

# Analisis Sentimen Publik terhadap Digitalisasi Manajemen SDM di Media Sosial X

Nisrina Akbar Rizky Putri\*<sup>1</sup>, Erma Widyastuti<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Klaten, Klaten

<sup>2</sup>Jurusan Manajemen, Universitas Muhammadiyah Klaten, Klaten

e-mail: \*<sup>1</sup>[nisrinaakbar@umkla.ac.id](mailto:nisrinaakbar@umkla.ac.id), <sup>2</sup>[ermawidya@umkla.ac.id](mailto:ermawidya@umkla.ac.id)

## Abstrak

*Digitalisasi manajemen sumber daya manusia (SDM) mendorong perubahan signifikan dalam praktik organisasi, namun juga memunculkan beragam persepsi publik. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen masyarakat terhadap digitalisasi SDM di media sosial X menggunakan metode berbasis leksikon InSet Lexicon. Data dikumpulkan melalui API pada periode Januari 2023 hingga Juni 2025 sebanyak 10.000 cuitan berbahasa Indonesia. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pre-processing (case folding, cleaning, tokenization, dan stopword removal), klasifikasi sentimen, serta evaluasi kinerja model menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan dominasi sentimen netral sebesar 70,12%, diikuti negatif 18,62% dan positif 11,26%, yang mengindikasikan diskusi bersifat informatif dengan kecenderungan lebih banyak kritik dibanding apresiasi. Model mencapai akurasi 80,26% dengan precision macro 80,42% dan recall macro 70,38%. Performa terbaik terdapat pada kelas netral, sementara kelas positif memiliki recall terendah sehingga banyak sentimen positif tidak terdeteksi. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan lexicon-based cukup efektif, namun masih terbatas dalam menangkap nuansa bahasa kontekstual. Penelitian ini memberikan gambaran persepsi publik sekaligus dasar pengembangan metode yang lebih adaptif untuk mendukung pengambilan keputusan dalam transformasi digital SDM.*

**Kata kunci**—Analisis Sentimen, Media Sosial, InSet Lexicon, digitalisasi SDM, Human Resources

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi digital telah mengubah banyak hal dalam organisasi, termasuk bagaimana mereka mengelola orang-orang [1]. Kemajuan teknologi ini tidak hanya mengubah bagaimana organisasi bekerja. Mereka juga menciptakan tantangan baru dalam tenaga kerja global [2, 3]. Pekerja sering berpindah-pindah tempat kerja akhir-akhir ini serta tenaga kerja juga jauh lebih beragam sekarang. Jadi organisasi membutuhkan strategi manajemen yang lebih fleksibel dan dapat beradaptasi dengan perubahan [4]. Saat ini, *Digital Human Resource Management* (Digital HRM) telah menjadi strategi prioritas utama [5, 6]. Era digital HRM saat ini ditandai dengan penggunaan kecerdasan buatan (AI), pembelajaran mesin, dan analisis prediktif. Organisasi menggunakannya untuk meningkatkan kinerja mereka dengan mengadopsi teknologi terbaru. Alat-alat ini digunakan dalam banyak fungsi HR, dari mempekerjakan karyawan baru untuk mengelola seberapa baik kinerja orang di tempat kerja.

Teknologi digital telah mengubah banyak hal dalam organisasi, termasuk bagaimana mereka mengelola orang-orang mereka [7, 8, 9]. Kemajuan teknologi ini tidak hanya mengubah bagaimana organisasi bekerja. Mereka juga menciptakan tantangan baru dalam tenaga kerja global. Keberagaman tenaga kerja kini membuat organisasi membutuhkan strategi manajemen

yang lebih fleksibel dan dapat beradaptasi dengan perubahan. Meskipun digitalisasi SDM menawarkan berbagai manfaat, implementasinya juga memunculkan tantangan, terutama terkait kesiapan karyawan, pengurangan interaksi manusia, serta kekhawatiran terhadap keberlangsungan pekerjaan [10].

