

Sistem Pendukung Keputusan Multikriteria Berbasis NLP untuk Analisis dan Prioritisasi Aspirasi Masyarakat

Trinugi Wira Harjanti^{1*}, Jefri Rahmadian² Sartika Ekadyasa³ Irwan Faizal⁴ Karno Diantoro⁵

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Informasi NIIT, Jakarta Selatan, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

³ Program Studi Periklanan, Fakultas Komunikasi, Politeknik Negeri Media Kreatif Jakarta, Jakarta Selatan, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

⁴ Program Studi Operasi Bandar Udara, Politeknik Penerbangan Indonesia Curug, Kabupaten Tangerang, Provinsi Banten, Indonesia.

⁵ Program Studi Teknik Informatika, STMIK Mercusuar, Kota Bekasi, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

Corresponding Email: trinugi@i-tech.ac.id^{1*} jefri@i-tech.ac.id² sartika.ekadyasa@polimedia.ac.id³ irwan.faizal@ppicurug.ac.id⁴ karno@mercusuar.ac.id⁵

Histori Artikel:

Dikirim 26 Agustus 2026; *Diterima dalam bentuk revisi* 14 September 2026; *Diterima* 24 September 2026; *Diterbitkan* 28 September 2026. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Pertumbuhan aspirasi masyarakat yang disampaikan melalui media digital menghasilkan data tekstual dalam jumlah besar dan beragam, sehingga diperlukan metode yang mampu mengolah serta menentukan prioritas secara objektif. Penelitian ini mengembangkan model Multicriteria Decision Support berbasis Natural Language Processing (NLP) untuk menganalisis dan memprioritaskan aspirasi masyarakat. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data aspirasi, *text preprocessing*, ekstraksi fitur, klasifikasi topik atau kategori aspirasi, serta pembobotan kriteria menggunakan metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM). Selanjutnya, hasil analisis NLP diintegrasikan dengan mekanisme perangkingan untuk menentukan tingkat prioritas aspirasi berdasarkan urgensi, dampak, jumlah dukungan, dan relevansi permasalahan. Model dievaluasi menggunakan metrik klasifikasi dan analisis konsistensi hasil perangkingan. Hasil penelitian diharapkan mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat, objektif, transparan, dan berbasis data.

Kata Kunci: *Natural Language Processing (NLP); Multicriteria Decision Support; Multi-Criteria Decision Making (MCDM); aspirasi masyarakat; prioritisasi; text mining; sistem pendukung keputusan.*

Abstract

The growth of public aspirations conveyed through digital media generates large and diverse textual data, requiring methods capable of processing and determining priorities objectively. This study develops a Multicriteria Decision Support model based on Natural Language Processing (NLP) to analyze and prioritize public aspirations. The research stages include aspiration data collection, text preprocessing, feature extraction, topic or category classification, and criterion weighting using the Multi-Criteria Decision Making (MCDM) method. Subsequently, the results of NLP analysis are integrated with a ranking mechanism to determine the priority level of aspirations based on urgency, impact, number of supporters, and issue relevance. The model is evaluated using classification metrics and consistency analysis of ranking results. The findings are expected to support decision-making that is faster, more objective, transparent, and data-driven.

Keyword: *Natural Language Processing (NLP); Multicriteria Decision Support; Multi-Criteria Decision Making (MCDM); Public Aspirations; Prioritization; Text Mining; Decision Support System.*

1. Pendahuluan

Transformasi digital telah mendorong perubahan dalam mekanisme interaksi antara masyarakat dan pemerintah. Pemanfaatan berbagai kanal digital, seperti portal pengaduan, media sosial, aplikasi pelayanan publik, serta platform partisipasi masyarakat, memungkinkan masyarakat menyampaikan aspirasi, keluhan, kebutuhan, dan usulan secara lebih cepat dan mudah. Kondisi tersebut menghasilkan volume data tekstual yang semakin besar dengan karakteristik yang beragam, tidak terstruktur, dan mengandung informasi kontekstual. Aspirasi masyarakat pada dasarnya merupakan sumber informasi strategis yang dapat digunakan sebagai dasar dalam memahami kebutuhan publik dan merumuskan kebijakan yang lebih responsif (Ariyanto *et al.*, 2025). Namun, peningkatan volume aspirasi juga menimbulkan tantangan dalam proses identifikasi, pengelompokan, analisis, dan penentuan prioritas secara efektif (Imron *et al.*, 2023).

