

MENINGKATKAN PENGELOLAAN INSIDEN LAYANAN TI MELALUI KLASIFIKASI INSIDEN RANDOM FOREST

Caesha Rachma Dhani¹⁾ Dedi Trisnawarman²⁾ Agus Budiyantra³⁾

¹⁾ Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara

Jl. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta Barat

²⁾ Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara

Jl. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta Barat

email : ¹⁾ caesha.825220159@stu.untar.ac.id ²⁾ dedit@fti.untar.ac.id ³⁾ agusb@fti.untar.ac.id

ABSTRAK

Penanganan insiden secara cepat dan tepat merupakan aspek krusial dalam menjaga kualitas layanan teknologi informasi, namun proses klasifikasi insiden yang dilakukan secara manual sering menyebabkan keterlambatan dan ketidakkonsistenan prioritisasi. Penelitian ini bertujuan meningkatkan efektivitas pengelolaan insiden dengan menerapkan algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan insiden berdasarkan data historis. Dataset insiden diproses melalui tahapan Extract, Transform, Load (ETL), kemudian dilakukan pra-proses dan pembagian data menjadi data latih dan data uji. Model Random Forest dibangun menggunakan parameter dasar dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 71%, dengan precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 75%. Confusion matrix memperlihatkan model mampu mengenali pola insiden secara cukup konsisten meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi. Analisis feature importance juga menunjukkan bahwa Duration dan Priority menjadi fitur yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi. Temuan ini menunjukkan bahwa model Random Forest dapat digunakan sebagai alat bantu untuk meningkatkan konsistensi dan kecepatan dalam proses identifikasi dan prioritisasi insiden layanan TI.

kata kunci : Manajemen Insiden, Random Forest, Klasifikasi, Machine Learning, Layanan TI.

1. Pendahuluan

Pengelolaan insiden merupakan salah satu proses paling kritis dalam operasi layanan teknologi informasi. Organisasi yang mengandalkan sistem TI untuk menjalankan kegiatan bisnisnya perlu memastikan bahwa setiap insiden yang terjadi dapat ditangani secara cepat, tepat, dan terukur. Namun, dalam praktiknya, volume insiden yang besar serta keragaman karakteristiknya

sering kali menyebabkan keterlambatan dalam proses identifikasi, klasifikasi, dan penanganan awal. Kondisi ini memperlambat pemulihan layanan dan berpotensi mengganggu produktivitas pengguna. Klasifikasi insiden yang masih dilakukan secara manual juga menimbulkan risiko ketidakkonsistenan dan kesalahan penilaian, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih cerdas dan sistematis.

Perkembangan teknik machine learning menawarkan peluang untuk meningkatkan efektivitas manajemen insiden melalui otomatisasi proses klasifikasi.[2][5] Salah satu metode yang banyak digunakan dalam permasalahan klasifikasi adalah Random Forest, yang memiliki kemampuan untuk menangani data dengan fitur beragam dan memberikan performa yang stabil dalam berbagai kondisi. Dengan memanfaatkan data historis insiden layanan TI, algoritma Random Forest dapat dilatih untuk memprediksi kategori atau tingkat keparahan insiden sehingga proses prioritisasi dapat dilakukan lebih cepat. Pendekatan ini tidak hanya mempercepat respons awal tetapi juga membantu mengurangi beban analisis layanan yang sebelumnya harus melakukan klasifikasi secara manual. Meskipun penelitian terkait Service Desk dan analitik insiden telah banyak dilakukan, penggunaan model klasifikasi berbasis machine learning dalam konteks pengelolaan insiden layanan TI internal masih relatif terbatas. Sebagian besar organisasi masih fokus pada pelaporan statistik dasar seperti jumlah insiden bulanan, waktu penyelesaian, atau kepatuhan SLA, tanpa memanfaatkan potensi data historis untuk prediksi otomatis. Kesenjangan ini membuka peluang penelitian untuk mengeksplorasi model klasifikasi yang mampu mendukung proses operasional secara lebih cerdas dan proaktif.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi insiden layanan TI menggunakan algoritma Random Forest sebagai pendekatan untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan insiden. Model dikembangkan berdasarkan data insiden historis yang mencakup informasi seperti jenis layanan, tipe tiket, kategori

