TUGAS AKHIR – KM184801

OPTIMASI PERSEDIAAN BERAS BERDASARKAN PREDIKSI PERMINTAAN BERAS MENGGUNAKAN ALGORITMA WAGNER-WITHIN

RINI AGUSTIN
06111640000005

Dosen Pembimbing
Drs. Suhud Wahyudi, M.Si
Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si

Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020

TUGAS AKHIR – KM 184801

OPTIMASI PERSEDIAAN BERAS BERDASARKAN PREDIKSI PERMINTAAN BERAS MENGGUNAKAN ALGORITMA WAGNER-WITHIN

RINI AGUSTIN
NRP. 06111640000005

Dosen Pembimbing :
Drs. Suhud Wahyudi, M.Si
Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si

DEPARTEMEN MATEMATIKA
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020

FINAL PROJECT – KM 184801

OPTIMIZATION OF RICE STOCK BASED ON RICE DEMAND FORECASTING USING* WAGNER-WITHIN *ALGORITHM

RINI AGUSTIN
NRP. 06111640000005

Supervisors :
Drs. Suhud Wahyudi, M.Si
Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si

DEPARTMENT OF MATHEMATICS
Faculty of Science and Analytical Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020

LEMBAR PENGESAHAN

OPTIMASI PERSEDIAAN BERAS BERDASARKAN PREDIKSI PERMINTAAN BERAS MENGGUNAKAN ALGORITMA WAGNER-WITHIN

OPTIMIZATION OF RICE STOCK BASED ON RICE DEMAND FORECASTING USING WAGNER-WITHIN ALGORITHM

TUGAS AKHIR
Diajukan untuk Memenuhi Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika pada
Bidang Studi Matematika Terapan
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
Rini Agustin
NRP 06111640000005

Menyetujui,

Dosen Pembimbing II	Dosen Pembimbing I
Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si	Drs. Suhud Wahyudi, M.Si
NIP. 19600527 198701 1 001	NIP. 19600109 198701 1 001

Mengetahui,
Kepala Departemen Matematika
FSAD ITS

Subchan, Ph.D
NIP. 19710513 199702 1 001

Surabaya, Agustus 2020

KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA DEPARTEMEN MATEMATIKA

OPTIMASI PERSEDIAAN BERAS BERDASARKAN PREDIKSI PERMINTAAN BERAS MENGGUNAKAN ALGORITMA WAGNER-WITHIN

Nama Mahasiswa : Rini Agustin
NRP : 06111640000005
Departemen : Matematika FSAD-ITS
Dosen Pembimbing : Drs. Suhud Wahyudi, M.Si
Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si

Abstrak

Beras merupakan makanan pokok bagi masyarakat Indonesia yang berperan penting dalam ketahanan pangan, sehingga dibutuhkan pengelolaan ketersediaan yang tepat. Persediaan beras menjadi masalah penting bagi Perum BULOG khususnya Jawa Timur. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimasi persediaan beras dengan biaya persediaan yang minimal menggunakan algoritma Wagner-Within berdasarkan prediksi permintaan beras pada tahun 2020. Data yang digunakan adalah data sekunder mengenai jumlah permintaan, biaya pengadaan dan biaya penyimpanan beras yang diperoleh dari Perum BULOG Divisi Regional Jawa Timur. Tahap penelitian ini diawali dengan proses peramalan permintaan beras tahun 2020 menggunakan model ARIMA(2,0,1) yang diolah menggunakan Minitab. Hasil peramalan selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk algoritma Wagner-Within yang diolah menggunakan Matlab. Diperoleh hasil apabila pengadaan beras dilakukan setiap dua bulan sekali yaitu pada Januari sebesar 63.480 ton, Maret sebesar 63.327 ton, Juli sebesar 63.116 ton, September sebesar 62.995 ton dan November sebesar 62.487 ton dengan total biaya yang dikeluarkan sebesar Rp 3.038.200.000.000,- akan lebih optimal dibandingkan dengan pengadaan beras setiap bulan dengan total biaya yang dikeluarkan sebesar Rp 3.043.851.800.000,-.

Kata kunci : Beras, ARIMA, Optimasi, Algoritma Wagner-Within

OPTIMIZATION OF RICE STOCK BASED ON RICE DEMAND FORECASTING USING WAGNER-WITHIN ALGORITHM

Name	: Rini Agustin
NRP	: 06111640000005
Department	: Mathematics FSAD-ITS
Supervisor	: Drs. Suhud Wahyudi, M.Si
	Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si

Abstract

Rice is a staple food for the Indonesian people which is important role in food security, so it requires proper management of its availability. Therefore, the supply of rice is an important problem for Perum BULOG, especially East Java. The purpose of this study is to optimize rice supplies with minimal inventory costs using the Wagner-Within algorithm based on predictions of rice demand in 2020. The data used are secondary data regarding the number of requests, ordering costs and holding costs of rice obtained from Perum BULOG Regional Division East Java. The research phase begins with the process of forecasting the rice demand in 2020 using the ARIMA(2,0,1) which is processed using Minitab. The forecast results are then used as input for the Wagner-Within algorithm which is processed using Matlab. The results are obtained if rice order are carried out every two months, January of 63.480 tons, March of 63.327 tons, July of 63.116 tons, September of 62.995 tons and November of 62.487 tons with a total cost of Rp. 3,038,200,000,000,- it will be more optimal than the monthly rice order with a total cost of Rp. 3,043,851,800,000.