Ketidaksiapan karyawan terhadap literasi digital dan berkurangnya keterlibatan manusia menjadi hambatan krusial dalam hilangnya sistem manajemen SDM di tengah perubahan teknologi yang masif [11]. Oleh karena itu, melakukan analisis terhadap sentimen masyarakat menjadi sangat penting untuk menyebarkan mana digitalisasi SDM memberikan manfaat nyata bagi seluruh elemen perusahaan [12]. Analisis sentimen atau penambangan opini memungkinkan organisasi untuk mengumpulkan wawasan berharga terkait kepuasan dan persepsi publik secara real-time [13]. Dengan memahami pola perasaan yang diungkapkan dalam teks [14], perusahaan dapat secara proaktif mengidentifikasi bidang yang memerlukan peningkatan serta merancang strategi transformasi digital yang lebih efisien dan berkelanjutan [15].

Beberapa penelitian terdahulu telah mengeksplorasi analisis sentimen pada berbagai kebijakan publik di Indonesia. Misalnya, penelitian mengenai kebijakan vaksinasi COVID-19 menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) menunjukkan dukungan masyarakat sebesar 79% [16]. Di sisi lain, analisis terhadap tren mobil listrik menunjukkan sentimen negatif yang signifikan (42%) terkait isu harga [17]. Analisis sentimen terhadap kemajuan kecerdasan buatan mendapatkan sentiment negatif lebih dominan sebesar 53,6% hasil labeling Transformers BERT dan 52.2% dari hasil Transformers RoBERTa dibandingkan sentimen netral dan positif [18]. Sementara itu, isu pemerataan PPPK melalui guru pasar menunjukkan dominasi sentimen negatif yang kuat saat diuji menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) [19].

*InSet Lexicon* adalah salah satu leksikon sentimen Bahasa Indonesia yang digunakan dalam analisis sentimen dua tahap untuk mengevaluasi artikel berita [20]. Ini membantu menilai sentimen dengan memberikan skor pada kata-kata berdasarkan kepositifan atau negatifnya untuk menganalisis sentimen publik terhadap topik, acara, atau produk tertentu dan meningkatkan akurasi analisis sentimen [21]. Fokus penelitian ini adalah menganalisis persepsi publik di media sosial X (Twitter) terhadap digitalisasi manajemen SDM. Melalui pendekatan ini, diharapkan diperoleh gambaran komprehensif mengenai penerimaan masyarakat yang dapat digunakan sebagai landasan dalam menyelaraskan keterlibatan manusia dengan otomatisasi teknologi di bidang SDM.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan sistematis untuk memastikan akurasi dalam menganalisis persepsi masyarakat. Secara umum, alur penelitian terdiri dari lima tahap utama: pengumpulan data, *pre-processing*, analisis sentimen, dan evaluasi. Tahapan penelitian bisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari platform media sosial X (Twitter) melalui proses perayapan menggunakan API. Pengumpulan data terbatas pada rentang waktu tertentu dari 1 Januari 2023 hingga 1 Juni 2025 dengan jumlah data yang didapatkan 10.000 cuitan, pada Tabel 1 merupakan sampel data mentah yang didapatkan dari media sosial X. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan data yang relevan dengan perkembangan teknologi terkini. Filter bahasa diterapkan sehingga hanya tweet Indonesia yang berhasil melewatinya. Kata kunci yang digunakan meliputi "Sumber Daya Manusia", "Human Resource", dan "Transformasi SDM".

Tabel 1. Sampel Data Mentah dari Media Sosial X

No	Teks Cuitan
1	Supervisor HR di Allianz: kerjaan penting gaji kompetitif. Cocok buat kamu yang punya passion di SDM! <a href="https://t.co/nCszZU530X">https://t.co/nCszZU530X</a> #GajiHR #Allianz #KarierHR
2	@bosbbk1234567 @Heraloebss Udah bagus main pesbuk sm timtok malah bacod disini kliatan SDM rendah hr gini msh bawa2 suku buat adu domba.. yakin dah kl nyali cm sebatas di medsos
3	Atau kamu tertarik terjun ke dunia *HR & amp
4	work! adakah info intern/full time bidang HR buat mahasiswa akhir jurusan manajemen SDM (tinggal sidang aja). Aku ada beberapa pengalaman di bidang HR dan pernah ikut pelatihan Talent Acquisition. terima kasih semuanya
5	Pelatihan Certified HR Manager Sertifikasi BNSP. Pelatihan Sertifikasi SDM. <a href="https://t.co/6gmE03ZMXf">https://t.co/6gmE03ZMXf</a> <a href="https://t.co/RkJSNB6jLB">https://t.co/RkJSNB6jLB</a> #sertifikasibnsp #sertifikasidm <a href="https://t.co/0jyO8qk8gi">https://t.co/0jyO8qk8gi</a>

