

Analisis Waktu Pemrosesan Layanan Enterprise PT. Telkomsat Menggunakan Metode Regresi Linear Berganda

Putra Muslimin¹,*Andi Taufik²

¹² Informatika, Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika
putramuslim754@gmail.com [*a.taufik30@gmail.com](mailto:a.taufik30@gmail.com)

Abstract

This study aims to analyze the influence of technical and non-technical factors on the company's service processing duration. The research data were obtained from the company's historical service records with independent technical variables consisting of Carrier-to-Noise Ratio (CNR), Signal Quality Factor (SQF), Customer Priority Index (CPI), and Latency, as well as non-technical variables including weather conditions and location distance. The analysis method applied in this study is multiple linear regression with a quantitative approach. The simultaneous test results (F-test) indicated that all independent variables collectively exert a significant effect on service processing duration. However, the partial test results (t-test) specifically proved that only weather and location distance variables have a significant effect $p < 0,05$, while the technical factors do not contribute a significant influence independently. The regression model developed yields an Adjusted R^2 value of 0.868, indicating that 86.8% of the variation in service processing duration can be explained by the studied independent variables. Furthermore, the model evaluation demonstrates a low prediction error rate, with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 10.6%. These findings conclude that non-technical or external factors hold a more dominant role in determining the efficiency of service processing time compared to the company's internal technical factors

Keywords: multiple linear regression, processing duration, weather, location distance, telkomsat

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh faktor teknis dan non-teknis terhadap durasi pemrosesan layanan perusahaan. Data penelitian diperoleh melalui catatan histori layanan perusahaan dengan variabel independen teknis yang meliputi *Carrier-to-Noise Ratio* (CNR), *Signal Quality Factor* (SQF), *Customer Priority Index* (CPI), dan *Latency*, serta variabel non-teknis berupa kondisi cuaca dan jarak lokasi. Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah regresi linier berganda dengan pendekatan kuantitatif. Hasil uji simultan (uji F) menunjukkan bahwa seluruh variabel independen secara bersama-sama memberikan pengaruh yang signifikan terhadap durasi pemrosesan layanan. Namun, hasil uji parsial (uji t) membuktikan secara spesifik bahwa hanya variabel cuaca dan jarak lokasi yang berpengaruh signifikan $p < 0,05$, sedangkan faktor-faktor teknis tidak memberikan kontribusi pengaruh yang signifikan secara mandiri. Model regresi yang dibangun dalam penelitian ini menghasilkan nilai *Adjusted R²* sebesar 0,868, yang mengindikasikan bahwa 86,8% variasi dari durasi pemrosesan layanan dapat dijelaskan oleh variabel-variabel independen yang diteliti. Selain itu, hasil evaluasi model menunjukkan performa tingkat kesalahan prediksi yang rendah dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 10,6%. Temuan ini menyimpulkan bahwa faktor non-teknis atau eksternal memiliki peran yang lebih dominan dalam menentukan efisiensi waktu pemrosesan layanan dibandingkan faktor teknis internal perusahaan.

Kata kunci: regresi linear berganda, waktu pemrosesan, cuaca, jarak lokasi, Telkomsat

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi di Indonesia yang semakin pesat telah mendorong transformasi digital di berbagai sektor industri. Dalam ekosistem telekomunikasi, permintaan akan layanan konektivitas untuk segmen *Enterprise* (korporasi/bisnis) mengalami peningkatan yang signifikan[1]. PT. Telkomsat, sebagai anak perusahaan Telkom Indonesia yang berfokus pada layanan satelit dan konektivitas, memegang peranan krusial dalam memenuhi kebutuhan tersebut. Salah satu produk utama yang ditawarkan adalah layanan ENS (*Enterprise Network Service*), yang merupakan solusi jaringan terkelola bagi pelanggan korporat. Dalam konteks layanan B2B (*Business to Business*), kecepatan dan ketepatan waktu pemrosesan layanan menjadi faktor penentu kepuasan pelanggan dan keberlanjutan kontrak bisnis [2]. Waktu pemrosesan layanan (*service processing time*) pada paket ENS merupakan durasi yang dibutuhkan sejak tahap permintaan pelanggan hingga layanan siap digunakan (*Service Ready*). Durasi ini seringkali bersifat dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai variabel, seperti kompleksitas jaringan, ketersediaan infrastruktur, lokasi titik terminasi, hingga ketersediaan sumber daya teknis di lapangan[3]. Ketidakpastian durasi pemrosesan ini seringkali menyebabkan deviasi terhadap *Service Level Agreement* (SLA) yang telah disepakati, yang berpotensi menurunkan kepercayaan pelanggan dan menghambat efisiensi operasional perusahaan[4]. Oleh karena itu, perusahaan membutuhkan sebuah pendekatan analitis yang dapat memprediksi dan mengidentifikasi faktor-faktor dominan yang memengaruhi durasi pemrosesan layanan ENS berdasarkan data historis perusahaan. Pendekatan yang umum digunakan untuk menganalisis pengaruh beberapa variabel independen terhadap satu variabel dependen adalah metode Regresi Linear Berganda (*Multiple Linear Regression*). Metode ini dipilih karena kemampuannya untuk mengkuantifikasi hubungan antara durasi pemrosesan layanan dengan berbagai faktor prediktor secara simultan, sehingga diketahui variabel mana yang berpengaruh signifikan dan seberapa besar kontribusinya[5]. Penggunaan regresi linear berganda dalam menganalisis durasi layanan atau *lead time* di sektor telekomunikasi dan manufaktur telah terbukti mampu memberikan *insight* strategis untuk optimalisasi proses[6]. Dalam era *data science*, pengolahan data historis perusahaan yang berukuran besar memerlukan alat bantu komputasional yang handal. Penelitian ini menggunakan platform KNIME (*Konstanz Information Miner*) sebagai alat untuk pra-pemrosesan data (*data cleaning, handling missing value, dan transformasi data*) serta pemodelan awal. KNIME dipilih karena kemampuannya dalam *workflow-based data processing* yang efisien dan mendukung integrasi analitik prediktif[7]. Sementara itu, untuk pengujian

