

ANALISIS PERBEDAAN PENGARUH VARIABEL PADA PEMAKAIAN OBAT BERBASIS KUANTIL MENGGUNAKAN *LASSO QUANTILE REGRESSION* UNTUK MENDUKUNG PERENCANAAN STOK OBAT

Hikmata Tartila, Amri Muhaimin, Shindi Shella May Wara
Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
Jl. Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya
22083010082@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Pengelolaan persediaan obat di fasilitas kesehatan primer, khususnya puskesmas, sering menghadapi ketidakseimbangan antara permintaan dan ketersediaan yang dapat menyebabkan kekosongan maupun kelebihan stok. Sebagian besar puskesmas masih menggunakan metode *Average Monthly Consumption* (AMC) berbasis rata-rata historis, yang memiliki keterbatasan dalam menangkap fluktuasi permintaan. Pendekatan berbasis rata-rata seperti *Ordinary Least Squares* (OLS) juga kurang mampu merepresentasikan distribusi data yang asimetris serta keberadaan nilai ekstrem. Penelitian ini menerapkan *LASSO Quantile Regression* untuk menganalisis pengaruh variabel operasional terhadap pemakaian obat pada kuantil 0,5 dan 0,9, yang masing-masing merepresentasikan kondisi permintaan normal dan tinggi. Data yang digunakan berasal dari Laporan Pemakaian dan Lembar Permintaan Obat (LPLPO) Puskesmas Ibu Kota Payakumbuh periode Januari 2015 hingga September 2025. Kinerja model dievaluasi menggunakan *pinball loss*, *prediction coverage*, *Pseudo R²*, dan *stability selection*. Hasil menunjukkan bahwa pengaruh variabel operasional berbeda pada setiap tingkat kuantil. Model menghasilkan *pinball loss* sebesar 0,033–0,331, *prediction coverage* 0,504–0,519 pada kuantil 0,5 dan 0,899–0,930 pada kuantil 0,9, serta *Pseudo R²* hingga 0,391. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis kuantil lebih efektif dalam menangkap variasi permintaan obat dan dapat mendukung perencanaan persediaan yang lebih adaptif serta berbasis risiko di fasilitas kesehatan primer.

Kata kunci : Regresi kuantil, *LASSO*, Pemakaian obat, Perencanaan Stok, Puskesmas

1. PENDAHULUAN

Perencanaan stok obat merupakan komponen penting dalam manajemen pelayanan farmasi di fasilitas pelayanan kesehatan karena secara langsung memengaruhi keberlanjutan layanan medis dan efisiensi pemanfaatan sumber daya [1].

Ketidaksesuaian antara kebutuhan dan ketersediaan obat dapat menimbulkan dua risiko utama yaitu kekurangan stok yang dapat mengganggu layanan kesehatan dan kelebihan persediaan yang meningkatkan biaya penyimpanan dan risiko kadaluwarsa obat [2].

Di Indonesia, metode yang paling umum digunakan dalam perencanaan obat adalah *Average Monthly Consumption* (AMC), yang memperkirakan kebutuhan di masa depan berdasarkan rata-rata penggunaan obat pada periode sebelumnya [3].

Pendekatan ini bergantung pada rata-rata historis dan tidak secara eksplisit mempertimbangkan pengaruh variabel operasional yang dapat memengaruhi tingkat penggunaan obat. Karena AMC mengasumsikan pola permintaan yang relatif stabil, metode ini kurang responsif terhadap fluktuasi atau perubahan permintaan yang tiba-tiba, termasuk lonjakan kebutuhan pada periode tertentu [4].

Tantangan ini juga terlihat pada layanan kesehatan tingkat pertama. Laporan tahun 2023 menunjukkan bahwa kekosongan obat esensial di fasilitas pelayanan kesehatan primer masih berada pada kisaran 15–20%, sementara sekitar 11% peserta Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) melaporkan

kekurangan obat di fasilitas pelayanan primer, termasuk puskesmas [5].

Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan AMC memiliki keterbatasan dalam mengantisipasi variasi permintaan obat yang fluktuatif dan berpotensi ekstrem. Selain itu, pola permintaan pada beberapa sistem juga dapat bersifat *intermiten*, di mana data permintaan mengandung banyak nilai nol pada periode tertentu sehingga membuat proses pemodelan dan prediksi menjadi lebih kompleks [6].

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi dan meningkatnya ketersediaan data layanan kesehatan, pendekatan analitis secara bertahap bergeser dari perhitungan berbasis konsumsi sederhana menuju model statistik yang mampu menganalisis hubungan antarvariabel secara lebih sistematis. Pendekatan berbasis data juga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif dan efisien dalam manajemen sumber daya kesehatan [7].

Secara umum, pendekatan berbasis rata-rata dapat meningkatkan akurasi prediksi, tetapi tetap berpusat pada nilai rata-rata dan prediksi titik (*point forecast*). Akibatnya, pendekatan ini tidak mampu mengungkap variasi pengaruh variabel pada kondisi penggunaan rendah maupun saat terjadi lonjakan permintaan, yang sangat penting dalam pengelolaan stok obat.

Mempertimbangkan keterbatasan tersebut, penelitian ini menganalisis pengaruh variabel operasional pada dua tingkat kuantil, yaitu kuantil 0,5

yang merepresentasikan kondisi penggunaan normal dan kuantil 0,9 yang merepresentasikan kondisi permintaan tinggi atau ekstrem, menggunakan metode LASSO Quantile Regression. Metode ini merupakan pengembangan dari regresi kuantil dengan penambahan penalti L1 (*Lasso*), yang memungkinkan seleksi variabel dan penyusutan koefisien dilakukan secara simultan [8].

