SPECIAL ISSUE Tamilis Synex: Multidimensional Collaboration 2025
Page: 203-211

Tamilis Synex: Multidimensional Collaboration
https://edujavare.com/index.php/TLS/index
E-ISSN: 3026-3972

Peramalan Penjualan Bensin Eceran Menggunakan Metode Regresi Linear Forecast Pada Pertamini

Ardan M. Mahajana[1], M. Yusuf H.S[2], Raynal di Richardin W[3], Rhenolds Woisiri Fonataba[4], Tita Trinita M. Merani[5], Heru Sutejo[6]

[1,2,3,4,5,6] Universitas Sepuluh November Papua, Indonesia;
* Correspondence e-mail; ardanmahajana@gmail.com, heru.sutejo01@gmail.com

Article history Submitted: 2025/05/15; Revised: 2025/05/20; Accepted: 2025/05/27

Abstract

Ketersediaan bahan bakar merupakan faktor vital dalam menunjang aktivitas ekonomi sehari-hari, terutama di wilayah yang tidak terjangkau oleh Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU). Di daerah tersebut, penjual bensin eceran menjadi alternatif distribusi yang penting, meskipun sering menghadapi tantangan dalam memperkirakan permintaan konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model peramalan penjualan bensin eceran menggunakan metode regresi linear sederhana berdasarkan data historis penjualan bulanan dari Pertamini. Analisis dilakukan dengan pendekatan least squares untuk mengidentifikasi tren linear dalam pola penjualan selama enam periode. Evaluasi akurasi model dilakukan menggunakan metrik MAPE, MAD, MSE, dan Standar Error. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai MAPE sebesar 6,53%, yang mengindikasikan tingkat akurasi peramalan yang tinggi (di atas 90%). Persamaan regresi yang diperoleh adalah y=4384−115,857xy = 4384 - 115{,}857xy=4384−115,857x, yang menunjukkan adanya tren penurunan volume penjualan seiring waktu. Sinyal pengendali (tracking signal) berada dalam batas kendali (-4 hingga +4), sehingga model dinyatakan valid. Penelitian ini memberikan kontribusi bagi pelaku usaha kecil dalam mengantisipasi fluktuasi permintaan dan mengoptimalkan persediaan. Penelitian lanjutan dapat mengintegrasikan model musiman atau non-linear untuk meningkatkan ketepatan peramalan.

Keywords bensin eceran; deret waktu; forecasting; Pertamini; regresi linear; penjualan

© 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY SA) license, https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/.

PENDAHULUAN

Ketersediaan bahan bakar minyak (BBM) merupakan salah satu aspek vital dalam mendukung aktivitas ekonomi dan mobilitas masyarakat. Di Indonesia, selain melalui Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU), distribusi BBM juga dilakukan melalui jaringan penjual bensin eceran, terutama di wilayah yang belum terjangkau atau jauh dari SPBU. Penjualan bensin eceran menjadi solusi alternatif yang signifikan,

terutama di daerah pedesaan, pinggiran kota, atau wilayah yang secara geografis sulit diakses (Nasution & Siregar, 2020). Dalam praktiknya, pedagang eceran sering menghadapi tantangan dalam memperkirakan jumlah permintaan harian yang berfluktuasi. Ketidaktepatan dalam memperkirakan permintaan dapat menyebabkan kekurangan pasokan, kerugian penjualan, atau bahkan pemborosan akibat kelebihan stok yang tidak laku.

Dalam penelitian ini kami menggunakan metode forecasting (regresi linear). Forecasting atau peramalan merupakan metode analitis yang digunakan untuk memperkirakan nilai di masa depan berdasarkan data historis dan pola yang teridentifikasi. Dalam konteks bisnis, forecasting digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan yang strategis dan operasional, seperti perencanaan produksi, manajemen persediaan, serta strategi pemasaran (Makridakis et al., 2008). Dalam kegiatan penjualan bensin eceran, forecasting berperan penting untuk mengantisipasi permintaan yang bersifat dinamis, baik karena faktor musiman, perilaku konsumen, kondisi cuaca, maupun perubahan harga BBM nasional.