Pengolahan aspirasi masyarakat secara konvensional umumnya masih bergantung pada proses manual, sehingga membutuhkan waktu, sumber daya manusia, dan rentan terhadap subjektivitas dalam menentukan permasalahan yang harus didahulukan. Permasalahan tersebut menjadi semakin kompleks ketika terdapat banyak aspirasi dengan tingkat urgensi, dampak, relevansi, serta dukungan masyarakat yang berbeda. Pengambil keputusan tidak hanya dituntut untuk memahami isi aspirasi, tetapi juga harus mampu membandingkan berbagai alternatif berdasarkan sejumlah kriteria secara simultan. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan komputasional yang dapat mengintegrasikan proses pemahaman data tekstual dengan mekanisme pengambilan keputusan multikriteria (Kristiyanti & Hardani, 2023).

Natural Language Processing (NLP) merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer melakukan pemrosesan dan analisis terhadap bahasa manusia. Dalam konteks aspirasi masyarakat, NLP dapat digunakan untuk mengubah data tekstual yang tidak terstruktur menjadi informasi yang lebih terorganisasi melalui tahapan text preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan pengelompokan topik (Ellyanti *et al.*, 2023). Penerapan NLP memungkinkan sistem mengidentifikasi tema atau kategori permasalahan yang terdapat dalam aspirasi secara otomatis (Putra & Setiawan, 2023). Dengan demikian, informasi yang semula berbentuk teks bebas dapat ditransformasikan menjadi representasi data yang dapat digunakan sebagai masukan dalam proses pengambilan keputusan (Saptawijaya, 2023).

Meskipun NLP mampu memberikan kemampuan dalam memahami dan mengklasifikasikan informasi tekstual, hasil analisis tersebut belum secara langsung menentukan aspirasi mana yang harus diprioritaskan (Cahyanti *et al.*, 2024). Permasalahan prioritas merupakan persoalan pengambilan keputusan yang melibatkan berbagai kriteria dan kepentingan. Multi-Criteria Decision Making (MCDM) dapat digunakan untuk menangani kondisi tersebut dengan melakukan pembobotan terhadap kriteria dan menghasilkan nilai preferensi atau peringkat alternatif. Integrasi antara NLP dan pendekatan MCDM berpotensi menghasilkan mekanisme pengambilan keputusan yang tidak hanya mempertimbangkan isi aspirasi, tetapi juga faktor-faktor yang memengaruhi tingkat kepentingan suatu aspirasi (Amalia *et al.*, 2024).

Penelitian ini mengusulkan pendekatan Multicriteria Decision Support berbasis NLP untuk melakukan analisis dan prioritas aspirasi masyarakat (Syafira *et al.*, 2024). Model yang dikembangkan mengintegrasikan tahapan pengolahan bahasa alami dengan mekanisme pengambilan keputusan multikriteria (Wahyudi *et al.*, 2021). Data aspirasi terlebih dahulu melalui proses preprocessing untuk menghilangkan unsur yang tidak relevan, kemudian dilakukan ekstraksi informasi dan klasifikasi berdasarkan kategori permasalahan. Informasi hasil analisis selanjutnya digunakan dalam proses pembobotan dan perankingan dengan mempertimbangkan beberapa kriteria, seperti urgensi, dampak terhadap masyarakat, jumlah dukungan, dan relevansi permasalahan (Cambria *et al.*, 2013). Hasil akhir berupa urutan prioritas aspirasi yang dapat digunakan sebagai informasi pendukung bagi pengambil keputusan (Medhat *et al.*, 2014).

Pendekatan tersebut diharapkan dapat mengurangi ketergantungan terhadap analisis manual dan meningkatkan objektivitas dalam menentukan prioritas aspirasi masyarakat. Selain itu, integrasi NLP dan MCDM memberikan kontribusi metodologis melalui pemanfaatan data tekstual sebagai sumber