Pendekatan ini membantu menjaga stabilitas model meskipun melibatkan beberapa variabel operasional yang berpotensi saling berkorelasi dalam analisis. Dalam penelitian ini, LASSO Quantile Regression digunakan untuk menganalisis dan membandingkan pengaruh variabel operasional pada kondisi normal dan permintaan tinggi. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan menghasilkan analisis yang lebih adaptif serta mendukung perencanaan stok obat yang lebih responsif dan berbasis risiko.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian sebelumnya mengembangkan model prediksi jumlah kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Indonesia menggunakan metode LASSO Quantile Regression [9].

Penelitian ini menghasilkan prediksi yang lebih *robust* pada berbagai titik kuantil insidensi DBD, dengan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0,027 dan *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0,0014 pada kuantil 0,5, serta berhasil mengidentifikasi variabel-variabel yang benar-benar signifikan. Penelitian lainnya mengaplikasikan LASSO Quantile Regression pada data tuberkulosis di Sulawesi Selatan dengan menggunakan tiga level kuantil yaitu 0,25, 0,5, dan 0,75, dan memperoleh nilai R^2 sebesar 0,99 pada kuantil 0,5, yang menunjukkan bahwa model ini mampu menjelaskan variasi proporsi kasus TB secara sangat baik pada berbagai posisi distribusi data [10].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, regresi kuantil dengan penalti LASSO digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis pemakaian obat pada berbagai tingkat kuantil serta mendukung perencanaan stok obat yang lebih adaptif pada kondisi permintaan normal dan tinggi.

2.2. Manajemen Persediaan Obat dalam Rantai Pasok Farmasi

Manajemen persediaan obat dalam rantai pasok farmasi merupakan proses yang mencakup perencanaan, pengadaan, penyimpanan, hingga distribusi obat kepada pasien [11].

Pengelolaan ini bertujuan untuk menjaga keseimbangan antara ketersediaan dan efisiensi, dengan mempertimbangkan dinamika permintaan yang dipengaruhi oleh faktor operasional seperti jumlah pasien, resep, dan pasokan obat. Dalam praktiknya, variasi permintaan yang tidak merata menuntut pendekatan analitis yang mampu

menangkap perbedaan pola penggunaan pada berbagai kondisi. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat merepresentasikan distribusi permintaan secara lebih fleksibel guna mendukung pengelolaan persediaan yang lebih adaptif.

2.3. Quantile Regression

Quantile Regression diperkenalkan oleh Koenker dan Bassett pada tahun 1978 sebagai pengembangan regresi linier yang memodelkan kuantil bersyarat dari variabel respon, tidak hanya nilai rata-rata [12].

Pendekatan ini memungkinkan analisis hubungan antara variabel prediktor dan respon pada berbagai tingkat distribusi, sehingga mampu menangkap perbedaan pengaruh pada kondisi normal maupun ekstrem. Secara umum, fungsi kuantil bersyarat dinyatakan sebagai:

$$Q_{Y|X}(\tau|x) = x'(\beta)\tau, 0 < \tau < 1 \quad (1)$$

dimana $\hat{\beta}(\tau)$ merupakan parameter regresi pada kuantil ke- τ

2.4. Lasso Quantile Regression

LASSO Quantile Regression merupakan pengembangan dari Quantile Regression yang mengintegrasikan penalti L1 untuk mengontrol kompleksitas model serta melakukan seleksi variabel secara simultan [9].

Estimasi parameter dilakukan dengan meminimalkan fungsi *pinball loss*. Untuk meningkatkan sparsitas dan mengurangi *overfitting*, penalti LASSO ditambahkan ke fungsi objektif, sehingga parameter diperkirakan sebagai berikut:

$$\hat{\beta}(\tau) = \arg \min_{\beta} \left[\sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i' \beta) \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right] \quad (2)$$

Parameter regularisasi ditentukan menggunakan metode *rolling forecasting origin* dengan skema *expanding window*, di mana ukuran data pelatihan meningkat secara bertahap seiring waktu [13].

Untuk setiap kandidat $\lambda \in \Lambda$, nilai optimal dipilih sebagai nilai yang meminimalkan *pinball loss* pada data validasi.

2.5. Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan kerugian *pinball*, cakupan prediksi, dan *Pseudo R^2* . Kerugian *pinball* mengukur akurasi prediksi kuantil melalui penalti asimetris untuk kesalahan prediksi [12]. *Pinball loss* didefinisikan sebagai berikut:

$$\rho_{\tau}(u) = \begin{cases} \tau u, & \text{if } u \geq 0 \\ (1-\tau)u, & \text{if } u < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Prediction coverage merepresentasikan proporsi observasi aktual yang berada dalam wilayah prediksi yang diestimasi [13].

