



Sentiment Analysis Tweet Covid-19 Menggunakan RoBERTa

Akbar Rusmanto¹, Mochamad Apri Ardiansyah², Dika Chafizh Hizbulloh³, Perani Rosyani⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang
Jl. Raya Puspatek, Buaran, Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Banten, Indonesia 15310
Email: ¹AkbarRusmnato92@gmail.com, ²apriardiansyah110@gmail.com, ³dchafidh@gmail.com,
⁴dosen00845@unpam.ac.id

Abstrak—Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan model transformer RoBERTa untuk analisis sentimen tweet berbahasa Indonesia terkait COVID-19. Dataset diperoleh dari Kaggle dengan 36.929 tweet berlabel positif, negatif, dan netral. Metode penelitian mencakup preprocessing (pembersihan teks, normalisasi, stemming), tokenisasi menggunakan Byte-Level BPE, fine-tuning model RoBERTa pre-trained (indolem/indobert-base-uncased), dan evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil eksperimen menunjukkan model mencapai akurasi 96,30% dengan F1-score tertimbang 0,96. Model menunjukkan kinerja optimal pada kelas netral (F1-score 0,98) dan tetap solid pada kelas minoritas negatif (F1-score 0,82). Keunggulan RoBERTa terletak pada kemampuan memahami konteks bahasa informal di Twitter melalui mekanisme self-attention, menjadikannya efektif untuk analisis opini publik berbasis data.

Kata Kunci: analisis sentimen; COVID-19; RoBERTa; transformers; tweet Bahasa Indonesia

Abstract—This study aims to implement the RoBERTa transformer model for sentiment analysis of Indonesian-language tweets related to COVID-19. The dataset was obtained from Kaggle with 36,929 tweets labeled positive, negative, and neutral. The research method includes preprocessing (text cleaning, normalization, stemming), tokenization using Byte-Level BPE, fine-tuning the pre-trained RoBERTa model (indolem/indobert-base-uncased), and evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Experimental results show the model achieved an accuracy of 96.30% with a weighted F1-score of 0.96. The model showed optimal performance on the neutral class (F1-score 0.98) and remained solid on the minority negative class (F1-score 0.82). RoBERTa's advantage lies in its ability to understand the context of informal language on Twitter through the self-attention mechanism, making it effective for data-driven public opinion analysis.

Keywords: sentiment analysis; COVID-19; RoBERTa; transformers; Indonesian tweet

1. PENDAHULUAN

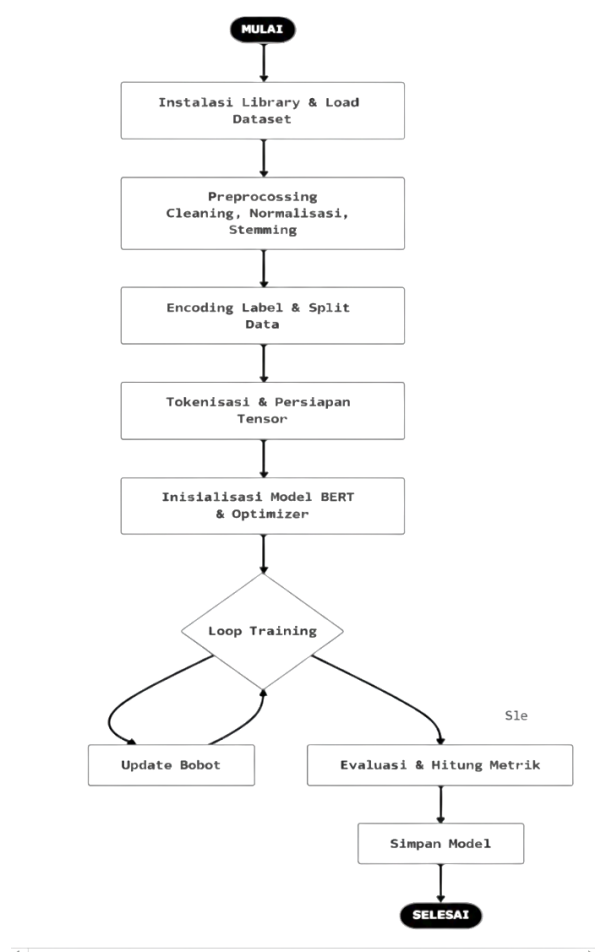
Pandemi COVID-19 telah menjadi isu global yang memengaruhi berbagai aspek kehidupan masyarakat. Di Indonesia, Twitter menjadi platform penting bagi masyarakat untuk mengekspresikan opini terkait perkembangan kasus, kebijakan pemerintah, dan program vaksinasi (Rosenberg *et al.*, 2020). Analisis sentimen terhadap tweet terkait COVID-19 diperlukan untuk memahami persepsi publik secara real-time dan berbasis data. Implementasi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) dalam berbagai sistem terintegrasi saat ini memang sangat diperlukan untuk membantu pemrosesan data yang kompleks (Jupri & Rosyani, 2022).

