

ISSN (ONLINE) 2598-9936



INDONESIAN JOURNAL OF INNOVATION STUDIES
PUBLISHED BY
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SIDOARJO

Table Of Contents

Journal Cover	1
Author[s] Statement.....	3
Editorial Team	4
Article information	5
Check this article update (crossmark)	5
Check this article impact	5
Cite this article.....	5
Title page.....	6
Article Title	6
Author information	6
Abstract	6
Article content	7

Originality Statement

The author[s] declare that this article is their own work and to the best of their knowledge it contains no materials previously published or written by another person, or substantial proportions of material which have been accepted for the published of any other published materials, except where due acknowledgement is made in the article. Any contribution made to the research by others, with whom author[s] have work, is explicitly acknowledged in the article.

Conflict of Interest Statement

The author[s] declare that this article was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Copyright Statement

Copyright © Author(s). This article is published under the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0) licence. Anyone may reproduce, distribute, translate and create derivative works of this article (for both commercial and non-commercial purposes), subject to full attribution to the original publication and authors. The full terms of this licence may be seen at <http://creativecommons.org/licences/by/4.0/legalcode>

EDITORIAL TEAM

Editor in Chief

Dr. Hindarto, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Managing Editor

Mochammad Tanzil Multazam, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Editors

Fika Megawati, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Mahardika Darmawan Kusuma Wardana, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Wiwit Wahyu Wijayanti, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Farkhod Abdurakhmonov, Silk Road International Tourism University, Uzbekistan

Bobur Sobirov, Samarkand Institute of Economics and Service, Uzbekistan

Evi Rinata, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

M Faisal Amir, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

Dr. Hana Catur Wahyuni, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

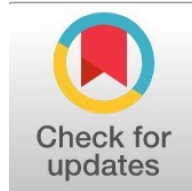
Complete list of editorial team ([link](#))

Complete list of indexing services for this journal ([link](#))

How to submit to this journal ([link](#))

Article information

Check this article update (crossmark)



Check this article impact (*)



Save this article to Mendeley



(*) Time for indexing process is various, depends on indexing database platform

Toward a More Dynamic Supplier Evaluation: A Time Series Forecasting Perspective : Membangun Upaya Evaluasi Pemasok yang Lebih Dinamis: Perspektif Peramalan Deret Waktu

Muhammad Naufal Fikri, muh.naufalfikri99@gmail.com (*)

Departemen Teknik Sistem & Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia

I Nyoman Pujawan, pujawan@ie.its.ac.id

Departemen Teknik Sistem & Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia

Putu Dana Karningsih, dana@ie.its.ac.id

Departemen Teknik Sistem & Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia

(*) Corresponding author

Abstract

General Background: Procurement continuity is essential for maintaining healthcare service operations, where supplier failures can disrupt service quality. **Specific Background:** This study evaluates supplier reliability in provincial government healthcare facilities in East Java, Indonesia, using three key performance metrics: on-time delivery (OTD), quantity fulfillment, and order lead time, based on 2023 contract data from 13 pharmaceutical suppliers. **Knowledge Gap:** Traditional supplier evaluation is often static, limiting the ability to detect temporal performance shifts and future reliability risks. **Aims:** This research aims to develop a dynamic supplier evaluation framework by integrating time series forecasting methods. **Results:** Historical performance showed moderate-high reliability (OTD $\approx 80.04\%$, quantity fulfillment $\approx 79.3\%$, lead time ≈ 20 days). Forecasting with exponential smoothing and Theta methods indicated declining OTD and quantity fulfillment, alongside improved lead time performance (≈ 10 days). Forecast errors were MAE $\approx 25\%$ and RMSE $\approx 32\%$ for service metrics, and MAE ≈ 8 days and RMSE ≈ 9 days for lead time. **Novelty:** The study advances supplier evaluation by combining multimetric reliability assessment with forecasting-based temporal detection, moving beyond one-time performance scoring. **Implications:** This dynamic approach supports healthcare procurement managers in prioritizing resilient suppliers, adapting sourcing strategies, and mitigating operational risks in uncertain environments.

Highlights:

- Supplier performance exhibited fluctuating reliability patterns across monthly contract periods.
- Forecasting results revealed decreasing delivery and fulfillment rates with shorter shipment durations.
- Service compliance metrics were strongly correlated, while lead time remained relatively independent.

Keywords: Public Healthcare Procurement, Supplier Evaluation, Supplier Performance Forecasting, Supplier Reliability

Pendahuluan

Pengadaan merupakan penghujung rantai pasok yang memegang peran penting. Pada proses inilah, *material* utama proses bisnis umumnya didapatkan dari penyedia. Oleh karena itu, proses pengadaan umumnya mencakup biaya paling besar dalam rantai pasok [1], [2]. Atas dasar kondisi ini, dalam pengadaan haruslah memiliki ketepatan dalam pemilihan sumber-sumber penyedia. Dengan memilih sumber penyedia yang tepat, risiko kegagalan operasi dapat dihindari [3], [4]. Oleh karena itu, performansi penyediaan sebagai mitra utama dalam proses pengadaan menjadi critical success factor dalam menyokong keberlanjutan operasi.

Perkembangan kontemporer pada rantai pasok mengindikasikan sistem lingkungan yang semakin kompleks, dengan ketergantungan yang semakin berlapis. Kondisi ini berujung pada ketidakpastian lingkungan bisnis, sehingga disrupsi sangat sering ditemui sebagai effect-factor yang muncul. Disrupsi ini tidak selamanya muncul sebagai fenomena besar. Namun, seperti keterlambatan pengiriman, ketidaksesuaian kuantitas yang diterima, serta durasi pengiriman yang tidak menentu merupakan bukti nyata disrupsi dalam operasional yang sering ditemui [5], [6], [7]. Oleh karena itu, pengaruh gangguan operasional tersebut akan menurunkan tingkat keandalan penyedia dalam mendukung layanan operasi organisasi, utamanya dalam organisasi yang rentan terhadap ketepatan waktu seperti fasilitas pelayanan kesehatan publik. Hal ini dikarenakan fungsi pelayanan kesehatan yang sangat dinamis dan operasi layanannya akan langsung berimplikasi pada keselamatan pasien [8], [9].