Prediction coverage didefinisikan sebagai berikut:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(y_i \in C(X_i)) \quad (4)$$

Pseudo R² digunakan untuk mengevaluasi *goodness-of-fit* dari model regresi kuantil dengan membandingkan nilai *quantile loss* dari model yang menggunakan variabel prediktor dengan model tanpa predictor [14] :

$$R_\tau^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \hat{y}_i)}{\sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - \bar{y}_\tau)} \quad (5)$$

2.6. Signifikansi Variabel

Signifikansi variabel dievaluasi menggunakan kerangka *stability selection*. Untuk setiap nilai regularisasi $\lambda \in \Lambda$, model *LASSO* diestimasi pada subsampel acak, dan himpunan variabel yang terpilih didefinisikan sebagai berikut:

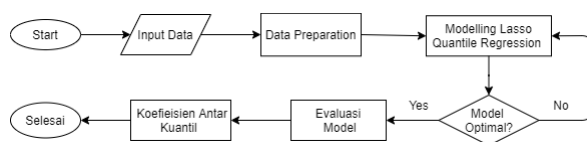
$$\hat{S}(\lambda) = \{k \neq 0 \mid \hat{\beta}_k(\lambda) \neq 0\} \quad (6)$$

Mengikuti definisi *stability selection*, himpunan variabel yang stabil didefinisikan sebagai berikut [15]:

$$\hat{S}_{stable} = \{j \mid \max_{\lambda \in \Lambda} (\hat{\pi}_j^\lambda) \geq \pi_{thr}\}, j = 1, \dots, p, \quad (7)$$

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini disusun untuk mengidentifikasi variabel yang berpengaruh terhadap pemakaian obat pada berbagai tingkat distribusi. Tahapan analisis meliputi penyiapan data, pemodelan, hingga evaluasi model, dengan mempertimbangkan karakteristik runtun waktu serta perbedaan struktur pengaruh variabel pada kondisi median dan ekstrem.



Gambar 1. Diagram Alir

3.1. Input Data

Data yang digunakan diperoleh dari Laporan Pemakaian dan Lembar Permintaan Obat (LPLPO) bulanan Puskesmas Ibu, Kota Payakumbuh, periode Januari 2015 hingga September 2025. Analisis difokuskan pada lima jenis obat dengan pemakaian tertinggi berdasarkan data LPLPO.

3.2. Data Preparation

Data dibersihkan dan diurutkan berdasarkan periode waktu, serta dilakukan penanganan terhadap nilai hilang. Untuk mengurangi pengaruh nilai ekstrem dan menstabilkan varians, variabel respon ditransformasikan menggunakan transformasi logaritma. Selanjutnya, variabel prediktor distandarasi untuk menyelaraskan skala antarvariabel, sehingga tidak terjadi dominasi variabel dengan rentang nilai yang lebih besar, khususnya dalam proses estimasi model berbasis regularisasi.

3.3. Analisis Eksploratif

Analisis eksploratif digunakan untuk mengidentifikasi pola temporal, tingkat variasi, serta keberadaan nilai ekstrem pada data penggunaan obat. Hasil eksplorasi ini menjadi dasar dalam menentukan kebutuhan transformasi data, penanganan outlier, serta pemilihan teknik standarisasi, sehingga model yang dibangun dapat lebih stabil dan representatif terhadap karakteristik data.

3.4. Modelling Lasso Quantile Regression

Pemodelan dilakukan menggunakan *Lasso Quantile Regression* untuk mengestimasi hubungan antara variabel prediktor dan respon pada kuantil tertentu 0.5 dan kuantil 0.9. Estimasi parameter dilakukan dengan menambahkan penalti L1 (regularisasi *Lasso*) yang dikontrol oleh parameter λ (*alpha*) untuk mengurangi *overfitting* dan melakukan seleksi variabel secara simultan. Pemilihan nilai λ optimal dilakukan melalui skema *rolling/expanding window* pada data *time series*, dengan mengevaluasi kinerja model menggunakan *mean pinball loss* pada data uji secara bertahap. Nilai λ yang memberikan nilai loss minimum dipilih sebagai parameter optimal, kemudian digunakan untuk membangun model akhir pada seluruh data, sehingga diperoleh estimasi kuantil yang stabil dan adaptif terhadap karakteristik data

3.5. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik yang sesuai dengan kerangka *quantile regression*. Kinerja prediksi diukur menggunakan *mean pinball loss* untuk masing-masing kuantil, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan performa yang lebih baik. Selain itu, digunakan *pseudo R²* untuk menilai peningkatan kinerja model dibandingkan model baseline berbasis kuantil empiris. Kalibrasi model dievaluasi melalui nilai *coverage*, yaitu proporsi observasi aktual yang berada di bawah estimasi kuantil, yang kemudian dibandingkan dengan nilai kuantil target. Untuk menilai kestabilan pemilihan variabel, diterapkan pendekatan *stability selection* berbasis subsampling, di mana variabel dianggap stabil jika memiliki probabilitas terpilih melebihi ambang batas tertentu (π_{thr}). Pendekatan ini memastikan bahwa variabel yang dipilih oleh model tidak hanya signifikan secara statistik, tetapi juga konsisten terhadap variasi sampel data.