Keywords: Rice, ARIMA, Optimization, Wagner-Within Algorithm

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis ucapkan kehadirat Allah SWT atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul "Optimasi Persediaan Beras Berdasarkan Prediksi Permintaan Beras Menggunakan Algoritma Wagner-Within" yang merupakan prasyarat akademis dalam menyelesaikan Program Sarjana Departemen Matematika FSAD Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS).

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik berkat kerja sama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Sehubungan dengan hal itu, penulis ingin mengucapkan terimakasih dan penghargaan kepada:

1. Bapak Subchan, Ph.D selaku Kepala Departemen Matematika FSAD ITS yang telah memberikan dukungan dan bimbingan selama masa perkuliahan.
2. Bapak Drs. Suhud Wahyudi, M.Si dan Bapak Drs. Sentot Didik Surjanto, M.Si selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi kepada penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir hingga dapat selesai dengan baik.
3. Bapak dan Ibu Dosen Penguji yang telah memberikan saran dan masukan dalam perbaikan hasil penelitian ini.
4. Bapak Drs. Suhud Wahyudi, M.Si selaku Dosen Wali yang telah memberikan dukungan dan motivasi selama masa perkuliahan.
5. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen Departemen Matematika ITS atas ilmu dan motivasi yang diberikan kepada penulis selama masa perkuliahan.

6. Seluruh Staf Departemen Matematika ITS yang telah memberikan pelayanan terbaik kepada penulis selama perkuliahan hingga selesai.
7. Alm Ayah, Ibu, Kakak dan seluruh keluarga penulis yang tidak hentinya memberi dukungan secara moril dan material untuk kesuksesan penulis.
8. Sahabat penulis, Nilam Ayu Larashati dan Nancy Rahayu yang telah membantu, memberi semangat dan dukungan serta memberikan doa terbaik untuk penulis.
9. Teman-teman Green House, Yuda Indra Pratiwi, Mayga Kiki, Adelia Triana P, Nita Tri dan Novia Hadiatmi R yang telah memberi semangat dan dukungan kepada penulis.
10. Teman-teman Matematika ITS 2016 “Lemniscate” yang telah memberikan banyak cerita selama perkuliahan.
11. Semua pihak yang telah membantu dan memberikan saran dan masukan yang tidak dapat ditulis satu persatu oleh penulis.

Penulis menyadari adanya keterbatasan pengetahuan, referensi dan pengalaman, sehingga penulis sangat berbesar hati menerima masukan demi kesempurnaan Tugas Akhir ini. Akhir kata, penulis berharap penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Surabaya, Juni 2020

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

LEMBAR PENGESAHAN...v
Abstrak.. vii
Abstract..ix
KATA PENGANTAR...xi
DAFTAR ISI.. xiii
DAFTAR TABEL.. xvii
DAFTAR GAMBAR xix
DAFTAR LAMPIRAN...xxi
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Batasan Masalah..3
1.4 Tujuan 4
1.5 Manfaat 4
1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir 4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA 7
2.1 Penelitian Terdahulu..7
2.2 Peramalan..8
2.3 *Time Series* 9
2.3.1 *Autocorrelation Function* (ACF) 10
2.3.2 *Partial Autocorrelation Function* (PACF).......... 11
2.4 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)... 11
2.4.1 Model *Autoregressive* (AR)............................... 12
2.4.2 Model *Moving Average* (MA) 12

2.4.3 Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)... 13
2.4.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) 13
2.5 Stasioneritas 14
2.5.1 Stasioneritas dalam Varians 14
2.5.2 Stasioneritas dalam Mean 15
2.6 Pemodelan ARIMA 16
2.6.1 Identifikasi Model 16
2.6.2 Penaksiran Parameter 17
2.6.3 Pemeriksaan (*Diagnostic Checking*) 17
2.6.4 Pemilihan Model Terbaik 19
2.7 Persediaan 19
2.8 Biaya Persediaan 20
2.9 Teknik *Lot Sizing* 20
2.10 Model Program Dinamis Penentuan Ukuran Pemesanan 21
2.11 Algoritma Wagner-Within (AWW) 22
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 25
3.1 Studi Literatur 25
3.2 Pengumpulan Data 25
3.3 Proses Analisis Model ARIMA 25
3.4 Optimasi Dengan Algoritma Wagner-Within 27
3.5 Diagram Alir 27
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN..............................28

