

Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi X Terhadap Pelaksanaan Makan Bergizi Gratis Menggunakan Metode Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

Wahyu Ningtiyas Mergianti¹, Nasroh Khudin², Achsan Afandi³, Novia Adibatus Shofah⁴, Dian Candra Rini Novitasari^{5*}

^{1,2,3,4,5}Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel, Surabaya, Indonesia

*Email : diancrini@uinsa.ac.id

DOI : <https://doi.org/10.52620/sainsdata.v4i1.339>

ABSTRAK

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) menimbulkan beragam sentimen positif dan negatif di media sosial yang mencerminkan perbedaan persepsi publik terhadap pelaksanaannya. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen masyarakat menggunakan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) agar perbedaan sentimen positif dan negatif dapat diidentifikasi secara lebih jelas dan terukur. Data penelitian berupa 3520 tweet hasil *crawling* dengan beberapa kata kunci. Dataset melalui empat tahap persiapan dan dilakukan pembobotan menggunakan TF-IDF. Penelitian ini menguji kinerja ANFIS menggunakan validasi silang K-Fold dengan variasi *learning rate* (0.001, 0.01, 0.1, 0.2) dan 4 optimasi yakni *sgd*, *adam*, *RMSProp*, *Adagrad*. Hasil pengujian menunjukkan model uji terbaik menghasilkan akurasi sebesar 56.55%, sensitivitas 19.73%, presisi 38.06%, dan *F1-score* 25.98% dengan kombinasi parameter *learning rate* sebesar 0.01 dan *optimizer* Adam. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa sentimen positif terhadap pelaksanaan program MBG masih rendah, sehingga diperlukan evaluasi dan perbaikan pada aspek implementasian program.

Kata Kunci: ANFIS; MBG; Sentimen; Text Mining; TF-IDF

ABSTRACT

The Free Nutritious Meals Program (MBG) has generated a variety of positive and negative sentiments on social media, reflecting differences in public perception of its implementation. This study aims to analyze public sentiment using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) method so that differences in positive and negative sentiment can be identified more clearly and measurably. The research data consists of 3520 tweets crawled using several keywords. The dataset went through four stages of preparation and was weighted using TF-IDF. This study tested the performance of ANFIS using K-Fold cross-validation with variations in learning rate (0.001, 0.01, 0.1, 0.2) and 4 optimizations, namely sgd, adam, RMSProp, and Adagrad. The test results show that the best model produced and accuracy 56.55%, sensitivity of 19.73%, precision of 38.06%, and F1-score of 25.98% with a combination of learning rate parameters of 0.01 and the Adam optimizer. The evaluation results using a confusion matrix show that positive sentiment towards the implementation of the MBG program is still low, so evaluation and improvement of the program's implementation aspects are needed.

Keyword: ANFIS; MBG; Sentimen; Text Mining; TF-IDF



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© 2025 Author (s)

PENDAHULUAN

Guna mewujudkan visi “generasi emas”, presiden indonesia, Prabowo Subianto, melaksanakan program Makan Bergizi Gratis (MBG). Kegiatan pemerintah yang difokuskan pada perbaikan standar gizi anak sekolah, balita, ibu hamil serta kelompok rentan tersebut telah banyak menimbulkan perhatian di masyarakat karena dianggap dapat membawa dampak signifikan bagi kesejahteraan publik (Fazri & Nabila, 2025). Namun seiring perlaksanaan program MBG menghadapi berbagai macam tantangan di lapangan (Amini et al., 2026). Mulai dari distribusi makanan, kualitas bahan makanan, standar kelayakan pembuatan makanan, hingga munculnya kasus keracunan yang memicu kekhawatiran masyarakat. Kondisi tersebut membuat MBG menjadi bahasan yang banyak diperbincangkan di media gital saat ini. Salah satu media digital yang menjadi sarana diskusi paling tinggi adalah aplikasi X (Anahiz et al., 2024).

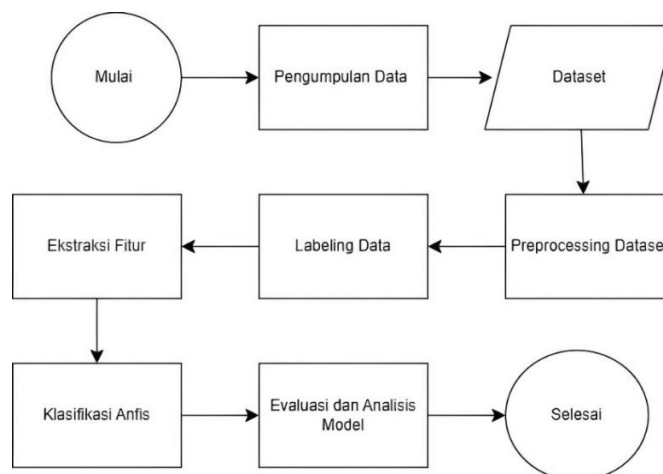
Aplikasi X menjadi media sosial yang sering dimanfaatkan masyarakat dalam mengutarakan opini, pendapat mengenai kebijakan umum termasuk MBG. Sifat aplikasi X yang terbuka dan real-time memungkinkan penyebaran informasi secara cepat (Haryati & Harahap, 2025). Hal ini yang menjadikan X sebagai tempat tukar pikiran yang dinamis. Berbagai postingan mengenai MBG menunjukkan beragam sentimen masyarakat, mulai dari dukungan positif, negatif, hingga komentar netral yang berisi laporan informasi. Beragamnya opini tersebut

menunjukkan bahwa pendapat masyarakat bersifat heterogen dan dipengaruhi oleh pengalaman serta pandangan masing-masing. Oleh sebab itu diperlukannya analisis sentimen untuk memetakan kecenderungan pendapat publik secara lebih objektif dan terstruktur.

