

# ANALISIS PERBANDINGAN METODE *FORECASTING DEMAND* UNTUK OPTIMASI PERSEDIAAN BAHAN BAKU DI DIETGO KITCHEN

Sudarman, Nisa Noviani<sup>1</sup>

<sup>1,3</sup> Teknik Industri, Masoem University

Masoem University, Jalan Raya Cipacing No 22, kec. Jatinangor, kab. Sumedang, 45363

<sup>1</sup>nisasudarman@gmail.com

**Abstract—** *Choosing an appropriate demand forecasting approach plays a vital role in ensuring effective management of raw material inventories. Yet, catering businesses face unpredictable and constantly evolving market conditions, which makes it extremely difficult to achieve accurate forecasts. Furthermore, no single forecasting technique can universally address raw material inventory management challenges. As such, selecting an appropriate method depends on the specific context. This study applies both the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model and Exponential Smoothing, with their performance assessed using accuracy metrics such as Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE). The results show that Exponential Smoothing delivers more accurate forecasts for the baked grilled chicken menu, while ARIMA performs better for other dishes including beef sei, chicken sei, beef slices, sambal bawang, and lamb sei. By implementing these tailored forecasting approaches, DietGo Kitchen can optimize supply chain operations, minimize material waste, and enhance customer service quality.*

**Keywords—** *Forecasting, autoregressive integrated moving average (ARIMA), exponential smoothing, mean absolute square error (MAPE), root mean square error (RMSE).*

**Abstrak—** Pemilihan metode *demand forecasting* yang tepat merupakan penentu penting dalam keberhasilan manajemen persediaan bahan baku. Namun, perusahaan penyedia layanan catering saat ini beroperasi di pasar yang dicirikan oleh ketidakpastian yang tinggi dan perubahan yang berkelanjutan, sehingga prakiraan yang akurat menjadi sangat menantang. Selain itu, tidak ada satu pun pendekatan prakiraan yang dapat efektif dalam manajemen persediaan bahan baku. Oleh karena itu, diperlukan *forecasting demand* dengan metode yang sesuai berdasarkan skenario tertentu. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Exponential Smoothing*. Kedua model akan dievaluasi berdasarkan tingkat akurasi prakiraan menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)*. Temuan studi ini menunjukkan bahwa metode *forecasting exponential smoothing* memberikan prakiraan yang lebih akurat untuk menu catering *baked grill chicken*. Sementara itu, analisis *forecasting ARIMA* memberikan prakiraan yang lebih baik untuk hidangan lainnya seperti sei sapi, sei ayam, *beef slice*, sambal bawang, dan sei domba. Dengan menerapkan metode *demand forecasting* yang sesuai, DietGo Kitchen diharapkan mampu melakukan efisiensi rantai pasok, mengurangi pemborosan, dan meningkatkan kualitas layanan pelanggan secara keseluruhan.

**Kata kunci—** *Penjadwalan, autoregressive integrated moving average (ARIMA), exponential smoothing, mean absolute square error (MAPE), root mean square error (RMSE).*

## I. PENDAHULUAN

Saat ini, perusahaan beroperasi dalam lingkungan yang sangat kompleks yang dibentuk oleh tantangan tak terduga seperti krisis keuangan, pandemi, dan perubahan iklim. Kompleksitas ini semakin buruk akibat

meningkatnya permintaan akan produk yang sepenuhnya disesuaikan dan dikirimkan dalam waktu singkat (Mediavilla et al., 2022).

Dalam konteks ini, manajemen persediaan bahan baku yang efisien sangat penting untuk merampingkan operasi, mengurangi biaya, dan memperkuat

keunggulan kompetitif organisasi (Mofokeng & Chinomona, 2019). Tantangan utama yang dihadapi pelaku usaha adalah tingginya volatilitas permintaan dan sifat bahan baku yang mudah rusak, sehingga kesalahan dalam perencanaan stok dapat berujung pada pemborosan atau bahkan gangguan layanan.

Permasalahan manajemen persediaan bahan baku berkaitan erat dengan prakiraan permintaan, di mana prakiraan permintaan memainkan peran krusial dengan menyediakan fondasi bagi kegiatan perencanaan dan pengadaan sehingga membantu rantai pasokan menjadi lebih responsif serta efisien (Chopra dan Meindl (2016), Alsanad (2020).