Atas permasalahan tersebut, pemasok yang andal menjadi kriteria yang penting dalam memitigasi dampak ketidakpastian. Pemasok yang andal didefinisikan sebagai performansi pengiriman produk atau jasa yang tetap dapat menjaga kuantitas dan kualitas serta dijalankan dalam lingkup waktu yang sesuai dengan sebisa mungkin menghindari disrupsi [5]. Untuk memastikan keandalan pemasok berjalan dengan baik, umumnya terdapat tiga macam metrik dasar yang menjadi evaluator pertama. Dalam [3], [10], [11] menggunakan on-time delivery sebagai pengukur keandalan pemasok dalam sisi ketepatan waktu. Ini akan menjadi indikator dasar dalam mengukur daya stabilitas operasional pemasok. Penurunan kriteria tersebut dilakukan oleh [10], [12], dengan melihat efek magnitude dari ketepatan waktu yang dikirimkan untuk menjadi tingkat quantity fulfillment, yakni juga dilihat dari sisi jumlah kuantitas yang berhasil dikirimkan tepat waktu. Sementara itu pengukuran dari durasi lama waktu pengiriman didefinisikan sebagai lead time dalam [3], [5]. Kriteria ini akan mengukur rentang waktu antara pemesanan dengan penerimaan barang oleh pembeli.

Berbeda dengan evaluasi performansi kinerja yang hanya cenderung mengidentifikasi kinerja di satu titik, performa keandalan berupaya untuk menjamin pola konsistensi kinerja antar waktu. Jika evaluasi hanya dijalankan dalam analisis kondisi eksisting, akibatnya terdapat keterbatasan dalam memberikan indikasi terhadap perubahan kinerja pemasok [13]. Deteksi kinerja pemasok ini sangat penting dalam menyusun keputusan keberlanjutan operasional. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya melakukan identifikasi kinerja keandalan pemasok dalam data historis, namun juga memproyeksikan kecenderungan perubahan kinerja kedepan. Proyeksi ini dilakukan dengan pendekatan exponential smoothing dan theta. Karakteristik data order pembeli yang umumnya ditemui sebagai kejadian diskrit yang jarang, mengartikan bahwa horizon aktivitas historis yang pendek. Pendekatan theta dan exponential smoothing dapat mengolah kondisi ini dengan baik karena kedua metode proyeksi tersebut menggunakan parameter yang lebih sederhana untuk diestimasi daripada metode proyeksi kompleks [14], [15], [16]. Bahkan untuk metode theta, dengan menggabungkan short-term variation (SES) dan long-trend secara simultan, akan memberikan gambaran komprehensif dalam proyeksi yang dilakukan [16].

Sebagai wawasan kasus, Fasilitas Layanan Kesehatan Publik Pemerintah Provinsi Jawa Timur diambil sebagai objek studi. Fasilitas kesehatan ini merupakan salah satu tempat pelayanan kesehatan teramai, sehingga operasi layanan kesehatan harus selalu berjalan secara dinamis. Dengan demikian, studi ini melakukan evaluasi pemasok berbasis dinamika performa historis, sehingga memungkinkan identifikasi performa keandalan secara temporal. Pendekatan ini memperluas evaluasi pemasok yang selama ini cenderung dilakukan secara statis pada satu kondisi waktu, sehingga menambah wawasan bagaimana kecenderungan performansi pemasok untuk berubah.

Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan pengolahan data kuantitatif yang diekstrak dari fitur-fitur informasi yang didefinisikan dari sumber dokumen atas objek studi. Dokumen tersebut berkaitan dengan *order* kontrak yang dilakukan oleh pemasok dengan objek studi seperti ringkasan kontrak dan berita acara setiap kegiatan *order*. Ekstraksi fitur diantaranya seperti informasi terkait tanggal-tanggal penting *order* (tanggal kirim, tanggal terima, tanggal batas), komoditi yang dipesan (dalam lingkup obat-obatan dan alat kesehatan medik), serta harga tiap komoditi dan harga total. Kemudian untuk setiap pesanan di tiap pemasok akan diagregasi dalam satuan periode bulanan.

Dalam studi ini, membatasi pemasok dengan jumlah periode bulan aktif rendah ($N < 4$) untuk dieklusi dari pengolahan, untuk menjaga kualitas eksekusi proses peramalan. Perhitungan performansi keandalan dilakukan dengan fitur-fitur terkrasi. Hasil perhitungan tersebut diramalkan dengan pendekatan *exponential smoothing* dan pendekatan *theta* yang akan dievaluasi *error* dan stabilitasnya.

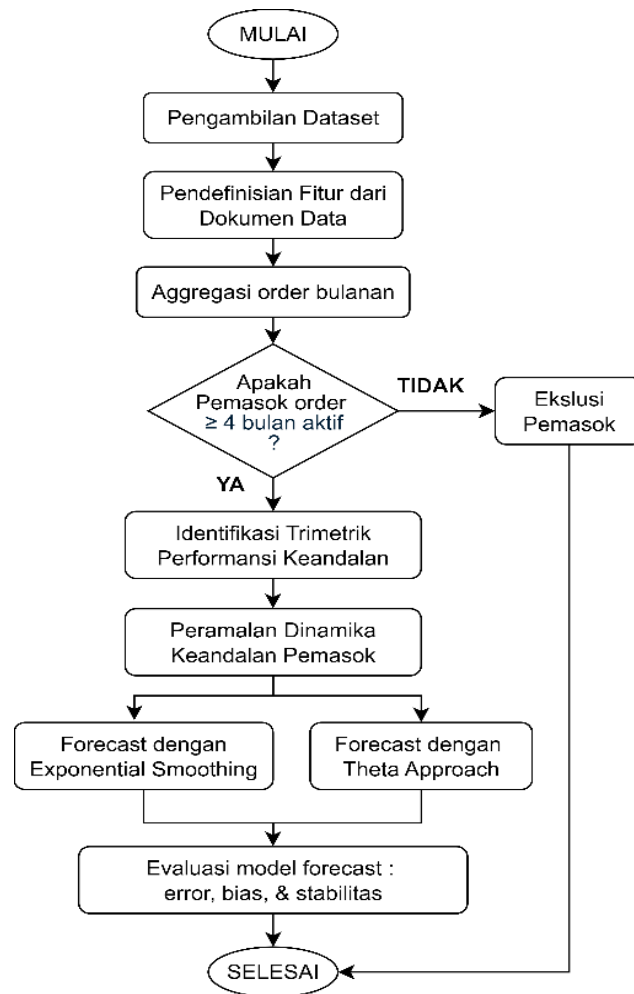


Figure 1. Alur Penelitian

1. Definisi Kriteria

Kriteria perhitungan performansi keandalan yang digunakan dalam studi ini adalah kriteria-kriteria dasar performansi pemasok yang memang merepresentasikan kelangsungan pengiriman pemasok itu sendiri. Definisi metrik ini termuat dalam Tabel 1, termasuk dengan sumber pemuatnya.