### 2.2. Pre-processing Data

Tahap ini bertujuan untuk membersihkan data dari elemen yang tidak perlu sehingga proses analisis menjadi lebih akurat. Langkah-langkah pra-pemrosesan meliputi:

- Case Folding*: Mengubah semua karakter teks menjadi huruf kecil.
- Cleaning*: Menghapus komponen non-teks seperti URL, tagar, sebutan, angka, tanda baca, dan emotikon.
- Tokenization*: Memecah kalimat menjadi potongan kata tunggal yang disebut token.
- Stopword Removal*: Menyingkirkan kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki arti penting dalam menentukan sentimen. Kata-kata seperti "dan", "yang", dan "dalam" adalah contohnya.

Pada Tabel 2 merupakan hasil pre-processing yang semula mengandung berbagai *hashtag*, mention dan karakter khusus yang telah dibersihkan dan menjadi teks yang siap dianalisis.

Tabel 2. Sampel Data Setelah Pre-Processing

No	Clean Text
1	supervisor hr di allianz kerjaan penting gaji kompetitif cocok buat kamu punya passion di sdm
2	udah bagus main pesbuk sm timtok malah bacod disini kliatan sdm rendah hr gini msh bawa suku buat adu domba yakin dah kl nyali cm sebatas di medsos
3	atau kamu tertarik terjun ke dunia hr amp
4	work adakah info intern full time bidang hr buat mahasiswa akhir jurusan manajemen sdm tinggal sidang aja aku ada beberapa pengalaman di bidang hr pernah ikut pelatihan talent acquisition terima kasih semuanya
5	pelatihan certified hr manager sertifikasi bnsp pelatihan sertifikasi sdm

### 2.3. Analisis Sentimen

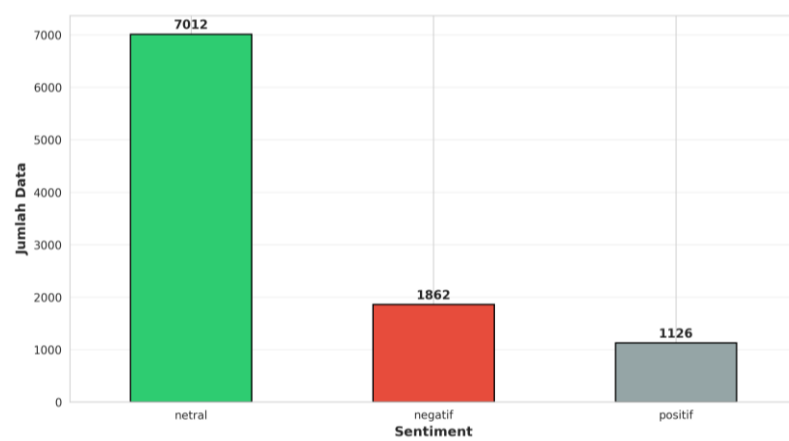
Klasifikasi *InSet Lexicon* dilakukan dengan menggunakan metode berbasis leksikon melalui kamus. *InSet Lexicon* [22] bekerja dengan memberikan bobot skor probabilitas untuk kategori positif, negatif, dan netral untuk setiap kata berdasarkan kelas katanya [23]. Kelas-kelas ini termasuk kata sifat, kata kerja, kata benda, atau kata keterangan. Skor sentimen teks ditentukan oleh nilai rata-rata atau akumulasi berat kata-kata yang terkandung di dalamnya. Kemudian diklasifikasikan menjadi label positif, negatif, atau netral.