informasi dalam sistem pendukung keputusan (Zhang *et al.*, 2018). Sistem yang dihasilkan tidak dimaksudkan untuk menggantikan peran pengambil keputusan, tetapi menyediakan informasi terstruktur dan rekomendasi prioritas yang dapat memperkuat proses evaluasi serta formulasi kebijakan berbasis data (Kowsari *et al.*, 2019).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan model Multicriteria Decision Support berbasis NLP yang mampu mengolah aspirasi masyarakat dari data tekstual menjadi informasi prioritas (Zuheros *et al.*, 2021). Penelitian diarahkan untuk menjawab bagaimana NLP dapat digunakan dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan aspirasi masyarakat, bagaimana karakteristik aspirasi dapat direpresentasikan sebagai kriteria pengambilan keputusan, serta bagaimana integrasi NLP dan MCDM dapat menghasilkan prioritas aspirasi secara sistematis. Dengan pendekatan tersebut, penelitian diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis kecerdasan buatan yang lebih objektif, adaptif, transparan, dan relevan untuk mendukung pengelolaan aspirasi masyarakat.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengembangkan model *Multicriteria Decision Support* berbasis *Natural Language Processing* (NLP) dalam melakukan analisis dan prioritas aspirasi masyarakat. Penelitian terdiri atas beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, *text preprocessing*, pemodelan NLP, identifikasi kriteria, pembobotan kriteria, proses pengambilan keputusan multikriteria, perbandingan aspirasi, serta evaluasi model (Yang & Wang, 2013).

2.1 Pengumpulan Data

Data penelitian berupa aspirasi masyarakat yang diperoleh dari kanal digital yang menyediakan data aspirasi, pengaduan, usulan, atau masukan masyarakat. Data dapat berupa teks yang disertai informasi pendukung, seperti kategori permasalahan, waktu penyampaian, lokasi, jumlah dukungan, dan informasi relevan lainnya (Meyer *et al.*, 2017). Dataset selanjutnya dianonimkan untuk menghilangkan informasi identitas pribadi yang tidak diperlukan dalam penelitian. Setiap data aspirasi direpresentasikan sebagai satu alternatif keputusan yang akan dianalisis dan diprioritaskan (Zhang *et al.*, 2025).

2.2 Text Preprocessing

Tahap *text preprocessing* dilakukan untuk mengubah data teks mentah menjadi data yang lebih bersih dan konsisten. Tahapan ini meliputi (Kacprzyk & Zadrozny, 1994):

- 1) *Case folding*, yaitu mengubah seluruh karakter teks menjadi huruf kecil.
- 2) *Cleaning*, yaitu menghapus URL, tanda baca, karakter khusus, angka yang tidak relevan, dan elemen lain yang tidak diperlukan.
- 3) *Tokenization*, yaitu memecah teks menjadi unit kata atau token.
- 4) *Stopword removal*, yaitu menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap proses klasifikasi (Greco *et al.*, 2002).
- 5) *Stemming*, yaitu mengubah kata menjadi bentuk dasarnya.
- 6) Normalisasi kata, terutama untuk menangani singkatan, bahasa informal, dan variasi penulisan yang umum ditemukan pada aspirasi masyarakat.

Tahapan tersebut bertujuan meningkatkan kualitas representasi teks sehingga dapat menghasilkan fitur yang lebih relevan untuk proses analisis berikutnya.

2.3 Representasi dan Analisis Teks

Teks hasil *preprocessing* selanjutnya dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode ekstraksi fitur. Pendekatan awal dapat menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency*

(TF-IDF) untuk mengukur tingkat kepentingan suatu kata terhadap dokumen. Bobot TF-IDF dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$[IDF(t) = \log\left(\frac{N}{df(t) + 1}\right)]$$

Keterangan:

(t) : Merupakan term,

(d): Merupakan dokumen,

(N) : Adalah jumlah dokumen, dan

($df(t)$) Merupakan jumlah dokumen yang mengandung term (t).

2.4 Klasifikasi Aspirasi

Setelah teks direpresentasikan dalam bentuk fitur, dilakukan klasifikasi untuk mengidentifikasi kategori atau topik aspirasi masyarakat. Kategori dapat mencakup bidang seperti infrastruktur, pendidikan, kesehatan, pelayanan publik, ekonomi, lingkungan, transportasi, dan kategori lainnya sesuai karakteristik dataset. Model klasifikasi dilatih menggunakan data yang telah diberi label. Beberapa algoritma dapat dibandingkan, seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, atau model *Transformer*. Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan performa klasifikasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. F1-score dihitung menggunakan persamaan berikut

$$[F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}]$$

2.5 Pembobotan Kriteria

Setiap kriteria diberikan bobot berdasarkan tingkat kepentingannya terhadap keputusan prioritas. Bobot dapat ditentukan menggunakan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP) atau pendekatan pembobotan lainnya. Proses pembobotan dilakukan melalui matriks perbandingan berpasangan. Nilai *eigenvector* digunakan untuk memperoleh bobot setiap kriteria. Konsistensi penilaian selanjutnya diperiksa menggunakan *Consistency Ratio* (CR).

