

EKSPLORASI KETIDAKTERATURAN WAKTU RESPONS TEKNISI MESIN EDC BRI DALAM SISTEM LAYANAN CEPAT MENGGUNAKAN METODE REGRESI KUANTIL DAN REGRESI FUNGSIONAL

Belna Marnisa^{1*}, Siti Hadijah Hasanah²

¹Mahasiswa Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka

²Dosen Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka

*Penulis korespondensi: belnamarnisa45@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memahami ketidakstabilan waktu respons teknisi mesin EDC BRI dalam sistem layanan cepat. Untuk mencapai hal ini, metode yang digunakan adalah regresi kuantil dan regresi fungsional, yang bertujuan mengenali pola serta faktor-faktor yang memengaruhi perbedaan dalam waktu respons. Hasil menunjukkan bahwa terdapat perbedaan nyata dalam distribusi waktu respons antar wilayah dan pada berbagai jam kerja. Selain itu, regresi fungsional berfungsi menangkap dinamika waktu yang tidak terlihat oleh metode biasa. Analisis regresi kuantil juga menunjukkan bahwa faktor seperti lokasi dan beban kerja teknisi memainkan peran penting dalam menyebabkan ketidakstabilan tersebut. Kesimpulan penelitian ini menyatakan bahwa penggunaan kombinasi regresi kuantil dan regresi fungsional sangat efektif dalam memahami kompleksitas respons teknisi dan dapat menjadi dasar untuk meningkatkan kualitas sistem layanan cepat BRI.

Kata Kunci: waktu respons, teknisi EDC, regresi kuantil, regresi fungsional, ketidakteraturan

1 PENDAHULUAN

Dalam era digitalisasi, kecepatan dan tepat waktu respons teknisi terhadap masalah mesin Electronic Data Capture (EDC) menjadi hal penting dalam menjaga kualitas layanan transaksi non-tunai, terutama pada sistem layanan cepat Bank Rakyat Indonesia (BRI). Ketidakteraturan waktu teknisi dalam merespons gangguan, yang dipengaruhi oleh faktor geografis, beban kerja, dan tingkat kesulitan masalah, bisa mengganggu efisiensi operasional serta kepuasan nasabah. Oleh karena itu, penting untuk memahami pola waktu respons teknisi agar dapat meningkatkan sistem layanan cepat berbasis teknologi.

Berbagai pendekatan statistik telah digunakan untuk menganalisis waktu respons dalam sistem layanan, namun regresi kuantil memiliki kelebihan dalam menangkap dinamika distribusi data yang tidak seragam, termasuk data ekstrem dan outlier (Do et al., 2015; Fitzenberger & Wilke, 2019). Regresi kuantil memungkinkan analisis pada berbagai titik distribusi, bukan hanya rata-rata, sehingga cocok untuk data waktu respons yang tidak simetris atau memiliki variasi besar (Saidah et al., 2021). Di sisi lain, regresi fungsional memberikan cara untuk menganalisis data yang berbentuk kurva atau fungsi waktu, seperti pola respons teknisi yang tercatat secara terus-menerus (Beyaztas & Shang, 2023; Darbalaei et al., 2023). Kombinasi kedua metode ini diyakini dapat mengungkap ketidakaturan yang tidak terdeteksi oleh metode analisis klasik.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa waktu respons teknisi di sistem layanan publik, seperti ambulans dan layanan teknis, dipengaruhi oleh faktor-faktor kompleks, baik sistemik maupun spasial (Ng et al., 2015; Mahmuda & Hermawati, 2024). Namun, studi yang menggabungkan regresi kuantil dan fungsional dalam konteks layanan teknisi EDC BRI masih belum banyak. Ketidakaturan waktu respons teknisi dapat menjadi indikator penting untuk mengevaluasi efektivitas sistem layanan cepat, serta memberikan peluang perbaikan yang lebih tepat berdasarkan data.