Berbagai pendekatan forecasting telah digunakan dalam penelitian terdahulu, mulai dari metode statistik klasik hingga metode berbasis kecerdasan buatan (AI). Metode statistik seperti moving average, exponential smoothing, dan regresi linier merupakan metode yang umum digunakan karena kemudahannya dalam implementasi serta interpretasi hasilnya (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Namun, metode ini sering kali kurang mampu menangkap pola kompleks atau non-linear dalam data penjualan. Oleh karena itu, pendekatan yang lebih canggih seperti ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) mulai banyak digunakan untuk data runtun waktu yang bersifat musiman (Box et al., 2015).

Di sisi lain, kemajuan teknologi komputasi juga mendorong pemanfaatan metode berbasis machine learning seperti Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Regression (SVR), dan Random Forest Regression untuk meningkatkan akurasi peramalan (Zhang et al., 2001; Pai & Lin, 2005). Metode ini dapat memodelkan hubungan yang kompleks antara variabel input dan output tanpa memerlukan asumsi distribusi data yang ketat. Beberapa studi menunjukkan bahwa ANN memberikan performa yang lebih baik dibandingkan metode statistik konvensional dalam kasus data penjualan yang fluktuatif dan non-linear (Khashei & Bijari, 2010).

Dalam konteks Indonesia, studi mengenai forecasting penjualan BBM eceran masih relatif terbatas, terutama yang difokuskan pada pedagang kecil di daerah non-SPBU. Sebagian besar studi lebih banyak berfokus pada SPBU sebagai unit analisis atau pada skala makro seperti konsumsi BBM nasional (Prasetyo & Widodo, 2021).

Padahal, segmentasi pasar bensin eceran memiliki karakteristik yang berbeda, baik dari sisi volume penjualan, konsumen, maupun pola permintaan. Oleh karena itu, penelitian mengenai forecasting penjualan bensin eceran menjadi penting untuk memberikan gambaran empiris mengenai perilaku konsumsi dan kebutuhan distribusi yang lebih presisi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model forecasting penjualan bensin eceran berbasis data historis penjualan bulanan. Dalam penelitian ini akan dibandingkan beberapa metode peramalan, baik konvensional maupun modern, untuk menentukan model yang paling akurat. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengambilan keputusan yang lebih baik bagi para pelaku usaha kecil serta menjadi acuan kebijakan mikro dalam pengelolaan distribusi BBM di tingkat lokal.

METODE

Forecasting atau peramalan adalah suatu proses sistematis dalam memperkirakan atau memprediksi kejadian atau nilai suatu variabel di masa depan berdasarkan data historis yang tersedia. Dalam konteks bisnis, forecasting umumnya digunakan untuk meramalkan permintaan pasar, penjualan, persediaan, harga, dan variabel lainnya yang berdampak pada keputusan operasional maupun strategis (Makridakis, Wheelwright, & Hyndman, 2008).

Menurut Hyndman & Athanasopoulos (2018), forecasting merupakan aktivitas ilmiah yang mengandalkan pola-pola data masa lalu untuk memberikan estimasi yang rasional terhadap kondisi di masa yang akan datang. Proses ini melibatkan identifikasi tren (trend), siklus (cycle), musiman (seasonality), dan fluktuasi acak (random fluctuation) dalam data historis, yang kemudian dimodelkan menggunakan pendekatan matematis atau statistik untuk menghasilkan proyeksi ke depan.

Forecasting tidak hanya digunakan dalam dunia bisnis, tetapi juga dalam berbagai bidang lainnya seperti ekonomi, cuaca, pertanian, kesehatan, teknologi informasi, dan transportasi (Montgomery et al., 2015). Dalam kegiatan penjualan, seperti penjualan bensin eceran, forecasting menjadi alat bantu penting untuk mengantisipasi permintaan konsumen secara efisien, menghindari kekurangan stok, dan mengoptimalkan proses distribusi.