statistik secara mendalam dan penegasan model, digunakan perangkat lunak Jamovi. Jamovi menyediakan antarmuka yang intuitif dengan keluaran statistik yang komprehensif, baik secara parsial melalui uji t maupun secara bersama-sama melalui uji F. Namun, sebelum kedua pengujian tersebut dieksekusi, tahap evaluasi kesesuaian model melalui uji asumsi klasik wajib dilakukan terlebih dahulu[8]. Platform KNIME terbukti efektif dalam menyederhanakan proses pengelolaan, pengolahan data[9]. Dengan demikian, latar belakang ini menegaskan bahwa penelitian ini perlu dilakukan karena adanya masalah nyata dalam proses layanan, adanya kesenjangan antara target dan realisasi waktu sehingga dapat memberikan pemetaan objektif berbasis data mengenai variabel-variabel yang selama ini dianggap berdampak, seperti kualitas sinyal, kondisi cuaca, hingga jarak lokasi pelanggan. Dengan model prediksi yang valid, perusahaan dapat lebih siap dalam melakukan perencanaan, alokasi teknis, dan estimasi waktu layanan kepada klien

2. Metode Penelitian

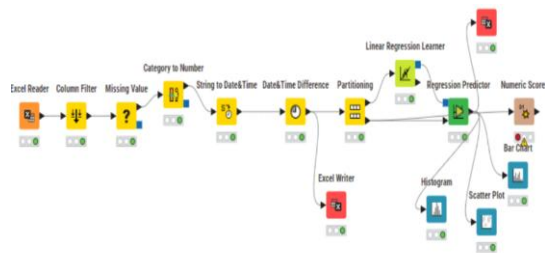
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif untuk menganalisis dan memprediksi waktu pemrosesan layanan pada segmen Enterprise Service (ENS) di PT Telkomsat. Metode yang digunakan adalah analisis regresi linier berganda (KNIME) dengan dukungan statistik deskriptif dan uji asumsi klasik (JAMOVI).



Gambar 1 Tahapan penelitian

Tahapan penelitian disusun secara terstruktur, dimulai dari tahap konseptual hingga tahap evaluatif. Adapun langkah-langkahnya sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah
Mengamati setiap keterlambatan ENS dan Merumuskan Variabel-variabel yang mempengaruhi waktu layanan.
2. Pengumpulan Data History
Penelitian ini menggunakan data historis dari sistem internal PT Telkomsat yang mencatat aktivitas layanan pada segmen Enterprise Service (ENS). Dataset terdiri dari 375 entri, yang masing-masing memuat informasi terkait variabel teknis jaringan seperti CN, SQF, CPI, latency, serta kondisi eksternal seperti cuaca dan jarak lokasi pelanggan. Variabel target adalah waktu pemrosesan layanan, dihitung dari selisih antara tanggal permintaan (SIK) dan tanggal instalasi selesai.
3. Pembersihan dan Transformasi Data
Tahap persiapan data dimulai dengan memuat data ke KNIME menggunakan Excel Reader. Kolom tidak relevan disaring dengan Column Filter, dan nilai kosong ditangani dengan Missing Value. Variabel kategorikal seperti cuaca dan jarak diubah menjadi numerik dengan Category to Number. Sementara itu, dua kolom tanggal dikonversi dengan String to Date&Time, dan selisihnya dihitung menggunakan Date&Time Difference untuk mendapatkan variabel target berupa durasi layanan. Seluruh proses ini dikemas dalam workflow otomatis pada KNIME yang mendukung replikasi dan efisiensi analisis data [10]. Selain itu, pendekatan sistematis dalam pembersihan dan konversi data terbukti mampu mengefisienkan proses teknis dan alokasi sumber daya, sebagaimana diterapkan dalam konteks operasional perusahaan telekomunikasi [11].



Gambar 2 Workflow Knime

4. Statistik Deskriptif Data Pelatihan Dan Pengujian
Melakukan analisis deskriptif seperti nilai rata-rata, minimum, maksimum, dan standar deviasi untuk memahami karakteristik distribusi awal data
5. Pemodelan Regresi Linear Berganda Menggunakan KNIME
Menyusun model regresi untuk mengidentifikasi pengaruh variable bebas terhadap variabel terikat, dilakukan dengan node Linear Regression Learner di KNIME.

Secara matematis, model regresi linier berganda dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon,$$

dimana:

- $Y = \text{Variabel dependen}$
- $\beta_0 = \text{konstanta,}$
- $\beta_1 - \beta_n = \text{koefisien regresi masing-masing variabel.}$
- $X_1 - X_n = \text{variable independen}$
- $\varepsilon = \text{galat atau error}$

6. Evaluasi Kinerja Model Regresi

Setelah data dibersihkan, dilakukan pembagian dataset menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian menggunakan Partitioning node. Tujuannya adalah untuk menghindari overfitting dan mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

Model regresi linier dibangun menggunakan Linear Regression Learner di KNIME, dengan semua variabel independen dimasukkan tanpa eliminasi (enforce inclusion). Model kemudian diuji dengan Regression Predictor, dan evaluasi akurasi dilakukan melalui Numeric Scorer berdasarkan MAE, RMSE, R^2 , dan adjusted R^2 .