Table 1. Logika Pendefinisian Kriteria

Kriteria	Definisi	Logika Pengukuran	Sumber
On-time Delivery (OTD)	Kemampuan pemasok mengirimkan pesanan secara tepat waktu	$OTD = \frac{\text{Jumlah Order On - time}}{\text{Jumlah Order Keseluruhan}}$	[3], [10], [11], [17], [18]
Order Lead Time	Durasi pemasok dalam memenuhi pesanan	$OrderLT = Tgl.Kirim - Tgl.Pesan$	[3], [5], [11], [19]
Quantity Fullfillment	Kemampuan pemasok untuk mengirim jumlah kuantitas dalam waktu yang tepat.	$QF = \frac{\text{Jumlah Kuantitas yang dikirim on - time}}{\text{Jumlah kuantitas total}}$	[1], [10], [12], [19]

2. Pemahaman Data

Data yang digunakan dalam studi ini didapat dari dokumen kontrak-order salah satu fasilitas kesehatan Pemerintah Provinsi Jawa Timur. Data memuat order selama Tahun 2023, dengan 138 kontrak yang berhasil di inklusi dari 13 pemasok yang tersedia dan memenuhi syarat ($N \geq 4$). Pemasok tersebut adalah pemasok sektor farmasi yang tanggung jawabnya menyediakan kebutuhan obat-obatan dan perbekalan medis.

Dokumen ringkasan kontrak akan diekstrak menjadi fitur tanggal penting : tanggal pesan, tanggal kirim, dan tanggal batas akhir. Ini digunakan umumnya untuk ketiga metrik yang ada. Sementara untuk Berita Acara Order diekstrak menjadi fitur informasi jenis komoditi dan jumlah kuantitasnya. Ini digunakan untuk menghitung metrik *quantity fullfillment*.

3. Pemrosesan Data

Data kontrak yang telah terhimpun dan telah diekstraksi menjadi sebuah fitur kemudian diolah penilaian 3 metrik keandalan dalam Tabel 1 : OTD (%), *Quantity Fullfillment* (%), dan *Order Lead Time* (hari). Setelahnya agregasi bulanan dilakukan berdasarkan tanggal pemesanan. Nilai hasil olahan akan di proyeksikan berbasis *time-series forecasting* menggunakan *exponential smoothing* dan *Theta*. Pemilihan kedua metode ini dilakukan karena sifat asli data yang hanya terdiri atas 12 bulan observasi historis serta pemasok yang heterogen. Kondisi ini lebih cocok jika diproses oleh metode *smoothing* karena cenderung lebih stabil dan dapat diinterpretasikan dibandingkan dengan model parametrik yang lebih kompleks dan memerlukan jumlah data yang besar [14], [15]

Model *exponential smoothing* yang digunakan dimodelkan untuk dapat mengadopsi struktur *level* dan tren yang adaptif dengan menonaktifkan komponen musiman (*additive trend, no seasonal*). Komponen musiman dinonaktifkan karena pertimbangan *horizon* data yang sangat singkat, sehingga ini dilakukan untuk mencegah *overfitting* dalam proyeksi. Sebagai pembanding dan penguat, metode *theta* juga diterapkan. Metode ini akan mendekomposisi deret waktu dalam dua *term* utama : *term 1* menilai tren jangka panjang dan *term 2* menilai tren jangka pendek berbasis *simple exponential smoothing* (SES). Model ini direpresentasikan dalam persamaan (1).

$$\hat{y}_{t+h} = 0,5 (\hat{y}_{t+h}^{trend} + \hat{y}_{t+h}^{SES}) \quad (1)$$

Kedua metode *forecast* kemudian dievaluasi tingkat errornya menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Square Mean Error* (RSME), dan *Tracking Signal* (TS). Disisi lain, stabilitas hubungan antara indikator (kriteria) dievaluasi menggunakan korelasi *aggregate* yang dipahami sejauh mana perubahan indikator tertentu sejalan dengan indikator lainnya.

Hasil dan Pembahasan

Pada awalnya, setelah data kontrak berhasil diidentifikasi, pengolahan 3 metrik keandalan dengan logika yang dimuat dalam Tabel 1. Nilai hasil olahan pada data historis (12 bulan di tahun 2023) dimuat dalam Gambar 2. Berdasarkan data historis bulanan, performansi pemasok menunjukkan pola fluktuatif. Secara rata-rata nilai OTD berada di rentang 80,38±13,22%, serta *Quantity Fullfillment* berada di rentang 79,33±13,56%. Sementara itu dalam sisi durasi, secara umum 13 pemasok yang diidentifikasi memiliki rentang durasi pengiriman 20±7 hari.

Secara lebih detail, *OTD Rate* dan *Quantity Fullfillment* memiliki rerata yang relatif rendah pada awal tahun, khususnya pada periode Januari-Maret (*OTD* : 57-60% & *Quantity Fullfill* = 55-57%). Namun nilai ini meningkat signifikan pada periode Februari, Mei, Agustus, dan November dengan rerata mencapai 90-94%, serta cenderung lebih stabil pada paruh semester kedua. Sementara itu, rerata *Order Lead Time* menunjukkan kecenderungan berbeda, dengan rerata meningkat pada pertengahan tahun (Mei-Juni : 25-31 hari) dan menurun tajam pada akhir tahun, khususnya November (±7,75 hari) dan Desember (±13,5 hari).

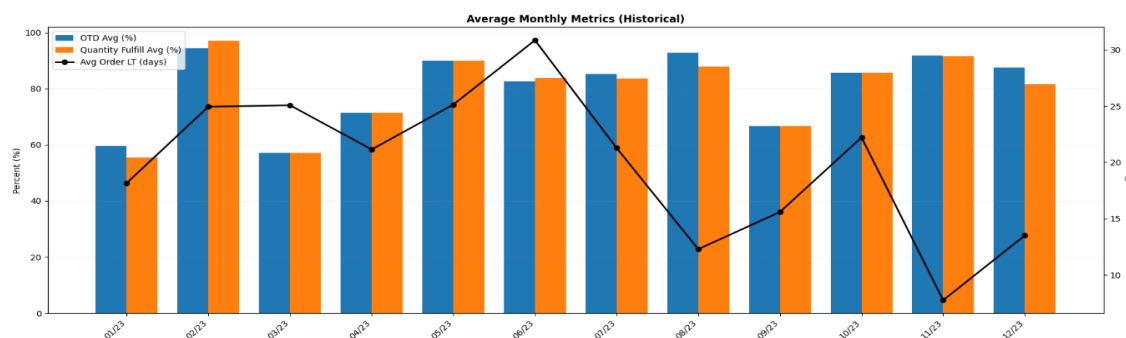


Figure 2. Hasil Identifikasi 3 Kriteria Performansi Keandalan (Historis)

Bukti kuantitatif ini menunjukkan adanya *trade-off* temporal, di mana capaian OTD dan *Quantity Fullfillment* yang tinggi pada periode tertentu masih disertai *lead time* yang relatif panjang, terutama pada pertengahan tahun, sebelum efisiensi waktu pengiriman membaik secara signifikan di akhir tahun. Secara keseluruhan, kombinasi tingginya rerata OTD dan *Quantity Fullfillment* dengan variabilitas *lead time* yang cukup besar menegaskan bahwa performansi pemasok tidak bersifat statis, melainkan dinamis dan bergantung waktu. Sementara itu, terdapat kecenderungan tingginya OTD dan *Quantity Fullfill* searah dengan *order lead time* yang ikut membesar, seperti dalam Bulan April-Mei dan September-November. Ini mengindikasikan bahwa tidak selamanya untuk pengiriman yang tepat waktu dengan kuantitas yang terkirim sesuai, dilakukan dalam waktu yang singkat[17].