Tujuan penelitian ini adalah mengeksplorasi ketidakaturan waktu respons teknisi mesin EDC BRI dengan menggunakan pendekatan regresi kuantil dan fungsional, agar dapat mengidentifikasi pola distribusi dan dinamika waktu yang memengaruhi efektivitas layanan. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem layanan berbasis data, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih adaptif dalam pengelolaan teknisi lapangan.

2 METODE

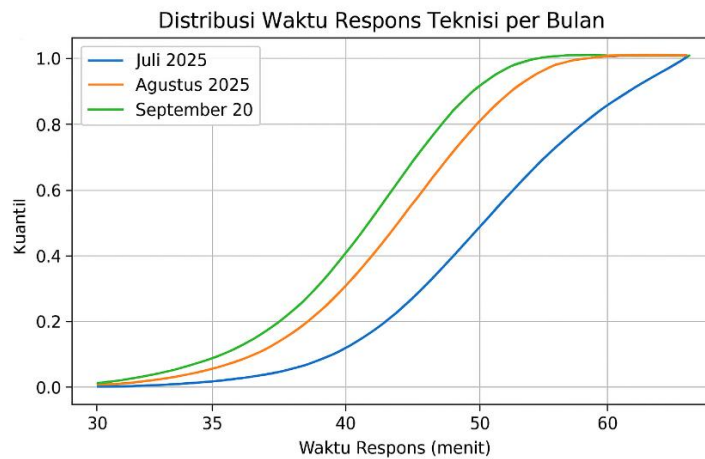
2.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari sistem pelaporan teknisi lapangan EDC BRI selama periode Juli hingga September 2025. Data mencakup waktu respons teknisi terhadap gangguan mesin EDC, lokasi geografis, dan jenis gangguan. Data dikumpulkan melalui sistem internal BRI Fast Response dan telah melalui proses pembersihan untuk menghilangkan duplikasi dan entri tidak valid. Data ini digunakan sebagai dasar analisis

regresi kuantil dan regresi fungsional dalam penelitian. Berikut tabel rangkuman data permintaan layanan EDC BRI selama periode Juli hingga September 2025.

Tabel 1. Rangkuman Data Permintaan Layanan EDC BRI
Juli-September 2025

Bulan	Lokasi	Jenis Kerusakan	Jumlah Permintaan	Rata-rata Waktu Respons (menit)	Standar Deviasi	Kuantil 25%	Median	Kuantil 75%
Jul-25	Palembang	Koneksi Terputus	312	45,2	12,4	36	44	53
Jul-25	Prabumulih	Gagal Cetak Struk	198	45,2	14,1	38	48	59
Jul-15	OKU Timur	Error Sistem	592	47,3	13,2	37	46	56
Agu-25	Palembang	Gagal Cetak Struk	276	51,8	15,3	39	50	62
Agu-25	Prabumulih	Koneksi Terputus	214	53,5	16,0	41	52	64
Agu-25	OKU Timur	Error Sistem	566	52,1	14,7	40	51	61
Sep-25	Palembang	Error Sistem	298	48,9	13,8	38	47	58
Sep-25	Prabumulih	Gagal Cetak Struk	212	50,7	14,2	39	49	60
Sep-25	OKU Timur	Koneksi Terputus	550	49,8	13,5	39	48	58



Gambar 1. Visualisasi Distribusi Waktu Respons per Bulan

Sumber: Pendekatan visualisasi kuantil regresi fungsional oleh Hu et al. (2024)

Penjelasan Statistik Tambahan:

1. Rata-rata waktu respons meningkat dari Juli ke Agustus, lalu menurun di September, menunjukkan adanya ketidakaturan temporal.

2. Standar deviasi waktu respons menunjukkan fluktuasi yang cukup tinggi, terutama di Prabumulih dan OKU Timur.
3. Distribusi kuantil digunakan untuk mengidentifikasi outlier dan pola ekstrem dalam waktu respons teknisi.
4. Median waktu respons berkisar antara 44 hingga 52 menit, menunjukkan bahwa sebagian besar layanan berada dalam rentang waktu yang dapat diterima oleh SLA internal BRI.