7. Uji Asumsi Dan Uji Signifikansi

Untuk memastikan bahwa model regresi linier berganda yang dibangun memiliki signifikansi secara statistik, dilakukan validasi model melalui uji F dan uji t menggunakan software Jamovi. Uji F digunakan untuk menguji apakah secara simultan seluruh variabel independen dalam model berpengaruh terhadap variabel dependen, yaitu durasi pemrosesan layanan. Jika nilai signifikansi uji F berada di bawah $\alpha = 0,05$, maka dapat disimpulkan bahwa model secara keseluruhan signifikan. Sementara itu, uji t digunakan untuk mengevaluasi pengaruh masing-masing variabel independen secara parsial. Dalam pengujian ini, setiap koefisien regresi diuji apakah berbeda secara signifikan dari nol. Nilai p-value di bawah 0,05 menunjukkan bahwa variabel tersebut memiliki kontribusi yang signifikan terhadap model prediksi. Dengan kombinasi kedua uji ini, validitas statistik model dapat dipastikan secara komprehensif

8. Penarikan Kesimpulan

Menyusun kesimpulan berdasarkan hasil analisis dan memberikan rekomendasi berdasarkan temuan penelitian.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Data Pelatihan

Data pelatihan (*training data*) merupakan bagian dari dataset yang digunakan untuk membangun model prediktif dalam regresi linier berganda. Pada penelitian ini, data pelatihan mencakup 80% dari keseluruhan data yang tersedia dan diperoleh melalui proses partisi menggunakan node *Partitioning* di KNIME. Statistik deskriptif pada tabel berikut merangkum karakteristik utama dari variable variabel numerik yang digunakan dalam model, yaitu rata-rata (*mean*), nilai minimal (*min*), dan nilai maksimal (*max*)

Name	Type	# Missing val...	# Unique val...	Minimum	Maximum	25% Quantile	50% Quantile...	75% Quantile	Mean
Jenis Layanan	String	0	3						
CN	Number (double)	0	328	10.03	19.98	12.95	15.195	17.37	15.076
SQF	Number (double)	0	337	90	99.99	92.59	95.215	97.578	95.084
CPI	Number (double)	0	400	30.01	69.82	39.605	49.995	58.822	49.553
Latency	Number (double)	0	416	393.705	721.298	472.271	553.444	631.928	552.257
Tanggal SIK	Local Date	0	360						
Tanggal Instalasi	Local Date	0	359						
Cuaca	String	0	2						
Jarak Lokasi	String	0	3						
Cuaca/to numb	Number (integer)	0	2	0	1	0	1	1	0.587
Jarak Lokasi/to	Number (integer)	0	3	0	2	0	1	2	1.005
Durasi_Pemros	Number (long)	0	70	15	90	36	45	54	46.558

Gambar 3. Data Pelatihan

Pada gambar 3 menampilkan ringkasan data pelatihan yang mencakup 80% dari total 521 observasi. Data ini digunakan untuk membangun model regresi linier berganda dalam menganalisis durasi pemrosesan layanan di segmen Enterprise Service PT TelkomSat. Beberapa variable numerik utama yang dianalisis meliputi CN, SQF, CPI, Latency, dan Durasi_Pemrosesan. Masing-masing variable ini tidak memiliki nilai yang hilang (*missing value* = 0), yang menunjukkan kualitas data yang baik dan siap untuk dianalisis. Rata-rata nilai CN adalah 15.076 dengan rentang antara 10.03 hingga 19.98. SQF memiliki rata-rata sebesar 95.084, dengan nilai minimum 90 dan maksimum 99.99. CPI menunjukkan nilai tengah 49.995 dan rata-rata sebesar 49.553, sedangkan Latency memiliki nilai rata-rata 552.257 dengan nilai maksimum 721.298 dan minimum 393.705. Durasi_Pemrosesan sebagai variabel dependen memiliki rata-rata sebesar 46.558 hari, dengan nilai minimum 15 hari dan maksimum 90 hari. Ini menunjukkan variasi durasi yang cukup besar pada proses layanan. Selain variabel numerik, terdapat juga variabel kategorikal yang telah ditransformasi menjadi numerik, seperti Cuaca dan Jarak Lokasi. Cuaca memiliki dua kategori (misalnya: cerah = 0, buruk = 1) dan Jarak Lokasi memiliki tiga kategori (misalnya: dekat = 0, sedang = 1, jauh = 2). Adapun variabel Jenis Layanan, Tanggal SIK, dan Tanggal Instalasi tidak dimasukkan dalam transformasi karena tidak digunakan sebagai prediktor langsung

dalam model regresi. Secara keseluruhan, statistik deskriptif ini menggambarkan bahwa data pelatihan yang digunakan bersifat lengkap, bervariasi, dan representatif terhadap kondisi operasional Enterprise Service, sehingga layak digunakan dalam proses pemodelan prediktif.

3.2 Data Pengujian

data pengujian digunakan untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data yang digunakan dalam penelitian ini. Analisis ini mencakup nilai rata-rata, nilai maksimum dan minimum, serta standar deviasi dari masing-masing variabel, baik variabel dependen (durasi pemrosesan layanan) maupun variabel independen (CN, SQF, CPI, *latency*, cuaca, dan jarak lokasi). Melalui pendekatan ini, peneliti dapat memahami pola distribusi dan sebaran data secara lebih jelas sebelum dilakukan proses analisis regresi lebih lanjut. Berikut adalah data pengujian

Name	Type	# Missing val...	# Unique val...	Minimum	Maximum	25% Quantile	50% Quantile...	75% Quantile	Mean
Jenis Layanan	String	0	3						
CN	Number (double)	0	99	10.18	16.79	12.14	15.04	17.63	14.934
SQF	Number (double)	0	100	90.01	99.96	93.058	95.545	98.13	95.322
CPI	Number (double)	0	103	30.92	69.73	38.08	50.525	61.182	49.844
Latency	Number (double)	0	104	383.527	702.679	459.221	520.341	611.509	534.434
Tanggal SIK	Local Date	0	99						
Tanggal Instalasi	Local Date	0	97						
Cuaca	String	0	2						
Jarak Lokasi	String	0	3						
Cuaca/to numb	Number (integer)	0	2	0	1	0	1	1	0.538
Jarak Lokasi/to	Number (integer)	0	3	0	2	0	1	2	1
Durasi_Pemros	Number (long)	0	51	15	89	35.25	42	53	45.481