### 2.4. Evaluasi

Pengukuran kinerja metode yang digunakan, tahap evaluasi dilakukan dengan menggunakan laporan klasifikasi dan *confusion matrix* [24]. Metrik yang digunakan meliputi tingkat *precision*, *recall*, dan *f1-score* [25]. Tahap ini penting untuk mengidentifikasi seberapa baik model *InSet Lexicon* dapat menangkap nuansa sentimen masyarakat Indonesia pada topik digitalisasi SDM. *Precision* mengukur prediksi positif yang benar dari total prediksi positif yang dilakukan model. *Recall* mengukur jumlah data positif yang berhasil diidentifikasi dengan benar dari total data positif yang sebenarnya. *f1-score* merupakan *harmonic mean* dari *precision* dan *recall* yang memberikan ukuran tunggal yang menyeimbangkan kedua metrik tersebut.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengimplementasikan *InSet Lexicon* untuk analisis sentimen pada 10.000 data teks media sosial berbahasa Indonesia dengan topik *Human Resource* (HR) dan Sumber Daya Manusia (SDM). Dari total 10.000 data yang dianalisis, ditemukan bahwa sentiment netral mendominasi dengan jumlah 7.012 data atau setara dengan 70,12% dari keseluruhan data. Sementara itu, sentiment negatif menempati posisi kedua dengan 1.862 data (18,62%), dan sentiment positif berada di urutan ketiga dengan 1.126 data (11,26%). Distribusi ini mengindikasikan bahwa mayoritas konten dalam dataset bersifat informatif atau deskriptif tanpa muatan sentiment yang kuat, sebagaimana tercermin dalam visualisasi bar chart pada Gambar 2.



Gambar 2. Distribusi Sentimen menggunakan InSet Lexicon

Dominasi sentiment netral sebesar 70,12% dapat dijelaskan dari karakteristik data yang berkaitan dengan topik *Human Resource* dan manajemen SDM. Dalam konteks profesional, banyak diskusi cenderung bersifat informatif seperti pengumuman lowongan kerja, deskripsi posisi, informasi pelatihan, atau pembahasan sistem HR yang tidak mengandung opini subjektif yang kuat. Sedangkan perbandingan antara sentiment negatif (18,62%) dan positif (11,26%)

menunjukkan bahwa konten negatif hampir dua kali lebih banyak dibandingkan konten positif. Fenomena ini dapat diinterpretasikan sebagai indikasi bahwa dalam diskusi seputar HR dan SDM, masyarakat lebih cenderung mengekspresikan keluhan, kritik, atau permasalahan yang dihadapi daripada memberikan apresiasi atau pujian.

Pada Tabel 3 menjelaskan metrik pada setiap sentimen. *Precision* pada sentimen positif memiliki nilai yang sedikit lebih tinggi dengan nilai 0,8117 dibandingkan pada sentimen netral dan negatif yang memiliki nilai sama 0,8005. Tingginya nilai *precision* pada sentimen positif menunjukkan bahwa meskipun model mungkin konservatif dalam mengidentifikasi sentiment positif (terlihat dari *recall* yang lebih rendah), ketika model memutuskan untuk mengklasifikasikan sesuatu sebagai positif, keputusan tersebut cenderung akurat.

