

Implementasi Sistem Prediksi Kebutuhan Bahan Baku Kopi Menggunakan Metode ARIMA Berbasis Web

Muhammad Sultansyah¹, M. Khadafi^{2*}, Amirullah³

^{1,2,3} *Jurusan Teknologi Informasi dan Komputer Politeknik Negeri Lhokseumawe
Jln. B.Aceh Medan Km.280 Buketrata 24301 INDONESIA*

¹muhammadsultansyah14@gmail.com

^{2*}mkhadafi@pnl.ac.id

³amir@pnl.ac.id

Abstrak— Perkembangan bisnis kafe di Indonesia mengalami pertumbuhan pesat, didorong oleh prediksi peningkatan konsumsi kopi sebesar 8,22% dari laporan Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Kementerian Pertanian per tahun pada periode 2016-2021. Namun, ketidakpastian dalam memprediksi kebutuhan bahan baku sering menyebabkan masalah kelebihan atau kekurangan stok, yang dapat mengakibatkan kerugian. Untuk mengatasi hal ini, peramalan stok bahan baku menjadi penting. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) untuk meramalkan kebutuhan stok bahan baku pada bisnis kafe. ARIMA dipilih karena tingkat akurasi yang tinggi, dibuktikan oleh penelitian-penelitian sebelumnya. Dengan menggunakan data historis pembelian bahan baku, penelitian ini diharapkan dapat membantu pemilik usaha kafe mengelola persediaan secara lebih efektif dan efisien, serta meningkatkan keuntungan di tengah persaingan bisnis yang semakin ketat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Model ARIMA(2,1,1) Taufik 1 menunjukkan performa terbaik dalam menangkap tren utama data dengan RMSE 20.20. Sementara itu, model ARIMA(1,2,0) Taufik 2 kurang akurat dalam menangkap karakteristik data, dengan RMSE yang lebih tinggi yaitu 38.24. Di sisi lain, meskipun model ARIMA(0,1,0) Taufik 3 memiliki RMSE terendah sebesar 5.95, model ini tidak berhasil menangkap kompleksitas data secara keseluruhan. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan model ARIMA dapat membantu kafe dalam memprediksi kebutuhan bahan baku, sehingga dapat meningkatkan efisiensi pengelolaan persediaan. Selain itu, pengujian sistem menunjukkan keberhasilan tinggi dalam *testing blackbox* dan *whitebox*.

Kata kunci—Prediksi, Bahan Baku, ARIMA, RMSE, *Time Series*.

Abstract— *The development of the cafe business in Indonesia has experienced rapid growth, driven by the predicted increase in coffee consumption of 8.22% from the report of the Ministry of Agriculture's Agricultural Data and Information System Center per year in the 2016-2021 period. However, uncertainty in predicting raw material needs often causes problems of excess or shortage of stock, which can result in losses. To overcome this, forecasting raw material stock becomes important. This study aims to apply the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) method to forecast raw material stock needs in the cafe business. ARIMA was chosen because of its high level of accuracy, proven by previous studies. By using historical data on raw material purchases, this study is expected to help cafe business owners manage inventory more effectively and efficiently, and increase profits amidst increasingly tight business competition. The results showed that the ARIMA (2,1,1) Taufik 1 Model showed the best performance in capturing the main data trends with an RMSE of 20.20. Meanwhile, the ARIMA (1,2,0) Taufik 2 model was less accurate in capturing data characteristics, with a higher RMSE of 38.24. On the other hand, although Taufik 3's ARIMA(0,1,0) model has the lowest RMSE of 5.95, this model fails to capture the overall complexity of the data. These results indicate that the use of the ARIMA model can help cafes predict raw material needs, thereby increasing inventory management efficiency. In addition, system testing shows high success in blackbox and whitebox testing.*

Keywords— *Prediction, Raw Material, ARIMA, RMSE, Time Series*

I. PENDAHULUAN

Di era globalisasi, bisnis mengalami pertumbuhan pesat yang menciptakan persaingan ketat. Salah satu contoh adalah meningkatnya jumlah kafe di kota-kota besar. Menurut laporan Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian, konsumsi kopi nasional pada 2016 mencapai 250 ribu ton dan naik 10,54% menjadi 276 ribu ton. Konsumsi kopi Indonesia periode 2016-2021 diprediksi tumbuh rata-rata 8,22% per tahun [1]. Pertumbuhan ini menjadi peluang bagi bisnis kafe, namun banyak yang menghadapi ketidakpastian dalam memprediksi kebutuhan bahan baku, menyebabkan ketidakseimbangan stok [2]. Kekurangan bahan baku, yang dikenal sebagai kekurangan pasokan, dapat mengganggu produksi dan menurunkan pendapatan [3]. Kementerian