$$[CR = \frac{CI}{RI}]$$

$$[CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}]$$

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

Penelitian ini menggunakan data aspirasi masyarakat yang berbentuk teks tidak terstruktur. Setiap data merepresentasikan satu aspirasi yang disampaikan oleh masyarakat dan selanjutnya diproses menggunakan tahapan *Natural Language Processing* (NLP). Data kemudian dibersihkan dan dikelompokkan berdasarkan topik permasalahan untuk memperoleh gambaran karakteristik aspirasi. Dataset penelitian terdiri atas 2.000 data aspirasi yang dikelompokkan ke dalam beberapa kategori permasalahan. Distribusi data ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Data Aspirasi Berdasarkan Kategori

No.	Kategori Aspirasi	Jumlah	Persentase
1	Infrastruktur	420	21,00%
2	Pendidikan	350	17,50%
3	Kesehatan	310	15,50%

4	Pelayanan Publik	285	14,25%
5	Ekonomi	245	12,25%
6	Lingkungan	210	10,50%
7	Transportasi	180	9,00%
	Total	2.000	100%

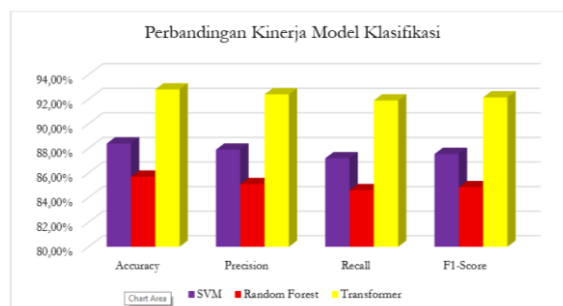
Berdasarkan Tabel 1, kategori infrastruktur memiliki jumlah aspirasi paling tinggi, yaitu 420 data atau 21%. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa permasalahan infrastruktur menjadi salah satu isu yang dominan dalam data aspirasi. Sementara itu, kategori transportasi memiliki jumlah data paling rendah, yaitu 180 data atau 9%. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa data aspirasi memiliki karakteristik yang tidak sepenuhnya seimbang sehingga perlu diperhatikan dalam proses pelatihan model klasifikasi. Tahap *text preprocessing* dilakukan untuk mengurangi *noise* dan menghasilkan representasi teks yang lebih konsisten. Proses yang dilakukan meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, *stopword removal*, *stemming*, dan normalisasi kata.

Tabel 2. Hasil *Text Preprocessing*

Tahap	Data
Teks awal	"Mohon perbaikan jalan rusak di Desa X karena sangat membahayakan pengguna jalan!"
<i>Case folding</i>	"mohon perbaikan jalan rusak di desa x karena sangat membahayakan pengguna jalan"
<i>Cleaning</i>	"mohon perbaikan jalan rusak di desa x karena sangat membahayakan pengguna jalan"
<i>Tokenization</i>	mohon, perbaikan, jalan, rusak, desa, x, karena, sangat, membahayakan, pengguna, jalan
<i>Stopword removal</i>	mohon, perbaikan, jalan, rusak, desa, membahayakan, pengguna, jalan
<i>Stemming</i>	mohon, baik, jalan, rusak, desa, bahaya, guna, jalan