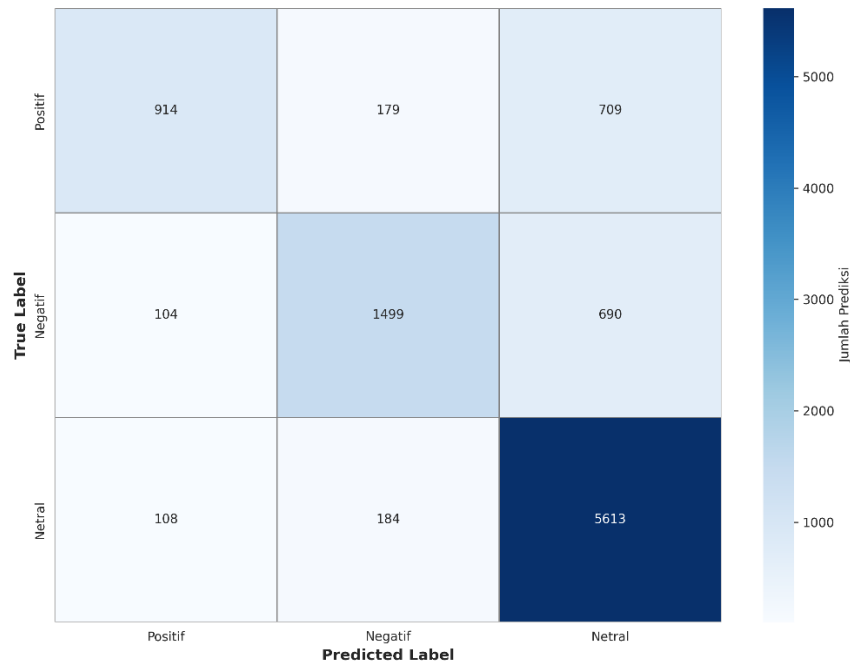
Tabel 3. Metrik pada Setiap Sentimen

Metode	Netral	Negatif	Positif
Precision	0,8005	0,8005	0,8117
Recall	0,9506	0,6537	0,5072
F1-Score	0,8691	0,7215	0,6243

Analisis per sentimen menunjukkan perbedaan yang cukup signifikan dalam performa *recall*. Sentimen netral memiliki nilai *recall* tertinggi yaitu 0,9506, yang mengindikasikan bahwa model InSet sangat efektif dalam mendeteksi sentiment netral. Performa *recall* yang sangat baik ini dapat dikaitkan dengan dominasi data netral 70,12% dalam dataset. Namun pada sentimen positif nilai *recall* 0,5072, ini menunjukkan bahwa hampir setengah dari data yang sebenarnya positif tidak berhasil diidentifikasi oleh model. Sentimen negatif memiliki *recall* 0,6537. Meskipun lebih baik dari kelas positif, nilai ini masih menunjukkan bahwa sekitar 35% data negatif tidak terdeteksi dengan benar. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih memiliki ruang untuk peningkatan dalam mengenali variasi ekspresi negatif, terutama yang mungkin bersifat implisit atau menggunakan bahasa yang lebih halus.

Analisis *f1-score* per sentimen mengungkapkan performa yang bervariasi secara substansial. Sentimen netral mencapai *f1-score* tertinggi yaitu 0,8691, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara *precision* 0,8005 dan *recall* 0,9506. Sentimen negatif memiliki *f1-score* 0,7215, yang merupakan hasil dari *precision* 0,8005 dan *recall* 0,6537. Sentimen positif mengalami *f1-score* terendah yaitu 0,6243, yang merupakan konsekuensi langsung dari *recall* yang sangat rendah 0,5072 meskipun *precision* cukup tinggi 0,8117. Temuan pada metrik *recall*, menegaskan bahwa kemampuan model untuk mendeteksi instance yang relevan merupakan faktor pembatas utama dalam performa keseluruhan, terutama untuk kelas minoritas.

*Confusion matrix* pada Gambar 3 mengkonfirmasi bahwa tantangan utama model terletak pada sensitivitas terhadap kelas minoritas, khususnya sentimen positif. Pola kesalahan yang teridentifikasi memberikan arahan konkret untuk perbaikan model, yaitu perlu pengayaan kamus kata positif dan penyesuaian *threshold* untuk meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi sentiment positif tanpa mengorbankan *precision* yang sudah baik.