Perindustrian (2017) menekankan pentingnya ketersediaan bahan baku untuk produksi berkelanjutan, dan kesalahan dalam perencanaan pembelian sering menjadi penyebab kekurangan bahan baku. Untuk mengatasi hal ini, perlu strategi pembelian yang baik dan perkiraan kebutuhan stok bahan baku yang akurat [4].

Peramalan dapat membantu perencanaan yang efektif dan efisien. Dengan menggunakan data historis pembelian bahan baku, peramalan dapat memprediksi jumlah kebutuhan stok di masa depan [5]. Dalam hal ini, metode yang dipilih untuk peramalan adalah metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) karena dianggap paling sesuai dan dengan tingkat kesalahan yang rendah. Untuk keakuratan model ARIMA dalam prediksi diukur berdasarkan kriteria RMSE [6].

Penelitian terdahulu menunjukkan ARIMA dapat diterapkan dengan baik dengan tingkat akurasi yang tinggi, seperti penelitian “Perbandingan Metode Arima Box-Jenkins Dengan ARIMA Ensemble Pada Peramalan Nilai Impor Provinsi Jawa Tengah” menghasilkan model ARIMA(2,1,0) dengan nilai RMSE sebesar 185,8892 [6]. Selain itu penelitian “Penerapan Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) Box Jenkins Untuk Memprediksi Pertambahan Jumlah Penduduk Tansmigran (Jawa Dan Bali) Di Kecamatan Sukamaju, Kabupaten Luwu Utara Propinsi Sulawesi Selatan” menghasilkan model ARIMA (0,1,1)(1,0,0) [7].

Penelitian lain yang menggunakan metode selain ARIMA menunjukkan hasil prediksi yang kurang memuaskan. Misalnya, penelitian "Prediksi Rata-Rata Curah Hujan Bulanan di Pasuruan menggunakan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*" menghasilkan nilai MAPE yang masih menunjukkan angka di atas 40% [8]. Meskipun penelitian tersebut menggunakan data musiman dan menghasilkan prediksi yang cukup baik, masih ada ruang untuk peningkatan. Nilai MAPE sebesar 41% menunjukkan bahwa akurasi prediksi masih perlu ditingkatkan.

Mengingat bahwa data kebutuhan bahan baku kopi juga kemungkinan memiliki pola musiman, penggunaan algoritma ARIMA menjadi pilihan yang tepat. Metode ARIMA yang juga dikenal sebagai metode Box Jenkins dalam analisis runtun waktu, terkenal karena kemampuannya yang cukup baik dalam meramalkan data time series [9]. Metode ini memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam meramalkan data [10].

Oleh karena itu, dalam penelitian ini, penggunaan metode ARIMA diharapkan dapat menghasilkan prediksi kebutuhan bahan baku kopi yang lebih akurat dan mudah diakses. Dengan mengimplementasikan ARIMA dalam sistem berbasis web, diharapkan dapat menghasilkan prediksi yang lebih handal.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Beberapa langkah yang dilakukan dalam pengembangan sistem ini, termasuk teknik pengumpulan data, analisis kebutuhan, dan metode yang digunakan, dijelaskan dalam subbagian berikut.

A. Data dan Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan secara primer dengan sumber data utama berasal dari kafe yaitu Taufik 1, Taufik 2, dan Taufik 3. Parameter prediksi yang digunakan adalah jumlah penggunaan bahan baku kopi per hari dari setiap kafe. Data penelitian ini berfokus pada kebutuhan bahan baku kopi di tiga kafe (Taufik 1, Taufik 2, dan Taufik 3) selama 3 bulan terakhir, dikumpulkan dalam bentuk *time series*.

B. Analisis Kebutuhan Fungsional

Ketentuan fungsional mencakup langkah-langkah yang ada pada setiap entitas terlibat yang dapat mendukung kelancaran proses dalam sistem.

1. Kebutuhan Fungsional Admin

Login, logout, serta menambah, melihat, menghapus, dan mengubah data pemilik kafe.

