif di antaranya adalah 'pakai', 'ai', 'gue', 'aplikasi', 'ya', 'kalo', 'bikin', 'openai', 'ios', 'bard', 'ajar', 'google', 'coba', 'deh', dan 'sih'. Selanjutnya, visualisasi sentimen positif dilakukan menggunakan *word cloud* yang ditunjukkan pada Gambar 9.
3. Ulasan yang mengandung sentimen negatif merupakan hasil pengklasifikasian data ke dalam kategori negatif



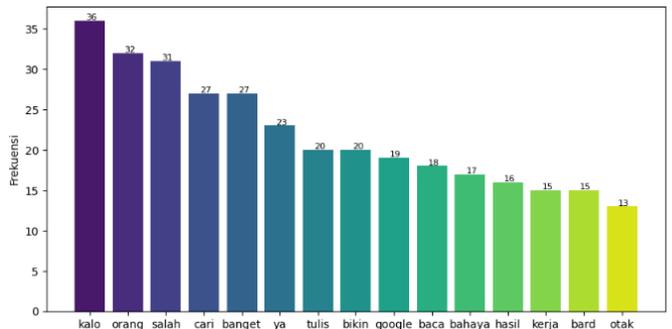
Gambar 6 Bar chart sentimen positif



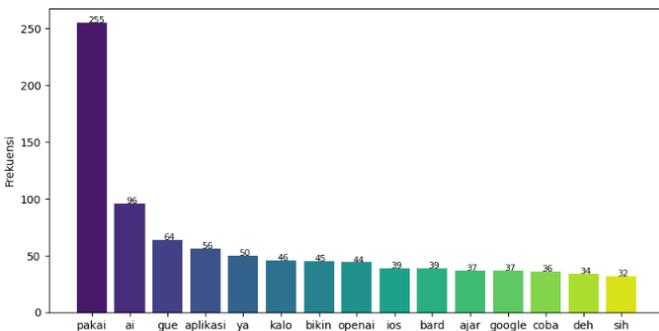
Gambar 9 Word cloud sentimen netral



Gambar 7 Word cloud sentimen positif



Gambar 10 Bar chart sentimen negatif



Gambar 8 Bar chart sentimen netral



Gambar 11 Word cloud sentimen negatif

melalui analisis sentimen. Ulasan dengan sentimen negatif ini diidentifikasi dengan memperhitungkan frekuensi kata pada teks ulasan dalam bentuk *bar chart* yang ditunjukkan pada Gambar 10. Lima belas kata teratas yang memiliki sentimen positif di antaranya adalah ‘kalo’, ‘orang’, ‘salah’, ‘cari’, ‘banget’, ‘ya’, ‘tulis’, ‘bikin’, ‘google’, ‘baca’, ‘bahaya’, ‘hasil’, ‘kerja’, ‘bard’, dan ‘otak’. Selanjutnya, visualisasi sentimen positif dilakukan menggunakan *word cloud* yang ditunjukkan pada Gambar 11.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dari 4.861 data hasil *crawling* didapatkan data sebanyak 2.884. Setelah dilakukan *preprocessing* data dengan pelabelan menggunakan *Lexicon based*, dihasilkan 1.342 data positif, 456 data negatif, dan 1.084 data netral. Algoritme Naive Bayes cukup efektif untuk digunakan dalam analisis sentimen dengan akurasi sebesar

87,175043% dan dengan sentimen positif sebanyak 1.543 data, sentimen negatif 318 data, dan sentimen netral sebanyak 1.023. Dengan 53,5% sentimen positif yang didapatkan, maka dapat dilihat bahwa pengguna X terbantu dan menerima penggunaan Chatgpt dalam menyelesaikan permasalahan yang dimilikinya. Namun, tentunya sentimen negatif yang diberikan tidak dapat diabaikan. OpenAI dapat melakukan pengembangan dalam memberikan kualitas informasi yang lebih akurat untuk para pengguna Chatgpt agar dapat menjadi model yang lebih sempurna dan dapat memberikan manfaat yang lebih signifikan.

DAFTAR REFERENSI

[1] J. Hsu, “Europe’s AI regulations could lead the way for the world,” *New Scientist*, Dec 28, 2022. [Daring]. Tersedia: <https://www.newscientist.com/article/mg25634192-300-eus-artificial-intelligence-act-will-lead-the-world-on-regulating-ai/>

[2] A. T. Norori, Qiyang Hu, Florence Marcelle Aellen, dan Francesca Dalia Faraci, “Addressing bias in big data and AI for health care: A call