Gambar 3. Confusion Matrix InSet Lexicon

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis terhadap 10.000 data teks menggunakan metode InSet Lexicon, dapat disimpulkan pada beberapa poin berikut ini:

1. Distribusi sentimen didominasi sentimen netral 70,12%, diikuti negatif 18,62% dan positif 11,26%, menunjukkan komunikasi pada domain HR cenderung informatif serta lebih banyak berisi kritik dibanding apresiasi.
2. Model InSet Lexicon menunjukkan performa keseluruhan yang baik dengan akurasi 80,26% dan precision macro 80,58%, namun recall macro yang lebih rendah 70,38% menandakan masih terdapat data sentimen yang belum terdeteksi secara optimal.
3. Performa per sentimen tidak merata, di mana sentimen netral memiliki hasil terbaik, sentimen negatif cukup baik, dan sentimen positif terendah akibat recall yang rendah sehingga banyak sentimen positif terlewat.
4. Model cenderung salah mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif sebagai netral, yang menunjukkan sensitivitas terhadap kelas minoritas masih terbatas.
5. Meskipun kompetitif, pendekatan lexicon-based memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks dan nuansa bahasa, sehingga masih terdapat peluang peningkatan performa.

#### 5. SARAN

Dalam meningkatkan kinerja model, disarankan memperkaya kamus leksikon positif dan negatif yang lebih relevan dengan konteks HR Indonesia, menyesuaikan threshold klasifikasi agar lebih sensitif terhadap kelas minoritas, serta mempertimbangkan pendekatan hybrid yang menggabungkan metode lexicon dengan machine learning atau deep learning agar mampu menangkap makna kontekstual secara lebih akurat dan menghasilkan analisis sentimen yang lebih komprehensif. Pada penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi teknik penanganan ketidakseimbangan kelas, seperti SMOTE atau pembobotan kelas, guna meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada **Universitas Muhammadiyah Klaten** yang telah memberi “**dukungan financial**” terhadap penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. D. A. Santie, R. Mesra, and P. R. Tuerah, “Management of Character Education (Analysis on Students at Unima Sociology Education Study Program),” 2020. doi: 10.2991/assehr.k.201014.041.
- [2] J. Posumah, D. Syarifuddin, M. Lasut, P. R. Tuerah, A. Riantung, and R. Mesra, “Strategi Masyarakat Pemilik Usaha Warung dalam Menghadapi Tantangan Digitalisasi (Shopee, Lazada, Bukalapak, dan lainnya) di Taratara,” *Journal of Sociology Research and Education*, vol. 5, no. 1, 2024, doi: 10.53682/jpjsre.v5i1.9849.
- [3] Angga Wahyudi, Muhammad Bhismi Thoifurqoni Assyamiri, Wilda Al Aluf, Mohammad Ryan Fadhillah, Shinta Yolanda, and M. Isa Anshori, “Dampak Transformasi Era Digital Terhadap Manajemen Sumber Daya Manusia,” *Jurnal Bintang Manajemen*, vol. 1, no. 4, pp. 99–111, Oct. 2023, doi: 10.55606/jubima.v1i4.2222.
- [4] P. Robert Tuerah, M. E. Korompis, G. Djein Sumilat, and E. Kondoy, “The Influence of Social Change on Human Resource Management Strategies in the Digital Era.” [Online]. Available: [www.techniumscience.com](http://www.techniumscience.com)
- [5] C. Theres and S. Strohmeier, “Met the expectations? A meta-analysis of the performance consequences of digital HRM,” *International Journal of Human Resource Management*, vol. 34, no. 20, 2023, doi: 10.1080/09585192.2022.2161324.
- [6] F. Kayusi *et al.*, “AI-Driven HR Analytics: Transforming Talent Management and Employee Engagement,” *Revista Multidisciplinaria Voces de América y el Caribe*, vol. 2, no. 1, pp. 558–582, Jun. 2025, doi: 10.69821/remuvac.v2i1.214.
- [7] N. Mazur, “THE INFLUENCE OF MODERN TECHNOLOGIES ON THE EFFECTIVENESS OF MANAGEMENT AND DECISION-MAKING IN ORGANIZATIONS,” European Scientific Platform (Publications), Apr. 2023. doi: 10.36074/logos-28.04.2023.09.
- [8] “The Impact of Artificial Intelligence on Human Resource Management in the Era of Digitalization,” *Review of International Comparative Management*, no. Vol. 26 No. 1 / 2025, Mar. 2025, doi: 10.24818/RMCI.2025.1.157.
- [9] P. Hinge, H. Salunkhe, and M. Boralkar, “Artificial Intelligence (AI) in Hrm (Human Resources Management): A Sentiment Analysis Approach,” 2023. doi: 10.2991/978-94-6463-136-4\_47.
- [10] V. S. Fiorini, “DIGITAL TRANSFORMATION IN HR: IMPACTS OF AUTOMATION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE ON THE EMPLOYEE EXPERIENCE,” *International Seven Journal of Multidisciplinary*, vol. 3, no. 2, Mar. 2024, doi: 10.56238/isevmjv3n2-037.