2. Kebutuhan Fungsional Owner

Login, logout, dan mendaftar pada sistem. Selain itu, dapat menambah, melihat, menghapus, dan mengubah data bahan baku, data stan dapur, data kasir, data pelayan, dan data menu, serta melihat laporan penjualan, laporan bahan baku, data pesanan, dan hasil prediksi bahan baku.

3. Kebutuhan Fungsional Stan

Login, logout, dan melihat hasil prediksi bahan baku. Selain itu, bisa menambah, melihat, menghapus, dan mengubah data bahan baku, serta melihat laporan penjualan, laporan bahan baku, dan data pesanan. Juga dapat menambah, melihat, menghapus, dan mengubah data menu.

4. Kebutuhan Fungsional Dapur

Login, logout, serta melihat dan mengubah data pesanan.

5. Kebutuhan Fungsional Kasir

Login, logout, serta melihat dan mengubah status pembayaran pesanan.

6. Kebutuhan Fungsional Pelayan

Login, logout, serta menambah, melihat, menghapus, dan mengubah data pesanan.

7. Kebutuhan Fungsional Customer

Dapat mendaftar pada sistem, *login*, dan *logout*. Selain itu, bisa menambah, melihat, menghapus, dan mengubah data pesanan, melihat data menu, serta melihat data kafe.

C. Analisis Kebutuhan Non Fungsional

Kebutuhan non-fungsional merupakan kebutuhan yang terdiri dari kebutuhan perangkat lunak dan kebutuhan perangkat keras yang digunakan dalam penggunaan sistem. Kebutuhan non fungsional terdiri atas:

1. Perangkat Lunak (*software*):

Windows 11, Google Chrome, Visual Studio Code, Laragon (MySQL, PHP), Laravel, Vue.js, Node.js, dan Python.

2. Perangkat Keras (*hardware*)

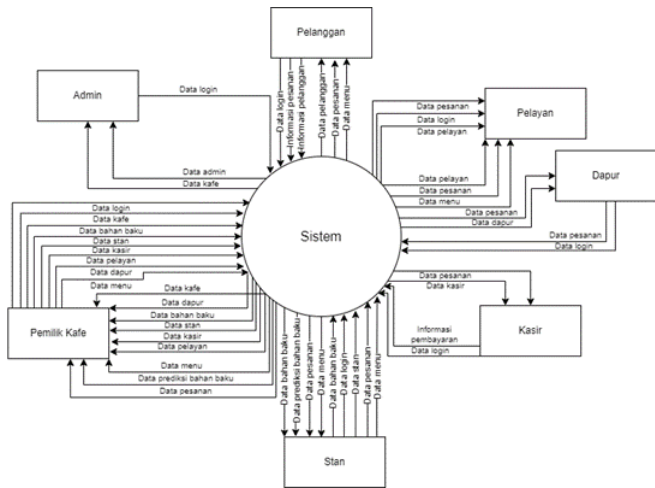
Processor AMD Ryzen 3 atau Intel i3 gen 6, RAM 4GB, dan *Storage* 100GB.

D. Rancangan Sistem (*software/hardware*)

Diagram Alir Data (DFD) digunakan dalam perancangan untuk membangun sistem ini. Pada perancangan sistem ini menggunakan *Context Diagram* dan alur perancangan model.

1. *Context Diagram*

Pada sistem ini terdapat 7 jenis pengguna yang berbeda, yaitu admin, *owner*, stan, dapur, kasir, pelayan, dan pelanggan. Adapun *Context Diagram* dapat dilihat pada Gambar 1.

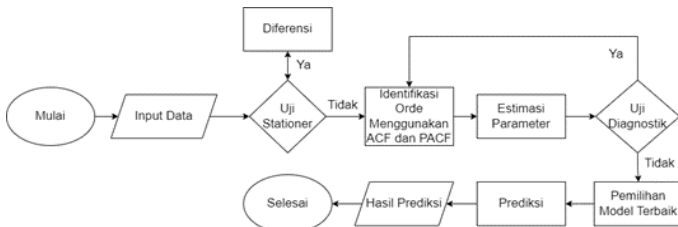


Gambar 1. Context Diagram

Pada Gambar 1, admin memiliki hak akses penuh untuk mengelola seluruh data kafe dalam sistem. Pemilik kafe dapat memantau laporan penjualan dan laporan bahan baku serta dapat melakukan perubahan terhadap menu dan bahan baku. Stan dan dapur hanya dapat mengakses status pesanan yang masuk. Kasir bertanggung jawab atas pencatatan pembayaran. Pelayan dapat menambah, melihat, dan memperbarui status pesanan. Pelanggan memiliki akses untuk melihat kafe, menu, dan membuat pesanan.