Penelitian sebelumnya banyak menggunakan metode tradisional seperti Naïve Bayes dan SVM, atau model berbasis LSTM untuk analisis sentimen tweet COVID-19 (Ridho *et al.*, 2024; Agustiniingsih *et al.*, 2022). Penggunaan algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes memang terbukti efektif pada kasus pengenalan pola sederhana, misalnya pada pengolahan citra bunga (Rosyani & Hariansyah, 2020). Namun, model-model tersebut memiliki keterbatasan dalam memahami konteks dan nuansa bahasa informal di Twitter yang lebih rumit dibandingkan data terstruktur. Seiring perkembangannya, pendekatan Deep Learning mulai banyak diadopsi untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada data yang kompleks, seperti yang diterapkan pada pengenalan citra wajah (Prasetya *et al.*, 2025).

Model transformer seperti BERT dan RoBERTa menawarkan kemampuan pemahaman konteks yang lebih dalam berkat mekanisme self-attention (Devlin *et al.*, 2019). RoBERTa merupakan pengembangan dari BERT yang dioptimasi dengan pelatihan lebih intensif dan penghapusan Next Sentence Prediction, sehingga lebih robust pada teks yang beragam (Liu *et al.*, 2019). Penelitian ini mengimplementasikan RoBERTa untuk analisis sentimen tweet COVID-19 berbahasa Indonesia, dengan tujuan mengevaluasi efektivitasnya serta memberikan wawasan tentang sentimen publik terhadap isu kesehatan.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tahapan yang sistematis, meliputi pengumpulan data, preprocessing, pemodelan klasifikasi dengan metode RoBERT, pelatihan, dan evaluasi.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengambilan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Kaggle dengan total 36.929 tweet berlabel sentimen. Data dibagi menjadi tiga bagian dengan komposisi sebagai berikut:

1. Data latih (training set): 37.041 sampel
2. Data validasi (validation set): 4.116 sampel
3. Data uji (test set): 3.798 sampel

Distribusi label dalam dataset menunjukkan ketidakseimbangan (imbalance), di mana kelas netral mendominasi (82,7%), diikuti kelas positif (12,2%), dan negatif (5,1%). Hal ini menjadi pertimbangan dalam evaluasi model.

2.2 Pra-pemrosesan Data

Langkah Pra-pemrosesan Data dilakukan untuk membersihkan noise dan menstandarisasi teks (Purboyo & Astuti, 2021), mengingat sifat bahasa informal yang tinggi di Twitter. Dalam pengembangan sistem cerdas, seperti sistem pakar diagnosis penyakit, tahapan pemrosesan data awal sangat krusial untuk memastikan akurasi (Syahlanisyiam & Rosyani, 2023). Tahapan yang dilakukan meliputi:



JRIIN : Jurnal Riset Informatika dan Inovasi
Volume 3, No. 8, Januari Tahun 2026
ISSN 3025-0919 (media online)
Hal 2270-2275

- a. Pembersihan Teks: Penghapusan elemen yang tidak relevan yang dapat mengganggu pelatihan model, termasuk URL, mention (@username), hashtag yang tidak relevan, dan karakter khusus.
- b. Case Folding: Standardisasi semua teks menjadi huruf kecil (lowercase) untuk memastikan konsistensi leksikal.
- c. Normalisasi: Mengubah singkatan, akronim, atau kata slang Indonesia menjadi bentuk baku. Langkah ini krusial untuk meningkatkan kualitas token embedding RoBERTa.