permintaan, prioritas, dan tingkat keparahan. Melalui evaluasi performa model dan analisis fitur yang paling berpengaruh, penelitian ini berupaya menunjukkan bagaimana machine learning dapat berkontribusi pada proses pengambilan keputusan operasional, khususnya dalam mempercepat proses identifikasi dan prioritas insiden. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi organisasi yang ingin mengadopsi pendekatan berbasis data dalam meningkatkan kualitas layanan TI mereka.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Pengelolaan Insiden Layanan TI

Pengelolaan insiden merupakan proses penting dalam manajemen layanan teknologi informasi, di mana setiap gangguan pada layanan harus ditangani secara cepat agar dampaknya terhadap pengguna dapat diminimalkan. Proses ini biasanya melibatkan identifikasi, pencatatan, klasifikasi, prioritas, dan penyelesaian insiden. Tantangan utama dalam pengelolaan insiden adalah tingginya volume laporan dan beragamnya karakteristik insiden sehingga analisis awal sering kali memerlukan waktu yang panjang. Konsistensi dalam klasifikasi juga sering menjadi masalah karena penilaian awal dapat berbeda antara satu petugas dengan lainnya. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mempercepat proses identifikasi sekaligus meningkatkan konsistensi klasifikasi.

2.2 Klasifikasi Insiden dalam Service Desk

Klasifikasi insiden bertujuan mengelompokkan insiden berdasarkan tingkat keparahan, kategori layanan, atau jenis permintaan. Proses klasifikasi sangat penting karena menentukan prioritas penanganan dan alur eskalasi. Pada banyak organisasi, proses ini masih dilakukan secara manual sehingga rentan terhadap kesalahan dan ketidakkonsistenan. Selain itu, waktu respons dapat terhambat karena analisis membutuhkan waktu untuk membaca deskripsi insiden dan menentukan kategorinya. Dengan memanfaatkan data historis insiden, klasifikasi dapat didukung oleh metode otomatis yang memberikan keputusan lebih cepat dan lebih seragam.

2.3 Machine Learning Untuk Klasifikasi

Machine learning menyediakan pendekatan komputasional yang dapat mempelajari pola dari data historis untuk kemudian digunakan dalam proses klasifikasi otomatis. Dalam konteks insiden layanan TI, machine learning memungkinkan sistem mempelajari pola dari atribut seperti tipe tiket, kategori layanan, prioritas, atau tingkat keparahan sehingga insiden yang baru masuk dapat diklasifikasikan secara otomatis. Pendekatan ini dapat mengurangi beban analisis, mempercepat proses penanganan, dan meningkatkan

akurasi pengambilan keputusan awal. Teknik supervised learning merupakan salah satu metode yang paling umum digunakan untuk kasus klasifikasi karena bekerja berdasarkan contoh data yang sudah memiliki label. [1] [6] [7]

2.4 Algoritma Random Forest

Random Forest adalah algoritma supervised learning yang bekerja dengan membangun sejumlah decision tree untuk kemudian digabungkan dalam proses voting. Pendekatan ini memberikan performa yang stabil karena model tidak hanya bergantung pada satu struktur pohon keputusan, tetapi pada kumpulan pohon yang bekerja secara bersamaan. Random Forest mampu menangani data dengan fitur yang banyak, bersifat robust terhadap outlier, dan tidak mudah mengalami overfitting. Keunggulan-keunggulan tersebut membuatnya sangat cocok digunakan dalam klasifikasi insiden, di mana atribut yang digunakan cukup beragam dan pola datanya sering kali tidak teratur.