Berbagai pendekatan digunakan untuk menentukan prakiraan yang akurat, termasuk model statistik, teknik berbasis kecerdasan buatan, dan pendekatan hibrida yang menggabungkan elemen keduanya (Benhamida, et al., 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi metode prakiraan yang paling akurat dan sesuai untuk kebutuhan operasional di DietGo Kitchen. DietGo Kitchen adalah start-up kuliner sehat yang berdiri pada tahun 2020 dengan berbagai jenis menu yang ditawarkan kepada pelanggan. Selama ini, proses perencanaan bahan baku di DietGo Kitchen cenderung masih mengandalkan estimasi berbasis pengalaman historis atau intuisi manajerial, yang belum sepenuhnya akurat. Metode ini berisiko menghasilkan kelebihan stok (*overstock*), yang meningkatkan biaya penyimpanan dan potensi kerusakan bahan baku, atau kekurangan stok (*stockout*), yang dapat menyebabkan keterlambatan pengiriman pesanan dan penurunan kepuasan pelanggan. Pada gambar 1 menunjukkan grafik permintaan penjualan seluruh produk DietGo mulai bulan Januari 2022-Desember 2024.



Gambar 1. Diagram *Demand* Penjualan DietGo Kitchen Tahun 2022 - 2024

Sebagaimana terlihat pada Gambar 1 diatas, penjualan untuk *baked grill chicken* menjadi menu paling favorit jika dibandingkan dengan menu lainnya. Lebih lanjut, terdapat lonjakan pada *baked grill chicken* yang sangat ekstrem pada bulan April 2024 sampai dengan Juli 2024. Kenaikan permintaan yang tidak diantisipasi dapat berpengaruh terhadap kekurangan bahan baku. Lebih lanjut, efek kekurangan bahan baku dapat mengurangi kepuasan pelanggan. Oleh karena itu, diperlukan penerapan analisis *forecasting demand* yang lebih sistematis dan disesuaikan.

Melalui prakiraan permintaan masa depan yang akurat, perusahaan dapat mengurangi pemborosan dan inefisiensi, dan pada akhirnya berdampak pada optimasi persediaan bahan baku secara keseluruhan (Venkatadri, Wang, dan Srinivasan, 2021). Dengan memeriksa metode prakiraan yang paling akurat dan sesuai untuk kebutuhan, penelitian ini menawarkan wawasan dan panduan praktis bagi organisasi DietGo Kitchen di Indonesia.

## II. LANDASAN TEORI

Peramalan (*forecasting*) merupakan proses memperkirakan nilai atau kondisi di masa depan berdasarkan data historis maupun informasi yang relevan di masa kini. Menurut Makridakis, Wheelwright, & Hyndman (1998). Peramalan adalah seni dan ilmu memprediksi kejadian di masa depan dengan menggunakan data masa lalu dan mengantisipasi pola yang berulang. Tujuan utama peramalan adalah menyediakan dasar pengambilan keputusan yang lebih akurat, terutama dalam perencanaan produksi, manajemen persediaan, pemasaran, dan keuangan.

### 2.1 Jenis-jenis Peramalan

Menurut Render dan Heizer (2004) pada jenis peramalan dapat dibedakan menjadi beberapa tipe. Dilihat dari perencanaan operasi di masa depan, maka peramalan dibagi menjadi 3 macam yaitu:

- 1) Peramalan ekonomi (*economic forecast*) menjelaskan siklus bisnis dengan memprediksi tingkat inflasi, ketersediaan uang, dana yang dibutuhkan untuk membangun perumahan dan indikator perencanaan lainnya.

- 2) Peramalan teknologi (*technological forecast*) memperhatikan tingkat kemajuan teknologi yang dapat meluncurkan produk baru yang menarik, yang membutuhkan pabrik dan peralatan baru.
- 3) Peramalan permintaan (*demand forecast*) adalah prediksi dari proyeksi permintaan untuk produk atau layanan suatu perusahaan.

## 2.2 Peramalan Permintaan

Peramalan permintaan (*forecasting demand*) merupakan suatu usaha memprediksi tingkat permintaan produk – produk yang diharapkan akan terealisasi untuk jangka waktu tertentu pada masa yang akan datang. Menurut Vincens Gapers didalam Management permintaan ada dua jenis permintaan, yaitu:

- 1) Permintaan bebas (*independent demand*) merupakan permintaan terhadap material, suku cadang atau produk yang bebas atau tidak terkait langsung dengan struktur bill of material (BOM) untuk produk akhir atau item tertentu.
- 2) Permintaan tidak bebas (*dependent demand*) merupakan permintaan terhadap material, suku cadang atau produk yang terkait langsung dengan atau diturunkan dari struktur bill of material untuk produk akhir atau item tertentu.

