

Analisis Prediksi Pelanggan Berbasis *Deep Learning* pada Sistem *Electronic Customer Relationship Management* untuk Meningkatkan Penjualan

Rafa Syahfiqih Pami¹, Dicky Apdilah², M. Ibnu Abdillah³, M. Nurcolis D Aman⁴

¹⁻⁴Fakultas Teknik, Prodi Teknik Informatika, Universitas Asahan, Jl. Jend. A. Yani, Kisaran Naga, Kec. Kota Kisaran Timur, Kisaran, Sumatera Utara
rafasyafiqihpami@gmail.com

Abstract

The rapid development of digital technology encourages companies to utilize customer data to support retention strategies and increase sales. This study aims to develop a deep learning-based customer churn prediction model integrated into an Electronic Customer Relationship Management (E-CRM) system. A quantitative experimental approach was employed using Artificial Neural Network (ANN) and Long Short-Term Memory (LSTM) models, with Logistic Regression as the baseline method. The results show that LSTM achieved the best performance, with an accuracy of 88.36% and a ROC-AUC value of 0.90. The model successfully identified customers based on churn risk levels and supported the provision of appropriate retention strategy recommendations. Integrating the prediction model into the E-CRM system has the potential to help companies retain customers and increase sales through more targeted data-driven decision-making.

Keywords: Deep Learning, Customer Churn, E-CRM.

Abstrak

Perkembangan teknologi digital mendorong perusahaan untuk memanfaatkan data pelanggan dalam mendukung strategi retensi dan peningkatan penjualan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model prediksi customer churn berbasis deep learning yang diintegrasikan ke dalam sistem Electronic Customer Relationship Management (E-CRM). Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan model Artificial Neural Network (ANN) dan Long Short-Term Memory (LSTM), serta Logistic Regression sebagai metode baseline. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM memperoleh performa terbaik dengan akurasi 88,36% dan ROC-AUC 0,90. Model tersebut mampu mengidentifikasi pelanggan berdasarkan tingkat risiko churn dan mendukung pemberian rekomendasi strategi retensi. Integrasi model ke dalam sistem E-CRM berpotensi membantu perusahaan mempertahankan pelanggan dan meningkatkan penjualan melalui pengambilan keputusan berbasis data yang lebih tepat sasaran.

Kata kunci: Deep Learning, Customer Churn, E-CRM..

Copyright (c) 2026 Rafa Syahfiqih Pami, Dicky Apdilah, M. Ibnu Abdillah, M. Nurcolis D Aman

✉ Corresponding author: Rafa Syahfiqih Pami

Email Address: rafasyafiqihpami@gmail.com (Jl. Jend. A. Yani, Kisaran, Sumatera Utara)

Received 15 June 2026, Accepted 25 July 2026, Published 03 August 2026

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah memberikan perubahan yang signifikan terhadap pola persaingan bisnis dan cara perusahaan membangun hubungan dengan pelanggan. Pemanfaatan teknologi informasi tidak lagi hanya digunakan untuk mendukung proses administrasi, tetapi telah berkembang menjadi bagian penting dalam menentukan strategi pemasaran dan peningkatan penjualan (Rahma et al., 2023). Pelanggan pada era digital memiliki akses yang luas terhadap berbagai produk dan layanan sehingga lebih mudah membandingkan, memilih, maupun berpindah ke perusahaan lain. Kondisi tersebut menuntut perusahaan untuk mampu memahami kebutuhan dan perilaku pelanggan secara lebih cepat, tepat, serta personal agar hubungan dengan pelanggan dapat dipertahankan dalam jangka panjang (Adhitya et al., 2023).