2.5 Proses ETL (Extract, Transform, Load)

Tahap ETL dilakukan untuk menyiapkan data agar siap digunakan dalam pelatihan model. Extract: data insiden diekstraksi dari sistem tiket internal. Transform: data dibersihkan, ditangani nilai kosongnya, dilakukan encoding terhadap fitur kategorikal (Priority, TicketType, Status), dan dihitung durasi insiden. Load: data yang telah dibersihkan disimpan ke dalam struktur tabular untuk keperluan pelatihan model. [9]

Tabel 1. Tabel Deskripsi Fitur

Fitur	Deskripsi
Number	Nomor identifikasi unik insiden
Creator	Pelapor insiden
Severity	Tingkat keparahan
Ticket Type	Jenis insiden
Request/Fault	Kategori tiket
Status	Status penyelesaian
Service Type	Jenis layanan
Product Group	Kelompok layanan
Fault Arising Time	Waktu munculnya insiden
Fault Clearing Time	Waktu penyelesaian insiden
Priority	Urgensi insiden
Duration	Lama penanganan insiden

2.6 Pelatihan Model

Data hasil ETL dibagi menjadi *training set* dan *testing set*. Model *Random Forest* diterapkan untuk

mempelajari pola antara fitur input dengan target klasifikasi — yaitu *Severity*. Algoritma ini dipilih karena stabilitas performanya, kemampuannya menangani fitur kategorikal yang telah diencoding, serta keandalannya dalam mengurangi risiko *overfitting*.

2.7 Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi model bertujuan mengukur seberapa baik model dapat melakukan klasifikasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Beberapa metrik umum yang digunakan adalah akurasi, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk melihat sebaran prediksi terhadap label sebenarnya sehingga dapat diidentifikasi jenis kesalahan klasifikasi yang paling dominan. Analisis feature importance juga digunakan untuk mengetahui fitur mana yang memiliki pengaruh terbesar dalam menentukan hasil klasifikasi. Informasi ini penting untuk memahami perilaku model serta memastikan bahwa keputusan yang dihasilkan relevan dengan konteks operasional.

3. Metode Penelitian

Metode penelitian ini dirancang untuk menghasilkan model data analitik yang mampu mendukung proses monitoring layanan teknologi informasi. Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan data operasional hingga penyusunan struktur data yang siap digunakan dalam proses analisis. Seluruh proses disusun agar data yang sebelumnya tersebar menjadi terintegrasi dan dapat digunakan secara konsisten.

3.1 Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset insiden layanan TI yang diperoleh dari sistem pencatatan insiden internal. Dataset berisi atribut seperti nomor insiden, tipe tiket, kategori layanan, tingkat keparahan (*severity*), prioritas, status, serta waktu kejadian insiden. Atribut-atribut tersebut digunakan sebagai variabel input (fitur), sedangkan label klasifikasi yang digunakan dalam penelitian adalah tingkat keparahan insiden. Pemilihan *severity* sebagai target dilakukan karena tingkat keparahan berperan penting dalam proses prioritasasi, sehingga model klasifikasi yang akurat dapat membantu mempercepat penanganan insiden.

Dataset awal diproses terlebih dahulu untuk memastikan kualitas data. Pada tahap ini dilakukan pembuangan baris duplikat, penanganan nilai kosong, serta penyelarasan format kategori. Dataset kemudian diformat menjadi struktur tabular yang siap digunakan sebagai input bagi model machine learning.

3.2 Praproses data

Tahap praproses diperlukan agar dataset berada dalam kondisi yang optimal untuk model Random Forest. Pertama, dilakukan pembersihan data meliputi penghapusan baris duplikat dan penanganan missing value. Atribut kategorikal seperti *ServiceType*, *ProductGroup*, *Priority*, dan *TicketType* kemudian dikonversi menjadi representasi numerik melalui label encoding. Konversi ini penting karena algoritma Random Forest tidak dapat memproses data kategorikal secara langsung.

Selain itu, atribut berbasis waktu seperti *FaultArisingTime* disederhanakan menjadi informasi turunan seperti bulan, hari, atau jam apabila diperlukan sebagai fitur tambahan. Seluruh fitur kemudian digabungkan menjadi matriks input (X), sedangkan label *severity* disimpan sebagai variabel output (y). Hasil praproses ini memastikan bahwa seluruh data berada dalam format yang konsisten, terstruktur, dan dapat diproses oleh model.