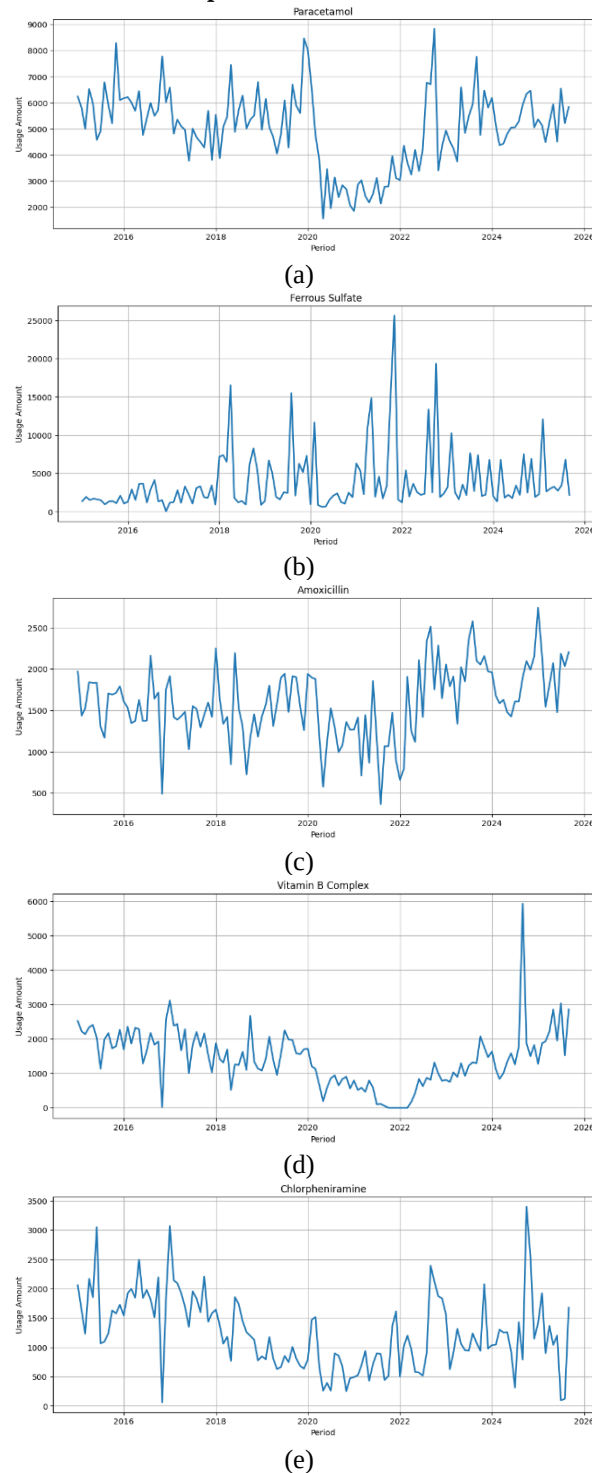
3.6. Koefisien Antar Kuantil

Analisis koefisien antar kuantil dilakukan untuk mengidentifikasi perbedaan pengaruh variabel prediktor pada berbagai tingkat distribusi respon, khususnya pada kuantil tengah 0.5 dan kuantil 0.9. Dengan menggunakan koefisien terstandarisasi, interpretasi difokuskan pada arah dan besarnya pengaruh relatif masing-masing variabel. Perbandingan ini memungkinkan identifikasi apakah suatu variabel memiliki pengaruh yang konsisten atau berbeda pada kondisi normal dibandingkan kondisi

ekstrem (penggunaan tinggi). Selain itu, pendekatan ini juga membantu mengungkap heterogenitas hubungan antar variabel yang tidak dapat ditangkap oleh model regresi rata-rata, sehingga memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap dinamika data.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Eksploratif



Gambar 2. Tren pemakaian obat Paracetamol (a), Besi Sulfat II (b), Amoksilin (c), Vitamin B Kompleks (d), and Klorfeniramin (e)

Hasil analisis eksploratif menunjukkan bahwa penggunaan obat untuk seluruh jenis obat berfluktuasi sepanjang periode observasi. Parasetamol dan Amoksilin menunjukkan pola penggunaan yang relatif stabil dengan variasi moderat dari waktu ke waktu. Sebaliknya, Besi II Sulfat dan Vitamin B Kompleks menampilkan beberapa lonjakan tajam dalam penggunaan pada periode tertentu. Klorfeniramin menunjukkan pola menurun pada periode awal yang kemudian diikuti oleh fluktuasi moderat pada periode berikutnya. Beberapa nilai ekstrem (*outlier*) juga teridentifikasi pada beberapa jenis obat. Nilai-nilai ini tidak dihapus karena merepresentasikan kondisi nyata dalam pengelolaan obat di puskesmas. Berdasarkan hasil analisis eksploratif tersebut, dilakukan tahap persiapan data yang meliputi pembersihan data, pengurutan berdasarkan waktu, serta penanganan *missing values*. Variabel respon ditransformasi menggunakan logaritma untuk menstabilkan varians, sementara variabel prediktor distandarisasi menggunakan Z-score untuk memastikan skala yang sebanding dan estimasi model yang lebih stabil.

4.2. Modelling Lasso Quatile Regression

Analisis difokuskan pada kuantil 0,5 (median) untuk merepresentasikan kondisi pemakaian normal dan kuantil 0,9 untuk merepresentasikan kondisi pemakaian tinggi. Parameter regularisasi terpilih untuk setiap jenis obat dan kuantil disajikan pada Tabel 1, yang menunjukkan nilai λ optimal yang diperoleh dari proses pemilihan model pada masing-masing obat.

Tabel 1. Regularisasi parameter λ

Nama Obat	Q 0.5	Q 0.9
Paracetamol	0.01000	0.00070
Besi Sulfat II	0.00695	0.00100
Amoksilin	0.00695	0.00034
Vitamin B Kompleks	0.00695	0.00002
Klorfeniramin	0.00695	0.00023

Nilai λ yang lebih kecil pada kuantil 0,9 dibandingkan dengan kuantil 0,5 untuk sebagian besar obat menunjukkan bahwa regularisasi yang lebih lemah diperlukan untuk menangkap variabilitas pada kondisi permintaan tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa pada kuantil yang lebih tinggi, lebih banyak informasi dari variabel prediktor perlu dipertahankan agar model dapat merepresentasikan lonjakan penggunaan obat dengan lebih baik. Sebaliknya, pada kuantil median, regularisasi yang lebih kuat.