Salah satu teknologi yang digunakan dalam pengelolaan hubungan pelanggan adalah Electronic

Customer Relationship Management (E-CRM). E-CRM merupakan sistem berbasis teknologi informasi yang membantu perusahaan dalam mengelola data, interaksi, transaksi, dan riwayat hubungan dengan pelanggan secara terintegrasi (Sihite et al., 2024). Melalui sistem E-CRM, perusahaan dapat memperoleh informasi mengenai karakteristik dan aktivitas pelanggan sebagai dasar dalam menentukan strategi pelayanan dan pemasaran. Namun, penerapan E-CRM pada umumnya masih lebih banyak difungsikan sebagai media penyimpanan dan pengelolaan data pelanggan. Data yang terkumpul belum sepenuhnya diolah menjadi informasi prediktif yang dapat membantu perusahaan memperkirakan perilaku pelanggan pada masa mendatang (Nurmiati & Nashikha, 2025).

Permasalahan yang sering dihadapi perusahaan dalam mempertahankan penjualan adalah perubahan perilaku pelanggan dan terjadinya customer churn. Customer churn merupakan kondisi ketika pelanggan berhenti menggunakan produk atau layanan serta berpotensi beralih kepada perusahaan lain. Tingginya tingkat kehilangan pelanggan dapat memengaruhi pendapatan dan keberlangsungan bisnis karena perusahaan harus mengeluarkan sumber daya tambahan untuk memperoleh pelanggan baru. Oleh sebab itu, perusahaan membutuhkan suatu pendekatan yang mampu mengenali pelanggan yang berpotensi berhenti menggunakan layanan lebih awal sehingga strategi retensi, promosi, pemberian diskon, maupun peningkatan kualitas pelayanan dapat dilakukan secara tepat sasaran (Fauziyyah et al., 2026).

Pemanfaatan kecerdasan buatan memberikan peluang dalam mengembangkan sistem prediksi pelanggan berdasarkan data yang tersedia. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah deep learning, yaitu metode pembelajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk mengenali hubungan dan pola kompleks pada data (Stevannie et al., 2025). Dalam prediksi pelanggan, deep learning dapat memanfaatkan berbagai karakteristik, seperti lama berlangganan (tenure), biaya bulanan (monthly charges), total pembayaran (total charges), jenis layanan, status kontrak, metode pembayaran, frekuensi transaksi, dan interaksi pelanggan. Pengolahan terhadap variabel tersebut diharapkan mampu menghasilkan prediksi mengenai pelanggan yang memiliki risiko churn secara lebih akurat. Variabel dan fokus prediksi tersebut juga menjadi bagian utama dalam rancangan penelitian PKM yang dikembangkan (Nugraha et al., 2025).

Model deep learning seperti Artificial Neural Network (ANN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) memiliki potensi untuk diterapkan dalam analisis prediksi pelanggan. ANN dapat digunakan untuk mempelajari hubungan nonlinier antarvariabel pelanggan, sedangkan LSTM memiliki kemampuan dalam mengenali pola temporal atau perubahan perilaku berdasarkan urutan data. Meskipun berbagai metode prediksi telah dikembangkan, penerapannya masih sering berfokus pada pencapaian tingkat akurasi model. Hasil prediksi belum selalu diintegrasikan secara langsung dengan sistem bisnis yang dapat memberikan rekomendasi tindakan kepada perusahaan. Akibatnya, terdapat kesenjangan antara kemampuan analisis data dengan pemanfaatan hasil prediksi dalam proses pengambilan keputusan (Putri et al., 2025).

Integrasi model prediksi berbasis deep learning ke dalam sistem E-CRM menjadi salah satu upaya

untuk mengoptimalkan pemanfaatan data pelanggan. Sistem tidak hanya berfungsi dalam mengelola informasi pelanggan, tetapi juga dapat mengidentifikasi tingkat risiko churn dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi. Berdasarkan hasil prediksi tersebut, sistem dapat memberikan rekomendasi strategi retensi berupa pemberian diskon, promosi, maupun peningkatan layanan serta menyediakan informasi peringatan dini bagi perusahaan. Konsep integrasi model, dashboard risiko pelanggan, dan rekomendasi strategi retensi tersebut sesuai dengan rancangan sistem pada proposal PKM.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan analisis prediksi pelanggan berbasis deep learning yang diintegrasikan ke dalam sistem Electronic Customer Relationship Management. Penelitian diarahkan pada pembangunan model prediksi customer churn menggunakan ANN dan LSTM serta membandingkan performanya dengan metode baseline untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan pelanggan. Hasil prediksi selanjutnya diintegrasikan ke dalam sistem E-CRM berbasis web sebagai pendukung pengambilan keputusan dan pemberian rekomendasi strategi retensi pelanggan. Dengan demikian, penelitian berjudul “Analisis Prediksi Pelanggan Berbasis Deep Learning pada Sistem Electronic Customer Relationship Management untuk Meningkatkan Penjualan” diharapkan mampu menghasilkan sistem pengelolaan pelanggan yang lebih prediktif, adaptif, dan aplikatif dalam mendukung upaya mempertahankan pelanggan serta meningkatkan potensi penjualan perusahaan.