E. Alur Perancangan Model

Alur perancangan model ARIMA mencakup langkah-langkah mulai dari input data hingga hasil prediksi. Gambar 2 memberikan visualisasi rinci mengenai implementasi setiap tahap dalam perancangan model.



Gambar 2. Alur Perancangan Model

Gambar 2 menunjukkan alur perancangan model ARIMA, dimulai dari memasukkan data bahan baku, menguji stasioneritas data menggunakan ADF, melakukan diferensi jika diperlukan, mengidentifikasi orde ARIMA dengan ACF dan PACF, mengestimasi parameter model, melakukan uji diagnostik dengan Ljung-Box, memilih model terbaik berdasarkan AIC, dan akhirnya melakukan prediksi kebutuhan bahan baku. Berikut penjelasan setiap langkah dalam alur.

1. Input Data

Memasukkan data ke dalam model. Data yang digunakan data jumlah bahan baku bubuk kopi Ulee Kareng dari November 2023 hingga Januari 2024, terbagi per minggu dan bulan, serta mencatat jumlah penggunaan dalam tiap periode.

2. Uji stasioner.

Menguji apakah data stasioner atau tidak. Jika data tidak stasioner, maka dilakukan diferensiasi agar data menjadi stasioner. Metode yang digunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF).

3. Diferensi

Jika data tidak stasioner, dilakukan diferensi untuk menstabilkannya. Bisa dilakukan sekali atau lebih.

4. Mengidentifikasi orde.

Orde model ARIMA terdiri dari tiga komponen yaitu orde *autoregressive* (AR(p)), orde *moving average* (MA(q)), dan orde *differencing* (d). Orde AR dan MA ditentukan dengan menggunakan plot autokorelasi (ACF) dan plot autokorelasi parsial (PACF).

5. Estimasi parameter

Parameter model ARIMA diestimasi menggunakan metode maximum likelihood.

6. Melakukan uji diagnostik.

Memastikan model ARIMA sudah memenuhi asumsi yang diperlukan menggunakan Ljung-Box.

7. Memilih model ARIMA terbaik.

Pemilihan model ARIMA terbaik menggunakan AIC (Akaike Information Criterion). Model dengan nilai AIC terendah dianggap sebagai model terbaik karena menunjukkan keseimbangan antara kompleksitas model dan kecocokan dengan data.

8. Melakukan prediksi.

Prediksi ini digunakan untuk memperkirakan jumlah kebutuhan bahan baku di masa depan, yang dapat membantu dalam perencanaan dan pengelolaan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Proses

Implementasi proses menjelaskan langkah-langkah dan prosedur yang terlibat sesuai dengan perancangan model.

1. Input Data

Bagian ini menerima data dari kafe yang menunjukkan jumlah penggunaan bubuk kopi Ulee Kareng dari November 2023 hingga Januari 2024, terbagi per minggu dan bulan, serta mencatat jumlah penggunaan dalam tiap periode.

Minggu	Nama Bahan Baku	Jumlah	Bulan
Minggu 2 (2023-11-06 - 2023-11-12)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	November
Minggu 3 (2023-11-13 - 2023-11-19)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	November
Minggu 4 (2023-11-20 - 2023-11-26)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	November
Minggu 5 (2023-11-27 - 2023-12-03)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	10	November
Minggu 2 (2023-12-04 - 2023-12-10)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	Desember
Minggu 3 (2023-12-11 - 2023-12-17)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	10	Desember
Minggu 4 (2023-12-18 - 2023-12-24)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Desember
Minggu 5 (2023-12-25 - 2023-12-31)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Desember
Minggu 1 (2024-01-01 - 2024-01-07)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	10	Januari
Minggu 2 (2024-01-08 - 2024-01-14)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Januari
Minggu 3 (2024-01-15 - 2024-01-21)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	Januari
Minggu 4 (2024-01-22 - 2024-01-28)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Januari