3.3 Pembagian Data

Dataset yang telah diproses dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan rasio 80:20. Data latih (training data) digunakan untuk membangun model Random Forest dengan mempelajari pola hubungan antara fitur dan tingkat keparahan insiden. Sementara itu, data uji (testing data) digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian ini dilakukan dengan fungsi `train_test_split` secara acak agar distribusi kelas tetap seimbang.

3.4 Model Random Forest

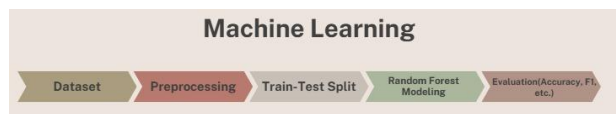
Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma Random Forest, yaitu metode ensemble berbasis *bagging* yang menggabungkan banyak *decision tree* untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas model. Pada setiap keputusan, subset fitur dipilih secara acak, sehingga setiap pohon memiliki struktur yang unik. Prediksi akhir dihasilkan melalui mekanisme *majority voting* dari seluruh pohon. Parameter utama yang digunakan dalam penelitian meliputi:

1. **n_estimators**: jumlah pohon keputusan
2. **max_depth**: kedalaman maksimum pohon
3. **min_samples_split**: jumlah minimum sampel untuk pemisahan node
4. **criterion**: ukuran impurity (misalnya Gini)

Random Forest dipilih karena mampu menangani data dengan fitur yang banyak, tahan terhadap *overfitting*, dan memberikan interpretabilitas melalui analisis *feature importance*. Model dilatih menggunakan data latih dan disimpan untuk digunakan pada tahap evaluasi. [8] [10]

3.5 Evaluasi Model

Model yang telah dilatih dievaluasi menggunakan beberapa metrik umum pada tugas klasifikasi. Metrik yang digunakan meliputi akurasi, precision, recall, dan F1-score. Akurasi digunakan untuk melihat proporsi prediksi yang benar, sedangkan precision dan recall digunakan untuk menilai performa model pada setiap kelas severity. F1-score memberikan gambaran performa keseluruhan dengan menggabungkan precision dan recall dalam satu metrik. Tahap penelitian dilakukan melalui lima langkah utama, yaitu pengolahan dataset, praproses data, pemisahan data menjadi data latih dan data uji, pembangunan model Random Forest, serta evaluasi performa model. Alur proses penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



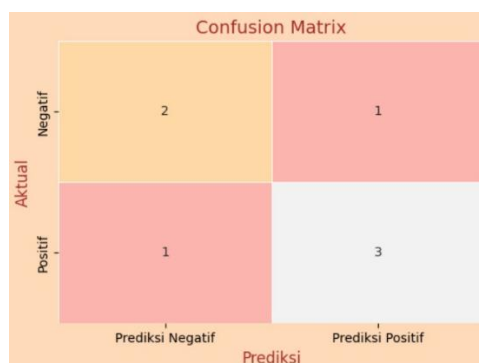
Gambar 1 Machine Learning

Selain itu, confusion matrix digunakan untuk memvisualisasikan distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya. Analisis feature importance dilakukan untuk mengetahui fitur mana yang memiliki kontribusi terbesar dalam proses klasifikasi. Evaluasi ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai kemampuan model dalam memprediksi tingkat keparahan insiden.