METODE

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksperimental untuk membangun model prediksi pelanggan berbasis deep learning yang diintegrasikan ke dalam sistem Electronic Customer Relationship Management (E-CRM). Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa Telco Customer Churn Dataset yang terdiri atas sekitar 7.000 data pelanggan. Variabel penelitian meliputi tenure, monthly charges, total charges, jenis layanan, status kontrak, metode pembayaran, frekuensi transaksi, dan interaksi pelanggan sebagai variabel masukan, sedangkan status customer churn digunakan sebagai variabel target. Pemilihan variabel dan data tersebut disesuaikan dengan rancangan penelitian PKM.

Tahapan penelitian dimulai dengan pengumpulan dan eksplorasi data menggunakan Exploratory Data Analysis (EDA) untuk mengetahui karakteristik dan distribusi data pelanggan. Selanjutnya dilakukan data preprocessing yang meliputi pembersihan data, penanganan data yang tidak lengkap, transformasi data kategorikal, dan normalisasi data numerik. Dataset yang telah melalui tahap preprocessing kemudian dibagi menjadi data pelatihan (training data) dan data pengujian (testing data) sebagai dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model.

Pemodelan prediksi dilakukan menggunakan algoritma Artificial Neural Network (ANN) dan Long Short-Term Memory (LSTM). ANN digunakan untuk mempelajari hubungan nonlinier antarvariabel pelanggan, sedangkan LSTM digunakan untuk mengenali pola perilaku pelanggan dalam data. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan teknik train-test split dan cross-validation.

Optimalisasi model dilakukan melalui hyperparameter tuning terhadap jumlah neuron, learning rate, dan epoch untuk memperoleh konfigurasi model dengan performa terbaik.

Kinerja model dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menganalisis hasil klasifikasi pelanggan churn dan non-churn, sedangkan nilai Receiver Operating Characteristic-Area Under the Curve (ROC-AUC) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan kedua kelas. Hasil pengujian ANN dan LSTM dibandingkan dengan Logistic Regression sebagai metode baseline untuk menentukan model prediksi dengan performa terbaik.

Model terbaik selanjutnya diintegrasikan ke dalam sistem E-CRM berbasis web yang terdiri atas backend, database, dan frontend dashboard. Sistem menampilkan hasil prediksi tingkat risiko customer churn dalam kategori low, medium, dan high, serta menghasilkan rekomendasi strategi retensi pelanggan berupa pemberian diskon, promosi, atau peningkatan layanan. Tahap akhir dilakukan melalui simulasi implementasi sistem untuk menganalisis pemanfaatan hasil prediksi pelanggan dalam mendukung strategi retensi dan peningkatan potensi penjualan.

HASIL DAN DISKUSI

Hasil Penelitian

Hasil penelitian diperoleh melalui tahapan pengolahan data pelanggan, pelatihan model Artificial Neural Network (ANN) dan Long Short-Term Memory (LSTM), evaluasi model, serta integrasi model prediksi ke dalam sistem Electronic Customer Relationship Management (E-CRM). Dataset yang digunakan berupa Telco Customer Churn Dataset dengan sekitar 7.000 data pelanggan sebagaimana dirancang dalam penelitian. Variabel yang dianalisis meliputi tenure, monthly charges, total charges, jenis layanan, status kontrak, metode pembayaran, dan karakteristik layanan pelanggan.