4.1 Identifikasi Data 29
4.2 ACF dan PACF 30
4.2.1 ACF (*Autocorrelation Function*) 30
4.2.2 PACF (*Partial Autocorrelation Function*) 32
4.3 Pengujian Stasioneritas Data 34
4.4 Identifikasi Model 35
4.5 Estimasi Parameter 35
4.6 Uji Diagnostik 39
4.6.1 Uji *White noise* 39
4.6.2 Uji Distribusi Normal 40
4.7 Peramalan 42
4.8 Optimasi Dengan Algoritma Wagner-Within 43
BAB V PENUTUP 51
5.1 Kesimpulan 51
5.2 Saran 51
DAFTAR PUSTAKA 53

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Nilai-nilai λ dengan transformasinya [15] 15
Tabel 2.2 Penentuan Orde AR, MA, ARMA 16
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Permintaan Beras (Ton)............. 29
Tabel 4.2 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,1) 36
Tabel 4.3 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,2) 37
Tabel 4.4 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(2,0,1) 38
Tabel 4.5 Uji Ljung-Box Model ARIMA(1,0,2)......................... 39
Tabel 4.6 Uji Ljung-Box Model ARIMA(2,0,1)......................... 40
Tabel 4.7 Jumlah Permintaan Beras Tahun 2020 dan Biaya Pengadaan 44
Tabel 4.8 Hasil Penentuan Pengadaan Beras dengan Algoritma Wagner-Within (Ton)... 48

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram Alir Peramalan dan Optimasi.................. 28
Gambar 4.1 Plot *Time Series* Permintaan Beras......................... 30
Gambar 4.2 Plot ACF 32
Gambar 4.3 Plot PACF.. 33
Gambar 4.4 Plot Box-Cox 34
Gambar 4.5 Plot Residual Model ARIMA(1,0,2) 41
Gambar 4.6 Plot Residual Model ARIMA(2,0,1) 42

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A Data Jumlah Permintaan Beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur Tahun 2012-2018(Ton)..…...57
LAMPIRAN B Hasil Peramalan Jumlah Permintaan Beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur Periode Januari 2019 sampai dengan Desember 2020 (Ton)……………..…..........………………...59
LAMPIRAN C Biaya Pengadaan Beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur Periode Januari 2020 sampai dengan Desember 2020 (Rp)………………………………...……...60
LAMPIRAN D Syntax MATLAB Algoritma Wagner-Within 61
LAMPIRAN E Hasil Optimasi Algoritma Wagner-Within Menggunakan MATLAB 2013 ....………......………………………....68

BAB I
PENDAHULUAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai hal-hal yang menjadi latar belakang munculnya permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini. Permasalahan-permasalahan tersebut akan disusun ke dalam suatu rumusan masalah. Selanjutkan dijelaskan juga batasan masalah untuk mendapatkan tujuan yang diinginkan serta manfaat yang diperoleh.

1.1 Latar Belakang

Beras merupakan makanan pokok bagi masyarakat Indonesia yang berperan penting dalam ketahanan pangan. Berdasarkan data rata-rata konsumsi beras per kapita seminggu beberapa macam bahan makanan penting BPS pada tahun 2018, beras menempati urutan kedua dengan rata-rata konsumsi sebesar 1,551 kg[1]. Dengan rata-rata konsumsi yang besar diharapkan ketersediaan beras tetap dapat mencukupi. Perusahaan yang menangani masalah ketersediaan beras adalah Perum BULOG.

Perum BULOG merupakan perusahaan umum milik negara yang bergerak di bidang logistik pangan. Perum BULOG memiliki tugas sebagai *Public Service Obligation* (PSO) dengan menjaga harga dasar pembelian untuk gabah, stabilisasi harga (khususnya harga pokok), menyalurkan beras untuk orang miskin (Raskin) dan pengelolaan persediaan pangan. Pelaksanaan tugas sebagai PSO diharapkan mampu menjaga ketersediaan dan keterjangkauan beras bagi masyarakat[2].

Persediaan menjadi suatu masalah yang penting dalam ketersinambungan suatu perusahaan[3]. Kekurangan persediaan dapat mengakibatkan adanya hambatan-hambatan pada proses produksi dan kekecewaan pada pelanggan. Kelebihan persediaan akan menimbulkan biaya ekstra untuk mempertahankan kualitas produk[4]. Untuk meminimalisir risiko tersebut, maka penting bagi perusahaan untuk memprediksi jumlah permintaan yang akan datang.

Metode untuk menentukan jumlah permintaan di waktu yang akan datang adalah metode peramalan. Dalam melakukan peramalan pada data *Time Series*, diperlukan pengetahuan terkait pola data yang ada sehingga peramalan dapat dilakukan dengan metode yang tepat dan sesuai. Metode ARIMA merupakan metode peramalan yang sangat baik digunakan untuk menyelesaikan deret berkala untuk jangka pendek. Model ARIMA merupakan model *univariate* yang sangat fleksibel dan diasumsikan berbentuk linier[5]. Dengan adanya peramalan, perusahaan dapat mengendalikan persediaan yang dibutuhkan.