Gambar 3. Input Data Taufik 1

Data

Minggu	Nama Bahan Baku	Jumlah	Bulan
Minggu 2 (2023-11-06 - 2023-11-12)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	40	November
Minggu 3 (2023-11-13 - 2023-11-19)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	November
Minggu 4 (2023-11-20 - 2023-11-26)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	November
Minggu 5 (2023-11-27 - 2023-12-03)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	10	November
Minggu 2 (2023-12-04 - 2023-12-10)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	Desember
Minggu 3 (2023-12-11 - 2023-12-17)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Desember
Minggu 4 (2023-12-18 - 2023-12-24)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	40	Desember
Minggu 5 (2023-12-25 - 2023-12-31)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	Desember
Minggu 1 (2024-01-01 - 2024-01-07)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	Januari
Minggu 2 (2024-01-08 - 2024-01-14)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	30	Januari
Minggu 3 (2024-01-15 - 2024-01-21)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Januari
Minggu 4 (2024-01-22 - 2024-01-28)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	20	Januari

Gambar 4. *Input Data* Taufik 2

Data

Minggu	Nama Bahan Baku	Jumlah	Bulan
Minggu 2 (2023-11-06 - 2023-11-12)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	3	November
Minggu 3 (2023-11-13 - 2023-11-19)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	5	November
Minggu 4 (2023-11-20 - 2023-11-26)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	4	November
Minggu 5 (2023-11-27 - 2023-12-03)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	3	November
Minggu 2 (2023-12-04 - 2023-12-10)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	8	Desember
Minggu 3 (2023-12-11 - 2023-12-17)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	5	Desember
Minggu 4 (2023-12-18 - 2023-12-24)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	4	Desember
Minggu 5 (2023-12-25 - 2023-12-31)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	3	Desember
Minggu 1 (2024-01-01 - 2024-01-07)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	7	Januari
Minggu 2 (2024-01-08 - 2024-01-14)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	5	Januari
Minggu 3 (2024-01-15 - 2024-01-21)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	3	Januari
Minggu 4 (2024-01-22 - 2024-01-28)	Bubuk Kopi Ulee Kareng	5	Januari

Gambar 5. *Input Data* Taufik 3

2. Uji Stasioneritas dan Diferensiasi

Uji stasioneritas dilakukan menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF). Hasil uji untuk ketiga kafe ditampilkan pada Tabel 1.

TABEL I
HASIL UJI STASIONERTIAS DAN DIFERENSIASI

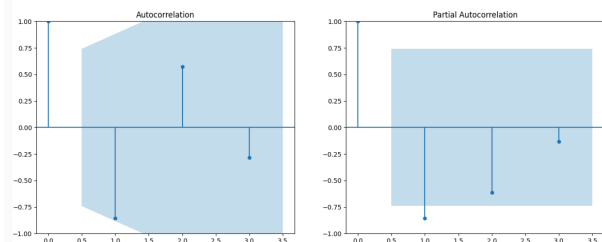
Kafe	Uji Pertama	Uji Kedua	Uji Ketiga
Taufik 1	Tidak Stasioner	Stasioner	-
Taufik 2	Tidak Stasioner	Tidak Stasioner	Stasioner
Taufik 3	Tidak Stasioner	Stasioner	-

Untuk data yang tidak stasioner, dilakukan proses diferensiasi. Taufik 1 dan Taufik 3 memerlukan satu kali diferensiasi, sedangkan Taufik 2 memerlukan dua kali diferensiasi untuk mencapai stasioneritas.

3. Identifikasi orde ARIMA

Identifikasi orde ARIMA dilakukan dengan menganalisis plot ACF dan PACF. Hasil analisis ditunjukkan sebagai berikut.

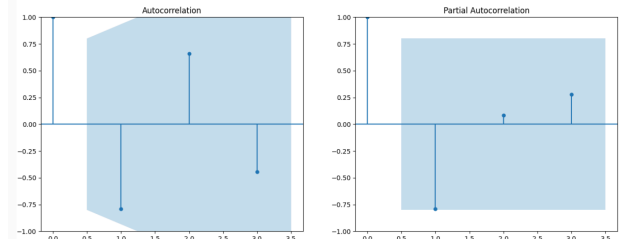
ACF and PACF Plots



Gambar 6. Plot ACF dan PACF untuk Taufik 1

Gambar 6 menunjukkan hasil ACF dan PACF Taufik 1, dengan pola penurunan bertahap dan *spike* signifikan pada lag 1 dan 2. Grafik PACF memperlihatkan *spike* signifikan pada lag 1 dan 2, mengindikasikan kemungkinan orde AR (p) 1 atau 2, serta orde MA (q) 1 atau 2. Beberapa kandidat model ARIMA antara lain ARIMA(0,1,0), ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,0), ARIMA(1,1,1), ARIMA(2,1,1), ARIMA(2,1,2), dan ARIMA(1,1,2).