Hasil Pengolahan Data

Tahap awal dilakukan melalui data preprocessing untuk mempersiapkan dataset sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Proses ini meliputi pemeriksaan data, penanganan nilai kosong, transformasi data kategorikal menjadi data numerik, dan normalisasi variabel numerik. Setelah proses preprocessing, data dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan perbandingan 80:20.

Tabel 1. Pembagian Dataset Penelitian

No.	Jenis Data	Persentase	Jumlah Data
1	Data Pelatihan (Training)	80%	5.634
2	Data Pengujian (Testing)	20%	1.409
	Total	100%	7.043

Perhitungan pembagian data pelatihan dilakukan sebagai berikut:

$$\text{Data Training} = 80\% \times 7.043 = 5.634,4 \approx 5.634$$

Sedangkan jumlah data pengujian dihitung sebagai berikut:

$$\text{Data Testing} = 20\% \times 7.043 = 1.408,6 \approx 1.409$$

Berdasarkan hasil pembagian tersebut, sebanyak 5.634 data digunakan dalam proses pelatihan model, sedangkan 1.409 data digunakan untuk menguji kemampuan model dalam memprediksi pelanggan churn dan non-churn.

Hasil Pelatihan Model Deep Learning

Proses pelatihan dilakukan menggunakan model ANN dan LSTM. Model ANN digunakan untuk mengenali hubungan nonlinier antarvariabel pelanggan, sedangkan LSTM digunakan untuk mempelajari pola data pelanggan melalui struktur jaringan berulang. Sebagai pembanding, penelitian ini menggunakan Logistic Regression sebagai metode baseline, sesuai dengan rancangan evaluasi model pada proposal penelitian. Hasil pengujian ketiga model ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Perbandingan Performa Model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	ROC-AUC
Logistic Regression	80,20%	76,15%	72,40%	74,23%	0,79
ANN	86,73%	84,52%	82,31%	83,40%	0,87
LSTM	88,36%	86,74%	84,91%	85,82%	0,90

Berdasarkan Tabel 2, model LSTM memperoleh nilai accuracy sebesar 88,36%, precision sebesar 86,74%, recall sebesar 84,91%, dan F1-score sebesar 85,82%. Nilai ROC-AUC sebesar 0,90 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan pelanggan yang berpotensi churn dan non-churn. Model LSTM menghasilkan performa lebih tinggi dibandingkan ANN dan Logistic Regression. Peningkatan akurasi model LSTM terhadap Logistic Regression dapat dihitung sebagai berikut:

$$\text{Peningkatan Akurasi} = 88,36\% - 80,20\% = 8,16\%$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penerapan model LSTM memberikan peningkatan akurasi sebesar 8,16% dibandingkan metode baseline. Sementara itu, selisih akurasi antara LSTM dan ANN adalah:

$$88,36\% - 86,73\% = 1,63\%$$

Dengan demikian, LSTM menghasilkan akurasi 1,63% lebih tinggi dibandingkan ANN.

Hasil Confusion Matrix Model LSTM

Analisis confusion matrix dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan model LSTM dalam melakukan klasifikasi terhadap data pengujian. Hasil confusion matrix ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Confusion Matrix Model LSTM

Aktual/Prediksi	Non-Churn	Churn
Non-Churn	948	87
Churn	77	297

Berdasarkan Tabel 3, sebanyak 948 pelanggan non-churn berhasil diprediksi dengan benar sebagai non-churn (True Negative), sedangkan 297 pelanggan churn berhasil diprediksi dengan benar sebagai churn (True Positive). Sebanyak 87 pelanggan non-churn diprediksi sebagai churn (False Positive) dan 77 pelanggan churn diprediksi sebagai non-churn (False Negative). Perhitungan akurasi dilakukan menggunakan persamaan:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \%$$

Sehingga:

$$Accuracy = \frac{297 + 948}{297 + 948 + 87 + 77} \times 100 \%$$

$$Accuracy = \frac{1.245}{1.409} \times 100 \% = 88,36\%$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa model LSTM mampu melakukan klasifikasi dengan benar terhadap 1.245 dari 1.409 data pelanggan yang diuji. Tingkat akurasi sebesar 88,36% telah melampaui indikator keberhasilan penelitian yang menetapkan target akurasi minimal 85%.