4. Hasil dan Pembahasan

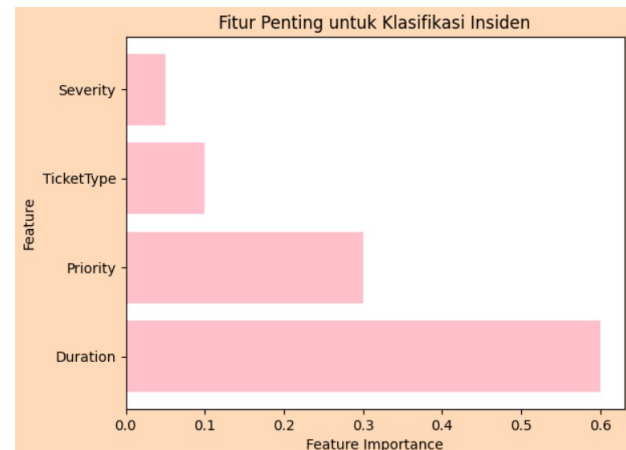
4.1 Hasil

Pada penelitian ini, model Random Forest digunakan untuk melakukan klasifikasi tingkat keparahan insiden berdasarkan beberapa fitur seperti TicketType, Priority, dan Duration. Setelah model dilatih dengan data latih dan diuji menggunakan data uji, diperoleh confusion matrix seperti yang ditampilkan pada Gambar 2. Confusion matrix tersebut menggambarkan performa model dalam membedakan kelas positif dan negatif. Model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi pada masing-masing kelas.



Gambar 2 Confusion matrix

Selain confusion matrix, model juga dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk memberikan gambaran performa yang lebih komprehensif. Nilai-nilai metrik ini menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi kelas target secara lebih akurat dan seimbang. Evaluasi lebih lanjut dilakukan melalui analisis feature importance, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 4. Grafik tersebut menunjukkan bahwa fitur Duration memiliki kontribusi terbesar terhadap model, diikuti oleh Priority, TicketType, dan fitur lainnya.



Gambar 3 Fitur penting untuk klasifikasi insiden

Selain confusion matrix, model juga dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk memberikan gambaran performa yang lebih komprehensif. Nilai-nilai metrik ini menunjukkan kemampuan model dalam memprediksi kelas target secara lebih akurat dan seimbang. Evaluasi lebih lanjut dilakukan melalui analisis *feature importance*, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 3. Grafik tersebut menunjukkan bahwa fitur **Duration** memiliki kontribusi terbesar terhadap model, diikuti oleh **Priority**, **TicketType**, dan fitur lainnya. Informasi ini memberikan gambaran awal mengenai area operasional yang menjadi fokus utama perusahaan. Selain itu, distribusi ini memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi kategori layanan yang memerlukan perhatian lebih lanjut, baik terkait kapasitas layanan, kualitas, maupun potensi peningkatan proses operasional di masa mendatang.

Tabel 2. Tabel Metrik

Metric	Value
Accuracy	71%
Precision	75%
Recall	75%
F1-Score	75%

Model Random Forest diuji menggunakan *testing set* dan menunjukkan performa klasifikasi yang memadai. Nilai akurasi mencapai 71%, sedangkan precision, recall, dan F1-score masing-masing berada pada 75%. Nilai-nilai tersebut mengindikasikan bahwa model dapat mengklasifikasikan insiden secara cukup konsisten, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi

yang terlihat pada confusion matrix. Performa ini memberikan dasar yang kuat untuk penerapan otomatisasi klasifikasi insiden dalam proses operasional layanan TI.

4.2 Pembahasan

Berdasarkan hasil yang diperoleh, Random Forest terbukti efektif dalam mengklasifikasikan insiden layanan TI dengan akurasi yang cukup baik (71%). Fitur-fitur seperti Durasi dan Prioritas terbukti memiliki pengaruh besar dalam pengelolaan insiden. Model ini dapat digunakan untuk mempercepat respons terhadap insiden dan meningkatkan pengelolaan layanan TI secara keseluruhan. Namun, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang perlu diperbaiki, terutama dalam False Positive dan False Negative.

5. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest dapat digunakan untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan insiden layanan TI melalui proses klasifikasi otomatis. Berdasarkan hasil evaluasi, model mampu mencapai akurasi sebesar 71% dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing 75%. Hasil confusion matrix mengindikasikan bahwa model dapat mengenali pola insiden dengan cukup baik meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada sejumlah sampel. Analisis feature importance menunjukkan bahwa fitur Duration dan Priority memiliki kontribusi terbesar dalam menentukan tingkat keparahan insiden, yang sejalan dengan praktik operasional bahwa insiden yang memakan waktu lebih lama dan memiliki prioritas tinggi cenderung berdampak lebih signifikan.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan klasifikasi berbasis machine learning dapat memberikan nilai tambah dalam proses identifikasi dan prioritasasi insiden, sehingga mendukung respons operasional yang lebih cepat dan konsisten. Model ini berpotensi diterapkan pada sistem pengelolaan layanan yang ada untuk membantu pengambilan keputusan awal secara otomatis. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan optimasi parameter, menambah variasi fitur, atau mengevaluasi model lain guna meningkatkan performa klasifikasi secara menyeluruh.