Analisis sentimen adalah salah satu teknik text mining dan *Natural Language Processing* (NLP) yang memiliki peran dalam mendeteksi dan mengelompokkan penilaian atau argumen ke dalam kategori yang ditentukan (Stefanni et al., 2025). *Text mining* merupakan upaya memperoleh data teks melalui pemanfaatan perangkat lunak untuk mengungkapkan beragam isi yang relevan di dalamnya (Agung & Santara, 2024). Sehingga analisis sentimen dapat membantu memetakan persepsi masyarakat secara matematis melalui pengolahan teks tidak terstruktur, seperti tweet pada aplikasi X. Pada studi kebijakan pemerintah dan program sosial, analisis sentimen dapat membantu memahami seberapa besar masyarakat dalam menerima suatu program, sehingga bisa digunakan sebagai bahan evaluasi atau pengambilan keputusan dalam pelaksanaan program. Hal itu serupa dengan berbagai penelitian sebelumnya yang juga memanfaatkan analisis sentimen untuk melihat respon masyarakat.

Penelitian mengenai pengolahan opini telah dilakukan secara luas melalui beragam pendekatan. Penelitian oleh Putri, Forda, dan Sulistiono (2022) berhasil mengklasifikasi opini publik mengenai kinerja DPR dengan menerapkan algoritma *naïve bayes* dengan tingkat akurasi mencapai 80% (D. D. Putri et al., 2022). Lalu ada penelitian oleh Arsi dan Waluyo (2021) dapat mengaplikasikan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengkaji argumen publik mengenai rencana pemindahan Ibu Kota Negara dengan menghasilkan ketepatan tertinggi mencapai 96,68% dan AUC memiliki nilai 0,979, sehingga SVM dinilai efektif dalam mengolah data teks yang bersifat tidak terstruktur (Arsi & Waluyo, 2021). Kemudian terdapat penelitian oleh Girsang, Sidiq, dan Elenaputri (2023) memanfaatkan *IndoBERT* dan LDA untuk mengolah opini publik di Twitter dan menemukan bahwa sekitar 60% sentimen mengenai BPJS Kesehatan bernilai negatif (Girsang et al., 2023). Di sisi lain, penelitian berbasis ANFIS menunjukkan dapat menerapkan masalah klasifikasi dengan baik. Hal ini dapat dilihat dari penelitian oleh Marwondo, Saputra, Mahardika, dan Aziz (2024) berhasil menggunakan ANFIS untuk mengklasifikasi kebutuhan jumlah dokter untuk mengukur tingkat kesejahteraan masyarakat dengan mendapatkan hasil akurasi rata-rata sebesar 83% setelah penambahan jumlah fungsi keanggotaan (Marwondo et al., 2024). Lalu terdapat penelitian oleh Almutazah, Kiromi, dan Ulinnuha (2023) yang berhasil menggunakan ANFIS untuk mengklasifikasi *Alzheimer* pada data citra MRI dengan mencapai sensitivitas hingga 90,27% pada pengujian *K-Fold* (Almutazah et al., 2023).

Berdasarkan penelitian sebelumnya, terlihat bahwa metode *naïve bayes* dan SVM banyak digunakan dan terbukti efektif untuk klasifikasi sentimen pada data *tweet*. Sedangkan ANFIS menunjukkan kemampuan yang kuat dalam menangani pola data kompleks pada tugas klasifikasi seperti identifikasi penyakit daun mangga maupun deteksi *Alzheimer*. Tetapi penerapan ANFIS dalam analisis sentimen masih terbatas. Dengan demikian, studi ini dilakukan untuk menerapkan metode ANFIS dalam mengklasifikasi sentimen pengguna aplikasi X mengenai pelaksanaan MBG, melalui pemanfaatan TF-IDF sebagai ekstraksi fitur. Penelitian ini diharapkan dapat mengevaluasi kecenderungan opini masyarakat secara lebih akurat sekaligus menguji sejauh mana ANFIS dapat menjadi alternatif model klasifikasi sentimen yang akurat.



Gambar 1. Alur Penelitian

METODE PENELITIAN

Penelitian kali ini mengimplementasi metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) dilanjutkan memanfaatkan ekstraksi TF-IDF. Tahap penelitian dimulai dengan mengumpulkan data, *preprocessing* data, pelabelan data, ekstraksi fitur dengan TF-IDF, Perancangan klasifikasi, hingga pengujian dan evaluasi hasil. Penggambaran alur penelitian sebagaimana Gambar 1.