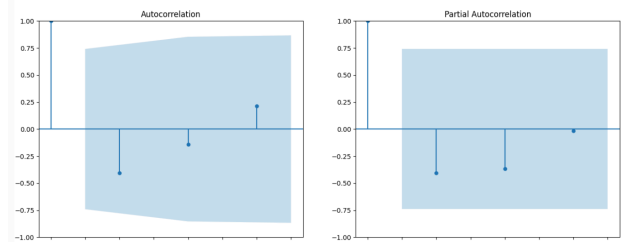
ACF and PACF Plots



Gambar 7. Plot ACF dan PACF untuk Taufik 2

Gambar 3 menunjukkan hasil grafik ACF Taufik 2, yang memperlihatkan *spike* signifikan hanya pada lag 1, tanpa pola penurunan bertahap pada lag berikutnya. Grafik PACF juga menunjukkan *spike* signifikan hanya pada lag 1, tanpa *spike* signifikan pada lag 2. Pola ini mengindikasikan bahwa orde AR (p) kemungkinan besar 1, dan orde MA (q) juga menunjukkan kemungkinan 1. Beberapa kandidat model ARIMA antara lain ARIMA(0,2,0), ARIMA(1,2,0), ARIMA(0,2,1), ARIMA(2,2,0), ARIMA(1,2,1), atau ARIMA(2,2,1).

ACF and PACF Plots



Gambar 8. Plot ACF dan PACF untuk Taufik 3

Gambar 4 menunjukkan hasil grafik ACF Taufik 3, yang memperlihatkan *spike* signifikan sangat tinggi pada lag 1, melewati batas signifikansi, serta *spike* negatif signifikan pada lag 2 dan *spike* kecil namun signifikan pada lag 3. Grafik PACF juga menunjukkan *spike* signifikan tinggi pada lag 1, dengan *spike* negatif signifikan pada lag 2 dan lag 3. Beberapa kandidat model ARIMA antara lain ARIMA(0,1,0), ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), dan ARIMA(1,1,1).

4.

Estimasi Parameter dan Pemilihan Model Terbaik
Estimasi parameter dan pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan nilai AIC terendah. Hasil pemilihan model terbaik untuk setiap kafe disajikan pada Tabel 2.

TABEL II
MODEL ARIMA TERBAIK

Kafe	Model Terbaik	AIC	Log Likelihood
Taufik 1	ARIMA(2,1,1)	38.348	-14.174

Taufik 2	ARIMA(1,2,0)	50.235	-22.118
Taufik 3	ARIMA(0,1,0)	34.407	-16.204

Pemilihan model terbaik ini memberikan wawasan tentang karakteristik data untuk masing-masing kafe. Taufik 1 memiliki pola yang lebih kompleks dengan pengaruh dari beberapa periode sebelumnya, Taufik 2 menunjukkan tren yang lebih kuat yang memerlukan diferensiasi ganda, sementara Taufik 3 memiliki pola yang lebih sederhana dan mungkin lebih acak.

5. Uji Diagnostik

Uji Ljung-Box dilakukan untuk memastikan tidak adanya autokorelasi dalam residual model. Hasil uji untuk setiap kafe ditampilkan pada Tabel 3.

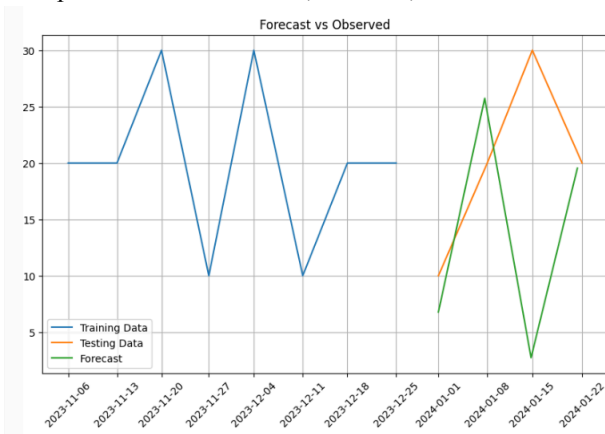
TABEL III
HASIL UJI LJUNG-BOX

Kafe	Statistik Uji	p-value
Taufik 1	4.756	0.575
Taufik 2	5.767	0.449
Taufik 3	3.510	0.742

Semua model menunjukkan p-value > 0.05, mengindikasikan tidak ada autokorelasi signifikan dalam residual.