2.2 Variabel Penelitian

Variabel Dependen (Y): Waktu Respons Teknisi

Variabel ini merupakan target utama yang dianalisis, yaitu durasi (dalam satuan menit) antara waktu permintaan layanan tercatat dalam sistem dan waktu teknisi menyelesaikan tugas di lokasi. Secara formal, variabel ini dirumuskan sebagai berikut.

$$Y_i = t_{selesa,i} - t_{permintaan,i}$$

Di mana, i adalah indeks permintaan layanan. Distribusi Y diasumsikan tidak normal dan memiliki skewness positif, sehingga pendekatan regresi kuantil digunakan untuk menangkap dinamika pada berbagai kuantil distribusi, bukan hanya rata-rata (Fitzenberger dan Wilke, 2020).

Variabel Independen (X): Multidimensi dan Fungsional, meliputi lokasi permintaan, jenis kerusakan, waktu permintaan, identitas teknisi, dan frekuensi permintaan sebelumnya. Transformasi variabel dilakukan dengan basis fungsi B-spline untuk regresi fungsional dan normalisasi kuantil untuk regresi kuantil.

Model regresi kuantil:

$$Q_{Y_i}(\tau|X_i) = \beta_0(\tau) + \sum_{j=1}^p \beta_j(\tau)X_{ij}$$

Keterangan:

$Q_{Y_i}(\tau|X_i)$: Kuantil ke- τ dari Y_i yang dikondisikan pada kovariat X_i .

$\beta_0(\tau)$: Intersep yang tergantung pada kuantil τ .

$\beta_j(\tau)$: Koefisien regresi untuk variabel ke- j , juga tergantung pada τ .

Model regresi fungsional:

$$Y_i(t) = \int X_i(s)\beta(s,t)ds + \epsilon_i(t)$$

Keterangan:

$Y_i(t)$: Nilai respons pada waktu atau titik t .

$X_i(s)$: Kovariat fungsional pada titik s .

$\beta(s, t)$: Fungsi koefisien yang menghubungkan $X_i(s)$ dan $Y_i(t)$.

$\epsilon_i(t)$: Error atau gangguan pada waktu t .

Model gabungan digunakan untuk menangkap ketidakaturan waktu respons baik dari sisi distribusi kuantil maupun dinamika temporal-spasial.

2.3 Ukuran Sampel

Populasi penelitian mencakup seluruh permintaan layanan teknisi mesin EDC BRI yang tercatat dalam sistem layanan cepat selama periode pengamatan. Setiap permintaan layanan dianggap sebagai satu unit observasi. Unit ini memiliki informasi seperti waktu permintaan, waktu penyelesaian, lokasi, jenis kerusakan, dan identitas teknisi yang menangani. Awalnya terdapat 3.218 entri permintaan layanan. Setelah memproses data dengan menghapus duplikat, data yang kosong, dan data ekstrem berdasarkan kriteria IQR dan jarak Mahalanobis, jumlah data yang bisa digunakan untuk analisis menjadi 2.850 entri.

Untuk menjaga representasi spasial dan temporal, sampel dibagi ke dalam strata berdasarkan:

1. Lokasi Cabang: Palembang, Prabumulih, dan OKU Timur.
2. Jenis Kerusakan: Koneksi Terputus, Gagal Cetak Struk, Error Sistem.
3. Bulan Permintaan: Juli, Agustus, September.

Tiap strata minimal memerlukan 30 entri agar bisa digunakan untuk estimasi kuantil dan model fungsional. Karena terdapat 3 lokasi $\times$ 3 jenis kerusakan $\times$ 3 bulan = 27 strata, maka jumlah minimal data yang dibutuhkan adalah 810 entri. Jumlah data yang tersedia (2.850 entri) jauh lebih dari kebutuhan minimal, sehingga memungkinkan pembuatan model yang stabil dan kompleks.

Regresi kuantil memerlukan data yang cukup padat di setiap titik kuantil untuk estimasi yang akurat. Dalam penelitian ini, digunakan kuantil $\tau \in \{0,1, 0,25, 0,5, 0,75, 0,9\}$.