Analisis Komputasi Data Teks

Text mining merupakan upaya memperoleh data teks melalui pemanfaatan perangkat lunak untuk untuk mengungkapkan beragam isi yang relevan di dalamnya (Fathonah & Herliana, 2021). Sedangkan NLP merupakan bidang kecerdasan buatan yang memungkinkan mesin mengerti, mengolah, dan menghasilkan bahasa yang digunakan manusia (Wijaya & Hayati, 2025). Analisis sentimen merupakan salah satu penerapan utama dari kedua pendekatan tersebut, yaitu teknik untuk mengidentifikasi opini masyarakat dan mengklasifikasikan ke klasifikasi sentimen tertentu diantaranya pada kategori positif dan negatif (Ningrum et al., 2024).

Dalam penelitian ini, *text mining* dan NLP digunakan untuk mengolah data teks mentah agar dapat dianalisis secara komputasional dan menghasilkan informasi yang bermakna.

TF-IDF

TF-IDF *Vectorizer* termasuk logika program yang berfungsi untuk mendeskripsikan dokumen berbasis tulisan menjadi vektor bernilai angka. TF-IDF beroperasi dengan menetapkan nilai lebih besar pada kata yang banyak muncul dalam penelitian tetapi jarang muncul dalam data penelitian lainnya (Surianto & Surianto, 2024). TF-IDF terdiri dari dua proses di dalamnya yakni TF (*Term-Frequency*) dan IDF (*Inverse Document Frequency*). *Term Frequency* (TF) nilai yang menginterpretasikan jumlah keseluruhan suatu kata dalam dataset, sedangkan IDF merepresentasikan tingkat jarangness suatu kata diantara sekumpulan dokumen. Gabungan dari nilai TF dan IDF guna menilai seberapa besar peran elemen kata yang muncul dalam dokumen, dimana nilai TF - IDF dengan tingkat yang tinggi menunjukkan pentingnya kata tersebut dalam data analisis sentimen (Ningsih, 2024).

Validasi K-Fold

Validasi silang *K-Fold* merupakan salah satu model yang digunakan untuk memeriksa overfitting dalam suatu model. Validasi silang *K-Fold* termasuk suatu teknik yang diterapkan dalam memisahkan data menjadi data tahap pelatihan serta data uji (Wijiyanto et al., 2024). Dalam validasi silang *K-Fold*, model dibagi ke dalam k subset berukuran setara maupun mendekati sama besar. Model kemudian di uji akurasi menggunakan subset pengujian disetiap *fold*, lalu proses berlanjut hingga seluruhnya selesai. Kemudian total akurasi dihitung dirata-ratakan berdasarkan jumlah k (Widodo et al., 2022).

Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

Setelah proses ekstraksi dilakukan pembuatan model ANFIS sebagai pengklasifikasian sentimen pengguna X berdasarkan data yang sudah diperoleh dari ekstraksi. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah pendekatan yang mengkombinasi konsep dari sistem saraf buatan dan logika fuzzy. Sistem saraf buatan mampu mengidentifikasi keteraturan dan belajar menemukan solusi tanpa memerlukan model matematika, sementara logika fuzzy digunakan untuk merepresentasikan pemikiran manusia dan menarik kesimpulan berdasarkan *rule* atau aturan (Damayanti & Agustina, 2024). ANFIS menggunakan sistem inferensi pada *Fuzzy Takagi-Sugeno*, sehingga mendapatkan *output* tetap atau kombinasi linear dari variabel masukan (Hendikawati et al., 2021). Karena struktur ANFIS Menggunakan model *fuzzy sugeno* maka ada dua *rule* dalam basis aturan sugeno, yaitu (Kale, 2020):

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1 \text{ AND } x_2 \text{ is } B_1 \text{ THEN } y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10}$$

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_2 \text{ AND } x_2 \text{ is } B_2 \text{ THEN } y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{20}$$

Dimana:

y_i = Hasil

y_i = Parameter akibat

Perhitungan pada metode ANFIS terdiri dari lima lapisan yaitu:

1. Lapisan 1

Setiap data yang dimasukkan dilapisan ini bersifat adaptif, artinya parameter bisa berubah tergantung pada fungsi data yang dimasukkan.

$$0_{1,i} = \mu A_i(x_1), \quad \text{untuk } i = 1, 2 \quad (1)$$

$$0_{1,i} = \mu B_{i-2}(x_2), \quad \text{untuk } i = 3, 4 \quad (2)$$

Dimana:

x_1, x_2 = masukan pada data i

$\mu A_i, \mu B_{i-2}$ = Fungsi keanggotaan tiap data

2. Lapisan 2

Derajat keanggotaan yang didapat dikalikan dengan setiap aturan fuzzy. Hasil perhitungannya akan menunjukkan seberapa kuat setiap aturan fuzzy (firing strength). Fungsi dari data input seperti yang terdapat dalam persamaan (3).

$$0_{2,i} = W_i = \mu A_i(x_1) \mu B_i(x_2) \quad (3)$$

3. Lapisan 3

Memasukan nilai firing strength dan diubah menjadi nilai firing strength yang ternormalisasi sehingga nilainya berada diantara 0-1. Melalui representasi dari data masukan yang diperlihatkan dalam Persamaan (4).

$$0_{3,i} = \bar{W} = \frac{W_i}{W_1 + W_2} \quad (4)$$

Jika jumlah aturan yang dihasilkan melebihi dua, maka rumus tersebut bisa dikembangkan dengan melakukan pembagian setiap W_i terhadap total bobot seluruh aturan.