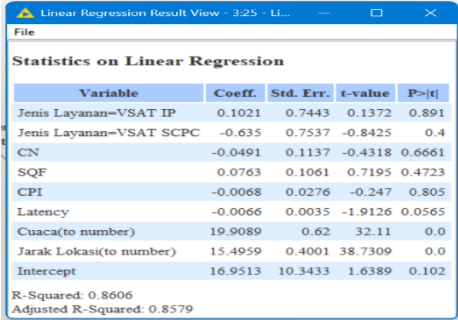
Gambar 4 Data Pengujian

Data pengujian yang mencakup 20% dari total dataset, digunakan untuk mengevaluasi kinerja model regresi linier berganda. Data pengujian terdiri dari 99 observasi dan mencakup 14 kolom dengan kombinasi data numerik, kategorikal, dan bertipe tanggal. Seluruh variable tidak memiliki nilai yang hilang (*Missing value* = 0), menunjukkan bahwa data bersih dan siap digunakan dalam tahap validasi model. Variabel numerik seperti CN, SQF, CPI, *Latency*, dan Durasi_Pemrosesan menunjukkan variasi yang layak untuk analisis. Rata-rata CN tercatat sebesar 14.934, SQF 95.322, CPI 49.844, dan *Latency* 534.434. Durasi_Pemrosesan sebagai variabel dependen memiliki rata-rata 45.481 hari dengan nilai minimum 15 dan maksimum 89. Adapun variabel kategorikal yang ditransformasi menjadi numerik, seperti Cuacadan Jarak Lokasi, masing-masing memiliki distribusi 2 dan 3 kategori. Variabel Jenis Layanan tidak dimasukkan ke dalam model regresi karena tidak dianalisis sebagai prediktor, melainkan hanya dianalisis secara deskriptif untuk melihat sebaran jenis layanan yang ada dalam segmen ENS. Dengan demikian, data pengujian ini telah sesuai dengan rancangan analisis

dan cukup representatif untuk mengukur akurasi model regresi linier berganda yang telah dibangun.

3.3 Hasil Pemodelan Regresi Linear Berganda

Analisis regresi linier berganda dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak *Analytics Platform* (KNIME) untuk mengidentifikasi pengaruh masing-masing variabel independen terhadap durasi waktu pemrosesan layanan di segmen *Enterprise Service* PT Telkomsat. KNIME digunakan karena kemampuannya dalam melakukan pemrosesan data secara visual dan sistematis melalui workflow node yang saling terhubung, memungkinkan analisis data besar dengan efisien dan akurat. Pada tahap ini, node Linear Regression di KNIME menghasilkan output statistik berupa nilai koefisien, standard error, nilai t , serta signifikansi (p -value) untuk setiap variabel, yang kemudian digunakan sebagai dasar interpretasi model.



Variable	Coeff.	Std. Err.	t-value	P> t
Jenis Layanan-VSAT IP	0.1021	0.7443	0.1372	0.891
Jenis Layanan-VSAT SPCP	-0.635	0.7537	-0.8425	0.4
CN	-0.0491	0.1137	-0.4318	0.6661
SQF	0.0763	0.1061	0.7195	0.4723
CPI	-0.0068	0.0276	-0.247	0.805
Latency	-0.0066	0.0035	-1.9126	0.0565
Cuaca(to number)	19.9089	0.62	32.11	0.0
Jarak Lokasi(to number)	15.4959	0.4001	38.7309	0.0
Intercept	16.9513	10.3433	1.6389	0.102

R-Squared: 0.8606
Adjusted R-Squared: 0.8579

Gambar 5 Hasil Regresi Linear Berganda

Berdasarkan output regresi yang dihasilkan oleh KNIME, model menunjukkan nilai R-Squared sebesar 0.8603 dan Adjusted R-Squared sebesar 0.8582, yang berarti sekitar 85,82% variasi dalam durasi pemrosesan layanan dapat dijelaskan oleh delapan variabel independen yang digunakan. Nilai ini mencerminkan tingkat kecocokan model yang tinggi dan menunjukkan bahwa model yang dibangun memiliki kapabilitas prediksi yang sangat baik. Adapun interpretasi dari masing-masing variabel independen dalam model adalah sebagai berikut:

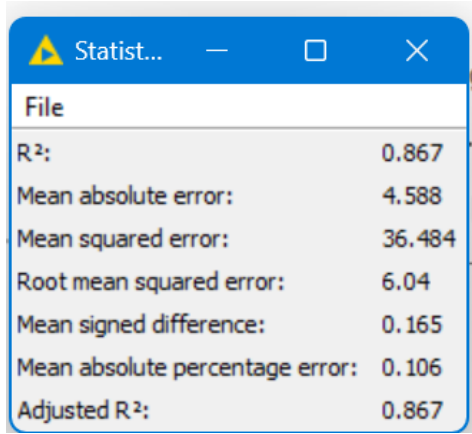
- Parameter Teknis Jaringan (CN, SQF, CPI, Latency): Semua parameter teknis jaringan memiliki nilai p -value di atas 0.05, yaitu CN (0.6539), SQF (0.471), CPI (0.7219), dan Latency (0.0581). Dengan demikian, keempatnya tidak memberikan kontribusi yang signifikan terhadap durasi pemrosesan dalam model ini, meskipun Latency mendekati batas signifikansi. Gambar 5 Statistik Regresi Linier Berganda
- Cuaca: Variabel cuaca yang diubah menjadi nilai numerik dalam pemodelan menunjukkan pengaruh yang sangat signifikan terhadap durasi

pemrosesan dengan p -value = 0.000 dan koefisien sebesar 19.9574. Ini berarti bahwa perubahan kondisi cuaca *memiliki* dampak yang nyata terhadap meningkatnya waktu pemrosesan layanan.