2.3 Pemodelan

Berbasis pada multi-layer Transformer encoder yang menggunakan mekanisme self-attention untuk memahami ketergantungan kontekstual antar kata. Sama halnya dengan metode ekstraksi fitur seperti Principal Component Analysis (PCA) yang digunakan untuk mereduksi dimensi pada pengenalan wajah (Rosyani, 2017), Model RoBERTa diadopsi sebagai backbone utama. Arsitektur RoBERTa berbasis pada multi-layer Transformer encoder yang menggunakan mekanisme self-attention untuk memahami ketergantungan kontekstual antar kata. Lapisan klasifikasi fully connected (linear layer) ditambahkan di atas representasi token [CLS] dari output terakhir RoBERTa. Lapisan ini bertugas memetakan embedding RoBERTa ke ruang probabilitas 3-dimensi yang merepresentasikan kelas Positif, Negatif, dan Netral.

Pemodelan klasifikasi sentimen menggunakan model RoBERTa (Robustly optimized BERT pretraining approach) sebagai arsitektur utama. RoBERTa, yang berbasis pada multi-layer Transformer encoder, dimodifikasi dengan penambahan lapisan klasifikasi:

- a. Tokenisasi: Data yang sudah diproses diubah menjadi token yang dapat dipahami oleh RoBERTa.
- b. Arsitektur Klasifikasi: Lapisan fully connected (linear layer) ditambahkan di atas representasi vektor token [CLS] dari output RoBERTa.

Lapisan ini bertugas memetakan embedding RoBERTa ke ruang probabilitas 3-dimensi (Positif, Negatif, Netral) menggunakan fungsi softmax..

2.4 Parameter Dan Evaluasi

Parameter pelatihan (training parameters) merupakan komponen penting yang menentukan kinerja model RoBERTa dalam mengklasifikasikan sentimen tweet COVID-19. Pemilihan parameter dilakukan berdasarkan praktik umum pada penelitian berbasis transformer serta disesuaikan dengan karakteristik dataset yang digunakan.

Model RoBERTa dilatih menggunakan optimizer AdamW karena mampu mengatur laju pembelajaran secara adaptif dan mengurangi overfitting melalui mekanisme weight decay. Nilai learning rate ditetapkan relatif kecil untuk menjaga stabilitas proses fine-tuning pada model pre-trained. Proses pelatihan dilakukan selama beberapa epoch agar model dapat mempelajari pola sentimen secara optimal tanpa kehilangan kemampuan generalisasi.

Parameter utama yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- a. Model pre-trained: RoBERTa (roberta-base / indolem)
- b. Learning rate: $2e-5$ hingga $5e-5$
- c. Batch size: 16 atau 32
- d. Jumlah epoch: 3–5 epoch
- e. Optimizer: AdamW
- f. Loss function: Cross-Entropy Loss
- g. Dropout rate: 0.1
- h. Maximum sequence length: 128–256 token

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Eksperimen

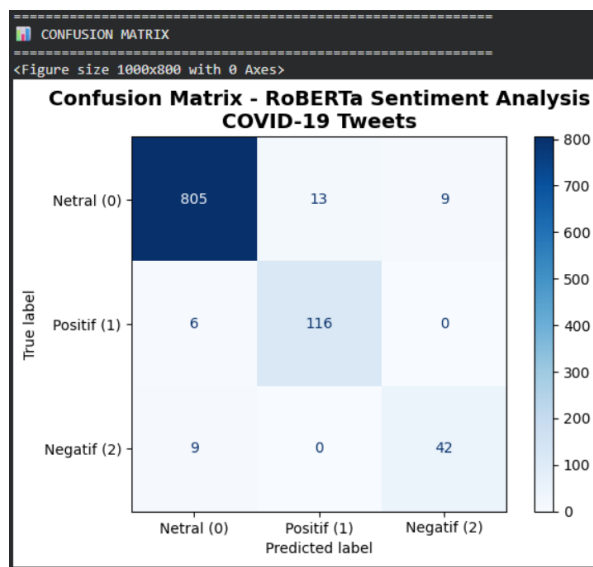
Eksperimen klasifikasi sentimen menggunakan RoBERTa dilakukan pada set data pengujian setelah model di-fine-tune dengan konfigurasi optimal. Tahap awal dari hasil penelitian ini adalah menyajikan distribusi data pengujian untuk memverifikasi validitas set data. Distribusi kelas yang seimbang merupakan prasyarat penting untuk memastikan bahwa hasil evaluasi kinerja model