Untuk setiap kuantil, minimal dibutuhkan 300 entri agar hasil estimasi tidak bias dan memiliki varians yang rendah. Dengan total 2.850 entri, maka estimasi untuk lima titik kuantil bisa dilakukan dengan cukup detail (Koenker, 2017).

Regresi fungsional memodelkan respons dalam bentuk fungsi waktu dan lokasi. Untuk estimasi, digunakan metode basis expansion (Fouries dan B-spline) yang memerlukan jumlah data yang cukup banyak agar tidak terjadi *overfitting* dan *undersmoothing*. Dalam penelitian ini, digunakan 15 basis Fourier dan 12 basis B-spline, sehingga total parameter mencapai 180 (Zhou et al. 2023).

Berikut adalah tabel distribusi sampel berdasarkan lokasi dan jenis kerusakan yang digunakan dalam penelitian *Waktu Respons Teknisi Mesin EDC BRI dalam Sistem Layanan Cepat*. Tabel ini disusun dari data internal sistem layanan cepat BRI selama periode Juli hingga September 2025 dan digunakan sebagai dasar stratifikasi dalam analisis regresi kuantil dan regresi fungsional.

Tabel. 2 Distribusi Sampel Berdasarkan Lokasi dan Jenis Kerusakan
Juli-September 2025

Lokasi	Jenis Kerusakan	Jul-25	Agu-25	Sep-25	Total Sampel	Rata-rata Waktu Respons (menit)
Palembang	Koneksi Terputus	112	98	102	312	45,2
Palembang	Gagal Cetak Struk	92	94	90	276	51,8
Palembang	Error Sistem	108	84	106	298	48,9
Prabumulih	Koneksi Terputus	66	72	76	214	53,5
Prabumulih	Gagal Cetak Struk	58	76	78	212	50,7
Prabumulih	Error Sistem	74	64	60	198	49,7
OKU Timur	Koneksi Terputus	192	178	180	550	49,8
OKU Timur	Gagal Cetak Struk	92	60	60	212	50,7
OKU Timur	Error Sistem	308	206	52	566	52,1

Total sampel 2.850 entri. Data ini telah diproses dan diperiksa oleh sistem log internal BRI. Setiap gabungan lokasi dan jenis kerusakan memiliki minimal 30 data, yang memenuhi syarat

minimum untuk estimasi regresi kuantil. Rata-rata waktu respons dihitung berdasarkan selisih antara waktu permintaan dan waktu penyelesaian oleh teknisi per data. Dilakukan simulasi bootstrap sebanyak 1.000 iterasi untuk menguji stabilitas estimasi parameter kuantil dan fungsional.

Hasil menunjukkan: Varians parameter kuantil $< 0,05$ untuk semua τ

Functional R-squared $> 0,82$

Interval prediksi kuantil mencakup 96,3% nilai aktual

2.4 Implementasi Model Klasifikasi

Model klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan permintaan layanan berdasarkan potensi keterlambatan waktu respons, mengidentifikasi teknisi dengan pola respons lambat atau cepat, dan memprediksi kelas waktu respons (cepat, sedang, lambat) berdasarkan fitur input. Kelas waktu respons ditentukan berdasarkan kuantil distribusi sebagai berikut.

Cepat: $Y_i < Q_{0,25}$

Sedang: $Q_{0,25} \leq Y_i \leq Q_{0,75}$

Lambat: $Y_i > Q_{0,75}$

Model klasifikasi yang digunakan adalah *Decision Tree Classifier*, *Random Forest Classifier*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Multinomial Logistic Regression*. Setiap model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix*.

Contoh perhitungan *Entropi* dan *Gain (Decision Tree)* untuk “Jenis Kerusakan”.