## 2.3 Metode Peramalan Permintaan

Banyak jenis metode peramalan yang tersedia untuk digunakan, namun yang lebih penting adalah bagaimana memahami karakteristik suatu metode peramalan agar cocok untuk diterapkan pada kasus yang diteliti berdasarkan data-data yang telah terjadi sebelumnya. Secara umum metode peramalan dapat dibagi dalam dua kategori utama, yaitu metode kuantitatif dan metode kualitatif.

## 2.4 Metode Time Series

Metode peramalan yang didasarkan atas analisa pola data hubungan antar variabel dan akan diramalkan dengan variabel waktu. Metode ini disebut metode deret waktu (*time series*). Metode *time series* membuat prediksi dengan asumsi bahwa masa depan merupakan fungsi dari masa lalu. Metode-metode yang terdapat di dalam *time series* adalah :

### 1. Moving average

Metode ini menghitung nilai ramalan sebagai rata-rata dari sejumlah data terakhir.

Formulasi:

$$F_{t+1} = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-n+1}}{n} \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan:

$F_{t+1}$  : Ramalan periode berikutnya

$X_t$  : Data aktual periode ke-t

$n$  : Jumlah periode dalam perhitungan rata-rata

### 2. Weighted Moving Average

Metode ini dikembangkan untuk mengatasi kelemahan *simple moving average* (SMA), di mana setiap periode diberi bobot yang sama sehingga kurang responsif terhadap perubahan tren. Formulasi :

$$F_{t+1} = \frac{\sum (W_i \cdot X_{t-i+1})}{\sum W_i} \dots \dots \dots (2)$$

Keterangan:

$F_{t+1}$  : Ramalan periode berikutnya

$X_{t-i+1}$  : Data aktual periode ke  $t-i-1$

$W$  : Bobot pada data periode ke-i

$\sum W_i$  : Jumlah bobot (biasanya disetarakan dengan 1 atau jumlah bobot keseluruhan)

### 3. Exponential Smoothing

Metode ini memberikan bobot lebih besar pada data terbaru. Formulasi :

$$D_t = D_{t-1} + \alpha(d_{t-1} - D_{t-1}) \dots \dots \dots (3)$$

Keterangan :

$D_t$  : Nilai perkiraan untuk periode waktu mendatang

$D_{t-1}$  : Nilai perkiraan *demand* yang lalu

$d_{t-1}$  : *Demand* sebenarnya pada periode waktu lalu

$\alpha$  : Konstanta penghalusan alpha

### 4. ARIMA

Formulasi yang digunakan dalam melakukan *forecasting* adalah sebagai berikut :

1) AR (*Autoregressive*) model orde p

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t \dots \dots (4)$$

Keterangan :

$Y_t$  = Nilai pada waktu ke t

$\phi_i$  = Parameter AR

$\epsilon_t$  = Error (*white noise*)

2) MA (*Moving Average*) model orde q

$$Y_t = \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \epsilon_t \dots \dots (5)$$

Keterangan :

$Y_t$  = Nilai pada waktu ke t

$\theta_i$  = Parameter MA

$\epsilon_t$  = Error (*white noise*)

3) ARIMA (p,d,q)

Setelah data diturunkan (*differenced*) sebanyak  $d$  kali, persamaannya :

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B) \epsilon_t \dots \dots \dots (6)$$

dengan :

$$B = \text{Operator lag, } BY_t = Y_{t-1}$$

$$(1-B)^d = \text{Operator differencing orde } d$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1(B) - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1(B) + \dots + \theta_p B^p$$

## 2.5 Ukuran Ketepatan Peramalan

Akurasi hasil peramalan diukur dengan indikator kesalahan (*error*) antara nilai aktual dan ramalan. Beberapa ukuran yang umum digunakan:

### 1. Mean Absolute Deviation (MAD)

$$MAD = \frac{\sum |X_t - F_t|}{n} \dots \dots \dots (7)$$

### 2. Mean Squared Error (MSE)

$$MSE = \frac{\sum (X_t - F_t)^2}{n} \dots \dots \dots (8)$$

### 3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \dots \dots \dots (9)$$

### 4. Tracking Signal (TS)

Digunakan untuk mengevaluasi bias dalam ramalan:

$$TS = \frac{\sum |X_t - F_t|}{MAD} \dots \dots \dots (10)$$

## III. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, digunakan data aktual penjualan dari DietGo dalam kurun waktu Januari 2022 hingga Desember 2024. Data aktual penjualan DietGo Pada Gambar 1 mencakup seluruh menu utama seperti baked grill chicken, sei sapi, sei ayam, beef slice, sambal bawang, dan sei domba. Data tersebut dianalisis untuk mengidentifikasi pola tren dan musiman guna membangun model prakiraan yang tepat.