4. Lapisan 4

Menerapkan fungsi linier dari model sugeno terhadap output lapisan sebelumnya. Fungsi dari data masukan seperti yang diperlihatkan dalam persamaan (5).

$$0_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (c_{i1}x_1 + c_{i2}x_2 + c_{i0}) \quad (5)$$

Berdasarkan persamaan (5), dimana:

$\bar{W}_i$ = Tingkat kepercayaan

c_{i1}, c_{i2}, c_{i0} = Parameter akibat

5. Lapisan 5

Hasil dari seluruh output aturan dijumlahkan sehingga menghasilkan output ANFIS. Fungsi data masukan seperti yang ditunjukkan dalam Persamaan (6).

$$0_{5,i} = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad (6)$$

Confussion Matrix

Evaluasi model klasifikasi dilakukan dengan menampilkan visualisasi ke dalam *Confussion matrix*. *Confussion matrix* berfungsi untuk menampilkan hasil akurasi dari model klasifikasi dengan melalui perbandingan antara prediksi sistem dan data klasifikasi sebenarnya. Dalam *Confussion matrix* ada empat nilai yang akan ditampilkan (Ashari et al., 2025):

1. *True Positive* (TP) yaitu banyaknya argumen dengan label positif yang berhasil dikenali ke dalam kelas positif oleh model.
2. *False Negative* (FN) yaitu informasi berlabel positif yang terdeteksi negatif oleh model klasifikasi.
3. *False Positif* (FP) yaitu informasi yang pada kenyataannya memiliki label negatif meski begitu dikategorikan sebagai positif oleh model.
4. *True Negative* (TN) yaitu informasi yang memang ditandai negatif serta berhasil diidentifikasi sebagai negatif oleh model.

Hasil *Confussion matrix* tersebut digunakan untuk menghitung metrik performa model diantaranya akurasi, sensitivitas, presisi, *F1-Score*. Akurasi dilakukan untuk membandingkan jumlah prediksi yang tepat terhadap keseluruhan data. Sensitifitas digunakan untuk menilai seberapa besar model mampu mengidentifikasi seluruh kategori positif yang ada. Sementara itu, spesifikasi berfungsi menilai sejauh mana model dapat mengenali seluruh kasus negatif yang dihasilkan (A. D. M. Putri et al., 2025).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Mengumpulkan data dilakukan dengan cara *crawling* data yaitu mengumpulkan *tweet* pengguna dari aplikasi X dengan modul *tweepy* dari *python* dan PAI yang tersedia di X pada kata kunci yang telah ditentukan. Peneliti menggunakan 6 kata kunci pencarian yang berhubungan dengan MBG yaitu “MBG”, “MBG sekolah”, “program makan”, “menu MBG”, “Dapur MBG”, dan “makan siang gratis” dengan periode pencarian mulai tanggal 6 januari 2025 hingga 3 Oktober 2025. Data dengan keyword “MBG” didapatkan data sebanyak 586 data, *keyword* “MBG sekolah” sebanyak 615 data, “program makan” sebanyak 719 data, “menu MBG” sebanyak 719 data, “menu MBG” sebanyak 719 data, “Dapur MBG” sebanyak 320 data, dan “makan siang gratis” sebanyak 665 data. Dari berbagai dataset hasil *crawling* setiap *keyword* kemudian dikonsolidasi menjadi satu dataset tunggal yang berjumlah 3520 data. Contoh output data *crawling* pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Data *Crawling*

No	Text
1	Guru lagi yang repot. Udahlah gaji ngga seberapa jobdesk nambah gara-gara MBG Ntar kerscunan dikira guru teledor Padahal programnya aja yg uda red flag
2	Satu keluarga korban kejahatan rezim. Ibu jadi tkw bapak merantau jauh anak2 tinggal diasuh anak pertama anak kedua sering nahan lapar karena demi hemat uang. Trus solusinya? MBG.
3	Mulutmu harimaumu https://t.co/MYCzRENrCA https://t.co/mAAf6EE3Hn
4	Kronologi Kematian Bunga Rahmawati Siswi SMKN 1 Cihampelas Bandung Barat Diduga Keracunan MBG https://t.co/m2XvKylGUi
5	Dinkes Bandung Barat Bantah Siswi SMK Meninggal Karena MBG Epidemiolog: Dugaan Keracunan Belum bisa Disingkirkan https://t.co/Boy3GVOWxz
.	.
.	.
.	.
3516	aku bukan buzzer ya tapi lewat video ini nangis banget ihh adeknya seneng banget bisa makan daging sebenarnya program mbg ini kalo penyelenggara sama sistemnya dari hulu ke hilir udah bener ya banyak manfaatnya tapi banyaknya di lapangan tuh gak bener ngaturnya https://t.co/hJYP3y4xu4
3517	Serka Burhan Dampingi Siswa-siswi SDN 5 Ampputang Makan Bergizi Gratis Pangkep Serka Burhan Babinsa Desa Baring aktif melaksanakan kegiatan pendampingan program makan bergizi gratis bagi siswa-siswi di SDN 5 Ampputang Desa Baring Kecamatan Segeri Kabupaten Pangkep. https://t.co/bFOQzbL4Kw
3718	@kompascom Asap! Bneran mengganggu tu kata GRATIS diprogram Makan Bergizi Anak Indonesia! Kan bagus & amp
3519	Program Makan Bergizi Gratis hadir untuk kesejahteraan rakyat https://t.co/YH8AdvEcZp
3520	Program Makan Bergizi Gratis bekal anak berprestasi https://t.co/u2WsN9IYAS