- [11] F. Seipalla, N. Liem, D. Rouilly, G. Siregar, A. Martdana, and V. Paramarta, "The Impact of Digitalization on Human Resource Management Practices," *Human Resource Management JENIUS*, vol. 8, no. 1, pp. 15–21, doi: 10.32493/JJDP.v8i1.42888.
- [12] HRbrain.ai, "Sentiment Analysis in HR- A Primer".
- [13] L. Muliawaty, "PELUANG DAN TANTANGAN SUMBER DAYA MANUSIA DI ERA DISRUPSI," *Kebijakan : Jurnal Ilmu Administrasi*, vol. 10, no. 1, 2019, doi: 10.23969/kebijakan.v10i1.1416.
- [14] IBM, "What is sentiment analysis?"
- [15] M. Wankhade, A. C. S. Rao, and C. Kulkarni, "A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 55, no. 7, 2022, doi: 10.1007/s10462-022-10144-1.
- [16] L. M. Azizah, D. B. Ajipratama, N. A. R. Putri, and C. Damarjati, "Analisa Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Vaksinasi Covid-19 Di Indonesia Pada Twitter Menggunakan Algoritma LSTM La," *JURNAL IPTEKKOM Jurnal Ilmu Pengetahuan & Teknologi Informasi*, vol. 24, no. 2, 2022, doi: 10.17933/iptekkom.24.2.2022.161-172.
- [17] A. Sri Widagdo, Ardiansyah, Krisna Nuresa Qodri, Fachruddin Edi Nugroho Saputro, and Nisrina Akbar Rizky Putri, "Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia Menggunakan Long-Short Term Memory (LSTM)," *JURNAL FASILKOM*, vol. 13, no. 3, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6303.
- [18] N. A. R. Putri and Ardiansyah, "Analisis Sentimen Terhadap Kemajuan Kecerdasan Buatan di Indonesia Menggunakan BERT dan RoBERTa," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 136–145, Nov. 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i2.649.
- [19] F. N. Hidayat and S. Sugiyono, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Perekrutan Pppk Pada Twitter Dengan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 2, 2023, doi: 10.55338/saintek.v5i2.1359.
- [20] V. Vinardo and I. Wasito, "Two-Stage Sentiment Analysis on Indonesian Online News Using Lexicon-Based," *sinkron*, vol. 8, no. 4, pp. 2109–2119, Oct. 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.12769.
- [21] D. Musfiroh, U. Khaira, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, "Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 1, no. 1, pp. 24–33, Mar. 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i1.20.
- [22] D. Musfiroh, U. Khaira, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, "Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 1, no. 1, pp. 24–33, Mar. 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i1.20.
- [23] Eko Arip Winanto, S. M. Z. Ali Difyah, Pareza Alam Jusia, and Sharipuddin, "Analisis Sentimen Terhadap Tagar Kabur Aja Dulu Di Twitter Menggunakan Metode Lexicon-

- Based,” *Jurnal PROCESSOR*, vol. 20, no. 2, Oct. 2025, doi: 10.33998/processor.2025.20.2.2542.
- [24] T. Phénix, É. Ginestet, S. Valdois, and J. Diard, “Visual attention matters during word recognition: A Bayesian modeling approach,” *Psychon. Bull. Rev.*, vol. 32, no. 3, pp. 1165–1203, Jun. 2025, doi: 10.3758/s13423-024-02591-4.
- [25] A. Upadhyay *et al.*, “Deep learning and computer vision in plant disease detection: a comprehensive review of techniques, models, and trends in precision agriculture,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 58, no. 3, p. 92, Jan. 2025, doi: 10.1007/s10462-024-11100-x.