Data yang dikumpulkan pada penelitian merupakan data sekunder berupa data penjualan berbagai macam menu pada tahun 2024. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Exponential Smoothing*. Kedua pendekatan tersebut telah terbukti andal dalam analisis deret waktu. ARIMA efektif dalam menangkap pola autokorelasi dan tren jangka panjang, sementara *Exponential Smoothing*, unggul dalam menangani fluktuasi musiman yang konsisten. Kedua model akan dievaluasi berdasarkan tingkat akurasi prakiraan menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)*. *Mean Absolute*

*Percentage Error (MAPE)* dikenal luas sebagai salah satu ukuran akurasi prakiraan yang paling sering digunakan. Indikator ini banyak direkomendasikan dalam berbagai literatur prakiraan (misalnya Bowerman, O'Connell, dan Koehler, 2004) serta dijadikan tolok ukur utama dalam kompetisi prakiraan terkenal, yaitu M-competition (Makridakis dkk., 1982).

## 3.1 Exponential Smoothing

*Exponential smoothing* (perataan eksponensial) adalah salah satu metode prakiraan deret waktu (*time series forecasting*) yang menggunakan data historis dengan memberikan bobot (*weight*) menurun secara eksponensial terhadap observasi masa lalu (Brown, R. G., 1959). Keunggulan untuk metode ini adalah perhitungannya sederhana dan mudah diterapkan, mengutamakan data terbaru, fleksibel (dapat menangani tren dan musiman dengan Holt & Holt-Winters). Formulasi yang digunakan untuk melakukan *forecasting* adalah :

$$D_t = D_{t-1} + \alpha (d_{t-1} - D_{t-1}) \dots \dots \dots (11)$$

Keterangan :

$D_t$  : Nilai perkiraan untuk periode waktu mendatang

$D_{t-1}$  : Nilai perkiraan *demand* yang lalu

$d_{t-1}$  : *Demand* sebenarnya pada periode waktu lalu

$\alpha$  : Konstanta penghalusan alpha

## 3.2 ARIMA

ARIMA atau singkatan dari *Autoregressive Integrated Moving Average*. Metode ini digunakan dalam prakiraan deret waktu (*time series forecasting*) dengan menggabungkan tiga komponen utama. ARIMA dikembangkan oleh Box dan Jenkins (1970) dan sering disebut juga sebagai Box-Jenkins Method. Tiga komponen utama yang digabungkan adalah sebagai berikut :

- 1) AR (*Autoregressive*) : model yang memanfaatkan hubungan linier antara nilai saat ini dengan nilai masa lalunya.
- 2) I (*Integrated*) : proses *differencing* (pembedaan) untuk menjadikan data *stationary* (rata-rata dan varians konstan).
- 3) MA (*Moving Average*) : model yang menggunakan hubungan antara error pada periode saat ini dengan error periode sebelumnya.

Formulasi yang digunakan dalam melakukan *forecasting* adalah sebagai berikut :

1) AR (*Autoregressive*) model orde  $p$

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t \dots \dots (12)$$



Keterangan :

$Y_t$  = Nilai pada waktu ke t

$\phi_i$  = Parameter AR

$\epsilon_t$  = Error (white noise)

2) MA (Moving Average) model orde q

$$Y_t = \theta_1 Y_{t-1} + \theta_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_p Y_{t-p} + \epsilon_t \dots (13)$$

Keterangan :

$Y_t$  = Nilai pada waktu ke t

$\theta_i$  = Parameter MA

$\epsilon_t$  = Error (white noise)

3) ARIMA (p,d,q)

Setelah data diturunkan (differenced) sebanyak d kali, persamaannya :

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B) \epsilon_t \dots (14)$$

dengan :

$B$  = Operator lag,  $BY_t = Y_{t-1}$

$(1-B)^d$  = Operator differencing orde d

$\phi(B) = 1 - \phi_1(B) - \dots - \phi_p B^p$

$\theta(B) = 1 + \theta_1(B) + \dots + \theta_p B^p$

### 3.3 Plot Data

Pada tahapan ini dilakukan pengeplotan data terhadap data penjualan beberapa tahun kedepan. Tahapan ini dilakukan untuk mengetahui jenis pola yang akan diolah untuk menentukan jenis metode yang akan digunakan untuk melakukan *forecasting*. Setelah dilakukan pengeplotan data, pola data yang terbentuk adalah non sesonal sehingga metode yang digunakan adalah ARIMA dan *exponential smoothing*.