Forecasting dapat bersifat kuantitatif, yaitu berbasis data numerik historis, atau kualitatif, seperti pendapat ahli dan metode Delphi. Dalam penelitian yang kami gunakan ini, fokus digunakan pada pendekatan kuantitatif karena memiliki dasar data historis yang dapat dianalisis secara matematis.

Secara umum, proses forecasting melalui beberapa tahapan utama sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah
   Menentukan variabel yang ingin diramalkan dan tujuan dari peramalan tersebut. Misalnya, dalam studi ini: jumlah penjualan bensin eceran per bulan.
2. Pengumpulan dan Persiapan Data
   Mengumpulkan data historis (misalnya data penjualan per bulan) dan melakukan praproses data (mengisi data hilang, transformasi logaritma, normalisasi, dll).
3. Analisis Pola Data
   Menganalisis pola tren, musiman, fluktuasi, dan siklus. Visualisasi grafik sangat membantu dalam tahap ini.
4. Pemilihan Metode Forecasting
   Memilih metode yang paling sesuai dengan karakteristik data. Misalnya:
   - Data stasioner, Moving Average, Simple Exponential Smoothing.
   - Data tren, Double Exponential Smoothing, Regresi Linier.
   - Data musiman, ARIMA, Holt-Winters.
   - Data kompleks/non-linear, ANN, SVR.
5. Pembuatan dan Pengujian Model
   Menggunakan data training untuk membuat model, kemudian menguji performa model menggunakan data uji (test set) atau cross-validation.
6. Evaluasi Kinerja Model
   Mengukur akurasi hasil peramalan menggunakan metrik seperti:
   - Mean Absolute Error (MAE)
   - Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
   - Root Mean Square Error (RMSE)

   Model dengan nilai error terkecil biasanya dipilih sebagai model terbaik (Hyndman & Koehler, 2006).
7. Implementasi dan Pemantauan
   Menggunakan model terpilih untuk memprediksi data masa depan dan terus memantau performa model secara berkala untuk pembaruan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Method | x value for forecast (0=none)

Simple Linear Regression/Least Squares | 7

Penjualan Bensin Eceran

	Demand(y)	Time(x)
Desember	4185	1
Januari	4092	2
Februari	3864	3
Maret	4340	4
April	4140	5
Mei	3250	6

Gambar 1. Data Penjualan Perbulan

QM for Windows - [Data] Results

Penjualan Bensin Eceran Solution

Measure	Value	Future Period	Forecast
Error Measures		7	3573
Bias (Mean Error)	0	8	3457,143
MAD (Mean Absolute Deviation)	251,572	9	3341,286
MSE (Mean Squared Error)	86868,52	10	3225,429
Standard Error (denom=n-2=4)	360,975	11	3109,571
MAPE (Mean Absolute Percent Error)	6,531%	12	2993,714
Regression line		13	2877,857
Demand(y) = 4384		14	2762
-115,857 * Time(x)		15	2646,143
Statistics		16	2530,286
Correlation coefficient	-,557	17	2414,429
Coefficient of determination (r^2)	,311	18	2298,572
Forecast		19	2182,714
x = 7	3573	20	2066,857

Details and Error Analysis | Control (Tracking Signal) | Graph

Gambar 2. Regresi Linear

Error Measures

- Bias (Mean Error) = 0
  Menunjukkan bahwa model tidak memiliki kecenderungan overestimate atau underestimate.
- MAD (Mean Absolute Deviation) = 251,572
  Rata-rata deviasi absolut antara nilai aktual dan nilai peramalan adalah 251,572 unit.
- MSE (Mean Squared Error) = 86868,52
  Ini adalah ukuran kesalahan kuadrat rata-rata. Nilai ini relatif tinggi, namun harus dibandingkan dengan skala data aslinya.
- Standard Error = 360,975
  Ukuran deviasi standar dari residual (kesalahan peramalan), semakin kecil maka semakin baik modelnya.

- MAPE (Mean Absolute Percentage Error) = 6,531%
  Ini berarti model memiliki akurasi sekitar 93,5% (karena error-nya 6,53%). Dalam praktik bisnis, MAPE di bawah 10% dianggap cukup baik.