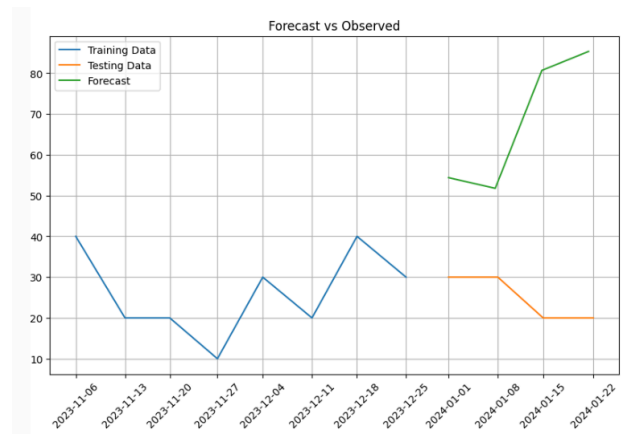
6. Hasil Prediksi

Hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual dan dievaluasi menggunakan RMSE. Berikut merupakan hasil prediksi untuk Taufik 1, Taufik 2, dan Taufik 3.



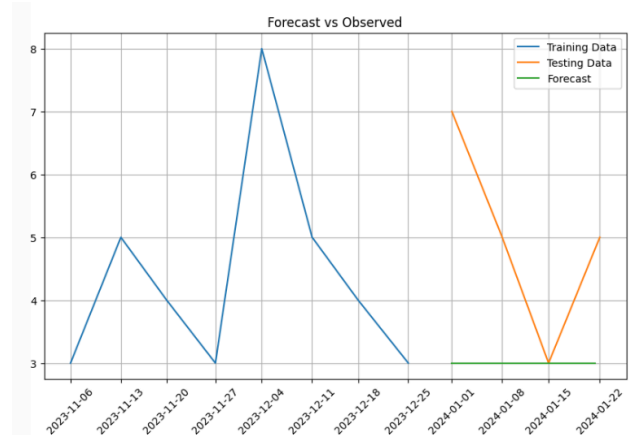
Gambar 9. Hasil Prediksi Taufik 1

Hasil peramalan pada Taufik 1 ini menunjukkan tren yang mirip dengan data pengujian, meskipun terdapat perbedaan. Tetapi secara umum, pola peramalan cukup mengikuti pola data pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil menangkap tren utama dalam data.



Gambar 10. Hasil Prediksi Taufik 2

Hasil menunjukkan perbedaan signifikan antara peramalan dan data pengujian. Pada Januari 2024, peramalan dimulai lebih rendah namun melonjak tajam di pertengahan, sementara data pengujian tetap stabil di kisaran 20-30. Peramalan mengalami perubahan yang sangat besar dengan nilai terendah sekitar 50 dan tertinggi 85, menunjukkan kemungkinan ketidakcocokan model dengan karakteristik data.



Gambar 11. Hasil Prediksi Taufik 3

Hasil menunjukkan perbedaan signifikan antara peramalan dan data pengujian. Awal Januari 2024, peramalan lebih rendah dan stabil, sedangkan data pengujian fluktuatif.

Pola peramalan tidak sesuai dengan pola data pengujian, dengan peramalan cenderung datar sementara data pengujian mengalami perubahan drastis, menunjukkan model tidak berhasil menangkap tren.

Evaluasi akurasi prediksi menggunakan RMSE ditampilkan pada Tabel 4.

TABEL IV
HASIL EVALUASI RMSE

Kafe	RMSE
Taufik 1	20.201
Taufik 2	38.241
Taufik 3	5.952

Taufik 1: Model ARIMA(2,1,1) menunjukkan performa yang cukup baik dengan RMSE 20.201. Prediksi

mengikuti tren data aktual meskipun terdapat beberapa penyimpangan.

Taufik 2: Model ARIMA(1,2,0) memiliki RMSE tertinggi (38.241), menunjukkan prediksi yang kurang akurat. Hal ini mungkin disebabkan oleh fluktuasi yang ekstrem dalam data atau ketidakcocokan model dengan karakteristik data.