Table 2. Hasil Identifikasi Performansi Rata-rata Pemasok

Kode_Penyedia	OTD_mean	Qtyfulfill_mean	LT_mean
SUP_A	95,56%	96,79%	21,0
SUP_AA	75,00%	75,00%	34,9
SUP_AC	93,75%	92,43%	16,5

SUP_AO	62,50%	68,34%	48,3
SUP_AP	77,78%	70,45%	40,6
SUP_AU	78,57%	71,53%	18,5
SUP_AV	80,00%	80,00%	13,4
SUP_AX	83,33%	81,63%	11,8
SUP_AY	75,00%	72,65%	15,0
SUP_BG	50,00%	50,00%	8,7
SUP_G	85,71%	85,71%	7,1
SUP_J	100,00%	100,00%	11,0
SUP_N	83,33%	86,87%	19,1

Analisis juga dilakukan untuk tinjauan per pemasok memperlihatkan heterogenitas performansi yang secara langsung menjelaskan dinamika *agregat* bulanan pada tiga metrik yang digunakan dalam Tabel 2. Pemasok dengan tingkat ketepatan sangat tinggi seperti SUP_J (OTD = 100%; *Quantity Fullfill* = 100%), SUP_A (OTD = 95,6%; *Quantity Fullfill* = 96,8%), serta SUP_AC (OTD = 93,8%; *Quantity Fullfill* = 92,4%) menjadi kontributor utama terhadap bulan-bulan dengan rata-rata *agregat* dalam OTD dan *Quantity Fullfill* yang tinggi (seperti Februari, Mei, Agustus, dan November). Namun, performansi berbasis persentase tersebut tidak selalu sejalan dengan efisiensi waktu pengiriman. Sebagaimana terlihat pada SUP_AA, SUP_AP, dan SUP_AO, meskipun OTD dan *Quantity Fullfill* tercatat pada kisaran 62-78%, kondisi tersebut tetap memiliki *lead time* rata-rata yang panjang (35-48 hari). Sebaliknya, pemasok dengan *lead time* sangat rendah, seperti SUP_G ($\pm 7,1$ hari) dan SUP_BG ($\pm 8,7$ hari), berkontribusi pada penurunan rata-rata *lead time agregat* di akhir tahun, meskipun pada beberapa kasus diikuti oleh tingkat kepatuhan yang lebih rendah secara persentase (misalnya SUP_BG dengan OTD dan *Quantity Fullfill* sebesar $\pm 50\%$). Berdasarkan pembahasan wawasan Gambar 1 dan Tabel 2, didapatkan pemahaman bahwa ketika performansi operasional sangat tinggi (OTD dan *Quantity Fullfill*) tidak sejalan dengan *lead time* yang baik, kondisi sebaliknya bahwa *lead time* semakin panjang ketika operasional performansi sangat tinggi. Dan ini bisa terjadi utamanya untuk produk kompleks, karena perlu ada penyiapan waktu dan *treatment* khusus yang akhirnya memengaruhi lama pengiriman [1]. Utamanya untuk objek studi kasus, komoditi yang dipesan dalam fasilitas kesehatan memang sangat kompleks yang terdiri dari berbagai komponen dan *material* yang komposisinya juga perlu diperhatikan, khususnya untuk tujuan keselamatan pasien [18].

Kemudian, nilai yang didapat akan di-forecast menggunakan penedekatan *exponential smoothing* dan *theta*. Hasil rangkuman proyeksi secara *aggregate* ditampilkan dalam Gambar 3. Berdasarkan gambar tersebut, secara *agregat* terjadi tren penurunan *order lead time* dan OTD dari Januari hingga November, sementara *Quantity Fullfillment* relatif stabil di kisaran 79-80%. Secara khusus, Desember menunjukkan lonjakan *order lead time* menjadi 11,0 hari dan peningkatan *Quantity Fullfillment* menjadi 80,07%. Namun OTD justru turun ke titik terendah 73,64%, mengindikasikan potensi tekanan operasional di akhir tahun.

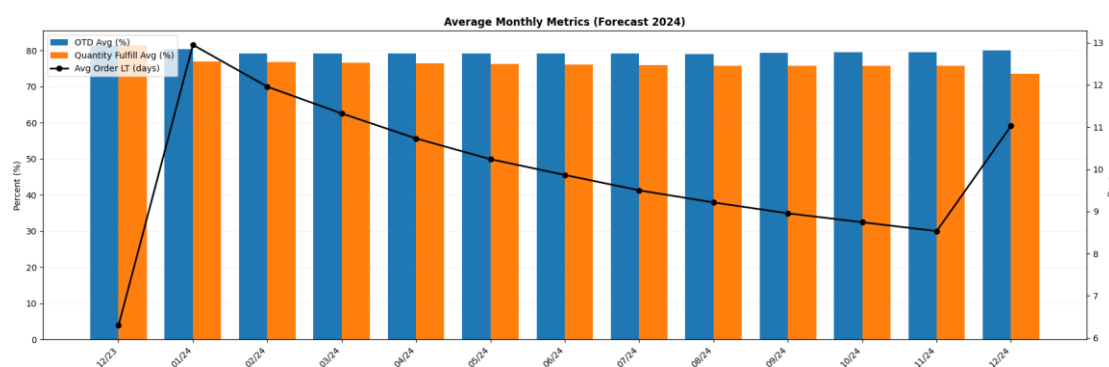


Figure 3. Hasil Identifikasi 3 Kriteria Performansi Keandalan (Forecast)