Setiap perusahaan melakukan pengendalian persediaan dengan tujuan untuk memenuhi permintaan yang bervariasi, menyusun jadwal produksi yang fleksibel, mengantisipasi waktu ancang yang berubah-ubah dan mendapatkan keuntungan dengan tingkat pembelian yang ekonomis[6]. Pengendalian persediaan (*Inventory control*) atau disebut juga *stock control* adalah penentuan suatu kebijakan pemesanan dalam antrian, kapan bahan dipesan dan berapa banyak pesanan optimal untuk dapat memenuhi permintaan[3]. Keoptimalan dalam manajemen persediaan (*Inventory Management*) didasarkan pada penentuan ukuran pemesanan (*Lot Sizing*) untuk meminimalkan total biaya.

Berdasarkan permintaan, penentuan *lot sizing* dibagi menjadi dua yaitu statis dan dinamis[7]. Metode *lot sizing* yang termasuk ke dalam kelompok optimum berdasarkan program dinamis yaitu metode algoritma Wagner-Within. Metode tersebut memiliki tujuan untuk mencapai solusi biaya terendah dan juga menghasilkan kuantitas pesanan yang optimum[8]. Mengingat beras merupakan komoditas pangan yang perlu untuk dijamin ketersediaannya, maka penelitian ini menerapkan algoritma Wagner-Within untuk memperoleh persediaan yang optimal dan biaya persediaan minimum bagi komoditas beras dalam negeri.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disajikan, rumusan masalah yang akan diselesaikan pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana prediksi permintaan beras pada tahun 2020 menggunakan metode peramalan ARIMA.
2. Bagaimana menentukan kuantitas pengadaan beras yang optimal dengan algoritma Wagner-Within.
3. Bagaimana memperoleh persediaan yang optimal dengan biaya yang minimum menggunakan algoritma Wagner-Within.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini dilakukan di perum BULOG Divisi Regional Jawa Timur.
2. Data yang digunakan adalah data jumlah permintaan, biaya penyimpanan dan biaya pengadaan beras.
3. Simulasi peramalan data permintaan beras menggunakan *software* Microsoft Excel dan Minitab 16.
4. Peramalan jumlah permintaan beras dilakukan dari bulan Januari 2019 sampai dengan Desember 2020.
5. Hasil peramalan yang digunakan sebagai masukan dalam algoritma Wagner-Within adalah jumlah permintaan beras bulan Januari sampai Desember 2020.
6. Simulasi algoritma Wagner-Within menggunakan *software* Matlab.

1.4 Tujuan

Berdasarkan uraian pada identifikasi masalah maka tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisa prediksi permintaan beras pada tahun 2020 menggunakan metode peramalan ARIMA.
2. Menganalisa kuantitas pengadaan beras yang optimal dengan algoritma Wagner-Within.
3. Menganalisa persediaan yang optimal dengan biaya minimum menggunakan algoritma Wagner-Within.

1.5 Manfaat

Penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam memberikan hasil yang dapat digunakan sebagai rujukan penelitian selanjutnya dan pertimbangan dalam pengendalian persediaan beras di Perum BULOG Divre Jawa Timur.

1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir

Sistematika penulisan dalam laporan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. BAB I : PENDAHULUAN

   Bab ini menjelaskan latar belakang penyusunan, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat dan sistematika penulisan laporan Tugas Akhir.
2. BAB II : TINJAUAN PUSTAKA

   Bab ini menjelaskan mengenai penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian. Selanjutnya dalam bab ini juga dibahas tentang teori-teori yang digunakan sebagai dasar dalam pengerjaan penelitian seperti Peramalan, *Time Series*, ARIMA, Stasioneritas, Algoritma Wagner-Within.
3. BAB III : METODOLOGI PENELITIAN

   Bab ini menjelaskan tentang tahap-tahap yang dilakukan dalam melakukan penelitian.

4. BAB IV : ANALISIS DAN PEMBAHASAN

   Bab ini menjelaskan tentang analisis dan pembahasan untuk mendapatkan model peramalan dan hasil terbaik serta mengoptimasikannya pada data jumlah permintaan beras di BULOG Divre Jawa Timur.

5. BAB V : PENUTUP

   Bab ini menjelaskan kesimpulan yang diperoleh dari pembahasan masalah pada bab sebelumnya serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini diuraikan mengenai hasil dari penelitian-penelitian sebelumnya yang terkait dengan permasalahan Tugas Akhir. Selain itu juga diuraikan dasar teori yang menunjang dalam menyelesaikan penelitian ini.

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam Tugas Akhir ini penulis melihat dari beberapa penelitian-penelitian sebelumnya yang sesuai dengan topik yang diambil. Penelitian yang bertujuan untuk merencanakan produksi menggunakan model ARIMA dan mengendalikan persediaan menggunakan program dinamik untuk menimumkan total biaya telah dilakukan oleh Pratiwi (2013). Untuk meramalkan permintaan amplang digunakan model ARIMA (0,1,1) kemudian dilakukan perhitungan dengan metode program dinamik menggunakan fungsi rekursif[9].

Penelitian tentang analisis pengedalian persediaan produk untuk meminimumkan biaya persediaan dengan algoritma Wagner-Within telah dilakukan oleh Nasution (2015). Dalam penelitian ini, untuk menganalisis data terlebih dahulu digunakan uji normalitas data dengan uji Liliefors dimana data tersebut berdistribusi normal. Dengan menggunakan algoritma Wagner-Within biaya persediaan di PT. Putra Arezda Purnama dapat dihemat sebesar Rp 484.279.880[6].