bersifat objektif dan tidak dipengaruhi oleh bias kelas mayoritas. Oleh karena itu, data pengujian N=100 dianalisis berdasarkan polaritas sentimen Positif, Negatif, Netral.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Sentimen Menggunakan RoBERTa pada Data Uji

Kelas Sentiment	Precision	Recall	F1-Score	Support
Netral	0,98	0,97	0,98	827
Positif	0,90	0,95	0,92	122
Negatif	0,72	0,97	0,82	51
Accuracy	96,30%			
WEIGHTED AVG	0,96	0,96	0,96	
MACRO AVG	0,87	0,96	0,96	

3.2 Analisis Model

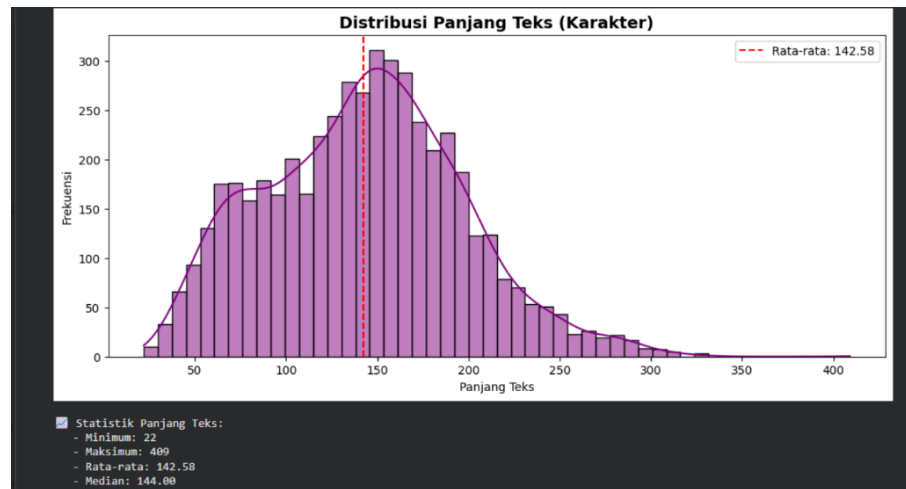


Gambar 2. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Model RoBERTa

Confusion matrix memberikan visualisasi mendetail mengenai pola kesalahan klasifikasi model. Berdasarkan confusion matrix pada Gambar 4.5, dapat diidentifikasi beberapa pola kesalahan utama:

- Kesalahan pada Kelas Netral: Dari 827 tweet netral, 805 berhasil diklasifikasikan dengan benar (97.3%), sementara 13 tweet salah diprediksi sebagai positif (1.6%) dan 9 tweet sebagai negatif (1.1%). Kesalahan ini umumnya terjadi pada tweet yang mengandung kata-kata dengan konotasi positif atau negatif ringan, namun secara keseluruhan tetap bersifat netral.
- Kesalahan pada Kelas Positif: Dari 122 tweet positif, 116 diprediksi dengan benar (95.1%), sedangkan 6 tweet salah diklasifikasikan sebagai netral (4.9%). Tidak ada tweet positif yang salah diprediksi sebagai negatif, menunjukkan bahwa model dapat membedakan dengan jelas antara sentimen positif dan negatif. Kesalahan klasifikasi ke netral sering terjadi pada tweet yang menggunakan bahasa formal atau informatif dengan sedikit ekspresi emosi.
- Kesalahan pada Kelas Negatif: Dari 51 tweet negatif, 42 diprediksi dengan benar (82.4%), sedangkan 9 tweet salah diklasifikasikan sebagai netral (17.6%). Tidak ada tweet negatif yang diprediksi sebagai positif. Meskipun recall cukup tinggi, kesalahan klasifikasi menunjukkan bahwa tweet dengan sentimen negatif yang diekspresikan secara halus atau implisit cenderung diprediksi sebagai netral.