Jika dilihat dari proses perubahan bulanan, tren transisi Januari hingga Desember Tahun 2024 menunjukkan bahwa *Order Lead Time* mengalami perbaikan yang dominan pada sebagian besar periode awal hingga menengah (Januari hingga Oktober : -2,4% hingga -7,7%) namun dengan volatilitas yang menjadi cukup tinggi (stdev : 10,17%). Namun setelah menurun, terdapat peningkatan yang cukup tajam, yakni pada akhir tahun (November-Desember : +29,24%), sedangkan *Quantity Fullfill* menunjukkan peningkatan yang sangat terbatas dan cenderung *stagnan* dengan nilai positif hanya muncul pada fase semester kedua Tahun 2024 (Agustus hingga Desember : +0,67% dengan stdev 0,51%). Sementara untuk OTD memperlihatkan pola serupa dengan perbaikan kecil pada periode akhir (sebesar +0,02%) setelah fase penurunan awal. Secara global, untuk semua metrik tren peningkatan cenderung menurun, hal ini menjadi kabar baik untuk *order lead time*, yang mengindikasikan adanya perbaikan performansi pemasok untuk bisa memenuhi pesanan dengan durasi yang lebih singkat daripada sebelumnya [19]. Sementara untuk OTD dan *Quantity Fullfillment*, kecenderungan penurunan mengindikasikan bahwa terjadi perubahan kemampuan pemasok untuk menjaga ketepatan waktu dan keberhasilan kuantitas dikirimkan secara tepat waktu. Dengan demikian, pengadaan di fasilitas kesehatan objek perlu mengantisipasi periode beban tinggi. Ini dapat dilakukan diantaranya dengan menguatkan sistem buffer persediaan, dengan mengamankan stok layanan klinis dari dampak langsung ketidakpastian [5]. Selain itu, penyesuaian strategi pemasok secara musiman

dapat dilakukan objek fasilitas kesehatan untuk mengalokasikan volume, kontrak, atau peran pemasok secara adaptif sesuai periode beban. Dengan ini, ketergantungan pada pemasok performa yang menurun pada fase-fase tertentu dapat dikurangi keterlibatannya. Maka dari itu, kondisi tersebut akan memastikan proses pengadaan tetap kompetitif, andal, dan adaptif terhadap dinamika pasar yang terjadi [20].

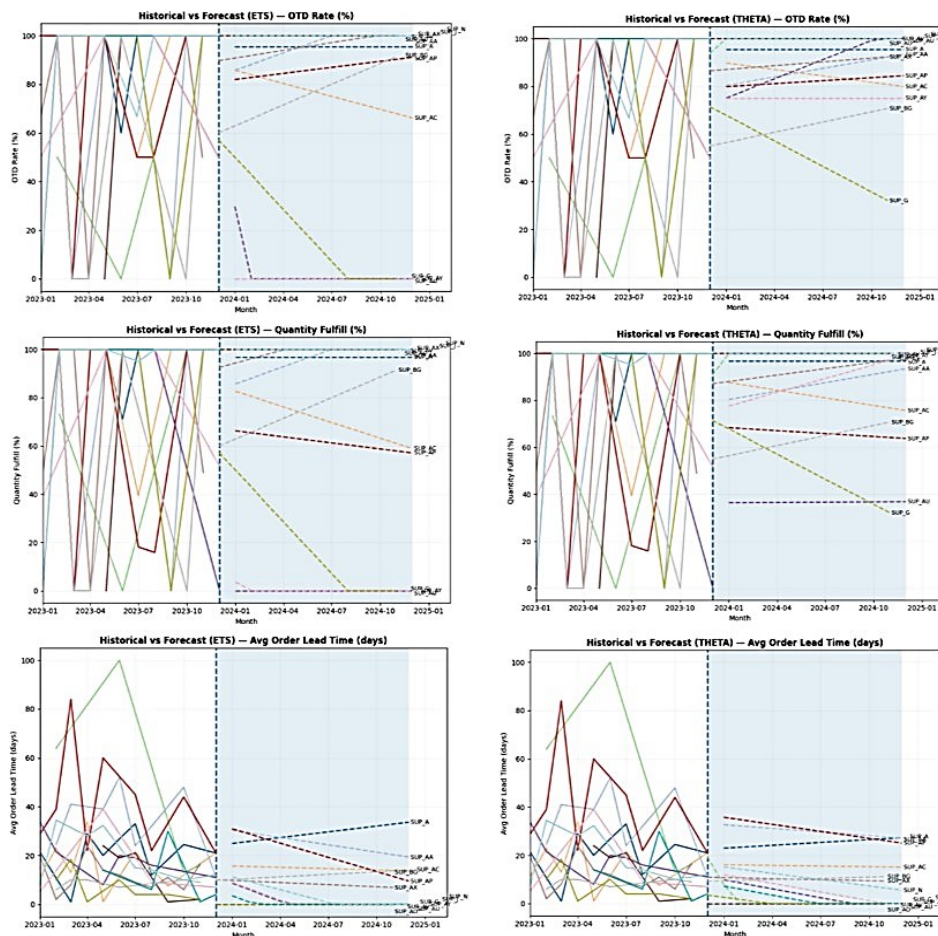


Figure 4. Hasil *Forecast* Kedua Metode untuk Ketiga Metrik Keandalan

Pemetaan *forecast* di kedua metode ditampilkan dalam Gambar 4 untuk masing-masing ketiga kriteria dan masing-masing 13 penyedia. Secara visual, baik untuk OTD dan *Quantity Fulfill* maupun *Order lead time*, terlihat sangat fluktuatif dengan kecenderungan tren peningkatan masih lebih tinggi dalam metode *exponential smoothing* (ETS), sementara dalam metode *Theta* lebih cenderung agresif dalam tren penurunan. Hasil *forecast* secara *aggregat* di kedua metode ditampilkan secara detail dalam Tabel 3.

Table 3. Hasil *Forecast* Kedua Metode Per Pemasok

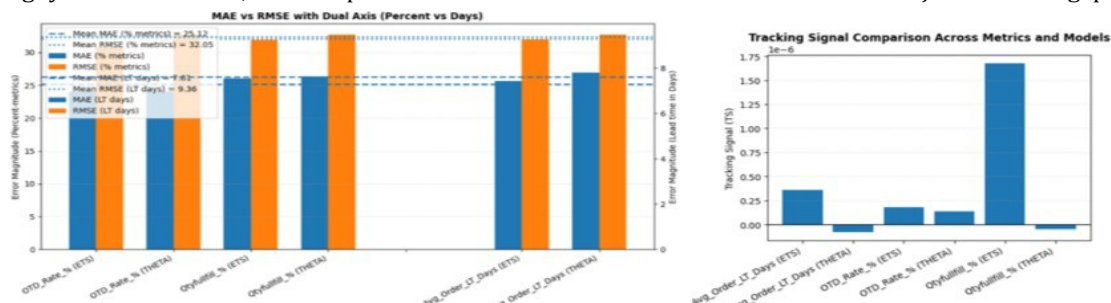
Kode Penyedia	Exponential Smoothing (ETS)			Theta		
	LT_mean	OTD_mean	Qtyfulfill_mean	LT_mean	OTD_mean	Qtyfulfill_mean
SUP_A	29,3	95,56%	96,79%	25,1	95,56%	96,79%
SUP_AA	24,9	95,83%	95,83%	29,9	86,90%	86,90%
SUP_AC	14,7	75,89%	70,78%	15,6	84,82%	81,61%
SUP_AO	0,0	100,00%	100,00%	2,3	99,48%	99,22%
SUP_AP	20,2	86,53%	61,68%	30,4	82,15%	66,06%
SUP_AU	1,6	2,48%	0,00%	3,7	89,28%	36,64%
SUP_AV	0,0	100,00%	100,00%	0,0	100,00%	100,00%
SUP_AX	8,5	95,39%	98,41%	10,1	89,43%	92,09%
SUP_AY	1,8	0,00%	0,30%	5,5	75,00%	88,28%
SUP_BG	11,8	75,71%	75,71%	10,2	62,86%	62,86%
SUP_G	0,0	21,43%	21,43%	0,7	51,79%	51,79%