Pre-Processing Data

Data mentah hasil *crawling* sebanyak 3520 data tersebut dilakukan *preprocessing* data dengan beberapa langkah di dalamnya. Langkah pertama pada persiapan data adalah melakukan *cleaning* data gunanya untuk menghilangkan atau menyaring simbol, *link*, maupun *mention* yang tidak diperlukan. Selanjutnya diperlukan juga *case folding* yakni mengubah seluruh data menjadi huruf kecil sehingga dapat mempermudah penilaian numerik pada data. Setelah itu ada *tokenisasi*, *filtering*, hingga *stemming* yang merupakan proses mempersiapkan data sebelum memasuki tahap ekstraksi. Berikut hasil *preprocessing* dipaparkan pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Preprocessing* Data

Original	Cleaned
Guru lagi yang repot. Udahlah gaji ngga seberapa jobdesk nambah gara-gara MBG Ntar kerscunan dikira guru teledor Padahal programnya aja yg uda red flag	['guru', 'repot', 'udahlah', 'gaji', 'ngga', 'jobdesk', 'nambah', 'gara', 'gara', 'mbg', 'ntar', 'kerscunan', 'guru', 'teledor', 'program', 'uda', 'red', 'flag']
Satu keluarga korban kejahatan rezim. Ibu jadi tkw bapak merantau jauh anak2 tinggal diasuh anak pertama anak kedua sering nahan lapar karena demi hemat uang. Trus solusinya? MBG.	['keluarga', 'korban', 'jahat', 'rezim', 'tkw', 'rantau', 'anak', 'tinggal', 'asuh', 'anak', 'anak', 'nahan', 'lapar', 'hemat', 'uang', 'trus', 'solusi', 'mbg']
Kronologi Kematian Bunga Rahmawati Siswi SMKN 1 Cihampelas Bandung Barat Diduga Keracunan MBG https://t.co/m2XvKylGUi	['kronologi', 'mati', 'bunga', 'rahmawati', 'siswi', 'smkn', 'cihampelas', 'bandung', 'barat', 'duga', 'racun', 'mbg']
.	.
.	.
.	.

Pelabelan Data

Data yang telah di *preprocessing* atau dipersiapkan tersebut akan diberikan label di setiap datanya. Pelabelan data dilakukan secara manual yang melibatkan ahli bahasa, Novia Adibatus Shofah, yang bertanggung jawab dalam menentukan label pada data. Label data pada pengkajian ini terbagi dalam tiga kelompok, yaitu positif apabila isi *tweet* mengandung dukungan terhadap MBG, negatif apabila berisi kritikan atau keluhan, dan netral apabila mengandung kalimat biasa saja atau informatif. Tabel 3 menunjukkan data dengan label berbeda.

Tabel 3. Data Terlabeli

Text	Label
['guru', 'repot', 'udahlah', 'gaji', 'ngga', 'jobdesk', 'nambah', 'gara', 'gara', 'mbg', 'ntar', 'kerscunan', 'guru', 'teledor', 'program', 'uda', 'red', 'flag']	Negatif
['keluarga', 'korban', 'jahat', 'rezim', 'tkw', 'rantau', 'anak', 'tinggal', 'asuh', 'anak', 'anak', 'nahan', 'lapar', 'hemat', 'uang', 'trus', 'solusi', 'mbg']	Positif
['kronologi', 'mati', 'bunga', 'rahmawati', 'siswi', 'smkn', 'cihampelas', 'bandung', 'barat', 'duga', 'racun', 'mbg']	Netral

Karena tujuan penelitian ini adalah membedakan jenis sentimen menjadi dua kelas klasifikasi, yaitu positif dan negatif. Karena itu diperlukan *cleaning* terhadap data yang berlabel netral. Sehingga data yang berlabel positif dan negatif siap digunakan untuk proses selanjutnya sebanyak 2465 data.

Ekstraksi Fitur

Hasil Data yang telah diberi label tersebut dilakukan proses ekstraksi fitur untuk mengubah data teks menjadi representatif numerik. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan TF-IDF. Perhitungan TF-IDF dilakukan dengan mengubah teks menjadi nilai numerik menggunakan perhitungan banyaknya kata tersebut muncul atau digunakan di dalam dokumen. Jumlah fitur yang digunakan maksimal berjumlah 1000 fitur. Hal ini dilakukan agar fitur yang dipertahankan berupa fitur yang mewakili suatu kata. Sehingga didapatkan sebuah matriks fitur berukuran 2465×1000 , dimana 2465 merepresentasikan jumlah dokumen atau data teks. Berikut hasil TF-IDF terhadap 5 data pertama dengan 5 fitur teratas dalam Tabel 4.