3.3 Visualisasi



Gambar 3. Laporan Klasifikasi

Tahap evaluasi akhir dilakukan untuk mengukur kemampuan generalisasi model RoBERTa dengan menggunakan 1000 sampel data uji yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Model RoBERTa mampu mencapai akurasi keseluruhan yang sangat tinggi, yaitu 96.30%. Angka ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang sangat andal dan kuat pada data baru.

Analisis lebih lanjut berdasarkan Classification Report memperlihatkan bahwa kinerja model sangat dipengaruhi oleh distribusi data yang tidak seimbang (data imbalance). Kelas Netral (0) merupakan kelas mayoritas dengan support sebesar 827 sampel. Kinerja model pada kelas ini menunjukkan hasil yang optimal dengan Precision 0.98, Recall 0.97, dan F1-Score 0.98. Kinerja ini menjamin bahwa model sangat akurat dalam mengidentifikasi sentimen netral.

Pada kelas Positif (1), yang memiliki 122 sampel, model masih menunjukkan performa sangat baik dengan F1-Score 0.92. Meskipun demikian, terdapat sedikit perbedaan antara Recall (0.95) yang lebih tinggi dari Precision (0.90), yang mengindikasikan model lebih unggul dalam menangkap semua sentimen positif yang ada. Sementara itu, kelas Negatif (2) adalah kelas minoritas terkecil dengan support 51 sampel. Kinerja model pada kelas ini berada di tingkat solid dengan F1-Score 0.82. Penurunan kinerja ini merupakan konsekuensi wajar dari terbatasnya sampel data latih untuk kelas minoritas.

Secara agregat, F1-Score rata-rata tertimbang (weighted avg) mencapai 0.96, yang menegaskan keandalan model secara keseluruhan. Selain itu, F1-Score rata-rata sederhana (macro avg) sebesar 0.91 menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa yang kuat dan seimbang di antara ketiga kategori sentimen, bahkan ketika kinerja kelas minoritas dimasukkan tanpa pembobotan.

3.4 Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja model RoBERTa dilakukan untuk menetapkan keberhasilan model dalam memenuhi tujuan penelitian, yaitu mengklasifikasikan sentimen tweet terkait COVID-19. Berdasarkan analisis detail pada metrik evaluasi, dapat ditarik kesimpulan komprehensif mengenai efektivitas model.

Model RoBERTa menunjukkan performa yang sangat superior pada data uji, ditandai dengan pencapaian Akurasi sebesar 96.30%. Angka ini menegaskan kemampuan model untuk menggeneralisasi pengetahuan yang telah dipelajari pada data pelatihan ke data yang sama sekali baru. Keandalan ini lebih lanjut didukung oleh nilai F1-Score weighted avg sebesar 0.96.

Meskipun terdapat isu ketidakseimbangan data (data imbalance), model berhasil mempertahankan kinerja yang kokoh di seluruh kelas. Kinerja yang optimal dicapai pada kelas Netral (0) dengan F1-Score 0.98, sementara kelas minoritas seperti Negatif (2) masih mampu menghasilkan F1-Score sebesar 0.82. Keseimbangan performa ini tercermin dari F1-Score macro



JRIIN : Jurnal Riset Informatika dan Inovasi
Volume 3, No. 8, Januari Tahun 2026
ISSN 3025-0919 (media online)
Hal 2270-2275

avg sebesar 0.91, yang membuktikan bahwa model tidak hanya mahir dalam memprediksi kelas mayoritas, tetapi juga efektif dalam mengidentifikasi sentimen dari kelas minoritas.