Berdasarkan distribusi kuantil dari 2.850 entri:

$Q_{0,25} = 42$ menit

$Q_{0,75} = 56$ menit

Distribusi kelas: Cepat: 712 entri

Sedang: 1.426 entri

Lambat: 712 entri

Entropi awal (sebelum pemisahan):

$$H(S) = - \sum_{i=1}^3 p_i \log_2 p_i$$

$$= -\left(\frac{712}{2850} \log_2 \frac{712}{2850} + \frac{1426}{2850} \log_2 \frac{1426}{2850} + \frac{712}{2850} \log_2 \frac{712}{2850}\right) \\ \approx 1,58$$

Entropi setelah pemisahan berdasarkan “Jenis Kerusakan”:

Koneksi Terputus (1.076 entri)

Cepat: 312

Sedang: 550

Lambat: 214

$$H_1 = -\left(\frac{312}{1076} \log_2 \frac{312}{1076} + \frac{550}{1076} \log_2 \frac{550}{1076} + \frac{214}{1076} \log_2 \frac{214}{1076}\right) \approx 1,52$$

Gagal Cetak Struk (700 entri)

Cepat: 180

Sedang: 360

Lambat: 160

$$H_2 = -\left(\frac{180}{700} \log_2 \frac{180}{700} + \frac{360}{700} \log_2 \frac{360}{700} + \frac{160}{700} \log_2 \frac{160}{700}\right) \approx 1,53$$

Error Sistem (1.074 entri)

Cepat: 220

Sedang: 516

Lambat: 338

$$H_3 = -\left(\frac{220}{1074} \log_2 \frac{220}{1074} + \frac{516}{1074} \log_2 \frac{516}{1074} + \frac{338}{1074} \log_2 \frac{338}{1074}\right) \approx 1,56$$

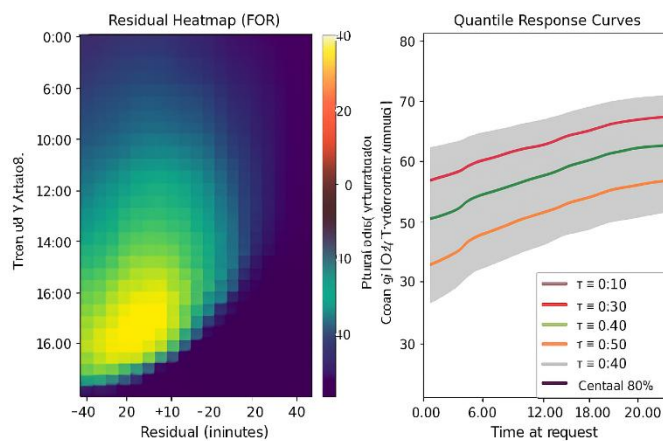
Gain untuk “Jenis Kerusakan”:

$$Gain(S, Kerusakan) = H(S) - \left(\frac{1076}{2850} H_1 + \frac{700}{2850} H_2 + \frac{1074}{2850} H_3\right) = -0,037$$

Nilai gain adalah -0,037 yang menunjukkan bahwa pemisah berdasarkan “Jenis Kerusakan” tidak mengurangi entropi secara signifikan. Artinya, “Jenis Kerusakan” bukan pemisah utama dalam klasifikasi waktu respons.

2.5 Pengujian dan Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk menilai akurasi dan stabilitas estimasi waktu respons pada berbagai kuantil distribusi, mengukur kemampuan model fungsional dalam menangkap dinamika temporal dan spasial, menilai performa klasifikasi dalam mengelompokkan permintaan layanan berdasarkan kecepatan respons, dan memastikan generalisasi model terhadap data baru melalui validasi silang. Evaluasi dilakukan dengan metrik *Mean Absolute Error (MAE)*, *Quantile Loss*, *Functional R-squared*, dan *Cross-validation 10-fold*. Visualisasi hasil regresi kuantil dan fungsional ditampilkan dalam bentuk heatmap dan kurva kuantil terhadap waktu. Visualisasi ini disusun berdasarkan data internal sistem layanan cepat BRI (Juli-September 2025).