Tabel 4. Hasil TF-IDF

Document	TF*IDF				
	mbg	makan	gratis	sekolah	program
d1	0.16804	0	0	0	0.281173
d2	0.15601	0	0	0	0
d3	0.15648	0	0	0	0
d4	0.18118	0	0	0	0
d5	0.12833	0	0	0	0

Berdasarkan tabel 4, diketahui tidak semua fitur muncul pada setiap dokumen dengan ditunjukkan banyaknya nilai TF-IDF bernilai nol. Hal ini menandakan bahwa kata tersebut tidak muncul pada dokumen terkait atau memiliki kepentingan yang sangat rendah. Sementara itu pada dokumen d1, d2, hingga d5, fitur mbg memiliki nilai TF-IDF positif dibanding fitur lainnya yang ditampilkan. Keadaan ini mengindikasikan bahwa kata mbg menjadi kata kunci utama yang merepresentasikan dokumen 1 hingga 5.

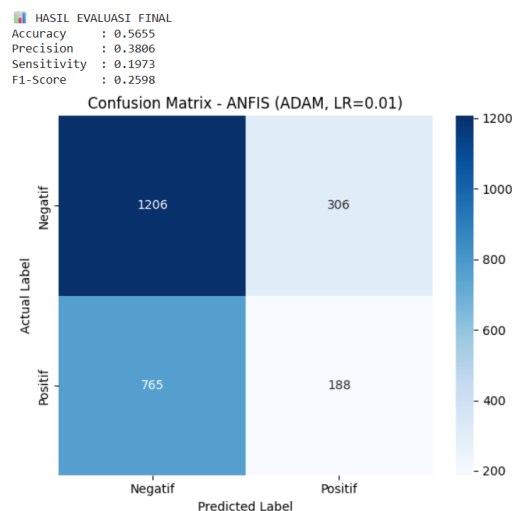
Evaluasi dan Analisis

Data hasil ekstraksi fitur Perhitungan model ANFIS dilakukan menggunakan data hasil ekstraksi fitur sebagai data input. Ekstraksi data dilakukan dengan membagi kumpulan data menggunakan teknik validasi silang *K-Fold*, dimana jumlah lipatan $K = 5$. Perhitungan training kemudian dilakukan untuk menemukan kombinasi parameter berupa optimasi dan nilai *learning rate* yang optimal. Kombinasi parameter terbaik yang diperoleh akan digunakan sebagai gambaran akhir untuk menghasilkan kinerja model yang optimal. Hasil pengujian kombinasi parameter ANFIS diperlihatkan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Hasil Kombinasi Parameter ANFIS

Learning Rate	Optimizer	k-fold					Rata-Rata
		fold1	fold2	fold3	fold4	fold5	
0.001	SGD	59.84	60.24	63.69	38.95	61.87	56.92
	ADAM	40.16	60.24	63.69	38.95	61.87	52.98
	RMSPROP	59.84	60.45	63.69	38.95	61.87	56.96
	ADAGRAD	40.16	60.24	36.31	61.05	61.87	51.93
0.01	SGD	40.16	60.24	63.69	61.05	38.13	52.66
	ADAM	59.84	60.24	63.69	61.05	61.87	61.34
	RMSPROP	40.16	60.24	63.69	61.05	61.87	57.4
	ADAGRAD	59.84	60.24	63.69	38.95	61.87	56.92
0.1	SGD	59.84	39.76	63.69	38.95	61.87	52.82
	ADAM	59.84	60.24	63.69	61.05	38.13	56.59
	RMSPROP	40.16	39.76	36.31	61.05	61.87	47.83
	ADAGRAD	59.84	39.76	63.69	60.85	61.87	57.2
0.2	SGD	40.16	60.24	63.69	61.05	38.13	52.66
	ADAM	59.84	60.24	62.80	60.05	61.87	60.96
	RMSPROP	40.16	60.24	63.69	61.05	61.87	57.4
	ADAGRAD	59.84	60.24	63.69	38.95	61.87	56.92

Tabel 5 menunjukkan hasil kombinasi parameter ANFIS berdasarkan variasi *optimizer* dan *learning rate* menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Berdasarkan nilai rata-rata akurasi, kombinasi terbaik diperoleh pada *learning rate* sebesar 0.01 dengan *optimizer* Adam, yang menghasilkan nilai rata-rata tertinggi dibandingkan kombinasi parameter lainnya. Kombinasi ini akan dilanjut dengan proses evaluasi model dengan *confussion matrix*. Hasil uji model kombinasi tersebut di evaluasi ke dalam *confussion matrix*. Hasil evaluasi uji model dalam visualisasi *confussion matrix* ditunjukkan dalam Gambar 2.



Gambar 2. Confussion Matrix Model ANFIS

Berdasarkan hasil evaluasi dengan confusion matrix, dapat dilihat bahwa model ANFIS dengan *learning rate* 0.01 dan *optimizer adam* sudah mampu mengklasifikasikan sebagian data dengan benar, namun kinerjanya secara keseluruhan masih belum optimal. Model berhasil mengenali 1.206 data negatif dan 188 data positif secara benar. Namun, masih terdapat 306 kekeliruan data negatif yang diprediksi dalam kelas positif juga 765 data positif yang belum berhasil terkenali dan justru diklasifikasikan sebagai negatif.