REFERENSI

- [1] M. Isa, "Perancangan Framework Penanganan Gangguan Berbasis Supervised Learning," *Institut Teknologi Bandung*, 2020. [Online]. Available: <https://digilib.itb.ac.id/assets/files/2020/MjMyMTxMTgucGRm.pdf>
- [2] B. Ananda, "Manajemen Insiden Respon Siber menggunakan Teknologi Network Detection and Response (NDR) Darktrace," *Universitas Islam Indonesia*, 2024. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/51507>
- [3] W. Abidjan and M. A. Setiawan, "Implementasi Splunk dalam Membangun Security Information and Event Management Berdasarkan Log Firewall," *AUTOMATA*, vol. 3, no. 1, 2021. [Online]. Available: <https://journal.uui.ac.id/AUTOMATA/article/view/17329>
- [4] H. Trisnawati and S. O. Tarigan, "Perancangan dan Pengembangan Aplikasi Deteksi Anomali pada Jaringan Internet Gedung Disaster Recovery Center Badan Diklat Kejaksaan RI," *JIKTI*, 2025. [Online]. Available: <https://journal.stmiki.ac.id/index.php/jikti/article/view/1341>
- [5] S. Firdausi, "Penerapan Framework ITIL v3 untuk Perbaikan Tata Kelola Manajemen Insiden Teknologi Informasi (Studi Kasus Bank XYZ)," *Universitas Islam Indonesia*, 2022. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/52868>
- [6] D. Hidayat, "Analisis Sistem E-Learning Berbasis ISO 27005: 2018 Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest," *Jurnal Teknologi dan Informasi (JATI)*, vol. 12, no. 1, 2025. [Online]. Available: <https://ojs.unikom.ac.id/index.php/jati/article/view/16173>
- [7] M. Maulana, "Klasifikasi Serangan Jaringan Menggunakan Support Vector Machine Untuk Investigasi Forensik Jaringan," *Universitas Islam Indonesia*, 2023. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/48574>
- [8] A. Fatimah, K. D. Tania, and A. Meiriza, "Analisis Komparatif Model Data Mining dalam Prediksi Ketepatan Penyelesaian Service Level Agreement," *JOISIE (Journal Of Information System, Informatics and Engineering)*, vol. 4, no. 2, 2025. [Online]. Available: <https://ejournal.pelitaIndonesia.ac.id/ojs32/index.php/JOISIE/article/view/4943>
- [9] M. A. Wirayudha, N. Novriyanto, and T. Darmizal, "Analisis Manajemen Risiko Teknologi Informasi pada KPU Menggunakan Cobit 5 Domain APO12," *Malcom Journal*, vol. 2, no. 1, 2024. [Online]. Available: <https://www.journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/1225>
- [10] Y. Y. Santika and R. Rianto, "Studi Komprehensif Keamanan Siber: Perbandingan Teknologi AI dengan Sistem Non-AI dalam Deteksi dan Pencegahan Ancaman," *Jurnal Komtika*, vol. 5, no. 2, 2025. [Online]. Available: <https://journal.unimma.ac.id/index.php/komtika/article/view/13149>

Caesha Rachma Dhani, mahasiswa S1 yang sedang menjalankan studi pada program studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara.

Dr. Dedi Trisnawarman, S.Si., M.Kom. memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si.) pada bidang Fisika, Magister Komputer (M.Kom.), dan Doktor di bidang Ilmu Komputer dari Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta. Beliau mulai mengajar di Universitas Tarumanagara sejak tahun 2002 dan saat ini menjabat sebagai Kepala Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara. Bidang keahliannya meliputi Business Intelligence, Geographical Information Systems, dan Internet of Things (IoT)

Agus Budiyantera, Ir., M.Kom