### 3.4 Analisis Perbandingan MAPE dan RSME Hasil Forecasting

Tahap ini dilakukan untuk melihat tingkat error terkecil dalam beberapa metode yang digunakan. Hasil prakiraan untuk masing-masing *item* dengan beberapa metode saling dibandingkan untuk melihat metode manakah yang menghasilkan *error* terkecil.

### 3.5 Verifikasi

Pada tahap ini dilakukan untuk melihat apakah metode prakiraan yang diperoleh representatif terhadap data atau tidak. Verifikasi model dilakukan dengan cara menggunakan metode *moving range chart* (MRC).

## IV. HASIL PENELITIAN

Berdasarkan hasil dari data penjualan yang didapatkan, pengeplotan data dilakukan untuk mengetahui jenis metode mana yang akan digunakan. Pengeplotan dilakukan kepada

seluruh jenis menu *catering* tanpa dilakukan pengecualian. Berdasarkan pada Gambar 2 dibawah, pola data yang terbentuk adalah non sesonal, hanya saja untuk menu baked grill chicken terdapat lonjakan yang drastis pada bulan Mei 2024 ke Juni 2024 yaitu dari penjualan 3182 pcs menjadi 740 pcs dan terjadi kenaikan lagi dari Juni 2024 ke Juli 2024 yaitu yang awalnya 740 pcs menjadi 2960 pcs. Lonjakan ini terjadi bukan ditimbulkan karena adanya musiman melainkan sistem marketing yang berhasil. Sehingga metode yang akan digunakan adalah *exponential smoothing* dan ARIMA.



Gambar 2. Grafik Demand Penjualan Menu Catering DietGo Kitchen Tahun 2022 – 2024

### 4.1 Analisis Perhitungan *Exponential Smoothing*

Sebelum melakukan pengolahan data menggunakan *exponential smoothing* dilakukan penentuan nilai alpha terlebih dahulu. Alpha ( $\alpha$ ) adalah parameter pemulusan (*smoothing constant*) pada metode *single exponential smoothing*. Nilainya berada di antara 0 dan 1 dan berfungsi sebagai mengatur berapa besar bobot data aktual terakhir dibandingkan ramalan sebelumnya. Dalam penerapan formulasi perhitungan *forecasting demand* dengan metode *single exponential smoothing* untuk masing-masing menu *catering* menggunakan nilai alpha yang berbeda. Penentuan nilai alpha ini ditentukan berdasarkan uji minimasi *error* (MAPE dan RSME) dan diambil dari kesalahan prakiraan terkecil.

Tabel 1. Perhitungan *Exponential Smoothing*

Bulan	Menu Catering					
	Baked Grill Chicken	Sei Sapi	Sei Ayam	Beef Slice	Sambal Bawang	Sei Domba
Januari	4271	630	629	193	369	59
Februari	4556	670	635	197	380	59
Maret	4841	690	641	200	391	60
April	5127	710	647	204	402	60
Mei	5412	730	654	208	413	61
Juni	5697	750	660	211	424	61
Juli	5982	770	666	215	435	62
Agustus	6268	790	672	219	446	62
September	6553	810	679	222	457	63
Oktober	6838	830	685	226	468	63
November	7123	850	691	230	480	64
Desember	7409	870	697	233	491	64
Alpha	0,36	0,41	0,39	0,44	0,47	0,42

Berdasarkan hasil *forecasting* dengan menggunakan metode *exponential smoothing* yang terlampir pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa untuk menu *catering baked grill chicken* memiliki nilai *MAPE error*. Hal ini terjadi karena *error* perhitungan yang dihasilkan terlalu besar akibat adanya lonjakan ekstrem pada tahun 2024. Sedangkan untuk nilai *RSME* sebanyak 558,06 dengan kata lain nilai *error* masih dalam batas wajar.