Ketimpangan kinerja antarkelas berdampak langsung pada nilai evaluasi model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kinerja model masih rendah dengan *accuracy* 56,55% yang hanya sedikit lebih baik dari tebakan acak. Nilai *precision* 38,06% dan *sensitivity* 19,73% menunjukkan bahwa kemampuan model dalam memprediksi dan mendeteksi kelas positif masih lemah, dengan tingkat kesalahan data positif terklasifikasi negatif dan data negatif terklasifikasi positif yang cukup tinggi. Hal ini juga tercermin dari nilai *F1-score* sebesar 25,98% yang menandakan keseimbangan antara *precision* dan *recall* belum baik. Berdasarkan confusion matrix model lebih mampu mengenali kelas negatif dibandingkan kelas positif, sehingga secara keseluruhan model belum optimal dan masih memerlukan perbaikan, khususnya dalam meningkatkan deteksi kelas positif.

Berdasarkan hasil evaluasi model ANFIS perlu dilakukan analisis mendalam untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi hasil klasifikasi pada masing-masing kelas. Oleh karena itu, analisis *fishbone* digunakan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan faktor-faktor penyebab yang berkontribusi terhadap kinerja model pada setiap kelas. Untuk memetakan faktor-faktor tersebut secara sistematis, digunakan diagram *fishbone* pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 3. Diagram *Fishbone* Analisis Sentimen Positif



Gambar 4. Diagram *Fishbone* Analisis Sentimen Negatif

Berdasarkan diagram *fishbone* sentimen positif, dapat diketahui bahwa persepsi masyarakat terhadap program Makan Bergizi didominasi oleh manfaat yang dirasakan secara langsung oleh peserta didik dan keluarga. Program MBG dinilai memberi dukungan terutama aspek pendidikan melalui peningkatan fokus belajar siswa serta membantu memenuhi kebutuhan gizi anak. Selain itu program ini memberikan manfaat sosial dan ekonomi bagi keluarga, khususnya dalam mengurangi beban pengeluaran orang tua, serta menumbuhkan apresiasi terhadap pemerintah atas kebijakan yang dirasa peduli terhadap kesejahteraan anak.

Sentimen negatif menunjukkan hal sebaliknya yakni lebih mengarah pada permasalahan implementasi program. Kritik masyarakat berfokus pada ketidaktepatan distribusi, ketidakseimbangan porsi dan kandungan gizi, kualitas makanan yang kurang baik, serta lemahnya manajemen dan pengawasan. Temuan ini menunjukkan bahwa meski tujuan program MBG diterima dengan positif, pelaksanaan di lapangan masih memerlukan perbaikan agar manfaat program dapat dirasakan secara optimal dan merata.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi metode ANFIS dengan representasi fitur TF-IDF serta variasi *learning rate* dan *optimizer*, dapat disimpulkan bahwa model belum menunjukkan kinerja yang optimal dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap program Makan Bergizi Gratis (MBG). Rendahnya nilai akurasi, sensitivitas, presisi, dan *F1-score* mengindikasikan bahwa model belum mampu mengenali sentimen positif secara konsisten. *Confusion matrix* menunjukkan kesalahan klasifikasi yang didominasi oleh data sentimen positif yang diprediksi sebagai negatif, mencerminkan ketidakseimbangan pola bahasa dan kompleksitas opini publik. Analisis *fishbone* mengungkapkan bahwa sentimen positif berkaitan dengan manfaat kesehatan, pendidikan, serta sosial ekonomi, sedangkan sentimen negatif dipicu oleh masalah implementasi, distribusi, kualitas, porsi, juga lemahnya manajemen dan pengawasan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menuturkan terima kasih ditujukan untuk Dosen mata kuliah Logika Fuzzy Bu Dr. Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom., pelabelan data oleh Bu Novia Adibatus Shofah, S.S., M.Hum., dan rekan-rekan yang memberikan masukan selama pengolahan dan evaluasi model. Dukungan tersebut sangat membantu sehingga penelitian mengenai sistem klasifikasi sentimen berbasis ANFIS dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Agung, S., & Santara, A. (2024). Implementasi Text Mining untuk Analisis Review pada Aplikasi Crowdfunding LX dan ST Menggunakan Metode Sentiment Analysis. *Lancah Jurnal Inovasi Dan Tren*, 2(1), 124–130. <https://doi.org/https://doi.org/10.35870/ljit.v2i1.2245>
- Almumtazah, N., Kiromi, M. S., Ulinnuha, N., Islam, U., Sunan, N., & Korespondensi, P. (2023). Klasifikasi Alzheimer Berdasarkan Data Citra MRI Otak Menggunakan FCM dan ANFIS. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(3), 613–622. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106826>
- Amini, M. N., Sariatmi, A., & Kartini, A. (2026). Faktor Pendukung dan Penghambat Implementasi Program Makan Bergizi Gratis di Sekolah Dasar di Indonesia: Scoping Review. *Jurnal Ners*, 10, 857–865. <https://doi.org/https://doi.org/10.31004/jn.v10i1.52646>
- Anahiz, S., Hakim, S. A., Ramadhan, M. F. A., Azhari, S. D., & Ilham, M. F. (2024). Pembentukan Komunitas Virtual di Platform X : Studi Kasus Reaksi Komunitas Marah-Marah Atas Penganugerahan Gelar H.C. Kepada Raffi Ahmad. *Socius: Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial*, 2(December), 180–187. <https://doi.org/https://doi.org/10.5281/zenodo.14565448>
- Arsi, P., & Waluyo, R. (2021). Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(1), 147–156. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202183944>
- Ashari, P., Mutiah, N., & Prawira, D. (2025). Perbandingan Kinerja Model Deep Learning BERT dan GPT dalam Analisis Sentimen Komentar Video Youtube (Studi Kasus : Film Dirty Vote). *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika*, 11(1), 66–75.
- Damayanti, A., & Agustina, D. (2024). Implementasi Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) dalam Prediksi Harga Saham X. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi*, 12(1), 71–76. <https://doi.org/10.37905/euler.v12i1.25278>
- Fathonah, F., & Herliana, A. (2021). Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Covid - 19 Menggunakan Metode Naïve Bayes. 7(November), 155–164. <https://doi.org/10.34128/jsi.v7i2.331>