Regression Line

Berdasarkan hasil dari QM for Windows, didapatkan persamaan regresi sebagai berikut:

$$\text{Demand } (y) = 4384 - 115{,}857 \times X$$

Artinya, penjualan bensin eceran diperkirakan akan menurun sebesar 115,857 liter setiap kenaikan satu periode waktu (perbulan). Koefisien negatif ini menunjukkan adanya tren penurunan penjualan dari waktu ke waktu.

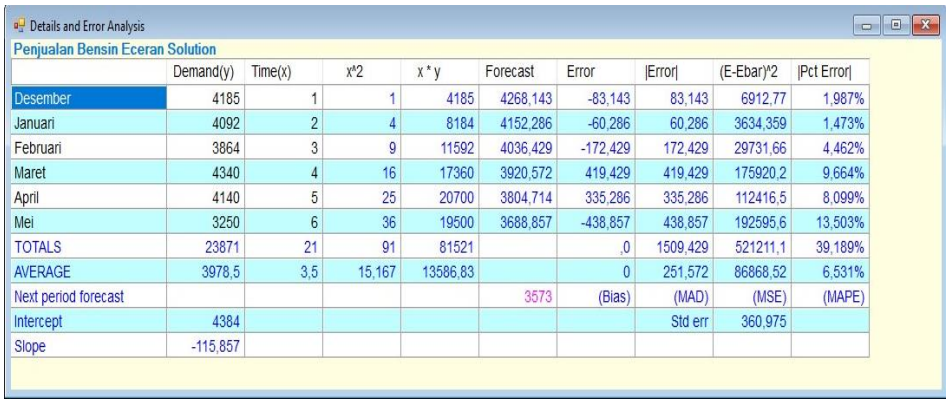
Statistics

Koefisien Korelasi (r) = -0,557

- Ini mengindikasikan korelasi negatif sedang antara waktu dan volume penjualan. Artinya, semakin lama periode, maka penjualan semakin menurun.
- Koefisien Korelasi (r) = -0,557
- Ini menunjukkan bahwa hanya 31,1% variasi dalam penjualan yang dapat dijelaskan oleh model. Sisanya (68,9%) dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak dimasukkan dalam model, seperti promosi, kompetitor, musim, harga, dll.

Forecast

x = 7 adalah 3573: Artinya, jumlah penjualan bensin eceran yang diperkirakan pada periode ke-7 adalah sebesar 3573 liter.



Details and Error Analysis

Penjualan Bensin Eceran Solution

	Demand(y)	Time(x)	x^2	x * y	Forecast	Error	|Error|	(E-Ebar)^2	|Pct Error|
Desember	4185	1	1	4185	4268,143	-83,143	83,143	6912,77	1,987%
Januari	4092	2	4	8184	4152,286	-60,286	60,286	3634,359	1,473%
Februari	3864	3	9	11592	4036,429	-172,429	172,429	29731,66	4,462%
Maret	4340	4	16	17360	3920,572	419,429	419,429	175920,2	9,664%
April	4140	5	25	20700	3804,714	335,286	335,286	112416,5	8,099%
Mei	3250	6	36	19500	3688,857	-438,857	438,857	192595,6	13,503%
TOTALS	23871	21	91	81521		,0	1509,429	521211,1	39,189%
AVERAGE	3978,5	3,5	15,167	13586,83		0	251,572	86868,52	6,531%
Next period forecast					3573	(Bias)	(MAD)	(MSE)	(MAPE)
Intercept	4384						Std err	360,975	
Slope	-115,857								

Gambar 3. Details and Error Analysis

Gambar diatas tersebut menunjukkan hasil dari error measures yaitu sebagai berikut: Bias, 0 = Tidak ada kecenderungan overestimate atau underestimate secara keseluruhan.