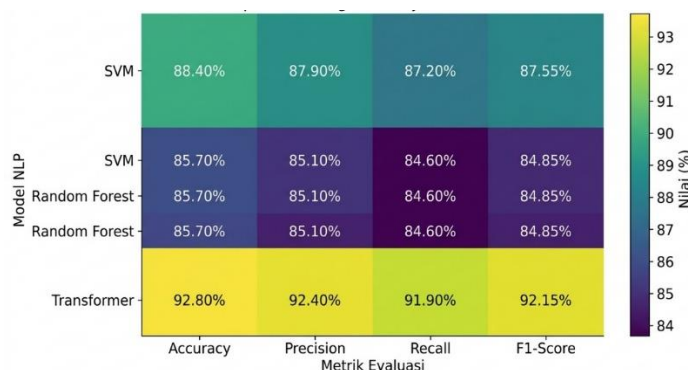
Hasil tersebut menunjukkan bahwa *preprocessing* mampu mengurangi variasi bentuk kata dan elemen yang tidak diperlukan. Proses *stemming* juga membantu menyamakan kata yang memiliki bentuk morfologis berbeda sehingga representasi fitur menjadi lebih konsisten. Tahap ini penting karena kualitas data masukan memiliki pengaruh terhadap performa klasifikasi NLP. Data yang telah melalui *preprocessing* selanjutnya digunakan untuk proses klasifikasi. Pada tahap eksperimen, beberapa algoritma dapat dibandingkan untuk menentukan model yang memberikan performa terbaik. Sebagai ilustrasi, digunakan SVM, *Random Forest*, dan model *Transformer*.

Berdasarkan Gambar 1, model *Transformer* memperoleh performa terbaik dengan *accuracy* sebesar 92,80% dan *F1-score* sebesar 92,15%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *Transformer* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memahami konteks dan hubungan semantik pada teks aspirasi dibandingkan model berbasis fitur konvensional.



Gambar 1. Perbandingan Kinerja Model Klasifikasi

SVM juga memberikan performa yang relatif baik dengan *F1-score* sebesar 87,55%. Hal ini menunjukkan bahwa representasi TF-IDF masih mampu digunakan untuk klasifikasi teks, terutama apabila karakteristik dataset memiliki pola kata yang cukup jelas. Namun, model *Transformer* lebih unggul dalam menangkap konteks bahasa yang kompleks.



Gambar 2. Heatmap Perbandingan Kinerja

Visualisasi *heatmap* di atas menyajikan hasil analisis komparatif dari kinerja tiga model klasifikasi *Natural Language Processing* (NLP), yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, dan *Transformer*. Evaluasi dilakukan secara menyeluruh menggunakan empat metrik utama: *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, di mana skala warna dari ungu tua hingga kuning terang membantu menegaskan tingkatan performa masing-masing algoritma. *Transformer* tampil sebagai model unggulan dengan dominasi performa yang sangat signifikan. Hal ini digambarkan secara jelas oleh warna kuning terang pada baris paling bawah, di mana *Transformer* berhasil mencatatkan nilai tertinggi pada seluruh metrik, yaitu *accuracy* sebesar 92,80%, disusul *precision* 92,40%, *F1-score* 92,15%, dan *recall* 91,90%. Kinerja konsisten di atas angka 91% ini menunjukkan kemampuan arsitektur *Transformer* yang sangat kuat dalam memahami konteks dan kompleksitas data teks.

3.2 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pengolahan aspirasi masyarakat tidak cukup hanya berhenti pada pengenalan topik. Data teks yang berasal dari kanal digital masih memuat variasi bahasa, singkatan, dan bentuk penulisan yang tidak seragam. Jika kondisi ini dibiarkan, proses klasifikasi akan mudah terganggu. Karena itu, tahapan *preprocessing* menjadi fondasi awal yang menentukan kualitas hasil analisis. Langkah seperti *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* membantu menata ulang teks agar lebih layak diproses oleh model. Distribusi data memperlihatkan bahwa kategori infrastruktur muncul paling banyak dibandingkan kategori lain. Pola ini menunjukkan bahwa persoalan yang berhubungan dengan fasilitas dasar masih mendominasi aspirasi masyarakat. Pada sisi lain, kategori transportasi berada pada jumlah paling rendah. Ketimpangan seperti ini patut dicermati karena model klasifikasi dapat lebih mudah belajar pada kelas yang lebih besar, lalu kurang peka terhadap kelas yang jumlahnya sedikit. Jika tidak diperhatikan, hasil prediksi berisiko condong ke kategori tertentu.