Penelitian tentang analisis persediaan beras pada perusahaan umum BULOG Divisi Regional Jawa Timur telah dilakukan sebelumnya oleh Kristyaningrum (2017). Tujuan penelitian ini adalah menganalisis jumlah pemesanan beras yang ekonomis pada setiap kali pemesanan dan menganalisis kinerja manajemen persediaan beras oleh Perum BULOG Divisi

Regional Jawa Timur. Metode yang digunakan adalah metode deskriptif dan metode kuantitatif dengan analisis EOQ (*Economic Order Quantity*). Kesimpulan dari penelitian ini adalah kinerja Perum BULOG Divre Jawa Timur sebagai penyangga kebutuhan gabah beras dalam negeri tergolong baik namun biaya persediaan yang dikeluarkan belum efisien[2].

Penelitian yang bertujuan untuk menganalisis kapasitas penyimpanan maksimal gudang dan pengendalian persediaan bahan baku kemas sehingga didapatkan jumlah pemesanan dan persediaan yang optimal dengan adanya kendala keterbatasan kapasitas gudang telah dilakukan oleh Dianti (2018). Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode Algoritma Wagner-Within (AWW) dapat menghemat pengeluaran perusahaan dibandingkan dengan metode perusahaan. Pengimplentasian metode AWW dapat berpengaruh pada terpenuhinya bahan baku pada saat diperlukan dan tidak menyebabkan *overload*nya gudang[8].

2.2 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) dapat didefinisikan sebagai alat atau teknik untuk memprediksi atau memperkirakan suatu nilai pada masa mendatang dengan memperhatikan data atau informasi yang relevan, baik data atau informasi masa lalu maupun data informasi saat ini. Peramalan menjadi salah satu hal yang penting dalam pengambilan keputusan manajemen. Peramalan sebagai suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang apa yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki agar kesalahan dapat diperkecil [10]. Pengenalan terhadap operasi teknik peramalan pada data menghasilkan kejadian historis mengarah ke identifikasi lima tahapan proses peramalan adalah pengumpulan data, pemadatan dan pengurangan data, penyusunan model dan evaluasi, ekstrapolasi model (peramalan aktual), serta evaluasi peramalan [11]. Ada dua jenis data yang digunakan dalam peramalan yaitu data *cross section* dan data *time series* (deret waktu).

2.3 *Time Series*

Metode peramalan untuk data *time series* merupakan bagian dari metode peramalan dengan pendekatan kuantitatif. *Time series* merupakan data yang dikumpulkan, dicatat, atau diobservasi sepanjang waktu secara berurutan yang diperoleh dari perhitungan dari waktu ke waktu atau periodik, pada umumnya pencatatan dilakukan berdasarkan jangka waktu tertentu misal tiap tahun, tiap semester, tiap bulan, dan sebagainya yang biasanya memiliki interval waktu yang sama. Data deret waktu yang dicatat tidaklah timbul hanya karena pengaruh sebuah faktor saja, melainkan karena berbagai faktor penentu, seperti bencana, manusia, selera konsumen, keadaan musim, kebiasaan, dan lain-lain [12]. Klasifikasi metode peramalan untuk data *time series* dibagi menjadi tiga yaitu metode *smoothing*, metode Box-Jenkins (ARIMA) dan metode *proyeksi* trend dengan regresi.

Hal penting dalam peramalan adalah dengan memperhatikan *error* karena hasil *error* akan menentukan apakah model yang dihasilkan menghasilkan *error* yang minimal. Dalam metode *time series*, alat utama untuk mengidentifikasi model dari data yang akan diramalkan adalah dengan menggunakan fungsi Autokorelasi/*Autocorrelation Function* (ACF) dan fungsi Autokorelasi parsial/*Partial Autocorrelation Function* (PACF) [5].

2.3.1 *Autocorrelation Function* (ACF)

Proses stasioner suatu data *time series* (Y_t) diperoleh $E(Y_t) = \mu$ dan variansi $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$, yang konstan dan kovariansi $Cov(Y_t, Y_{t+k})$ fungsinya hanya pada pembedaan waktu $|t - (t + k)|$. Maka hasil tersebut dapat ditulis sebagai kovarians antara Y_t dan Y_{t+k} sebagai berikut [13]:

$$\gamma_k = Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)$$

$$\gamma_0 = Var(Y_t) = Var(Y_{t+k}) = S_{Y_t}.S_{Y_{t+k}}$$

Korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{Var(Y_t)}\sqrt{Var(Y_{t+k})}}$$

$$= \frac{\sum_{t=2}^{n}(Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t+k} - \bar{Y}_{t+k})}{\sqrt{\sum_{t=2}^{n}(Y_t - \bar{Y}_t)^2}\sqrt{\sum_{t=2}^{n}(Y_{t+k} - \bar{Y}_{t+k})^2}}$$

$$= \frac{\sum_{t=2}^{n}(Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t+1} - \bar{Y})}{\sum_{t=2}^{n}(Y_t - \bar{Y}_t)^2}$$

Menggunakan asumsi-asumsi di atas, maka persamaan dapat disederhanakan menjadi [13]:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \bar{Y})^2}$$

dengan :

ρ_k : koefisien autokorelasi lag ke-k

n : jumlah data

Y_t : nilai Y orde ke-t

$\bar{Y}$: rata-rata (mean)

Dalam analisis *time series* γ_k dan ρ_k menggambarkan kovarian dan korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dari proses yang sama, hanya dipisahkan oleh lag ke-k.