Taufik 3: Model ARIMA(0,1,0) atau random walk menunjukkan RMSE terendah (5.952), mengindikasikan prediksi yang paling akurat di antara ketiga kafe. Namun, model ini mungkin terlalu sederhana untuk menangkap pola kompleks dalam data.

Secara keseluruhan, performa model ARIMA bervariasi di antara ketiga kafe. Faktor-faktor seperti stabilitas penggunaan bahan baku, pola musiman, dan kejadian khusus mungkin mempengaruhi akurasi prediksi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada sistem prediksi kebutuhan bahan baku pada kafe menggunakan algoritma ARIMA, dapat disimpulkan bahwa pengujian sistem menggunakan metode *blackbox* dan *whitebox* berhasil dilakukan. Model ARIMA(2,1,1) pada Taufik 1 menunjukkan performa terbaik dalam menangkap tren utama data dengan RMSE sebesar 20.20. Model ARIMA(1,2,0) pada Taufik 2 kurang akurat dalam menangkap karakteristik data, dengan RMSE yang lebih tinggi yaitu 38.24. Meskipun model ARIMA(0,1,0) pada Taufik 3 memiliki RMSE terendah sebesar 5.95, model ini kurang mampu menangkap kompleksitas data secara keseluruhan. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa algoritma ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi kebutuhan bahan baku pada kafe, namun perlu dilakukan penyesuaian dan pemilihan model yang tepat untuk setiap kasus penggunaan agar mendapatkan hasil prediksi yang optimal.

REFERENSI

- [1] H. Yulianto, "Seminar Nasional Pariwisata dan Kewirausahaan (SNPK) REFORMULASI STRATEGI BISNIS COFFEE SHOP MENGGUNAKAN BUSINESS MODEL CANVAS DAN SWOT," 2024.
- [2] S. Ayu Agustini, B. Barlian, and D. Muhamad Pauzy, "Analisis Pengendalian Persediaan Bahan Baku dengan Metode EOQ (Studi Kasus pada Bahan Baku Masakan Ikan Mas di Warung Nasi Ibu Nani)," *J. Ilm. Multidisiplin*, vol. 1, no. 9, 2022.
- [3] R. A. Wahyuningsih, "Prediksi Persediaan Bahan Baku Menggunakan Metode Fuzzy Economic Order Quantity," Skripsi, Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang, 2023.
- [4] Kementerian Perindustrian Republik Indonesia, "Peluang Usaha IKM Kopi," 2017.
- [5] D. Jannati, S. Sari2, T. Industri, U. Pembangunan, N. Veteran Jakarta, and J. Selatan, "ANALISIS PERANCANGAN KEBUTUHAN KOPI BEST SELLER UNTUK MEMENUHI PERMINTAAN DI CAFE KOPI TITIK DENGAN MENGGUNAKAN METODE PERAMALAN."
- [6] R. Arum Pitaloka, R. Rahmawati, "Perbandingan Metode ARIMA Box-Jenkins dengan ARIMA Ensemble pada Peramalan Nilai Impor Provinsi Jawa Tengah," vol. 8, no. 2, pp. 194–207, 2019, [Online]. Available: <http://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian>.
- [7] Haslina, K. Widia Fitriani, M. Asbar, "Penerapan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Box," 2018.
- [8] A. N. Aini, P. K. Intan, N. Ulinnuha, "Prediksi Rata-Rata Curah

Hujan Bulanan di Pasuruan Menggunakan Metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*," *JRST (Jurnal Riset Sains dan Teknologi)*, vol. 5, no. 2, pp. 117, Sep. 2022, doi: 10.30595/jrst.v5i2.9702.

[9] D. T. Wiyanti, R. Pulungan, "Peramalan Deret Waktu Menggunakan Model Fungsi Basis Radial (RBF) dan *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA)," vol. 35, no. 0215, pp. 175–182, 2012.

[10] A. Asrirawan, A. Seppewali, N. Fitriyani, "Model *Time Series* untuk Prediksi Jumlah Kasus Infeksi Coronavirus (Covid-19) di Sulawesi Selatan," *Jurnal MSA (Matematika dan Statistika serta Aplikasinya)*, vol. 8, no. 2, p. 78, 2020, doi: 10.24252/msa.v8i2.17427.