SUP_J	0,4	100,00%	100,00%	2,1	100,00%	100,00%
SUP_N	3,5	100,00%	100,00%	10,4	100,00%	100,00%

Secara global, hasil peramalan menunjukkan bahwa sebagian besar pemasok berada pada kondisi performa yang baik untuk metrik performansi keandalan, terutama pada OTD dan *Quantity Fullfillment*, walaupun variasi antar pemasok dan perbedaan representasi antar metode masih terjadi. Pada kelompok pemasok yang stabil, performa tampak sangat tinggi dan konsisten. Seperti contoh di SUP_AV, SUP_J, dan SUP_N mempertahankan performa yang optimal (OTD = 100,00% & *Qtyfulfill* = 100,00%) baik di metode *exponential smoothing* (ETS) maupun *Theta*. Kondisi mengindikasikan deret historis yang homogen dan rendah ketidakpastian. Di luar kelompok ini, performa tinggi juga terlihat pada pemasok seperti SUP_A (ETS: OTD 95,56%, *Qtyfulfill* 96,79% & *Theta*: OTD 95,56%, *Qtyfulfill* 96,79%) dan SUP_AX (ETS: OTD 95,39%, *Qtyfulfill* 98,41% dan *Theta*: OTD 89,43%, *Qtyfulfill* 92,09%) yang tetap berada pada level keandalan kuat meskipun ada kecenderungan penurunan pada metode *Theta*. Namun, ketika fokus diarahkan pada *lead time*, kriteria ini menjadi yang paling sensitif terhadap model *forecast*. Contohnya SUP_A memiliki nilai rerata *lead time* dalam metode ETS 29,3 hari dan *Theta* 25,1 hari. Sementara itu SUP_N bergeser dari rerata *lead time* ETS 3,5 hari menjadi *Theta* 10,4 hari. Temuan ini menunjukkan bahwa estimasi *lead time* bersifat lebih sensitif terhadap asumsi peramalan dibandingkan indikator layanan lainnya (OTD dan *Qtyfulfill*), sehingga setiap metode merepresentasikan dimensi efisiensi waktu pengiriman yang berbeda meskipun tingkat layanan operasional tetap terjaga.

Pada pemasok dengan riwayat performa yang ekstrem atau sangat fluktuatif, *exponential smoothing* mempertahankan penalti kinerja yang tajam. Ini terjadi kaena bobot historis pada *exponential smoothing* (ETS) meluruh secara gradual, sehingga kegagalan masa lalu tetap menekan estimasi performa, sehingga penalti kinerja dipertahankan secara tajam [14], [21]. Hal ini terrepresentasi pada Tabel 3, pemasok seperti SUP_AU (2,48%) dan SUP_AY (hampir 0%), ETS menghasilkan estimasi OTD dan *Quantity Fullfillment* yang sangat rendah. Sementara itu, *Theta* menghasilkan estimasi yang jauh lebih tinggi karena mekanisme trend smoothing. Proyeksi yang ditarik ke arah perilaku rata-rata jangka panjang, terlepas dari pola data teraakhir, mengakibatkan kegagalan ekstrem tidak sepenuhnya didominasi dalam ramalan [22].

Pada pemasok dengan deret waktu yang stabil dan konsisten, perbedaan antar metode akan mengecil, karena baik *exponential smoothing* (ETS) maupun *Theta* bekerja dalam area tren yang sama dengan noise struktural yang minimum. Hal ini terjadi karena pada kondisi data yang konsisten, metode *Theta* klasik sering kali dianggap secara fungsional setara Simple Exponential Smoothing (SES) dengan drift [22]. Hal ini tervalidasi secara empiris, dilihat dari Tabel 3, pada pemasok seperti SUP_AV, SUP_J, dan SUP_N, yang menunjukkan nilai performa hampir identik dikedua metode (Nilai OTD dan *QtyFullfill* = 100%, sementara nilai *lead time* berkisar di 0-10 hari. Sementara itu, pada pemasok kelas menengah dengan variasi moderat, *Theta* dapat menggeser estimasi ke dua kondisi : optimis atau pesimis, bergantung pada struktur tren jangka panjangnya. Sementara itu, ETS tetap mencerminkan kondisi lokal terbaru. Pola ini menjelaskan mengapa beberapa



pemasok mengalami peningkatan performa pada *Theta* (misalnya SUP_AC : rerata +36,3%), sementara yang lain justru mengalami penurunan (misalnya SUP_BG : rerata -60%).

Figure 5. Hasil Evaluasi Error Forecasting.

Berdasarkan Gambar 5, OTD dan *Quantity Fullfill* menunjukkan MAE sebesar ± 24 -26% dan RMSE ± 31 -33%, yang berarti prediksi dapat menyimpang hampir seperempat hingga sepertiga dari skala penuh (100%). Sementara itu untuk kriteria *Order Lead Time* memiliki MAE ± 7 -8 hari dan RMSE ± 9 -10 hari. Walaupun terjadi perbedaan rentang *error* dalam metrik, ketika dibandingkan kedua *error* di kedua metrik menunjukkan kondisi marginal. Selisih MAE dan RMSE antara ETS dan *Theta* pada OTD dan *Quantity Fullfill* tetap kecil ($\pm 0,05$ -1,8%). Berdasarkan perbandingan ini, *lead time* cenderung menunjukkan kondisi yang stabil, terepresentasi secara visual dalam Gambar 4. Sementara itu, OTD dan *Quantity Fullfill* cenderung terlihat naik-turun. Stabilitas lebih terlihat dalam *Order Lead Time* dibandingkan dengan OTD dan *Quantity Fullfill* disebabkan oleh perbedaan konstruksi kriteria *lead time* yang bersifat kontinyu (hari), sedangkan kriteria layanan merupakan agregasi indikator biner (0/1) yang sangat sensitif terhadap perubahan jumlah kejadian. Disisi lain, *tracking signal* untuk kedua metode memberikan nilai yang cenderung kecil dan dekat dengan nol (terletak diantara orde 10^{-7} hingga 10^{-6}). Ini mengindikasikan bahwa *forecast* yang dilakukan oleh kedua metode cukup stabil, karena tidak ada nilai yang cenderung melebihi +4 (*under-forecasting*) atau kurang dari -4 (*over-forecasting*). Nilai ± 4 menjadi batasan *bias*, ketika terdapat nilai lebih dari rentang tersebut, maka indikasi pengecekan *forecast* dapat dilakukan [21].