- Jarak Lokasi: Sama halnya dengan cuaca, variabel jarak lokasi juga berpengaruh signifikan dengan p -value = 0.000 dan koefisien sebesar 15.5075. Artinya, semakin jauh lokasi pelanggan dari pusat layanan, maka durasi pemrosesan cenderung meningkat secara signifikan.
- Intercept (Konstanta): Nilai konstanta sebesar 16.8553 dengan p -value 0.1035 tidak signifikan secara statistik, tetapi tetap berfungsi sebagai baseline prediksi ketika semua variabel independen berada dalam nilai referensinya. Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa dua variabel independen yang memiliki pengaruh signifikan secara statistik terhadap durasi waktu pemrosesan layanan adalah cuaca dan jarak lokasi. Sementara itu, jenis layanan dan parameter teknis jaringan seperti CN (X1), SQF (X2), CPI (X3) dan Latency (X4) tidak memberikan pengaruh yang bermakna

3.4 Evaluasi Kinerja Model Regresi

Evaluasi kinerja model regresi linier berganda dilakukan untuk menilai seberapa baik model yang dibangun mampu memprediksi nilai variabel dependen, yaitu durasi pemrosesan layanan. Evaluasi dilakukan menggunakan node Numeric Scorer di KNIME, dengan input kolom referensi sebagai Durasi_Pemrosesan dan kolom prediksi sebagai Prediction (Durasi_Pemrosesan). Hasil evaluasi ditampilkan pada gambar 6 Output Evaluasi Model dari Node Numeric Score di KNIME



R ² :	0.867
Mean absolute error:	4.588
Mean squared error:	36.484
Root mean squared error:	6.04
Mean signed difference:	0.165
Mean absolute percentage error:	0.106
Adjusted R ² :	0.867

Gambar 6 Output Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, diperoleh metrik-metrik berikut:

- R² (Koefisien Determinasi): 0.868
Nilai ini menunjukkan bahwa sebesar 86,8% variasi dalam durasi pemrosesan layanan dapat dijelaskan oleh variabel-variabel independen dalam model. Ini mengindikasikan bahwa model memiliki kecocokan yang baik terhadap data.

- b. *Adjusted R²*: 0.868
 Nilai Adjusted R² yang sama dengan R² mengindikasikan bahwa semua variabel yang dimasukkan ke dalam model memberikan kontribusi yang relevan. Tidak terjadi overfitting meskipun jumlah variabel cukup banyak
- c. *Mean Absolute Error (MAE)*: 4.55
 Rata-rata kesalahan absolut antara hasil prediksi dan nilai aktual adalah sekitar 4,55 satuan waktu, sehingga prediksi model dapat dikatakan cukup dekat dengan nilai sebenarnya secara umum.
- d. *Mean Squared Error (MSE)*: 36.154 Nilai ini menggambarkan rata-rata kuadrat dari selisih antara prediksi dan nilai aktual. Karena MSE sensitif terhadap error yang besar, hasil ini menunjukkan bahwa model cukup stabil dalam memprediksi.
- e. *Root Mean Squared Error (RMSE)*: 6.013 Sebagai akar dari MSE, RMSE dapat langsung diinterpretasikan dalam satuan waktu. Dengan nilai sebesar 6,013, tingkat kesalahan prediksi model masih tergolong wajar dan dapat diterima
- f. *Mean Signed Difference (MSD)*: 0.182 Nilai positif ini menunjukkan bahwa model sedikit cenderung melakukan overestimate terhadap nilai aktual, meskipun perbedaannya relatif kecil.
- g. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*: 0.104 (10.4%)
 Dengan nilai MAPE di bawah 15%, ini menandakan bahwa kesalahan relatif model terhadap data aktual tergolong rendah. Dalam konteks operasional, tingkat kesalahan ini dianggap cukup baik

Secara keseluruhan, model regresi linier berganda yang digunakan menunjukkan performa yang solid, dengan kemampuan prediksi yang cukup akurat dan tingkat kesalahan yang dapat diterima untuk tujuan analisis dan pengambilan keputusan.

3.4 Hasil Pengujian

Setelah proses pengolahan data dilakukan menggunakan KNIME untuk membangun model regresi linier berganda, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi klasik dan signifikansi untuk mengetahui signifikansi pengaruh masing-masing variabel bebas terhadap variabel terikat serta menilai kualitas keseluruhan model (Ihsan Fairuzsyifa & Sulisty Nugroho, 2024). Pengujian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak Jamovi, sebuah platform statistik opensource yang menyediakan antarmuka grafis yang intuitif dan mampu menghasilkan output statistik lengkap serta visualisasi hasil analisis regresi. Untuk memastikan validitas model regresi linier, dilakukan serangkaian uji asumsi klasik dan uji signifikansi dengan menggunakan Jamovi:

1. Uji multikolinearitas untuk mengidentifikasi apakah terdapat korelasi tinggi antar variabel independen dalam

model regresi linier berganda, yang dapat memengaruhi validitas estimasi koefisien regresi. Jika dua atau lebih variabel bebas memiliki hubungan linear yang sangat tinggi, maka model dapat mengalami distorsi interpretasi akibat redundansi informasi. Oleh karena itu, salah satu cara yang digunakan untuk mendeteksi multikolinearitas adalah dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor (VIF)* dan *Tolerance*.

Tabel 1 Hasil Uji Multikolinearitas

	VIF	Tolerance
Cuaca	1.01	0.994
Jarak Lokasi	1.01	0.994
CN	1.01	0.986
SQF	1.00	0.996
CPI	1.01	0.994
Latency	1.01	0.992

Pada tabel 1 memperlihatkan bahwa seluruh variabel independen dalam model, yaitu Cuaca, Jarak Lokasi, CN, SQF, CPI, dan Latency, memiliki nilai VIF yang berada di kisaran 1.00–1.01 serta nilai Tolerance di atas 0.98. Nilai-nilai ini secara umum menunjukkan tidak adanya indikasi multikolinearitas, karena menurut (Muthahharah & Inayanti Fatwa, 2022) dalam penelitiannya mengenai regresi linier berganda, multikolinearitas dianggap bermasalah jika nilai VIF lebih dari 10 dan nilai Tolerance kurang dari 0.10. Dengan kata lain, setiap variabel tetap mampu berdiri sendiri dalam menjelaskan perubahan pada variabel dependen tanpa saling menumpuk informasi. Kondisi ini penting karena memastikan bahwa model regresi tidak mengalami distorsi akibat adanya multikolinearitas. Oleh karena itu, bisa disimpulkan bahwa model yang digunakan sudah bebas dari masalah multikolinearitas, sehingga hasil estimasi koefisien regresi dapat diinterpretasikan secara lebih meyakinkan.

2. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas dilakukan untuk mengevaluasi apakah residual dalam model regresi linier berganda terdistribusi normal. Asumsi ini penting agar hasil estimasi koefisien regresi dapat diinterpretasikan secara valid dan inferensial. Dalam penelitian ini, uji normalitas dilakukan menggunakan *Shapiro-Wilk Test* serta visualisasi melalui Q-Q Plot terhadap residual yang dihasilkan dari model.

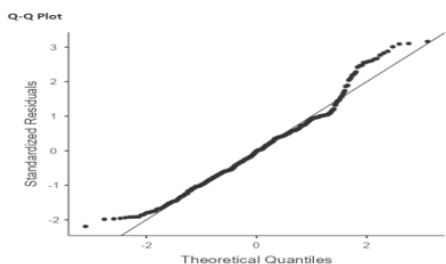
Normality Test (Shapiro-Wilk)

Statistic	p
0.977	<.001

Gambar 7 Uji Normalitas Residual

- Berdasarkan hasil di atas: Nilai *p-value* dari uji *Shapiro-Wilk* adalah < 0.001, yang berarti lebih kecil dari tingkat signifikansi (α) sebesar 0.05.

- Oleh karena itu, H_0 ditolak, yang menyatakan bahwa residual tidak berdistribusi normal secara statistic



Gambar 8 Q.Q Plot Residual

Pada gambar 7 menunjukkan nilai statistik sebesar 0.977 dengan nilai signifikansi (p value) sebesar < 0.001 . Nilai p yang lebih kecil dari 0.05 menunjukkan bahwa secara statistik, distribusi residual tidak mengikuti distribusi normal. Hal ini diperkuat dengan bentuk Q-Q Plot yang memperlihatkan deviasi terhadap garis diagonal pada bagian ekor atas dan bawah, mengindikasikan penyimpangan dari normalitas. Namun, menurut [12][13], dalam konteks penelitian kuantitatif dengan jumlah data yang besar ($n > 30$), pelanggaran ringan terhadap asumsi normalitas masih dapat ditoleransi, terutama jika model tetap menunjukkan kekuatan prediktif yang tinggi. Mereka menjelaskan bahwa

uji normalitas menjadi kurang sensitif ketika ukuran sampel besar, di mana penyimpangan kecil pun dapat menghasilkan p -value yang signifikan. Oleh karena itu, pendekatan kombinatorik antara uji statistik dan inspeksi visual (seperti Q-Q Plot) tetap menjadi acuan penting dalam validasi model. Dengan mempertimbangan jumlah sampel yang besar dan bentuk distribusi residual yang masih berada dekat garis diagonal pada Q-Q Plot, maka model regresi ini masih dapat dianggap memenuhi asumsi normalitas secara praktis, meskipun secara statistik tidak sepenuhnya normal.

3. Uji AutoKorelasi

Uji autokorelasi dilakukan untuk memastikan bahwa residual dari model regresi linier berganda tidak saling berkorelasi satu sama lain. Asumsi ini penting untuk menjamin bahwa error yang dihasilkan model bersifat acak dan tidak memiliki pola tertentu, yang apabila dilanggar dapat mengakibatkan overestimasi atau underestimasi terhadap koefisien regresi.

Durbin-Watson Test for Autocorrelation

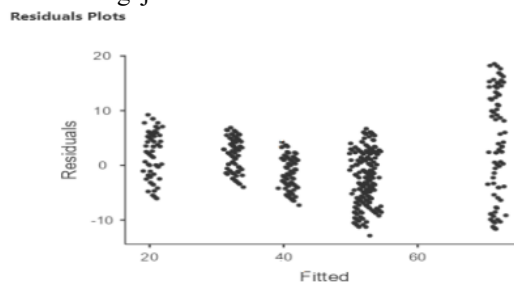
Autocorrelation	DW Statistic	p
-0.0321	2.06	0.414

Gambar 9 Hasil Uji AutoKorelasi

Pengujian autokorelasi dilakukan menggunakan Durbin-Watson Test. Hasilnya menunjukkan nilai DW sebesar 2.06, dengan autokorelasi sebesar -0.0321 dan p -value 0.414. Nilai Durbin-Watson yang berada di antara 1.5 hingga 2.5 menandakan bahwa residual dalam model tidak mengalami autokorelasi. Selain itu, p value yang lebih besar dari 0.05 juga memperkuat kesimpulan tersebut. [14] juga menegaskan pentingnya uji Durbin Watson sebagai langkah validasi model regresi, terutama dalam konteks prediksi berkelanjutan, karena autokorelasi dapat mengganggu efisiensi estimasi dan akurasi prediktif. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa residual dalam model bersifat acak dan bebas dari masalah autokorelasi. Kondisi ini penting karena memastikan bahwa prediksi model tidak dipengaruhi pola berulang pada error, sehingga hasil regresi dapat diandalkan untuk analisis lebih lanjut.

4. Uji Heteroskedastisitas

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat variabilitas residual yang tidak konstan (*non-constant variance*) pada model regresi linier berganda. Salah satu metode yang umum digunakan adalah dengan memvisualisasikan scatterplot antara nilai residual dan nilai fitted (prediksi). Apabila titik titik residual menyebar secara acak di sekitar garis horizontal nol tanpa membentuk pola tertentu, maka dapat disimpulkan bahwa model bebas dari gejala heteroskedastisitas.