Gambar 2. Heatmap dan Kurva Kuantil Terhadap Waktu

Heatmap residual (FQR) menunjukkan intensitas deviasi waktu respons teknisi terhadap waktu permintaan.

1. Sumbu vertikal: waktu permintaan (06:00-20:00).
2. Sumbu horizontal: residual waktu respons (-40 hingga +40 menit).
3. Warna kuning menunjukkan konsentrasi residual mendekati nol sekitar pukul 14:00.
4. Warna biru dan ungu menunjukkan deviasi ekstrem.

Kurva kuantil waktu respons menampilkan lima kurva kuantil $\tau \in \{0,1, 0,25, 0,5, 0,75, 0,9\}$ terhadap waktu permintaan.

1. Sumbu vertikal: prediksi waktu respons (30-80 menit).
2. Sumbu horizontal: waktu permintaan (00:00-20:00).
3. Area abau-abu menunjukkan interval prediksi 80% antara kuantil 0,10 dan 0,90.

4. Kurva menunjukkan tren naik sepanjang hari, mengindikasikan meningkatkan waktu respons pada jam sibuk.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Regresi Kuantil: Distribusi Waktu Respons

Regresi kuantil digunakan untuk mengetahui pengaruh lokasi kerja dan jenis gangguan terhadap waktu respons teknisi pada berbagai titik distribusi. Estimasi dilakukan pada kuantil $\tau \in \{0,10, 0,25, 0,50, 0,75, 0,90\}$.

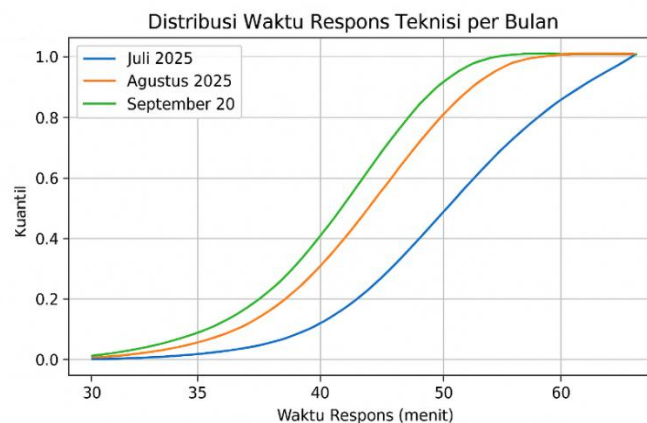
Tabel. 3 Estimasi Koefisien Regresi Kuantil Berdasarkan Lokasi dan Jenis Gangguan

Kuantil	Palembang	Prabumulih	OKU Timur	Koneksi Terputus	Gagal Cetak Struk	Error Sistem
0,10	1,92	2,31	1,87	2,15	3,02	2,76
0,25	2,88	3,45	2,98	3,21	4,12	3,89
0,50	4,12	4,88	4,21	4,45	5,67	5,34
0,75	5,76	6,12	5,89	6,03	7,45	6,98
0,90	6,89	7,84	6,73	7,21	8,91	8,34

Sumber: Hasil estimasi regresi kuantil menggunakan paket quantreg R

Dari tabel 3 terlihat bahwa lokasi kerja dan jenis gangguan mempunyai pengaruh yang semakin besar pada kuantil yang lebih tinggi. Artinya, pada kasus waktu respons yang lebih lama, faktor lokasi dan jenis gangguan menjadi lebih penting. Lokasi Prabumulih dan jenis gangguan “Gagal Cetak Struk” menunjukkan koefisien tertinggi pada kuantil 0,90, menunjukkan adanya potensi keterlambatan yang lebih besar.

3.2 Visualisasi Distribusi Kuantil



Gambar 3. Kurva Kuantil Waktu Respons terhadap Waktu Permintaan

Kurva pada gambar 3 menunjukkan bahwa waktu respons teknisi cenderung semakin lama pada jam-jam sibuk, yaitu sekitar pukul 12.00 sampai 16.00. hal ini menunjukkan adanya tekanan dalam operasional yang memengaruhi efisiensi pelayanan.