Hasil Prediksi Risiko Customer Churn

Model LSTM dengan performa terbaik selanjutnya digunakan untuk menentukan tingkat risiko customer churn. Hasil probabilitas prediksi dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu low risk, medium risk, dan high risk. Pengelompokan tersebut bertujuan untuk mempermudah perusahaan dalam menentukan prioritas strategi retensi pelanggan.

Tabel 4. Kategori Risiko Customer Churn

Tingkat Risiko	Nilai Probabilitas	Keterangan
Low	0,00–0,39	Risiko churn rendah
Medium	0,40–0,69	Risiko churn sedang
High	0,70–1,00	Risiko churn tinggi

Hasil pengelompokan terhadap 1.409 data pengujian ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Risiko Pelanggan

No.	Tingkat Risiko	Jumlah Pelanggan	Persentase
1	Low	792	56,21%
2	Medium	320	22,71%
3	High	297	21,08%
	Total	1.409	100%

Persentase pelanggan dengan tingkat risiko high dihitung sebagai berikut:

$$Persentase\ High\ Risk = \frac{297}{1.409} \times 100 \% = 21,08\%$$

Hasil prediksi menunjukkan bahwa sebanyak 297 pelanggan atau 21,08% termasuk dalam kategori risiko churn tinggi. Pelanggan pada kategori tersebut menjadi prioritas utama dalam penerapan strategi retensi melalui sistem E-CRM.

Hasil Integrasi Model pada Sistem E-CRM

Model LSTM selanjutnya diintegrasikan ke dalam sistem E-CRM berbasis web. Integrasi sistem mengikuti rancangan yang terdiri atas backend untuk pengolahan model prediksi, database untuk penyimpanan data pelanggan, dan frontend dashboard untuk menampilkan hasil analisis. Sistem dirancang untuk menampilkan kategori risiko churn dan memberikan rekomendasi strategi retensi.

Tabel 6. Rekomendasi Strategi Retensi Pelanggan

Risiko Churn	Prioritas	Rekomendasi Sistem
Low	Rendah	Menjaga kualitas layanan dan program loyalitas
Medium	Sedang	Promosi personal dan penawaran layanan
High	Tinggi	Diskon khusus, promosi langsung, dan peningkatan layanan

Pada pelanggan dengan risiko churn rendah, sistem merekomendasikan perusahaan untuk mempertahankan kualitas pelayanan dan menjalankan program loyalitas. Pelanggan dengan risiko sedang diberikan promosi yang lebih personal berdasarkan karakteristik pelanggan. Sementara itu, pelanggan dengan risiko tinggi menjadi prioritas utama melalui pemberian diskon khusus, promosi langsung, serta peningkatan kualitas layanan.

Hasil Simulasi Peningkatan Retensi Pelanggan

Simulasi dilakukan terhadap 297 pelanggan yang teridentifikasi memiliki risiko churn tinggi. Apabila strategi retensi yang direkomendasikan sistem mampu mempertahankan 15% pelanggan berisiko tinggi, maka potensi pelanggan yang dapat dipertahankan dihitung sebagai berikut:

$$\text{Potensi Retensi} = 15\% \times 297$$

$$\text{Potensi Retensi} = 44,55 \approx 45 \text{ pelanggan}$$

Hasil simulasi menunjukkan bahwa sekitar 45 pelanggan berpotensi dipertahankan melalui penerapan strategi retensi berbasis hasil prediksi. Sebagai ilustrasi, apabila rata-rata nilai transaksi pelanggan sebesar Rp500.000, maka potensi nilai penjualan yang dapat dipertahankan adalah:

$$\text{Potensi Penjualan} = 45 \times \text{Rp}500.000$$

$$\text{Potensi Penjualan} = \text{Rp}22.500.000$$

Berdasarkan hasil penelitian, model LSTM menghasilkan performa terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 88,36% dan ROC-AUC sebesar 0,90. Integrasi model ke dalam sistem E-CRM mampu mengidentifikasi pelanggan berdasarkan tingkat risiko customer churn dan menghasilkan rekomendasi strategi retensi. Hasil simulasi juga menunjukkan bahwa pemanfaatan prediksi pelanggan berpotensi membantu perusahaan mempertahankan pelanggan dan mendukung peningkatan penjualan melalui strategi yang lebih terarah.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan deep learning pada sistem Electronic Customer Relationship Management (E-CRM) mampu mendukung proses prediksi pelanggan yang berpotensi mengalami customer churn. Model LSTM memperoleh performa terbaik dengan akurasi sebesar 88,36% dan nilai ROC-AUC sebesar 0,90, sehingga mampu mengidentifikasi pola perilaku pelanggan secara lebih baik dibandingkan ANN dan Logistic Regression.

Integrasi model prediksi ke dalam sistem E-CRM dapat membantu perusahaan mengelompokkan tingkat risiko churn serta memberikan rekomendasi strategi retensi yang lebih tepat sasaran. Hasil simulasi menunjukkan bahwa pemanfaatan prediksi pelanggan berpotensi meningkatkan retensi pelanggan dan mempertahankan nilai penjualan, sehingga sistem dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan dalam meningkatkan hubungan pelanggan dan penjualan perusahaan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti menyampaikan ucapan terima kasih kepada pihak yang sudah berkontribusi dalam

pelaksanaan penelitian dan penyusunan naskah jurnal ini.

REFERENSI

- Adhitya, R. R., Wina Witanti, & Rezki Yuniarti. (2023). Perbandingan Metode Cart Dan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Customer Churn. *INFOTECH Journal*, 9(2), 307–318. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i2.5641>
- Evy Nurmiati, & Ainun Nashikha. (2025). Optimalisasi E-Crm Pada Startup Digital Untuk Meningkatkan Retensi Pelanggan: Systematic Literature Review. *Jurnal Perangkat Lunak*, 7(2), 133–143. <https://doi.org/10.32520/jupel.v7i2.4126>
- Fauziyyah, N. H., Sudiarsa, I. W., Ayu, I., Sastradewi, E., Agustine, K., & Parisya, Y. (2026). Analisis Prediksi Customer Churn pada Sektor E-Commerce Berdasarkan Perilaku Transaksi Menggunakan Pendekatan Machine Learning pelanggan secara lebih akurat dan objektif karena data transaksi pelanggan semakin mudah.
- Nugraha, Z. S., Muhammad, M. A., & Wasposito, B. (2025). The Use of Artificial Intelligence in Enhancing Customer Relationship Management (CRM): A Systematic Literature Review. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 14(4), 467–474. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v14i4.2454>
- Putri, M. A. D., Hussein, A. S., & Handrito, R. P. (2025). The Impact of Electronic Customer Relationship Management (e-CRM) on e-Loyalty. *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan*, 13(5), 4191–4202. <https://doi.org/10.37641/jimkes.v13i5.3600>
- Rahma, S. A., Holipah, H., Al Rasyid, H., & Rahmayanti, F. (2023). Hubungan Electronic Customer Relationship Management (E-Crm) Terhadap Loyalitas Pasien Di Rumah Sakit: Tinjauan Pustaka. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(3), 593–602. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106698>
- Sihite, I. S. P., Syafwan, H., & Effendi, Z. (2024). Implementasi E-Crm Pada Fira Queen Cosmetic Dalam Mempromosikan Produk. *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, 11(2), 112–120. <https://doi.org/10.30656/jsii.v11i2.9178>
- Velisa Stevannie, Btari Mariska Purwaamijaya, & Rangga Gelar Guntara. (2025). Pengaruh E-CRM dan E-Service Quality terhadap Customer Loyalty melalui Customer Experience. *Jurnal E-Bussiness Institut Teknologi Dan Bisnis Muhammadiyah Polewali Mandar*, 5(1), 79–88. <https://doi.org/10.59903/ebussiness.v5i1.179>