#### 4.2 Analisis Perhitungan ARIMA

Langkah awal dalam melakukan perhitungan menggunakan ARIMA adalah dengan uji stasioneritas terlebih dahulu. Uji stasioner ini bertujuan untuk agar rata-rata dan variansi tidak berubah dari waktu ke waktu. Setelah dilakukan uji stasioner, langkah selanjutnya adalah identifikasi parameter. Dalam kasus ini parameter yang digunakan adalah ARIMA (1,1,1). Hasil *forecasting demand* dengan metode ARIMA untuk satu tahun kedepan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Perhitungan ARIMA

Bulan	Menu Catering					
	Baked Grill Chicken	Sei Sapi	Sei Ayam	Beef Slice	Sambal Bawang	Sei Domba
Januari	3606	630	605	206	374	63
Februari	3755	633	611	209	381	63
Maret	3691	640	618	212	387	63
April	3718	645	624	215	393	63
Mei	3706	650	630	218	400	63
Juni	3712	655	636	220	406	63
Juli	3709	660	642	223	413	63
Agustus	3710	665	649	226	419	63
September	3710	670	655	229	426	63
Oktober	3710	675	661	232	432	64
November	3710	680	667	235	439	64
Desember	3710	685	673	236	445	64
Alpha	0,36	0,41	0,39	0,44	0,47	0,42

Berdasarkan hasil *forecasting demand* yang telah dilakukan dengan menggunakan metode ARIMA yang dapat dilihat pada Tabel 2 dihasilkan nilai *MAPE* dan *RSME* untuk masing-masing menu *catering*.

#### 4.3 Analisis Perbandingan Nilai MAPE dan RSME

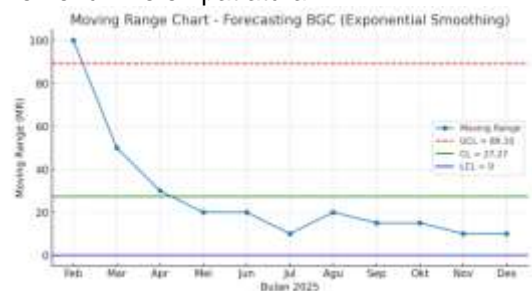
Analisis dilakukan setelah melakukan perhitungan *forecasting* dengan metode ARIMA dan *exponential smoothing*. Hasil dari perhitungan *error* dapat dilihat pada Tabel 3. Berdasarkan Tabel 3, maka dapat dilakukan pemilihan metode *forecast* terbaik untuk masing-masing menu. Metode terbaik yang terpilih untuk menu *baked grill chicken* adalah metode *exponential smoothing* sedangkan untuk menu *sei sapi*, *sei ayam*, *beef slice*, *sambal bawang* dan *sei domba* adalah metode ARIMA. Hal ini dikarenakan nilai *MAPE* dan *RSME* lebih kecil. Semakin nilai *MAPE* atau *RSME* kecil maka suatu prakiraan akan semakin dekat dengan nilai aktualnya.

Tabel 3. Perbandingan Nilai MAPE dan RSME

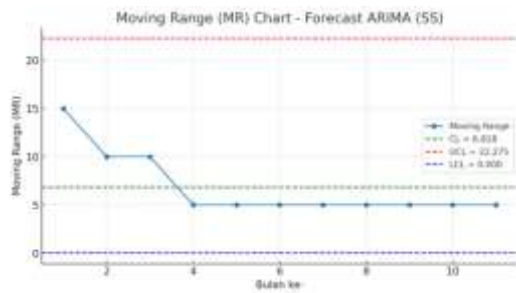
Menu Catering	Exponential Smoothing		ARIMA	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
Baked Grill Chicken	ERROR	558,06	30.88%	581,08
Sei Sapi	25.64%	128,51	21.87%	102,57
Sei Ayam	23.58%	142,07	19.73%	115,39
Beef Slice	30.11%	95,82	27.49%	89,54
Sambal Bawang	22.39%	92,18	19.78%	86,44
Sei Domba	21.75%	28,05	19.23%	25,96