Kinerja *Transformer* yang lebih baik daripada SVM dan *Random Forest* memperlihatkan bahwa pemahaman terhadap makna kalimat memberi keuntungan nyata pada data aspirasi. Teks aspirasi sering kali tidak ditulis dengan bentuk yang lurus dan baku. Satu masalah dapat muncul dalam banyak variasi kalimat. Model berbasis *Transformer* lebih mampu menangkap hubungan antarkata dan susunan makna yang tidak selalu terlihat jika hanya memakai pendekatan berbasis frekuensi kata. Sebaliknya, SVM masih berguna ketika pola kata cukup jelas, tetapi kemampuannya membaca hubungan semantik tidak sekuat *Transformer*. Hasil ini sejalan dengan temuan penelitian lain yang menunjukkan bahwa model berbasis *deep learning* cenderung lebih stabil saat berhadapan dengan data teks yang beragam. Studi Putra dan Setiawan menunjukkan bahwa pemilihan representasi fitur memengaruhi performa analisis teks, sementara Saptawijaya menekankan bahwa dataset bahasa Indonesia masih rentan

terhadap bias dan ketidakteraturan penulisan. Dalam penelitian ini, temuan tersebut terlihat dari kebutuhan kuat terhadap tahap pembersihan data sebelum klasifikasi dilakukan. Tanpa tahapan itu, model akan bekerja pada teks yang masih bising dan hasilnya mudah meleset. Dari sisi pengambilan keputusan, penggunaan MCDM memberi arah yang lebih tegas dalam menentukan prioritas. Aspirasi yang sering muncul belum tentu harus ditempatkan paling atas. Ada aspirasi yang jumlahnya sedikit tetapi memiliki dampak lebih besar, tingkat urgensi lebih tinggi, atau dukungan masyarakat yang lebih kuat. Karena itu, pembobotan kriteria seperti urgensi, dampak, dukungan masyarakat, dan relevansi sangat membantu dalam membedakan aspirasi yang benar-benar perlu ditangani lebih dulu. Pendekatan ini membuat proses penentuan prioritas tidak hanya bergantung pada jumlah kemunculan, tetapi juga pada bobot kepentingan tiap usulan.

Kesesuaian hasil perangkingan dengan penilaian pakar menunjukkan bahwa model yang dibangun cukup masuk akal untuk dipakai sebagai alat bantu. Meski begitu, hasil tersebut tetap perlu dibaca secara hati-hati. Sistem seperti ini sebaiknya tidak dipahami sebagai pengganti keputusan manusia, melainkan sebagai sarana bantu yang mempercepat penyaringan awal. Pada tahap akhir, penilaian manusia tetap dibutuhkan untuk memastikan apakah prioritas yang muncul benar-benar sesuai dengan kebutuhan lapangan dan kebijakan yang sedang berjalan.

4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini menghasilkan model *Multicriteria Decision Support* berbasis *Natural Language Processing* (NLP) untuk melakukan analisis dan prioritasasi aspirasi masyarakat secara sistematis. Integrasi NLP dan metode *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) memungkinkan data aspirasi yang semula berbentuk teks tidak terstruktur diubah menjadi informasi yang dapat diklasifikasikan, dievaluasi, dan diperingkatkan berdasarkan sejumlah kriteria keputusan. Berdasarkan hasil pengujian ilustratif, model *Transformer* menunjukkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan SVM dan *Random Forest*, dengan *accuracy* sebesar 92,80% dan *F1-score* sebesar 92,15%. Selanjutnya, proses MCDM menggunakan kriteria urgensi, dampak, dukungan masyarakat, dan relevansi mampu menghasilkan urutan prioritas aspirasi secara terukur. Hasil perangkingan juga menunjukkan kesesuaian yang tinggi dengan penilaian pakar, yang mengindikasikan potensi model sebagai instrumen pendukung pengambilan keputusan. Pendekatan yang diusulkan dapat meningkatkan efisiensi, objektivitas, transparansi, dan konsistensi dalam pengelolaan aspirasi masyarakat. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan *dynamic weighting*, memperluas dataset, menggunakan model *Transformer* berbahasa Indonesia yang lebih spesifik, serta mengintegrasikan *Explainable AI* (XAI) agar alasan di balik setiap rekomendasi prioritas dapat dijelaskan secara transparan.