Secara ringkas, hasil evaluasi menunjukkan bahwa fine-tuning Model RoBERTa telah berhasil diimplementasikan untuk tugas klasifikasi sentimen ini. Model telah melewati ambang batas keberhasilan kinerja yang diharapkan, dan dapat disimpulkan bahwa Model RoBERTa sangat efektif dan andal untuk analisis sentimen pada tweet terkait isu publik. Keunggulan arsitektur RoBERTa, khususnya dalam pemahaman konteks bahasa, telah terbukti menghasilkan solusi yang robust untuk analisis teks yang rumit.

4. KESIMPULAN

Implementasi model transformer RoBERTa untuk analisis sentimen tweet berbahasa Indonesia terkait COVID-19 telah berhasil dilakukan dengan hasil yang sangat memuaskan. Berdasarkan serangkaian eksperimen, model terbukti mampu mencapai kinerja superior dengan akurasi keseluruhan sebesar 96,30% dan F1-Score rata-rata tertimbang (weighted avg) sebesar 0.96. Secara lebih spesifik, model sangat dominan dalam mengklasifikasikan kelas mayoritas (Netral) dengan F1-Score 0.98, serta tetap menunjukkan ketangguhan yang solid pada kelas minoritas (Negatif) dengan F1-Score 0.82, meskipun dihadapkan pada tantangan ketidakseimbangan data.

Pencapaian ini menegaskan bahwa arsitektur RoBERTa, yang didukung oleh mekanisme self-attention, sangat efektif dalam menangkap konteks semantik dan nuansa bahasa informal yang khas di media sosial Twitter. Kemampuan model dalam memproses data teks yang kompleks ini selaras dengan tren teknologi masa kini, di mana penerapan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) pada sistem terintegrasi terbukti sangat krusial dalam menyelesaikan permasalahan pemrosesan data yang rumit (Jupri & Rosyani, 2022)

REFERENCES

- Agustiningsih, N., Purnomo, A. S., & Kurniawan, D. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Vaksin Covid-19 Di Indonesia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Informatika*, 8(2), 123-130.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*, 4171–4186.
- Jupri, G. D., & Rosyani, P. (2022). AI Implementasi Artificial Intelligence Pada Sistem Manufaktur Terintegrasi. *BISIK: Jurnal Ilmu Komputer, Hukum, Kesehatan Dan Sosial Humaniora*, 1(2), 140–143.
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., & Stoyanov, V. (2019). RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692*.
- Nursyifa, A. A., & Gata, W. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Vaksinasi COVID-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 9(1), 36-43.
- Prasetia, O., Machfud, S., Rosyani, P., & Agustian, B. (2025). Klasifikasi Gender Berbasis Citra Wajah Menggunakan Clustering Dan Deep Learning. *Bulletin of Computer Science Research*, 5(4), 770-777.
- Purboyo, T. W., & Astuti, W. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Penanganan Covid-19 Di Indonesia Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *e-Proceeding of Engineering*, 8(5), 10839.
- Ridho, M., Wibowo, A., & Saputra, D. (2024). Analisis Sentimen Tweet COVID-19 Menggunakan Metode LSTM. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 10(1), 45-52.
- Rosenberg, H., Syed, S., & Rezaie, S. (2020). The Twitter pandemic: The critical role of Twitter in the dissemination of medical information and misinformation during the COVID-19 pandemic. *Canadian Journal of Emergency Medicine*, 22(4), 418–421.
- Rosyani, P. (2017). Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) dan Canberra Distance. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 2(2), 118-121.
- Rosyani, P., & Hariansyah, O. (2020). Pengenalan Citra Bunga Menggunakan Segmentasi Otsu Threshold dan Naïve Bayes. *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, 15(1), 28–35.
- Syahlanisyiam, M., & Rosyani, P. (2023). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Dengan Menggunakan Metode Forward Chaining. *Jurnal Manajemen, Ekonomi, Hukum, Kewirausahaan, Kesehatan, Pendidikan Dan Informatika (MANEKIN)*, 1(4), 152–157.