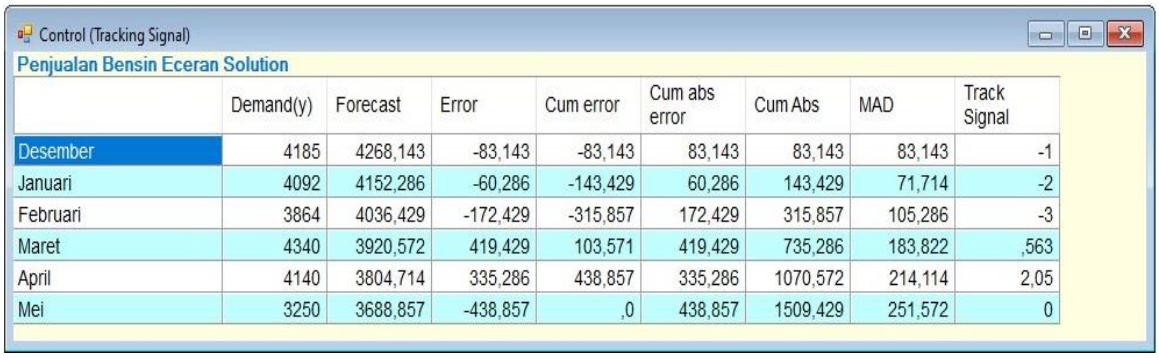
MAD, 251,572 = Rata-rata deviasi absolut. Semakin kecil nilai ini, semakin akurat model.

MSE, 86868,52 = Mean Squared Error – mengukur besarnya error kuadrat. Berguna

untuk mendeteksi outlier.

MAPE, 6,531% = Mean Absolute Percentage Error – error rata-rata dalam bentuk persentase. Nilai <10% dianggap sangat baik.

Standart Error, 360,975 = Deviasi standar dari error, semakin kecil semakin baik.



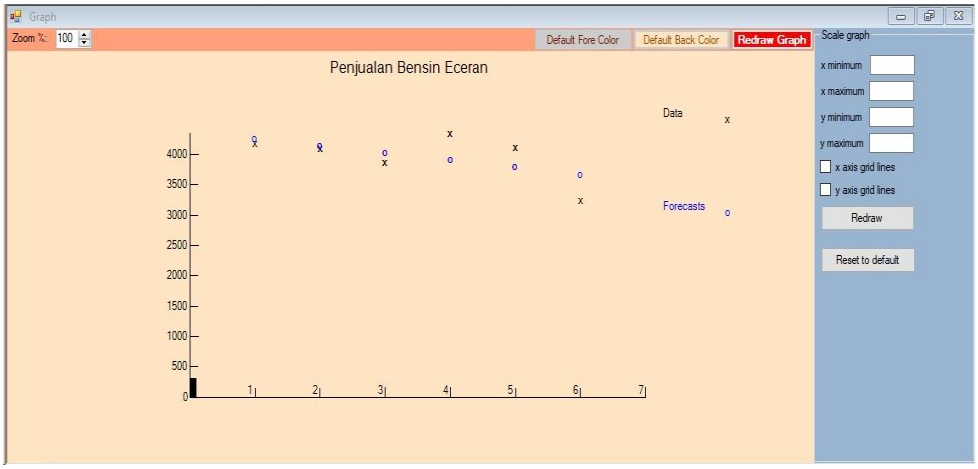
	Demand(y)	Forecast	Error	Cum error	Cum abs error	Cum Abs	MAD	Track Signal
Desember	4185	4268,143	-83,143	-83,143	83,143	83,143	83,143	-1
Januari	4092	4152,286	-60,286	-143,429	60,286	143,429	71,714	-2
Februari	3864	4036,429	-172,429	-315,857	172,429	315,857	105,286	-3
Maret	4340	3920,572	419,429	103,571	419,429	735,286	183,822	,563
April	4140	3804,714	335,286	438,857	335,286	1070,572	214,114	2,05
Mei	3250	3688,857	-438,857	,0	438,857	1509,429	251,572	0

Gambar 4. Control (Tracking Signal)

Berikut interpretasi nilai Tracking Signal:

1. Nilai -4 hingga +4 adalah Model masih dalam kendali, peramalan bisa dianggap valid.
2. Nilai > +4 atau < -4 adalah Model dianggap bias perlu evaluasi dan perbaikan model.