4.3. Evaluasi Model

Tabel 2 menyajikan evaluasi kinerja model *LASSO Quantile Regression* untuk setiap jenis obat pada kuantil 0,5 dan 0,9 berdasarkan *pinball loss*, *prediction coverage*, dan *Pseudo R²*.

Table 2. Evaluasi Model

Obat	Q	Pinball Loss	Coverage	Pseudo R ²
Paracetamol	0.5	0.074	0.519	0.391
	0.9	0.033	0.930	0.244
Besi II Sulfat	0.5	0.288	0.519	0.107
	0.9	0.149	0.899	0.073
Amoksilin	0.5	0.093	0.519	0.194
	0.9	0.035	0.915	0.163
Vitamin B Kompleks	0.5	0.331	0.504	0.188
	0.9	0.094	0.915	0.176
Klorfeniramin	0.5	0.199	0.519	0.157
	0.9	0.073	0.907	0.114

Secara umum, nilai *pinball loss* pada kuantil 0,9 lebih rendah dibandingkan dengan kuantil 0,5 untuk seluruh jenis obat, menunjukkan bahwa model memberikan prediksi yang lebih akurat pada kondisi penggunaan tinggi dibandingkan dengan kondisi median. *Prediction coverage* pada kuantil 0,9 berkisar antara 0,899 hingga 0,930, yang mendekati tingkat kuantil target, sehingga interval prediksi yang dihasilkan mampu menangkap sebagian besar observasi aktual. Nilai *Pseudo R²* menunjukkan variasi dalam kemampuan model menjelaskan penggunaan obat pada tiap jenis obat. Parasetamol memiliki *Pseudo R²* tertinggi pada kuantil 0,5 (0,391), menunjukkan bahwa variabel prediktor relatif baik dalam menjelaskan penggunaannya.

Sebaliknya, Besi II Sulfat menunjukkan nilai *Pseudo R²* yang lebih rendah pada kedua kuantil. Kondisi ini kemungkinan dipengaruhi oleh adanya nilai ekstrem pada data penggunaan yang terkait dengan obat yang tidak terpakai dan akhirnya kadaluwarsa, sehingga menghasilkan variasi yang lebih tidak teratur dan sulit dijelaskan oleh model. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja prediktif yang baik dan mampu menangkap variasi penggunaan obat pada kondisi normal maupun kondisi permintaan tinggi.

4.4. Signifikansi Variabel

Hasil *stability selection* untuk setiap variabel prediktor pada berbagai jenis obat dan tingkat kuantil disajikan pada Tabel 3. Nilai-nilai tersebut merepresentasikan frekuensi pemilihan masing-masing variabel selama proses subsampling, dengan ambang batas stabilitas sebesar 0,6 digunakan untuk mengidentifikasi variabel yang stabil.

Table 3. Stability Selection

Obat	Q	Pasien	Resep	Terima	Stok
Paracetamol	0.5	1	1	0.88	0.84
	0.9	0.98	0.98	1	0.98
Besi Sulfat II	0.5	0.90	0.88	1	0.98
	0.9	0.96	0.98	1	1
Amoxi-cillin	0.5	1	0.96	0.92	0.92
	0.9	1	0.98	1	0.96
Vit-B Complex	0.5	1	0.94	1	0.94
	0.9	1	1	1	1
Klorfeniramin	0.5	1	0.92	1	0.96
	0.9	1	1	1	0.98

Secara umum, sebagian besar variabel menunjukkan nilai stabilitas yang tinggi (mendekati 1), menunjukkan bahwa variabel-variabel tersebut secara konsisten dipilih oleh model. Jumlah pasien dan penerimaan obat cenderung memiliki nilai stabilitas tertinggi pada sebagian besar obat dan kuantil, yang mengindikasikan pengaruh yang relatif kuat terhadap penggunaan obat. Pada kuantil 0,9, nilai stabilitas cenderung lebih tinggi, menunjukkan bahwa variabel operasional memiliki pengaruh yang lebih konsisten pada kondisi penggunaan obat yang tinggi. Pola ini menunjukkan bahwa ketika permintaan meningkat, hubungan antara variabel operasional dan penggunaan obat menjadi lebih stabil di seluruh model.

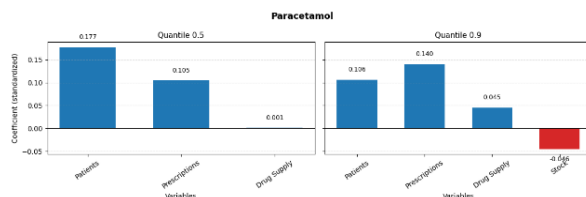
4.5. Koefisien Pengaruh Variabel

Koefisien estimasi dari model untuk setiap jenis obat disajikan pada tabel berikut. Meskipun semua variabel memenuhi kriteria stabilitas, variabel stok awal tidak berpengaruh pada dua jenis obat karena koefisiennya sama dengan nol, sehingga variabel tersebut tidak dimasukkan dalam persamaan model.