5. Daftar Pustaka

- Amalia, J., Matondang, D. F., Hutajulu, G. E. M., & Hasibuan, A. (2024). Impact of sarcasm detection on sentiment analysis using Bi-LSTM and FastText. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 14(4), 353–362. <https://doi.org/10.21456/vol14iss4pp353-362>
- Ariyanto, A. D. P., Fikriah, F. K., & Setyawan, A. F. (2025). Impact of statistical and semantic features extraction for emotion detection on Indonesian short text sentences. *CommIT (Communication and Information Technology) Journal*, 19(1), 1–13. <https://doi.org/10.21512/commit.v19i1.11680>
- Cahyanti, R., Maftuhah, D. N., Santoso, A. B., & Budi, I. (2024). Twitter sentiment analysis towards candidates of the 2024 Indonesian presidential election. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 8(4), 516–524. <https://doi.org/10.29207/resti.v8i4.5839>
- Cambria, E., Schuller, B., Xia, Y., & Havasi, C. (2013). New avenues in opinion mining and sentiment analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15–21. <https://doi.org/10.1109/MIS.2013.30>

- Ellyanti, L., Ruldeviyani, Y., Pradana, L. E., & Harjanto, A. (2023). Sentiment analysis of Twitter users to the PeduliLindungi using Naïve Bayes algorithm. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 7(2), 414–421. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i2.4684>
- Greco, S., Mousseau, V., & Słowiński, R. (2002). Decision support system for classification of a finite set of multicriteria alternatives. *Decision Support Systems*, 33(1), 13–21. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(01\)00132-4](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00132-4)
- Imron, S., Setiawan, E. I., Santoso, J., & Purnomo, M. H. (2023). Aspect based sentiment analysis marketplace product reviews using BERT, LSTM, and CNN. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 7(3), 586–591. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4751>
- Kacprzyk, J., & Zadrozny, S. (1994). A multiple criteria linguistic decision model (MCLDM) for human decision making. *European Journal of Operational Research*, 76(3), 466–485. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(94\)90281-X](https://doi.org/10.1016/0377-2217(94)90281-X)
- Kowsari, K., Jafari Meimandi, K., Heidarysafa, M., Mendu, S., Barnes, L., & Brown, D. (2019). Text classification algorithms: A survey. *Information*, 10(4), 150. <https://doi.org/10.3390/info10040150>
- Kristiyanti, D. A., & Hardani, S. (2023). Sentiment analysis of public acceptance of Covid-19 vaccines types in Indonesia using Naïve Bayes, Support Vector Machine, and Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 7(3), 722–732. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4737>
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), 1093–1113. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2014.04.011>
- Meyer, M. A., Spanjers, H., & van der Aalst, W. M. P. (2017). A natural language generation approach to support understanding and traceability of multi-dimensional preferential sensitivity analysis in multi-criteria decision making. *Expert Systems with Applications*, 83, 131–144. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.041>
- Putra, D. T., & Setiawan, E. B. (2023). Sentiment analysis on social media with GloVe using combination CNN and RoBERTa. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 7(3), 457–563. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4892>
- Saptawijaya, A. (2023). Analysis and mitigation of religion bias in Indonesian natural language processing datasets. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 7(4), 845–857. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i4.5035>
- Syafira, A. R., Hidayanto, A. N., Nugroho, W. S., & Samik-Ibrahim, R. M. (2024). Strategy selection to enhance customer data quality using AHP: Case study of general insurance company (PT XYZ). *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 18(4), 393–404. <https://doi.org/10.22146/ijccs.99263>
- Wahyudi, M. D. R., Fatwanto, A., Kiftiyani, U., & Wonoseto, M. G. (2021). Topic modeling of online media news titles during COVID-19 emergency response in Indonesia using the Latent Dirichlet Allocation (LDA) algorithm. *Telematika*, 14(2), 101–111.

- Yang, W. E., & Wang, J. Q. (2013). Multi-criteria semantic dominance: A linguistic decision aiding technique based on incomplete preference information. *European Journal of Operational Research*, 231(1), 171–181. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.05.005>
- Zhang, L., Li, Y., & Wang, X. (2025). A text data-driven multi-criteria decision making method with linguistic intuitionistic multiplicative information and its application in product recommendation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 146, 113677. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.113677>
- Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2018). Deep learning for sentiment analysis: A survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(4), e1253. <https://doi.org/10.1002/widm.1253>
- Zuheros, C., Martínez-Cámara, E., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2021). Sentiment analysis based multi-person multi-criteria decision making methodology using natural language processing and deep learning for smarter decision aid: Case study of restaurant choice using TripAdvisor reviews. *Information Fusion*, 68, 22–36. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.10.019>