Gambar 10 Hasil Uji Heteroskedastisitas

Berdasarkan Gambar 10, penyebaran titik-titik residual terhadap nilai fitted tidak membentuk pola tertentu, seperti kipas terbuka, kerucut, atau lengkungan. Titik-titik justru terlihat menyebar secara acak baik di atas maupun di bawah sumbu horizontal. Pola sebaran ini menunjukkan bahwa residual memiliki varians yang konstan atau bersifat homoskedastisitas. Temuan ini sejalan dengan pernyataan [15] yang menjelaskan bahwa pola sebaran acak residual terhadap nilai fitted mengindikasikan tidak adanya pelanggaran terhadap asumsi homoskedastisitas. Dalam penelitian serupa oleh [16], scatter plot residual yang simetris dan tidak berpola juga dijadikan indikator utama bahwa model regresi linier yang dibangun dapat dipercaya dari sisi

kestabilan *varians error* yang terjadi. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model regresi linier berganda yang digunakan tidak mengalami masalah heteroskedastisitas. Kondisi ini penting karena memastikan bahwa estimasi koefisien regresi yang dihasilkan efisien dan tidak bias akibat adanya ketidakstabilan *varians residual*.

5. Uji Signifikansi Simultan Atau F

Uji F bertujuan untuk menguji apakah seluruh variabel independen secara bersama-sama (simultan) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen, yaitu durasi pemrosesan layanan pada segmen *Enterprise Service* di PT Telkomsat. Dalam pengujian ini, digunakan kriteria signifikansi dengan nilai *p value* < 0.05.

Model Fit Measures

Model	R	R ²	Adjusted R ²	AIC	BIC	RMSE	Overall Model Test			
							F	df 1	df 2	p
1	0.934	0.872	0.870	33.34	33.73	5.87	4.9	7.1	5.1	<0.01

Gambar 11 Hasil Uji Simultan

Berdasarkan hasil analisis regresi linier berganda, penilaian terhadap kinerja model secara keseluruhan ditampilkan melalui tabel *Model Fit Measures*. Nilai koefisien determinasi (*R*²) sebesar 0,872 dan nilai *adjusted R*² sebesar 0,870 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 87% variasi dalam durasi pemrosesan layanan berdasarkan variabel independen yang digunakan, yaitu CN (X1), SQF (X2), CPI (X3), Latency (X4), Cuaca (X5), dan Jarak Lokasi (X6). Hal ini menandakan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik. Nilai F sebesar 499 dengan *p-value* < 0,001 mengindikasikan bahwa secara bersama-sama atau simultan, variabel-variabel independen memberikan pengaruh signifikan terhadap durasi pemrosesan. Temuan ini diperkuat oleh penelitian [17] yang menunjukkan bahwa uji F pada regresi linier penting untuk mengukur signifikansi model secara keseluruhan sebelum menilai kontribusi masing-masing variabel.

6. Uji Signifikansi parsial (uji t)

Uji parsial atau uji-t dilakukan untuk mengetahui sejauh mana pengaruh masing-masing variabel independen secara individual terhadap variabel dependen, yaitu durasi pemrosesan. Uji ini penting untuk mengevaluasi signifikansi statistik setiap prediktor dalam model regresi linier berganda.

Model Coefficients - Durasi_Pemrosesan				
Predictor	Estimate	SE	t	p
Intercept *	32.26125	8.78513	3.672	<.001
Cuaca:				
cerah – buruk	-20.43046	0.53231	-38.381	<.001
Jarak Lokasi:				
Jauh – Dekat	30.94666	0.68259	45.337	<.001
Sedang – Dekat	12.08929	0.63150	19.144	<.001
Jenis Layanan:				
VSAT IP – VSAT DSCPC	-0.13180	0.64211	-0.205	0.837
VSAT SCPC – VSAT DSCPC	-0.60275	0.64499	-0.935	0.350
CN	0.01241	0.09530	0.130	0.896
SQF	0.12569	0.09005	1.396	0.163
CPI	-0.00462	0.02321	-0.199	0.842
Latency	-0.00562	0.00296	-1.901	0.058

* Represents reference level

Gambar 12 Hasil Signifikansi Uji Parsial

Hasil Uji t menunjukkan bahwa variabel Cuaca dengan nilai *t* = -38,744 dan Jarak Lokasi dengan nilai *t* = 45,449 (Jauh–Dekat) serta *t* = 19,238 (Sedang–Dekat) memiliki *p-value* < 0.05. Artinya, secara parsial variabel Cuaca (X5) dan Jarak Lokasi (X6) berpengaruh signifikan terhadap durasi pemrosesan. Sebaliknya, variabel CN (X1) *t* = 0.104; *p* = 0.917, SQF (X2) *t* = 1.382; *p* = 0.167, dan CPI (X3) *t* = -0.293; *p* = 0.770, Latency (X4) *t* = -1,867; *p* = 0.062, semuanya memiliki *p-value* > 0.05. Dengan demikian, keempat variabel tersebut secara individu atau parsial tidak berpengaruh signifikan terhadap durasi pemrosesan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal utama yaitu :

1. Model regresi linier berganda yang dibangun memiliki nilai *Adjusted R*² sebesar 0,868, yang berarti 86,8% variasi durasi pemrosesan dapat dijelaskan oleh variabel-variabel dalam penelitian ini. Nilai ini menunjukkan bahwa model yang digunakan memiliki kecocokan yang sangat baik dan dapat diandalkan sebagai alat bantu analisis maupun prediksi operasional.
2. Dari enam variabel yang diuji, yaitu CN (X1), SQF (X2), CPI (X3), Latency (X4), Cuaca (X5), dan Jarak Lokasi (X6), terbukti berpengaruh secara bersamaan atau simultan terhadap durasi pemrosesan (Y) dengan nilai (*p* < 0,05).
3. Secara parsial, Hasil Uji t menunjukkan bahwa variabel Cuaca dengan nilai *t* = -38,744 dan Jarak Lokasi dengan nilai *t* = 45,449 (Jauh–Dekat) serta *t* = 19,238 (Sedang–Dekat) memiliki *p-value* < 0.05. Artinya, secara parsial variabel Cuaca (X5) dan Jarak Lokasi (X6) berpengaruh signifikan terhadap durasi pemrosesan. Sebaliknya, variabel CN (X1) *t* = 0.104; *p* = 0.917, SQF (X2) *t* = 1.382; *p* = 0.167, dan CPI (X3) *t* = -0.293; *p* = 0.770, Latency (X4) *t* = -1,867; *p* = 0.062, semuanya memiliki *p-value* > 0.05. Dengan demikian, keempat variabel tersebut secara individu atau parsial tidak