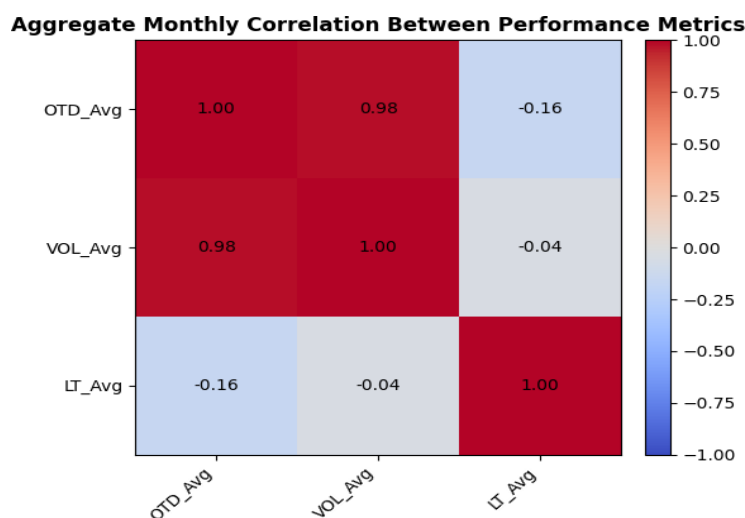


Figure 6. Hasil Korelasi *Aggregate* Tiap Kriteria

Hasil uji korelasi *agregat* bulanan menunjukkan bahwa secara rerata OTD dan *Quantity Fulfill* bergerak searah dengan sangat konsisten ($r = 0,98$). Sementara itu keduanya memiliki korelasi lemah dan negatif terhadap *Order Lead Time* (OTD–LT: $r = -0,16$; *Qtyfullfill*–LT: $r = -0,04$). Kondisi ini menegaskan bahwa metrik layanan (OTD & *Qtyfullfill*) membentuk satu dimensi perilaku yang saling terkait, sedangkan *lead time* merupakan dimensi operasional yang relatif independen. Dengan demikian dapat dipahami bahwa perubahan lead time tidak selamanya akan secara konsisten diikuti oleh perubahan OTD dan *Quantity Fulfillment*.

Simpulan

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi performa penyedia dalam studi objek fasilitas kesehatan menggunakan tiga metrik utama yang dapat merepresentasikan keandalan pemasok : *On-time delivery* (OTD), *Quantity Fulfillment*, dan *Order lead time*. Studi ini memberikan pemahaman baru atas evaluasi pemasok yang seringnya ditemui dengan pemahaman performa statis, menuju identifikasi keandalan dinamis. Hal ini dilakukan dengan memanfaatkan peramalan sebagai instrumen dalam mendeteksi konsistensi performansi pemasok. Peramalan ini dilakukan dengan metode *exponential smoothing* dan *theta*, karena kedua metode tradisional ini lebih baik dalam mengidentifikasi kondisi data historis yang pendek dan terbatas. Berdasarkan hasil yang didapatkan untuk kriteria OTD dan *Qtyfullfill*, hasil proyeksi metode *theta* masih memiliki kecenderungan nilai proyeksi yang lebih tinggi. Sementara itu, untuk metode *exponential smoothing* lebih memiliki nilai proyeksi kriteria yang lebih kecil dari kondisi historis. Hal ini terjadi atas karakteristik *natural*, bahwa metode *theta* lebih melihat kondisi secara tren jangka panjang. Sementara itu, untuk metrik *order lead time*, dalam kedua metode sepakat bahwa terdapat kecenderungan penurunan durasi pengiriman. Kondisi ini mengimplikasikan bahwa perbaikan kinerja pada satu metrik tidak selalu merepresentasikan performa keandalan yang konsisten ketika dievaluasi di bawah asumsi peramalan yang berbeda. Oleh karena itu, pemasok dengan kecenderungan performa yang konsisten meningkat di kedua pendekatan peramalan dapat diprioritaskan sebagai rujukan yang perlu dipertahankan. Dengan demikian, evaluasi keandalan yang bersifat multimetrik dan dinamis tersebut dapat berfungsi sebagai bekal dalam memitigasi risiko operasional fasilitas kesehatan yang beroperasi dalam lingkungan tidak pasti dan membutuhkan mutu pelayanan tinggi karena pelayanan yang langsung berdampak pada keselamatan pasien.

Meskipun metode peramalan *Exponential Smoothing* dan *Theta* terbukti mampu menangkap kecenderungan umum kinerja pemasok, kedua metode ini pada dasarnya beroperasi dalam kerangka peramalan yang bersifat relatif linier dan berbasis tren. Oleh karena itu, keterbatasannya terlihat ketika dihadapkan pada pola data yang fluktuatif dan dipengaruhi oleh perubahan perilaku operasional yang memiliki pola tertentu dalam sub-sub periodenya. Sebagaimana pola data yang dimuat dalam studi ini, kecenderungan fluktuatif ditemui, sehingga pendekatan ini berpotensi mereduksi kompleksitas *temporal* menjadi representasi tren rata-rata. Sementara itu, pemanfaatan model berbasis *deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) menjadi relevan sebagai arah pengembangan penelitian selanjutnya. Ini didasarkan atas kemampuannya dalam memodelkan dependensi *non-linier*, menangkap pola musiman secara baik, serta merespons dinamika jangka pendek dan jangka panjang secara simultan. Walaupun begitu, keberhasilan pendekatan LSTM sangat bergantung pada kualitas dan kontinuitas data historis. Proses imputasi dapat membantu sebagai pendekatan pengisian data hilang, dengan catatan bahwa proses imputasi tidak dapat diperlakukan sebagai pengisian nilai semata, melainkan harus mempertimbangkan tingkat aktivitas data pemasok sebagai bentuk pengaman atas pertimbangan distribusi data.