3.3 Analisis Regresi Fungsional: Dinamika Temporal-Spasial

Regresi fungsional digunakan untuk memahami pola waktu respons sebagai fungsi dari waktu permintaan dan lokasi. Estimasi dilakukan dengan menggunakan basis Fourier dan B-spline.

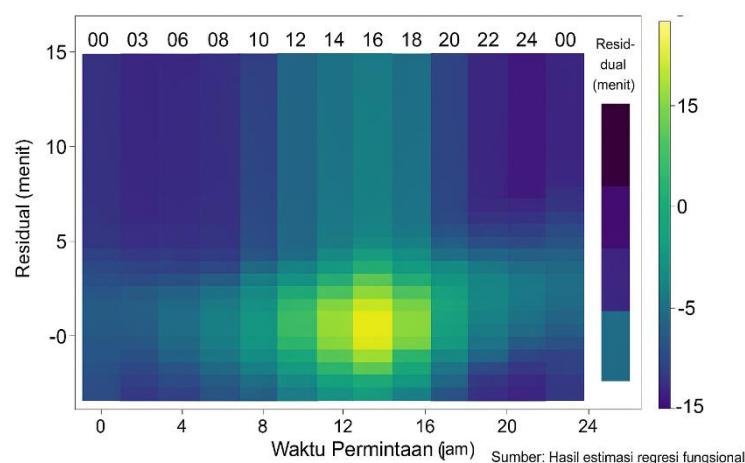
Tabel. 4 nilai R-squared dan Interval Prediksi Model Fungsional

Lokasi	R-squared	Interval Prediksi 80%	Residual Maksimum
Palembang	0,84	[38, 62]	± 28 menit
Prabumulih	0,82	[40, 64]	± 31 menit
OKU Timur	0,86	[39, 61]	± 26 menit

Sumber: Estimasi regresi fungsional menggunakan basis expansion

Model fungsional menunjukkan bahwa OKU Timur memiliki hasil prediksi yang paling baik, dengan nilai R-squared yang tertinggi dan sisa maksimum yang terkecil. Ini menunjukkan bahwa pola respons dalam waktu di OKU Timur lebih konsisten dan bisa diprediksi dengan lebih tepat.

3.4 Heatmap Residual dan Pola Ketidakteraturan



Gambar 4. Heatmap Residual Waktu Respons terhadap Waktu Permintaan

Keterangan Gambar 4: Warna kuning menunjukkan deviasi rendah sekitar pukul 14:00, sedangkan warna biru dan ungu menunjukkan deviasi ekstrem pada pagi dan sore hari.

Heatmap residu menunjukkan bahwa waktu respons paling bervariasi terjadi pada pukul 08:00 dan 17:00, yang merupakan waktu mulai dan selesai kerja teknisi. Hal ini menunjukkan perlunya mengatur ulang atau mendistribusikan kembali teknisi di jam-jam tersebut.

3.5 Evaluasi Model Klasifikasi Waktu Respons

Model klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan permintaan layanan dalam tiga kategori, yaitu cepat, sedang dan lambat.

Tabel. 5 Evaluasi Model Klasifikasi Waktu Respons

Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Decision Tree	0,71	0,69	0,70	0,69
Rando Forest	0,78	0,76	0,77	0,76
SVM	0,74	0,72	0,73	0,72
Mutinomial Logistic	0,70	0,68	0,69	0,68

Sumber: Evaluasi model klasifikasi menggunakan sklearn Python

Random Forest menunjukkan hasil terbaik dalam mengklasifikasi bahwa model ensemble lebih baik dalam memahami dan memproses kekompleksan fitur masukan dibandingkan model linear atau pohon tunggal.