- Fazri, M. Al, & Nabila, P. (2025). The Impact of the Free Meal Program on the Improvement of Academic Achievement of Elementary School Students : A Case Study at SDN 31 Palembang. *Tofedu: The Futurw of Education Journal*, 4(4), 866–874. <https://doi.org/https://doi.org/10.61445/tofedu.v4i4.512>
- Girsang, D. L., Sidiq, A., & Elenaputri, T. S. (2023). *Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Layanan BPJS Kesehatan dan Faktor-Faktor Pendukung Opini dengan Pemodelan Natural Language Processing (NLP)*. 1(2), 238–249. <https://doi.org/https://doi.org/10.20885/esds.vol1.iss.2.art24>
- Haryati, & Harahap, N. (2025). Analisis Framing Netizen Di X Dalam Pelaksanaan Program Makan Bergizi Gratis Analysis of Netizen Framing in X in the Implementation of the Free Nutritious Meal Program. *Hulondalo Jurnal Ilmu Pemerintahan Dan Ilmu Komunikasi*, 4, 701–715. <https://doi.org/https://doi.org/10.59713/jipik.v4i2>
- Hendikawati, P., Subanar, Abdurakhman, & Tarno. (2021). Optimal Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Architecture for Time Series Forecasting with Calendar Effect. *Sains Malaysiana*, 12, 6–13. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120670>
- Kale, S. (2020). Development of an Adaptive euro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Model to Predict Sea Surface Temperature (SST). *International Journal of Oceanography and Hydrobiology*, 49, 354–373. <https://doi.org/10.1515/ohs-2020-0031>
- Marwondo, Saputra, J. S., Mahardika, H. F., & Aziz, F. N. (2024). Klasifikasi Kebutuhan Dokter untuk Kesejahteraan Masyarakat Menggunakan ANFIS. *Nuansa Nusantara*, 18. <https://doi.org/https://doi.org/10.25134/ilkom.v18i2>
- Ningrum, A. F., Amri, I. F., & Hisani, Z. A. (2024). Sentiment Analysis of Public Opinion on Handling Stunting Using Random Forest. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 8(1), 31–40.
- Ningsih, M. R. (2024). *Sentiment Analysis on SocialMedia Using TF-IDF Vectorization and H2O Gradient Boosting for Student Anxiety Detection*. 11(4), 1137–1144. <https://doi.org/10.15294/sji.v11i4.20582>
- Putri, A. D. M., Sulistianingsih, N., & Rismayati, R. (2025). Pengaruh Teknik Representasi Teks Bag-of-Words dan TF-IDF terhadap Klasifikasi Sentimen Teks Multi-Domain. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 7(4), 675–688.
- Putri, D. D., Nama, G. F., & Sulistiono, W. E. (2022). Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayer Classifier. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 10(1), 34–40.
- Stefanni, Zulfachmi, Zulkipli, & Saputra, A. (2025). Analisis Sentimen Pengguna X Terhadap Kebocoran Data Pribadi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *Bangkit Indonesia*, 14(01), 32–40. <https://doi.org/10.52771/bangkitindonesia.v14i1.434>
- Surianto, D. F., & Surianto, D. F. (2024). *Enhancing K - Means Clustering for Journal Articles using TF - IDF and LDA Feature Extraction*. 4(2), 964–972. <https://doi.org/https://doi.org/10.47709/brilliance.v4i2.5547>
- Widodo, S., Brawijaya, H., & Samudi. (2022). Stratified K-Fold Cross Validation Optimization on Machine Learning for Prediction. *Sinkron Jurnal & Penelitian Teknik Informatika*, 51(3), 895–909.
- Wijaya, H., & Hayati, N. (2025). Natural Language Processing (NLP) untuk Analisis Sentimen Ulasan Seblak Bandung Pedas Kudus. *Jurnal of Business and Information System*, 8(1), 13–22.
- Wijiyanto, Pradana, A. I., & Atina, V. (2024). Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa. *Jurnal Algoritma Institut Teknologi Garut*, 239–248. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.21-1.1618>