- for open science,” *National Library of Medicine*, vol. 2, no. 10, 2021, DOI: [10.1016/j.patter.2021.100347](https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100347)
- [3] P. Korzynski, G. Mazurek, A. Altmann, J. Ejdys, R. Kazlauskaitė, J. Paliszkievicz, K. Wach, dan E. Ziemia, “Generative artificial intelligence as a new context for management theories: analysis of ChatGPT,” *Central European Management Journal*, vol. 31, no. 1, 2023, DOI:[10.1108/CEMJ-02-2023-0091](https://doi.org/10.1108/CEMJ-02-2023-0091)
- [4] D. O. Eke, “ChatGPT and the rise of generative AI: Threat to academic integrity?” *Journal of Responsible Technology*, vol. 13, 2023.
- [5] D. R.-Ziff, “New York City blocks use of the ChatGPT bot in its schools,” Jan 5, 2023. [Daring]. Tersedia: <https://www.washingtonpost.com/education/2023/01/05/nyc-schools-ban-chatgpt/>
- [6] A. Novantirani, M. S. Kania Sabariah, dan V. Effendy, “Analisis sentimen pada Twitter untuk penggunaan transportasi umum darat dalam kota dengan metode *support vector machine*,” dalam *e-Proceeding of Engineering*, vol. 2, no.1, April 2015, hlm. 1177.
- [7] F. F. Mailoa dan L. Lazuardi, “Analisis sentimen data Twitter menggunakan metode *text mining* tentang masalah obesitas di Indonesia,” *Journal of Information Systems for Public Health (JISPH)*, vol. 4, no. 1, hlm. 28-36, 2019, DOI: <https://doi.org/10.22146/jisph.44455>
- [8] A. Faesal, A. Muslim, A. H. Ruger, dan K. Kusri, “Sentimen analisis terhadap komentar konsumen terhadap produk penjualan toko *online* menggunakan metode *k-means*,” *Matrik: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 19, no. 2, hlm. 207–213, Mei 2020, DOI: [10.30812/matrik.v19i2.640](https://doi.org/10.30812/matrik.v19i2.640).
- [9] F. Solihin, S. Awaliyah, A. Muid, dan A. Shofa, “Pemanfaatan Twitter sebagai media penyebaran informasi oleh Dinas Komunikasi dan Informatika,” *Jurnal Pendidikan Ilmu Pengetahuan Sosial (JPIPS)*, vol. 1, no. 13, hlm. 52–58, 2021.
- [10] M. W. Hidayat, “Twitter Bebaskan Akses Arsip Twit untuk Tujuan Penelitian,” [Daring]. Tersedia: <https://www.merdeka.com/teknologi/twitter-bebaskan-akses-arsip-twit-untuk-tujuan-penelitian.html>
- [11] L. Ardiani, H. Sujaini, dan T. Tursina, “Implementasi *sentiment analysis* tanggapan masyarakat terhadap pembangunan di kota Pontianak,” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 8, no. 2, hlm. 183, Apr. 2020, DOI: [10.26418/justin.v8i2.36776](https://doi.org/10.26418/justin.v8i2.36776).
- [12] A. Wandani, F. Fauziah, dan A. Andrianingsih, “Sentimen Analisis Pengguna Twitter pada Event Flash Sale Menggunakan Algoritma K-NN, Random Forest, dan Naive Bayes,” *Jurnal Sains Komputer dan Informatika*, vol. 5, no. 2, hlm. 651-665, 2021, DOI: <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v5i2.365>.
- [13] W. Vallejo, C. Diaz-Urbe, dan C. Fajardo, “Google colab and virtual simulations: practical e-learning tools to support the teaching of thermodynamics and to introduce coding to students,” *ACS Omega*, vol. 7, no. 8, hlm. 7421–7429, 2022, DOI: [10.1021/acsomega.2c00362](https://doi.org/10.1021/acsomega.2c00362).
- [14] A. Upreti, “Hands-on Web Scraping: Building your Twitter dataset with python and scrapy,” Jan 14, 2020. [Daring]. Tersedia: <https://towardsdatascience.com/hands-on-web-scraping-building-your-own-twitter-dataset-with-python-and-scrapy-8823fb7d0598/towardsdatascience.com>.
- [15] V. Singh, G. Singh, P. Rastogi, dan D. Deswal, “Sentiment analysis using lexicon based approach,” dalam *2018 Fifth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*, Dec 20-22, 2018, DOI: [10.1109/PDGC.2018.8745971](https://doi.org/10.1109/PDGC.2018.8745971)
- [16] Ahmad Choirun Najib, Ghiffari Assamar Qandi, Akhmad Irsyad, dan Nur Aini Rakhmawati, “Perbandingan metode Lexicon-based dan SVM untuk analisis sentimen berbasis ontologi pada kampanye pilpres Indonesia tahun 2019 di Twitter,” *Fountain of Informatics*, vol. 4, no. 2, Nov 2019, DOI: <https://doi.org/10.21111/fij.v4i2.3573>
- [17] C. C. Aggarwal, *Data Mining*. Switzerland: Springer International Publishing, 2015.
- [18] I. Markoulidakis, I. Rallis, I. Georgoulas, G. Kopsiaftis, dan Anastasios Doulamis, “Multiclass confusion matrix reduction method and its application on net promoter score classification problem,” *Technologies (Basel)*, vol. 9, no. 4, Nov 2021.

Bayu Purbayanto, kelahiran Pandeglang, saat ini sedang menyelesaikan program S1 Program Studi Teknik Informatika di Institut Digital Ekonomi LPKIA Bandung. Bidang ilmu yang ditekuni adalah *data analyst* dan *system analyst*.

Teguh Nurhadi Suharsono, lulusan dari Program Doktor Teknik Elektro dan Informatika ITB. Bidang ilmu yang ditekuni adalah keamanan informasi dan *artificial intelligence*.