2.3.2 *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur derajat asosiasi antara Y_t dan Y_{t+k}. Fungsi autokorelasi parsial dapat dinyatakan sebagai berikut [13]:

$$\emptyset_{kk} = corr(Y_t, Y_{t+k}|Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots, Y_{t+k-1})$$

Misalkan Y_t merupakan proses yang stasioner dengan $E(Y_t) = 0$, selanjutnya Y_{t+k} dapat dinyatakan sebagai proses linear sebagai berikut [11]:

$$Y_{t+k} = \emptyset_{k1} Y_{t+k-1}, \emptyset_{k2} Y_{t+k-2}, \dots, \emptyset_{kk} Y_{t+\varepsilon_{t+k}}$$

dengan :

$\emptyset_{kk}$: parameter regresi ke-i

ε_{t+k} : nilai kesalahan yang tidak berkolerasi dengan Z_{t+k-j} untuk $j = 1,2, \dots, k$

Berdasarkan persamaan Yule-Walker dapat diperoleh nilai PACF $\emptyset_{kk}$ adalah sebagai berikut:

$$\rho_j = \emptyset_{k1}\rho_{j-1} + \emptyset_{k2}\rho_{j-2} + \cdots + \emptyset_{kk}\rho_{j-k}$$

dimana

$$j = 1,2, \dots, k$$
$$\rho_j = \rho_{-j}$$
$$\rho_0 = 1$$

Sifat ini dapat digunakan untuk identifikasi model AR dan MA. Dimana model AR berlaku jika ACF menurun secara bertahap menuju nol, sedangkan pada model MA berlaku ACF menuju ke-0 setelah lag ke-q. nilai PACF model AR yaitu $\emptyset_{kk} = 0, k > p$ dan model MA yaitu $\emptyset_{kk} = 0, k > q$ [11].

2.4 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

ARIMA umumnya disebut dengan metode *time series* Box-Jenkins. Metode ARIMA sangat baik digunakan untuk menyelesaikan deret berkala untuk menganalisis *time series*. Model ARIMA adalah model *univariate* sehingga cocok jika observasi dari time series secara statistik tidak berhungan satu sama lain. Tujuan dari pemodelan ARIMA adalah menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang diramal dengan nilai historis variabel, sehingga peramalan dapat dilakukan dengan model tersebut. Pada penggunaan metode ARIMA dibutuhkan data yang sudah stasioner [5].

Klasifikasi model ARIMA dibagi menjadi tiga kelompok diantaranya yaitu, model *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), dan model campuran ARMA (*autoregressive moving average*) yang mempunyai karakteristik dari dua model pertama. Model ARIMA merupakan gabungan antara model *autoregressive* (AR) dan model *moving average* (MA) dengan data yang telah mengalami *differencing* atau pembedaan sebanyak *d* kali.

2.4.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model AR(p) adalah model dimana Y_t merupakan fungsi dari data dimasa yang lalu. Dinotasikan ke dalam persamaan sebagai berikut[14]:

$$Y_t = \mu + \emptyset_1 Y_{t-1} + \emptyset_2 Y_{t-2} + \cdots + \emptyset_p Y_{p-1} + \varepsilon_t$$

dengan:

Y_t : variabel yang diramalkan atau variabel tidak bebas

μ : suatu konstanta

$\emptyset_1, \emptyset_2, \dots, \emptyset_p$: parameter *autoregressive*

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{p-1}$: variabel bebas yang merupakan lag dari variabel tidak bebas

ε_t : nilai error pada saat t

2.4.2 Model *Moving Average* (MA)

Model MA(q) adalah model untuk memprediksi Y_t sebagai fungsi dari kesalahan prediksi dimasa lalu dalam memprediksi

Y_t. Bentuk umum model *moving average* ordo q $\left(MA(q)\right)$ atau $ARIMA(0,0,q)$ dinyatakan sebagai berikut [14]:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_2\varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q\varepsilon_{t-k}$$

dengan:

Y_t : variabel yang diramalkan atau variabel tidak bebas

μ : suatu konstanta

ε_{t-k} : nilai kesalahan pada saat t-k

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: parameter moving average

2.4.3 Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA(p,q) merupakan kombinasi dari model AR(p) dan MA(q) yang dinotasikan sebagai berikut [14]:

$$Y_t = \mu + \emptyset_1 Y_{t-1} + \cdots + \emptyset_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q\varepsilon_{t-k}$$