Table 4. Regression Models

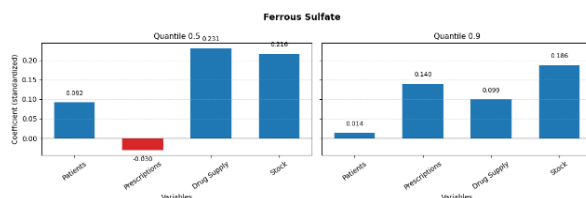
Obat	Q	Model Regresi
Paracetamol	0.5	$\ln(Y_i + 1) = 8.45 + 0.17X_{1i} + 0.10X_{2i} + 0.001X_{3i} + \varepsilon_i$
	0.9	$\ln(Y_i + 1) = 8.72 + 0.10X_{1i} + 0.13X_{2i} + 0.04X_{3i} - 0.04X_{4i} + \varepsilon_i$
Besi II Sulfat	0.5	$\ln(Y_i + 1) = 7.68 + 0.91X_{1i} - 0.03X_{2i} + 0.23X_{3i} + 0.21X_{4i} + \varepsilon_i$
	0.9	$\ln(Y_i + 1) = 8.97 + 0.13X_{1i} + 0.13X_{2i} + 0.1X_{3i} + 0.18X_{4i} + \varepsilon_i$
Amoxicillin	0.5	$\ln(Y_i + 1) = 7.37 + 0.08X_{1i} + 0.1X_{2i} - 0.006X_{3i} + 0.003X_{4i} + \varepsilon_i$
	0.9	$\ln(Y_i + 1) = 7.62 + 0.06X_{1i} + 0.09X_{2i} - 0.01X_{3i} + 0.02X_{4i} + \varepsilon_i$
Vitamin B Complex	0.5	$\ln(Y_i + 1) = 7.15 + 0.28X_{1i} + 0.07X_{2i} + 0.12X_{3i} + 0.03X_{4i} + \varepsilon_i$
	0.9	$\ln(Y_i + 1) = 7.61 + 0.28X_{1i} + 0.02X_{2i} + 0.20X_{3i} + 0.20X_{4i} + \varepsilon_i$
Chlorpheniramine	0.5	$\ln(Y_i + 1) = 7.08 + 0.29X_{1i} + 0.07X_{2i} + 0.09X_{3i} - 0.02X_{4i} + \varepsilon_i$
	0.9	$\ln(Y_i + 1) = 7.52 + 0.21X_{1i} + 0.07X_{2i} + 0.06X_{3i} + \varepsilon_i$

Jumlah pasien (X_1) dan jumlah resep (X_2) menunjukkan pengaruh positif terhadap penggunaan, yang mengindikasikan bahwa aktivitas layanan kesehatan yang lebih tinggi berkaitan dengan peningkatan penggunaan obat. Variabel pasokan obat (X_3) juga cenderung memiliki pengaruh positif, sedangkan variabel stok awal (X_4) menunjukkan pengaruh yang lebih kecil dan terkadang negatif. Perbedaan antara kuantil 0,5 dan 0,9 menunjukkan perubahan pengaruh variabel pada kondisi penggunaan tinggi, sehingga koefisien-koefisien tersebut disajikan secara grafis sebagai berikut.



Gambar 3. Koefisien variabel pemakaian Paracetamol.

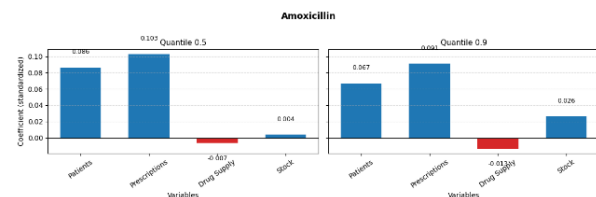
Pada kuantil 0,5, jumlah pasien memiliki pengaruh paling kuat, sedangkan pengaruh pasokan obat sangat kecil. Pada kuantil 0,9, pengaruh jumlah resep menjadi lebih dominan, menunjukkan bahwa peningkatan aktivitas pemberian resep memiliki peran lebih besar pada kondisi penggunaan tinggi. Selain itu, stok awal menunjukkan pengaruh negatif pada kuantil 0,9, yang mengindikasikan bahwa stok awal yang lebih tinggi tidak selalu menyebabkan peningkatan penggunaan paracetamol.



Gambar 4. Koefisien variabel pemakaian Besi II Sulfat

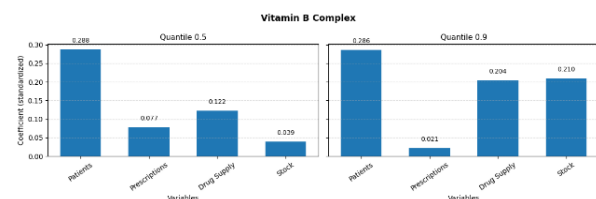
Secara umum, pasokan obat dan stok awal menunjukkan pengaruh positif paling kuat terhadap penggunaan Besi II Sulfat pada kedua kuantil. Pada kuantil 0,5, pasokan obat memiliki koefisien terbesar, diikuti oleh stok awal, menunjukkan bahwa faktor ketersediaan memainkan peran penting pada kondisi penggunaan normal. Sementara itu, jumlah resep menunjukkan pengaruh negatif kecil, yang mengindikasikan bahwa aktivitas pemberian resep tidak selalu langsung meningkatkan penggunaan Besi II Sulfat pada tingkat median. Pada kuantil 0,9, pengaruh stok awal menjadi yang paling dominan, sementara pengaruh jumlah resep dan pasokan obat tetap positif. Sebaliknya, pengaruh jumlah pasien menjadi relatif kecil, menunjukkan bahwa pada kondisi penggunaan tinggi, faktor ketersediaan obat cenderung berperan lebih besar dibandingkan aktivitas

pelayanan dalam menjelaskan penggunaan Besi II Sulfat.