Jadi, berdasarkan pada Gambar 4 dapat disimpulkan bahwa Semua nilai tracking signal masih berada dalam rentang -4 hingga +4, artinya: Model peramalan regresi linear masih dapat diterima dan tidak menunjukkan bias sistematis. Nilai-nilai error memang naik-turun, tapi tidak mengarah pada overestimate atau underestimate yang konsisten.



Gambar 5. Graph

Komponen dalam grafik diatas 'x' (hitam) Menunjukkan data aktual (real) penjualan bensin per periode (bulan ke-1 s.d. ke-6). Lingkaran Biru (o) Menunjukkan hasil peramalan (forecast) yang dihasilkan dari model regresi.

Interpretasi dari grafik diatas sebagai berikut:

- Titik-titik data aktual dan forecast saling berdekatan, terutama pada periode awal (periode 1–4), yang menandakan model memiliki akurasi yang baik pada periode tersebut.
- Namun, semakin ke kanan (periode 5 dan 6), terlihat bahwa titik ramalan (○) mulai menyimpang dari data aktual. Hal ini juga sesuai dengan temuan sebelumnya bahwa error di bulan Mei adalah yang terbesar.
- Pada titik ke-7 (periode yang belum ada datanya), hanya terdapat titik forecast (○), yaitu hasil prediksi penjualan bulan Juni, yang nilainya 3573.

Jadi dapat disimpulkan bahwa Grafik ini menunjukkan tren penurunan hasil forecast seiring waktu, sesuai dengan persamaan regresi: y = 4384−115,857x, yang berarti setiap bulan penjualan menurun sebesar kurang lebih 115 liter. Grafik juga memperlihatkan bahwa model regresi cukup stabil dan tidak bias pada awal periode, namun mulai menunjukkan deviasi (penyimpangan) di periode akhir.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode regresi linear sederhana mampu memberikan hasil peramalan yang cukup akurat terhadap penjualan bensin eceran di Toko Bone Indah, dengan tingkat kesalahan MAPE sebesar 6,53%. Persamaan regresi yang diperoleh, y=4384−115,857xy = 4384 - 115{,}857xy=4384−115,857x, mencerminkan tren penurunan penjualan sebesar sekitar 115 liter setiap bulan. Meskipun nilai koefisien korelasi menunjukkan hubungan negatif sedang (r = -0,557), model tetap berada dalam batas kendali berdasarkan tracking signal, yang mengindikasikan kestabilan dan validitas prediksi. Hasil ini mendukung penggunaan regresi linear sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan operasional, terutama dalam manajemen stok dan strategi distribusi. Ke depan, penggunaan data dengan cakupan waktu yang lebih panjang dan penerapan metode peramalan musiman atau non-linear disarankan untuk meningkatkan ketepatan model dalam menghadapi dinamika pasar yang lebih kompleks.

REFERENSI

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control* (5th ed.). John Wiley & Sons.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice* (2nd ed.). OTexts.

Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting, 22*(4), 679–688. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001

Khashei, M., & Bijari, M. (2010). An artificial neural network (p, d, q) model for time series forecasting. *Expert Systems with Applications, 37*(1), 479–489. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.044

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (2008). *Forecasting: Methods and Applications* (3rd ed.). Wiley.

Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting* (2nd ed.). Wiley.

Nasution, A., & Siregar, D. (2020). Strategi distribusi bahan bakar minyak di wilayah terpencil Indonesia. *Jurnal Logistik dan Distribusi, 8*(2), 97–104.

Pai, P. F., & Lin, C. S. (2005). A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting. *Omega, 33*(6), 497–505. https://doi.org/10.1016/j.omega.2004.07.024

Prasetyo, T., & Widodo, H. (2021). Forecasting permintaan BBM nasional menggunakan model ARIMA. *Jurnal Energi dan Sumber Daya Mineral, 12*(1), 44–51.

Zhang, G., Eddy Patuwo, B., & Hu, M. Y. (2001). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting, 14*(1), 35–62. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7