#### 4.4 Verifikasi

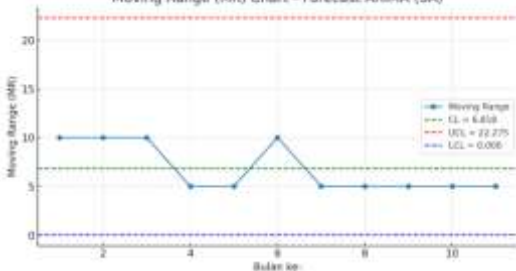
Pada tahap ini dilakukan verifikasi untuk melihat apakah metode prakiraan yang diperoleh representatif terhadap data atau tidak. Proses ini dilakukan dengan menggunakan metode *moving range chart* (MRC). Berdasarkan keempat aturan yang terpenuhi secara menyeluruh, maka data termasuk in control yang menyatakan bahwa metode prakiraan yang diperoleh representatif terhadap data. Bila terdapat satu aturan yang tidak terpenuhi, maka data termasuk kedalam outcontrol sehingga metode yang terpilih harus diganti dengan metode yang lainnya sampai memenuhi ke empat aturan.



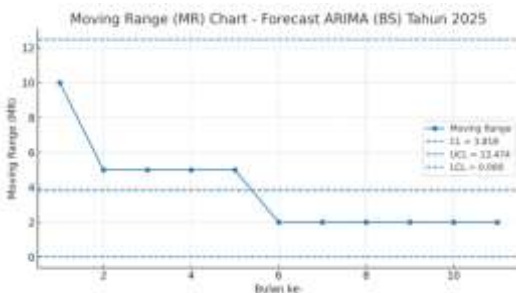
Gambar 2. Hasil Verifikasi Menu *Baked Grill Chicken*



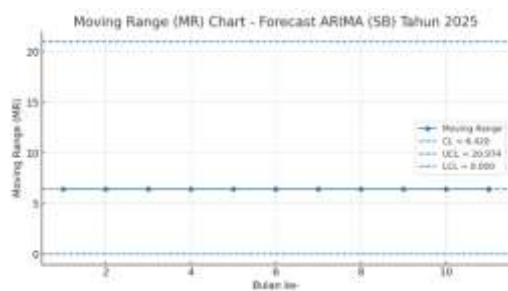
Gambar 3. Hasil Verifikasi Menu Sei Sapi



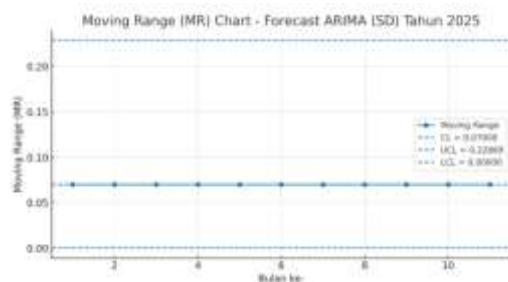
Gambar 4. Hasil Verifikasi Menu Sei Ayam



Gambar 5. Hasil Verifikasi Menu Beef Slice



Gambar 6. Hasil Verifikasi Menu Sambal Bawang



Gambar 7. Hasil Verifikasi Menu Sei Domba

#### IV. KESIMPULAN

Manajemen persediaan bahan baku merupakan salah satu aspek kritis dalam operasional perusahaan, terutama bagi penyedia layanan catering berbasis langganan yang mengandalkan kesegaran dan kontinuitas pasokan untuk memenuhi standar gizi dan preferensi pelanggan.

Berdasarkan hasil pengolahan data yang telah dilakukan dengan menggunakan teknik evaluasi prakiraan permintaan MAPE dan RSME dihasilkan analisis *forecasting exponential smoothing* untuk menu *catering baked grill chicken* lebih akurat jika dibandingkan dengan analisis *forecasting ARIMA*. Hal ini dapat dilihat dari hasil RSME dengan analisis *forecasting exponential smoothing* sebesar 558,06 lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai RSME dari analisis ARIMA sebesar 581,08. Sedangkan untuk menu *catering* yang lainnya seperti sei sapi, sei ayam, *beef slice*, sambal bawang, dan sei domba dihasilkan analisis *forecasting ARIMA* lebih akurat memberikan prakiraan jika dibandingkan dengan analisis *forecasting exponential smoothing*. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 3 bahwa hasil MAPE dan RSME dengan analisis ARIMA lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai MAPE dan RSME dari analisis *exponential smoothing*. Penelitian ini menawarkan perspektif konseptual dan rekomendasi yang dapat ditindaklanjuti untuk DietGo Kitchen di Indonesia. DietGo Kitchen dapat melakukan prediksi persediaan bahan baku berdasarkan dari hasil *forecasting* dengan metode *exponential smoothing* untuk menu *baked grill chicken* sedangkan dengan menggunakan metode ARIMA untuk menu *catering* sei sapi, sei ayam, *beef slice*, sambal bawang, dan sei domba. Dengan demikian, hasil penelitian diharapkan mampu mendukung efisiensi rantai pasok, mengurangi pemborosan, dan meningkatkan kualitas layanan pelanggan secara keseluruhan.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Saya ucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada keluarga, mitra penelitian atas dukungannya. Keberhasilan penelitian ini tidak lepas atas kontribusi dari keluarga telah memberikan dukungannya dan mitra penelitian dalam memberikan data, informasi dan masukan yang sangat berharga. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat yang nyata baik bagi mitra penelitian atau pun pembaca.