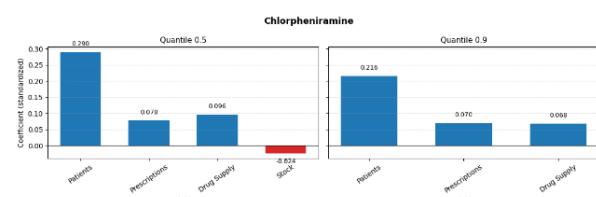
Gambar 5. Koefisien variabel pemakaian Amoksilin

Pada kuantil 0,5, jumlah pasien memiliki koefisien terbesar, diikuti oleh pasokan obat, yang menunjukkan bahwa aktivitas layanan dan ketersediaan obat sama-sama berkontribusi terhadap penggunaan pada kondisi normal. Pengaruh jumlah resep dan stok awal tetap positif tetapi relatif lebih kecil. Pada kuantil 0,9, pengaruh pasokan obat dan stok meningkat secara signifikan, sementara pengaruh jumlah resep menjadi relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa pada kondisi penggunaan tinggi, faktor pasokan dan stok memainkan peran yang lebih penting, sedangkan jumlah resep memberikan kontribusi yang lebih kecil dibandingkan dengan jumlah pasien dan ketersediaan obat.



Gambar 6. Koefisien variabel pemakaian Vitamin B Kompleks.

Pada kuantil 0,5, jumlah pasien memiliki koefisien terbesar, diikuti oleh pasokan obat, yang menunjukkan bahwa aktivitas layanan dan ketersediaan obat sama-sama berkontribusi terhadap penggunaan pada kondisi normal. Pengaruh jumlah resep dan stok awal tetap positif tetapi relatif lebih kecil. Pada kuantil 0,9, pengaruh pasokan obat dan stok meningkat secara signifikan, sementara pengaruh jumlah resep menjadi relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa pada kondisi penggunaan tinggi, faktor pasokan dan stok memainkan peran yang lebih penting, sedangkan jumlah resep memberikan kontribusi yang lebih kecil dibandingkan dengan jumlah pasien dan ketersediaan obat.



Gambar 7. Koefisien variabel pemakaian Klorfeniramin.

Secara umum, jumlah pasien menunjukkan pengaruh positif paling kuat terhadap penggunaan Klorfeniramin pada kedua kuantil. Pada kuantil 0,5, jumlah pasien memiliki koefisien terbesar, diikuti oleh pasokan obat dan jumlah resep, menunjukkan bahwa aktivitas layanan memainkan peran utama dalam menjelaskan penggunaan obat pada kondisi normal. Sementara itu, stok awal menunjukkan pengaruh negatif kecil, yang mengindikasikan bahwa stok awal yang lebih tinggi tidak selalu meningkatkan penggunaan. Pada kuantil 0,9, pengaruh jumlah pasien tetap dominan, sementara pengaruh jumlah resep dan pasokan obat tetap positif tetapi relatif moderat. Sebaliknya, stok awal memiliki koefisien yang mendekati nol, menunjukkan bahwa stok awal memiliki kontribusi yang sangat kecil dalam menjelaskan penggunaan Klorfeniramin pada kondisi permintaan tinggi.

4.6. Rekomendasi Keputusan

Berdasarkan hasil pemodelan dan evaluasi, model mampu membedakan kondisi penggunaan normal dan tinggi serta menunjukkan perbedaan pengaruh variabel antar kuantil. Estimasi kuantil menunjukkan bahwa Q0.5 merepresentasikan kondisi penggunaan normal, sedangkan Q0.9 menangkap kondisi permintaan tinggi, dengan nilai *coverage* pada kuantil 0,9 yang mendekati target sehingga mampu mengidentifikasi lonjakan permintaan dengan baik.

Selain itu, variabel jumlah pasien, jumlah resep, dan pasokan obat terbukti memiliki pengaruh yang konsisten, terutama pada kondisi permintaan tinggi, sementara variabel stok awal pada beberapa kasus menunjukkan pengaruh yang kecil atau negatif. Berdasarkan pola-pola tersebut, aturan keputusan disusun dan diterjemahkan ke dalam bentuk yang lebih operasional sebagai panduan dalam perencanaan stok obat, sebagaimana disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Rekomendasi Keputusan

Kondisi	Dasar Temuan	Keputusan
Normal (Q0.5)	Penggunaan stabil	Gunakan perencanaan standar
Permintaan tinggi (Q0.9)	Prediksi tinggi & <i>coverage</i> baik	Tambah <i>buffer stock</i>
Risiko kekurangan	Prediksi sering lebih rendah dari aktual	Tingkatkan pengadaan
Risiko kelebihan	Stok awal tidak berpengaruh / negatif	Kurangi stok awal
Faktor utama	Pasien & resep berpengaruh kuat	Fokus monitoring layanan

Tabel tersebut menunjukkan bahwa hasil model dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam perencanaan stok obat. Pada kondisi normal, perencanaan dapat mengikuti pola rutin karena penggunaan relatif stabil. Namun, ketika terjadi