2.4.4 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Dalam ARIMA dikenal adanya konstanta p, d dan q. Dimana p dikenal dengan konstanta untuk *Autoregressive*, d dikenal dengan konstanta untuk *diferensiasi* membuat data menjadi stasioner, sedangkan q adalah konstanta untuk tingkat *Moving Average*. Secara umum model ARIMA dinotasikan sebagai berikut

ARIMA(p,d,q)

dengan :

p : orde model *autoregressive*

q : orde model *moving average*

d : banyaknya *differencing*

Model ARIMA dinyatakan dalam rumus sebagai berikut [14]:

$$\emptyset_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_0 + \theta_q(B)\varepsilon_t \qquad (2.1)$$

dengan
$\emptyset_p(B) = \left(1 - \emptyset_1 B - \cdots - \emptyset_p B^p\right), AR(p)$
$\theta_q(B) = \left(1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q\right), MA(q)$
$(1 - B)^d$ = *differencing* orde d
Y_t : besarnya pengamatan pada waktu ke-t
ε_t : *error* pada waktu ke-t
B : *backward shift*

2.5 Stasioneritas

Stasioneritas berarti tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data. Artinya fluktuasi data berada di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Secara singkatnya data dikatakan stasioner jika data mempunyai rata-rata dan varians yang konstan untuk setiap periode [15].

2.5.1 Stasioneritas dalam Varians

Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam varians apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang konstan dan tidak berubah-ubah. Jika suatu *time series* mengalami ketidakstasioneran data dalam varians salah satu metode yang bisa digunakan adalah Transformasi *Box-Cox*. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut [15]:

$$T(Y_t) = \begin{cases} \dfrac{{Y_t}^{\lambda} - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \ln Y_t, \lambda = 0 \end{cases}$$

dengan λ adalah parameter transformasi dan $T(Y_t)$ adalah transformasi *Box-Cox*.

Transformasi *Box-Cox* adalah transformasi pangkat variabel tak bebas dimana variabel tak bebasnya bernilai positif. Box dan Cox mempertimbangkan kelas transformasi berparameter tunggal, yaitu λ yang dipangkatkan dengan variabel tak bebas Y, sehingga transformasinya menjadi Y^{λ}. Setiap λ mempunyai rumus transformasi yang berbeda. Berikut ini adalah nilai λ dan bentuk transformasi yang umum digunakan yang disajikan dalam tabel 2.1.

Tabel 2.1 Nilai-nilai λ dengan transformasinya [15]

Nilai estimasi λ	**Transformasi**
-1	$\frac{1}{Y_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{\frac{1}{Y_t}}}$
0	$\ln Y_t$
0,5	$\sqrt{Y_t}$
1	Y_t

2.5.2 Stasioneritas dalam Mean

Asumsi stasioneritas menyiratkan bahwa distribusi probabilitas bersama dari *time series* Y_t yaitu $p\left(Y_{t_1}, Y_{t_2}\right)$ didefinisikan sama untuk waktu t_1 dan t_2. Hal ini mengikuti bahwa kovarians antara nilai Y_t dan Y_{t+k}, yang dipisahkan oleh interval waktu k, harus sama untuk semua t berdasarkan asumsi stasioneritas. Kovarian ini disebut autokovarian pada lag k dan difenisikan oleh persamaan (2.1). Sedangkan autokovarian pada lag k didefinisikan oleh persamaan (2.2) [13].

$$\gamma_k = cov[Y_t, Y_{t+k}] = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] \qquad (2.2)$$

$$\rho_k = \frac{E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]}{\sqrt{E[(Y_t - \mu)^2]E[(Y_{t+k} - \mu)^2]}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \qquad (2.3)$$

Plot koefisien autokorelasi ρ_k sebagai fungsi dari lag k disebut *autocorrelation function* (ACF) dari proses. Melalui plot ACF dapat diketahui apakah secara *univariate* suatu data stasioner terhadap mean atau tidak. Apabila pada plot seiring berjalannya lag nilai autokorelasi tidak menurun perlahan, maka dapat dikatakan bahwa *time series* stasioner terhadap mean.

2.6 Pemodelan ARIMA

Adapun tahap-tahap pemodelan ARIMA yaitu identifikasi model deret waktu, penaksiran parameter, pemeriksaan (*diagnostic checking*), pemilihan model terbaik dan ketepatan metode peramalan [15].