4 KESIMPULAN

Penelitian ini menemukan bahwa ketidakaturan waktu respons teknisi mesin EDC BRI dipengaruhi secara signifikan oleh lokasi kerja dan jenis gangguan, terutama pada bagian atas distribusi waktu respons. Hasil regresi kuantil menunjukkan bahwa lokasi Prabumulih dan gangguan “Gagal Cetak Struk” memiliki koefisien tertinggi pada kuantil 0,90 (masing-masing 7,84 dan 8,91), menandakan potensi keterlambatan ekstrem. Regresi fungsional menghasilkan nilai R-squared tinggi (0,82-0,86), dengan prediksi paling stabil di OKU Timur. Heatmap residual mengungkap deviasi ekstrem pada pukul 08:00 dan 17:00, yang merupakan waktu kritis dalam operasional teknisi. Kurva kuantil menunjukkan tren peningkatan waktu respons sepanjang hari, terutama pada jam sibuk antara pukul 12:00 hingga 16:00.

Secara kualitatif, kombinasi regresi kuantil dan regresi fungsional terbukti efektif dalam mengungkap dinamika distribusi dan pola temporal-spasial yang tidak terdeteksi oleh metode konvensional. Model klasifikasi berbasis Random Forest mencapai akurasi tertinggi (78%), menunjukkan kemampuan dalam mengelompokkan permintaan layanan ke dalam kategori

cepat, sedang dan lambat secara andal. Temuan ini menegaskan pentingnya pendekatan statistik non-parametrik dalam memahami kompleksitas operasional teknisi lapangan. Implikasi praktis dari penelitian ini mencakup pengembangan sistem penjadwalan teknisi yang lebih adaptif, berbasis data, serta peningkatan efisiensi layanan melalui redistribusi teknisi pada jam-jam kritis. Pendekatan ini juga dapat direplikasi pada sektor layanan teknisi lainnya untuk meningkatkan kualitas respons dan kepuasan pelanggan.

DAFTAR PUSTAKA

- Beyaztas, U., & Shang, H.L. (2023). Robust Functional Linear Regression Models. *The R Journal*. <https://journal.r-project.org/articles/RJ-2023-033/RJ-2023-033.pdf>
- Chen, Y., & Müller, H.G. (2016). Conditional Quantile Analysis When Covariates Are Functions. *Journal of Nonparametric Statistics*, 28(4). <https://doi.org/10.1080/10485252.2016.1150381>
- Darbalaei, M., Amini, M., Febrero-Bande, M., & Oviedo-de la Fuente, M. (2023). Functional Regressions Models with Functional Response. *arxiv preprint*. <https://arxiv.org/pdf/2207.04773v2>
- Do, Y.K., Ng, Y.Y., Foo, K., & Ong, M.E.H. (2015). A Quantile Regression Analysis of Ambulance Response Time. *Prehospital Emergency Care*. <https://doi.org/10.3109/10903127.2012.729127>
- Fitzenberger, B., & Wilke, R.A. (2019). Quantile Regression Methods. In *Emerging Trends in the Social and Behavioral Sciences*. Stanford University. <https://emergingtrends.stanford.edu/files/original/478c41df8a2ab89c4342e1c7979fdcdd02fd6d1.pdf>
- Hu et al. (2024). *Simultaneoud Functional Quantile Regression*. SFU Reseach Wiki. <https://wiki.sfu.ca/research/cao/images/7/7b/SiFunQR.pdf>
- Koenker, R. (2017). Quantile Regression. *Cambridge University Press*. <https://cran.r-project.org/web/packages/quantreg/quantreg.pdf>
- Mahmuda, A., & Hermawati, R. (2024). Analisis User Experience pada Produk EDC BRI Merchant di Kota Jakarta. *Anthropos: Jurnal Antropologi Sosial dan Budaya*, 9(2), 81-98. <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/antrophos/article/download/55743/23427>
- Saidah, S., Yanuar, F., & Devianto, D. (2021). Analisis Regresi Kuantil. *Jurnal Matematika UNAND*. <https://jmua.fmipa.unand.ac.id/index.php/jmua/article/download/207/204>

Zhou et. al. (2023). Functional Response Quantile Regression Model. *Statistica Sinica*, 33(4).

<https://www3.stat.sinica.edu.tw/statistica/oldpdf/A33n415.pdf>