peningkatan permintaan, diperlukan penambahan stok cadangan untuk mengantisipasi lonjakan. Jika penggunaan aktual melebihi prediksi, hal ini mengindikasikan risiko kekurangan sehingga pengadaan perlu ditingkatkan. Sebaliknya, stok awal yang tidak berpengaruh terhadap penggunaan menunjukkan potensi kelebihan persediaan yang perlu dikendalikan. Selain itu, jumlah pasien dan resep menjadi indikator utama yang perlu dipantau karena berkaitan langsung dengan perubahan kebutuhan obat.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis, model *LASSO Quantile Regression* mampu mengidentifikasi perbedaan pengaruh variabel operasional terhadap penggunaan obat pada berbagai tingkat kuantil, sehingga memberikan gambaran yang lebih komprehensif dibandingkan pendekatan berbasis rata-rata. Jumlah pasien dan jumlah resep secara konsisten menunjukkan pengaruh positif terhadap penggunaan obat, terutama pada kondisi permintaan tinggi, sementara variabel pasokan obat juga berkontribusi dalam beberapa model. Sebaliknya, stok awal cenderung memiliki pengaruh yang lebih kecil dan pada beberapa kasus menunjukkan arah negatif. Perbedaan koefisien antara kuantil 0,5 dan 0,9 menegaskan adanya perubahan pengaruh variabel pada kondisi normal dan tinggi. Selain itu, hasil penelitian ini tidak hanya memberikan pemahaman analitis, tetapi juga menghasilkan aturan keputusan berbasis data yang dapat digunakan sebagai panduan dalam perencanaan stok obat secara lebih adaptif dan responsif terhadap dinamika permintaan di fasilitas pelayanan kesehatan primer.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Sinha and B. Singh, "Evaluation and Optimization of Pharmaceutical Inventory Management in a Tertiary Care Teaching Hospital in Jharkhand, India, Using ABC-VED Analysis," *Cureus*, Dec. 2025, doi: 10.7759/cureus.99406.
- [2] Gamawan, S. I., & Puspendari, D. A. (2025). *Meningkatkan Efisiensi Pengelolaan Obat di Fasilitas Pelayanan Kesehatan Melalui Metode Pengendalian Persediaan: A Systematic Review*. Jurnal Farmasi Sains dan Teknologi (JFST), 12(2), 1–10.
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Petunjuk Teknis Perencanaan Kebutuhan Obat," Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, Government Report, 2024. [Online]. Available: <https://farmalkes.kemkes.go.id/wp-content/uploads/2024/03/Petunjuk-Teknis-Rencana-Kebutuhan-Obat.pdf>
- [4] A. R. Fahriati, N. Sari, N. Hidayatri, N. Nurmiwiyati, and A. Sopian, "Evaluasi Perencanaan Pengadaan Obat dengan Metode MMSL Berdasarkan Data Penolakan di Apotek

- X,” *JSSCR*, vol. 6, no. 3, Nov. 2024, doi: 10.37311/jsscr.v6i3.28436.
- [5] D. Wahyono and I. Hapsari, “Tinjauan Naratif: Evaluasi Pengelolaan Obat Puskesmas di Indonesia,” *Praeparandi: Jurnal Farmasi dan Sains*, vol. 9, no. 1, pp. 24–37, 2025.
- [6] A. Muhaimin, P. Aji Riyantoko, H. Prabowo, and T. Trimono, “Negative Binomial Time Series Regression – Random Forest Ensemble in Intermittent Data,” *IJDASEA*, vol. 1, no. 2, pp. 36–42, Nov. 2021, doi: 10.33005/ijdasea.v1i2.10.
- [7] M. Nasrudin, E. Setyowati, and S. S. May Wara, “Application of VAR-GARCH for Modeling the Causal Relationship of Stock Prices in the Mining Sub-sector,” *JV*, vol. 8, no. 1, pp. 89–96, Nov. 2024, doi: 10.30812/varian.v8i1.4239.
- [8] V. R. Prasetyo, M. Mercifia, and A. Averina, “PREDIKSI RATING FILM PADA WEBSITE IMDB MENGGUNAKAN METODE NEURAL NETWORK FILM RATING PREDICTION ON IMDB WEBSITE USING NEURAL NETWORK,” vol. 7, no. 1, pp. 1–8, 2022.
- [9] S. Arifin, D. Anggraini, and D. S. Susanti, “LASSO Quantile Regression for Predictive Modeling of Dengue Hemorrhagic Fever Incidence in Indonesia,” *Zero: Jurnal Sains, Matematika dan Terapan*, vol. 9, no. 1, pp. 239–246, Jul. 2025, doi: 10.30829/zero.v9i1.24877.
- [10] I. Usman, A. Islamiyati, and E. T. Herdiani, “Quantile regression modeling with group least absolute shrinkage and selection operator classification on tuberculosis data,” *Commun. Math. Biol. Neurosci.*, vol. 2024, pp. 1–9, 2024, doi: 10.28919/cmbn/8759.
- [11] Alvita Labiibah Machsus and Holis Abdul Holik, “Ketertelusuran Rantai Pasok Bahan Baku Farmasi Sebagai Upaya Peningkatan Kualifikasi dan Keamanan Pemasok,” *An-Najat*, vol. 3, no. 1, pp. 127–138, Feb. 2025, doi: 10.59841/an-najat.v3i1.2356.
- [12] C. Katsouris, “Quantile time series regression models revisited,” arXiv:2308.06617, 2023, pp. 1–15. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2308.06617>.
- [13] A. N. Angelopoulos and S. Bates, “A gentle introduction to conformal prediction and distribution-free uncertainty quantification,” *Found. Trends Mach. Learn.*, vol. 16, no. 4, pp. 494–591, 2023.
- [14] D. L. R. J. Moral and D. L. O. A. Valle, “Quantile regression, a little-known analysis option in psychological research,” *Int. J. Psychol. Couns.*, vol. 14, no. 3, pp. 26–35, Nov. 2022, doi: 10.5897/IJPC2022.0686.
- [15] M. Nouraić and S. Muller, “On the selection stability of stability selection and its applications,” arXiv:2411.09097, pp. 1–17, Jun. 3, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.09097>.