Ucapan Terima Kasih

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada studi objek amatan (Fasilitas Kesehatan Pemerintah Provinsi Jawa Timur yang tidak dapat disebutkan institusinya secara eksplisit karena beberapa alasan) yang telah bersedia untuk melakukan penelitian dalam area lingkungan kerjanya.

References

1. M. Er Kara and S. Umit O. Firat, "Supplier Risk Assessment Based on Best-Worst Method and K-Means Clustering: A Case Study," *Sustainability*, vol. 10, no. 4, Apr. 2018, doi: 10.3390/su10041066.
2. S. V. Parkouhi, A. S. Ghadikolaei, and H. F. Lajimi, "Resilient Supplier Selection and Segmentation in Grey Environment," *Journal of Cleaner Production*, vol. 207, pp. 1123–1137, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.10.007.
3. P. S. Kang and B. Bhawna, "Enhancing Supply Chain Resilience Through Supervised Machine Learning: Supplier Performance Analysis and Risk Profiling for a Multi-Class Classification Problem," *Business Process Management Journal*, 2025, doi: 10.1108/BPMJ-03-2024-0174.
4. L. L. Kronemeyer, H. Kotzab, and M. G. Moehrle, "Analyzing Technological Competencies in the Patent-Based Supplier Portfolio: Introducing an Approach for Supplier Evaluation Using Semantic Anchor Points and Similarity Measurements," *International Journal of Operations and Production Management*, vol. 42, no. 11, pp. 1732–1759, Oct. 2022, doi: 10.1108/IJOPM-09-2021-0607.
5. V. Ferreira, F. J. G. Silva, R. P. Martinho, C. Pimentel, R. Godina, and B. Pinto, "A Comprehensive Supplier Classification Model for SME Outsourcing," in *Procedia Manufacturing*, Elsevier, vol. 51, pp. 1461–1472, 2019, doi: 10.1016/j.promfg.2020.01.141.
6. N. Bhusiri, R. Banomyong, P. Julagasigorn, P. Varadejsatitwong, and N. Dhami, "A Purchasing Portfolio Model for Humanitarian Supply Chain Resilience: Perspectives From a Development Aid Context," *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management*, vol. 11, no. 4, pp. 639–660, Oct. 2021, doi: 10.1108/JHLSCM-06-2021-0053.
7. S. C. Ellis, J. Oh, J. W. Henke, and N. C. Suresh, "Supplier Relationship Portfolio Management: A Social Exchange Perspective," *Journal of Purchasing and Supply Management*, vol. 29, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.pursup.2022.100816.
8. C. Modisakeng, M. Matlala, B. Godman, and J. C. Meyer, "Medicine Shortages and Challenges With the Procurement Process Among Public Sector Hospitals in South Africa: Findings and Implications," *BMC Health Services Research*, vol. 20, no. 1, Mar. 2020, doi: 10.1186/s12913-020-05080-1.
9. Y. Han, A. Ceross, and J. Bergmann, "More Than Red Tape: Exploring Complexity in Medical Device Regulatory Affairs," *Frontiers in Medicine*, vol. 11, 2024, doi: 10.3389/fmed.2024.1415319.
10. M. Zheng et al., "Supplier Evaluation and Management Considering Greener Production in Manufacturing Industry," *Journal of Cleaner Production*, vol. 342, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.jclepro.2022.130964.
11. K. R. Mavi, N. Zarbakhshnia, N. K. Mavi, and S. Kazemi, "Clustering Sustainable Suppliers in the Plastics Industry: A Fuzzy Equivalence Relation Approach," *Journal of Environmental Management*, vol. 345, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.jenvman.2023.118811.
12. R. Dou, X. Liu, Y. Hou, and Y. Wei, "Mitigating Closed-Loop Supply Chain Risk Through Assessment of Production Cost, Disruption Cost, and Reliability," *International Journal of Production Economics*, vol. 270, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.ijpe.2024.109174.
13. J. R. Vummadi and K. C. R. Hajarath, "AI-Driven Predictive Analytics for Supplier Lead Time and Performance Forecasting," *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, vol. 13, no. 2, pp. 1201–1205, Feb. 2022, doi: 10.61841/turcomat.v13i2.15245.
14. D. Vallejo-Huanga and J. Proano, "Performance Optimization of Simple Exponential Smoothing Forecast Model," *Heliyon*, vol. 12, no. 1, Jan. 2026, doi: 10.1016/j.heliyon.2025.e44323.
15. E. Kahrman and O. Akay, "Comparison of Exponential Smoothing Methods in Forecasting Global Prices of Main Metals," *Mineral Economics*, vol. 36, no. 3, pp. 427–435, Sep. 2023, doi: 10.1007/s13563-022-00354-y.
16. R. Mattera, G. Scepi, and P. Kaur, "Forecasting Human Development With an Improved Theta Method Based on Forecast Combination," *Annals of Operations Research*, 2025, doi: 10.1007/s10479-025-06605-9.
17. A. S. Costa, K. Govindan, and J. R. Figueira, "Supplier Classification in Emerging Economies Using the ELECTRE TRI-nC Method: A Case Study Considering Sustainability Aspects," *Journal of Cleaner Production*, vol. 201, pp. 925–947, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.07.285.
18. M. M. Khan, I. Bashar, G. M. Minhaj, A. I. Wasi, and N. U. I. Hossain, "Resilient and Sustainable Supplier Selection: An Integration of SCOR 4.0 and Machine Learning Approach," *Sustainable and Resilient Infrastructure*, vol. 8, no. 5, pp. 453–469, 2023, doi: 10.1080/23789689.2023.2165782.
19. H. Paybarjay, H. F. Lajimi, and S. H. Zolfani, "An Investigation of Supplier Development Through Segmentation in Sustainability Dimensions," *Environment, Development and Sustainability*, vol. 26, no. 6, pp. 14369–14403, Jun. 2024, doi: 10.1007/s10668-023-03198-w.
20. A. Ul Husna, A. Ghasempoor, and S. H. Amin, "A Proposed Framework for Supplier Selection and Order Allocation Using Machine Learning Clustering and Optimization Techniques," *Journal of Data, Information and Management*, vol. 6, no. 3, pp. 235–254, Sep. 2024, doi: 10.1007/s42488-024-00127-y.
21. Ajiono and T. Hariguna, "Comparison of Three Time Series Forecasting Methods on Linear Regression, Exponential Smoothing, and Weighted Moving Average," *International Journal of Informatics and Information Systems*, vol. 6, no. 2, pp. 89–102, 2023, doi: 10.47738/ijiis.v6i2.165.
22. E. Spiliotis, V. Assimakopoulos, and S. Makridakis, "Generalizing the Theta Method for Automatic Forecasting," *European Journal of Operational Research*, vol. 284, no. 2, pp. 550–558, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.ejor.2020.01.007.