# REFERENSI

1. Mediavilla, M. A., Dietrich, F., & Palm, D. (2022). Review and analysis of artificial intelligence methods for demand forecasting in supply chain management. *Procedia CIRP*, 107, 1126-1131.
2. Mofokeng, T. M., & Chinomona, R. (2019). Supply chain partnership, supply chain collaboration, and supply chain integration as the antecedents of supply chain performance. *South African Journal of Business Management*, 50(1), 1-10.
3. Chopra S, Meindl P. *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*; 2016.
4. Alsanad A. Hoeffding Tree Method with Feature Selection for Forecasting Daily Demand Orders. *IEEE*; 2020, p. 223–227
5. Benhamida, F. Z., Kaddouri, O., Ouhruche, T., Benaichouche, M., Casado-Mansilla, D., & López-de-Ipiña, D. Stock&buy: A new demand forecasting tool for inventory control. In 2020 5th International Conference on Smart and Sustainable Technologies (SpliTech) (pp. 1-6). *IEEE*.
6. Venkatadri, U., Wang, S., & Srinivasan, A. (2021). A Model for Demand Planning in Supply Chains with Congestion Effects. *Logistics*, 5(1), 3.
7. Birkmaier, A., et al. (2024). *Improving supply chain planning for perishable food: data-driven forecasting methods*. Springer.
8. Bowo, A. A., et al. (2022). *Analisis Pengendalian Persediaan Bahan Baku Utama Produksi Roti Menggunakan EOQ (Sari Madu Bakery)*. Jurnal Teknik Industri UIN Suska.
9. Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley & Sons.
10. Brown, R. G. (1959). *Statistical Forecasting for Inventory Control*. McGraw-Hill.
11. Fadila, M., et al. (2024). *Prediksi Stok Bahan Baku Roti pada Toko Karya Bakery*. Decode: Jurnal Teknik Informatika UIN Kendari.
12. Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20(1), 5–10.
13. Hossain, M. S., et al. (2025). *A comparative study of statistical and machine learning models in restaurant demand forecasting*. (PubMed indexed).
14. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice (2nd ed.)*. OTexts. (Tersedia gratis online: <https://otexts.com/fpp2/>)
15. Maharani, M. P., & Sari, T. (2025). *Pengendalian Persediaan Bahan Baku menggunakan Analisis ABC, Prakiraan, dan EOQ pada PT XYZ*. J@ti Undip: Jurnal Teknik Industri 20(2):95–103.
16. Mariaty, Linda., & Mutiara, Pila. (2024). *Perencanaan Persediaan Bahan Baku Menu di Restoran Sushi Tei (MRP + Prakiraan)*. Jurnal STI Politeknik Indonesia.
17. Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley & Sons.
18. Mozher, A., et al. (2025). *Demand Forecasting in Multi-Retailer Supply Chains: Case of Perishable Dairy Products*. MDPI Proceedings.
19. Sarwono, E. (2022). *Perencanaan Pengendalian Bahan Baku Produksi Roti: Prakiraan & Lot Sizing*. TMIT Journal.
20. Setiawan, N. Y., et al. (2025). *Prediksi Penjualan Makanan Restoran Menggunakan ARIMA (Studi Kasus Waroeng Marisukakoi)*.
21. Seyam, A., et al. (2025). *A stacking ensemble model for food demand forecasting*. Elsevier, in press.
22. Tanizaki, T., et al. (2020). *Restaurants store management based on demand forecasting of draft beer*. Elsevier.
23. Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Education.
24. Bowerman, B. L., O'Connell, R. T., & Koehler, A. B. (2004). *Forecasting, time series and regression: An applied approach*. Belmont, CA: Thomson Brooks/Cole
25. Makridakis, S., Wheelwright, S., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and applications (3rd ed.)*. New York: John Wiley and Sons