berpengaruh signifikan terhadap durasi pemrosesan. (Cuaca) dan H_7 (Jarak Lokasi) yang diterima.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa kendala waktu dalam layanan ENS lebih banyak dipengaruhi oleh faktor eksternal, khususnya cuaca dan jarak lokasi pelanggan. Temuan ini penting sebagai dasar bagi PT Telkomsat dalam merancang strategi operasional, karena perbaikan teknis jaringan saja tidak cukup untuk menekan waktu pemrosesan layanan tanpa mempertimbangkan kondisi lingkungan dan geografis di lapangan

Daftar Rujukan

- [1] A. Maulida and A. W. Arsyad, "Strategi Personal Selling dalam Mengembangkan Bisnis B2B (Business To Business) di PT Telkom Indonesia Witel Kaltimara," *MARTABE J. Pengabd. Masy.*, vol. 8, no. 6, pp. 2473–2478, 2025.
- [2] M. Tohir, A. Primadi, and N. A. H. Subroto, "Pengaruh Kualitas Pelayanan, Fasilitas Dan Ketepatan Waktu Terhadap Kepuasan Pelanggan," *J. Manaj. Kreat. dan Inov.*, vol. 1, no. 4, pp. 35–59, 2023.
- [3] A. S. Nugroho, "Evaluasi Infrastruktur Jaringan Komputer untuk Mendukung Efisiensi Komunikasi Data pada Sistem Point of Sales Industri Ritel Modern," vol. 5, no. 1, pp. 502–507, 2026.
- [4] S. Nazhif Putransyah, "Pengaruh Peningkatan Kualitas Layanan Terhadap Service Level Agreement (Sla) Pada Bank Bri Kc. Kendal," *Knowl. J. Inov. Has. Penelit. dan Pengemb.*, vol. 4, no. 1, pp. 16–28, 2024.
- [5] A. Najiha, M. A. Fathan, A. Alavi, F. Chaikal, and G. C. Basompe, "Analisis Regresi Linear Berganda pada Pengaruh Pemahaman Etika Profesional dan Penguasaan Konsep Keahlian terhadap Kesiapan Dunia Kerja," *J. Penelit. Inov.*, vol. 5, no. 3, pp. 2365–2376, 2025.
- [6] N. Saraswati and M. P. Ariasih, "Aplikasi m-Banking Terfavorit di Indonesia Tahun 2023 - 2024," *J. Manaj.*, vol. 11, no. 1, pp. 343–353, 2025.
- [7] I. Anwari and I. N. Yulita, "Penggunaan Machine Learning Untuk," vol. 4, no. 3, pp. 6001–6005, 2023.
- [8] M. Gun, "Pentingnya Uji Asumsi Klasik pada Analisis Regresi Linier Berganda (Studi Kasus Penyusunan Persamaan Allometrik Kenari Muda [Canarium Indicum L.])," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 14, no. 3, p. 335, 2020.
- [9] D. Marcelina, A. Kurnia, and T. Terttiaavini, "Analisis Klaster Kinerja Usaha Kecil dan Menengah Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 293–301, 2023.
- [10] J. T. Moreira-Filho, D. Ranganath, M. Conway, C. Schmitt, N. Kleinstreuer, and K. Mansouri, "Democratizing cheminformatics: interpretable chemical grouping using an automated KNIME workflow," *J. Cheminform.*, vol. 16, no. 1, pp. 1–27, 2024.
- [11] Wasito, D. A. N. Budiman, A. T. Juniarti, and R. Sarman, "Penerapan Sistem Penjadwalan Dengan Metode SPT (Short Processing Time) Dan EDD (Earliest Due Date) Dalam Mengefisienkan Biaya Operasional Dan Sumber Daya Pada Perusahaan PT. Mathar Telekomunikasi Indonesia," *J. Ecdemica J. Ekon. Manaj. dan Bisnis*, vol. 8, no. 2, 2024.
- [12] I. Meiliana *et al.*, "Pengaruh Penggunaan Gadget , Minat Belajar Dan Kehadiran Terhadap Prestasi Belajar Siswa Di SMKN 1 Maros Dengan Regresi Linier Berganda," vol. 18, no. 2, pp. 66–75, 2026.
- [13] A. Kurniawan and Fairus, "Analisis Regresi Linear Berganda Untuk Melihat Faktor," *J. Math. UNP*, vol. 7, no. 2, pp. 62–68, 2025.
- [14] U. J. Mwaipungu, K. Malekela, and R. Monko, "Regression and Validation Modelling for Predicting Constraining Factors in Design-Bid-Build Project Delivery," vol. 14, no. 1, pp. 24–39, 2025.
- [15] R. Normelia, T. Dewi, E. Prihana, and E. Widodo, "Penerapan metode regresi linier berganda untuk memperkirakan curah hujan (studi kasus: Stasiun Geofisika Sleman)," *J. Ilm. Mat.*, vol. 9, no. 1, pp. 8–18, 2022.
- [16] Vibhu Verma, "A Comprehensive Framework for Residual Analysis in Regression and Machine Learning," *J. Inf. Syst. Eng. Manag.*, vol. 10, no. 31s, pp. 34–46, 2025.
- [17] A. Ihsan Fairuzsyifa and Y. Sulisty Nugroho, "Analisis Regresi Linier Berganda Pengaruh Minat Calon Mahasiswa di Universitas Muhammadiyah Surakarta Menggunakan Python," *J. Inform. Polinema*, vol. 10, no. 2, pp. 265–272, 2024.