2.6.1 Identifikasi Model

Setelah data di plot lakukan analisa data dengan melakukan pengujian kestasioneran data dengan melihat plot data dengan cara melihat grafik plot ACF dan PACF yang telah disajikan dalam Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Penentuan Orde AR, MA, ARMA

Model	Plot ACF	Plot PACF
AR(p)	Turun cepat secara eksponensial (*dies down*)	Terpotong setelah lag ke-p
MA(q)	Terpotong setelah lag ke-q	Turun cepat secara eksponensial (*dies down*)
ARMA(p,q)	Turun cepat	Turun cepat

2.6.2 Penaksiran Parameter

Model ARIMA yang baik dapat menggambarkan suatu kejadian adalah model yang salah satunya menunjukkan bahwa penaksiran parameternya signifikan berbeda dengan nol. Secara umum, misalkan θ adalah suatu parameter pada model ARIMA dan $\hat{\theta}$ adalah nilai taksiran parameter tersebut, serta $SE(\hat{\theta})$ adalah standar error dari nilai taksiran, maka uji signifikan dapat dilakukan dengan tahapan sebagai berikut [15]:

a. Hipotesis:

   $H_0 : \hat{\theta} = 0$ (parameter tidak signifikan dalam model)

   $H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (parameter signifikan dalam model)

b. Statistik uji :

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

c. Daerah penolakan :

   Tolak H_0 jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}}$ atau dengan menggunakan *p-value*, yakni tolak H_0 jika *p-value* $< \alpha$.

2.6.3 Pemeriksaan (*Diagnostic Checking*)

Pemeriksaan atau pengujian dilakukan untuk menentukan model layak atau tidak untuk dilanjutkan proses selanjutnya. Uji diagnostik meliputi uji *white noise* menggunakan uji *Ljung-box* dan uji asumsi distribusi normal menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*.

1. Uji *white noise*

   Secara ringkas, uji sisa *white* noise dapat dituliskan sebagai berikut [15]:

   a. Hipotesis

      H_0 : $\rho_{\alpha_t,\alpha_{t+K}} = 0$ (tidak ada korelasi antar lag)

H_1 : $\rho_{\alpha_t,\alpha_{t+K}} \neq 0$ (minimal ada 1 lag yang berkorelasi)

b. Statistik uji, yaitu uji Ljung-Box atau Box-Pierce yang dimodifikasi:

$$Q^* = n(n+2)\sum_{k=1}^{K} \frac{\hat{\rho}_k{}^2}{(n-k)}$$

c. Daerah penolakan:
Tolak H_0 jika $Q^* \geq X^2_{\alpha;df=K-m}$ dimana K berarti *lag* K dan m adalah jumlah parameter yang ditaksir dalam model atau dengan menggunakan *p-value*, yakni tolak H_0 jika *p-value*$\leq \alpha$.

2. Uji asumsi distribusi normal

Kenormalan residual diuji dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov [15].

a. Hipotesis
H_0 : residual data berdistribusi normal
H_1 : residual data berdistribusi tidak normal
Dengan taraf signifikansi $\alpha = 0.05$.

b. Statistik uji

$$D = KS = maks|F_0(X) - S_0(X)|$$

dengan
$F_0(X)$: suatu fungsi distribusi frekuensi kumulatif yang terjadi di bawah distribusi normal
$S_0(X)$: suatu fungsi distribusi frekuensi kumulatif yang diobservasi

c. Daerah penolakan (kritis):
Tolak H_0 jika $D_{hitung} \geq D_{(\alpha,n)}$ atau *p-value*$(D) \leq \alpha$.

2.6.4 Pemilihan Model Terbaik

Penentuan model yang terbaik dari beberapa model yang sesuai, dapat menggunakan kriteria *Mean Square Error* (MSE) yaitu suatu kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada hasil residual peramalannya.

Perhitungan MSE dapat ditaksir seperti pada persamaan berikut [15]:

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left(Y_t - \widehat{Y}_t\right)^2$$

dengan

N : jumlah sampel

Y_t : nilai aktual

$\widehat{Y}_t$: nilai prediksi

2.7 Persediaan

Persediaan adalah sumber daya tertahan yang digunakan untuk proses lebih lanjut. Tanpa adanya persediaan, perusahaan pada suatu waktu tidak dapat menghasilkan barang dan tidak dapat memenuhi permintaan pelanggan karena tidak setiap saat bahan baku atau bahan setengah jadi atau bahan jadi selamanya tersedia [16].

Kekurangan persediaan bahan mentah dan barang dagangan akan megakibatkan adanya hambatan-hambatan pada proses produksi dan kekecewaan pada pelanggan. Kelebihan persediaan akan menimbulkan biaya ekstra di samping risiko. Sehingga dapat dikatakan bahwa manajemen persediaan yang efektif dapat memberikan sumbangan yang berarti pada keuntungan perusahaan. Fungsi utama pengendalian persediaan adalah menyimpan untuk melayani kebutuhan perusahaan akan bahan mentah/barang jadi dari waktu ke waktu [16].

2.8 Biaya Persediaan

Biaya persediaan merupakan biaya yang terdiri dari seluruh biaya pengeluaran, baik langsung maupun tidak langsung yang berhubungan dengan pembelian, persiapanm dan penempatan persediaan untuk dijual. Biaya persediaan dibagi menjadi beberapa macam, diantaranya [17]:

1. Biaya penyimpanan

   Biaya penyimpanan (*holding cost* atau *carrying cost*) terdiri atas biaya-biaya yang bervariasi secara langsung dengan kuantitas persediaan.
2. Biaya pemesanan (pembelian)

   Setiap kali suatu bahan dipesan, perusahaan menanggung biaya pemesanan (*order cost* atau *procurement cost*).
3. Biaya penyiapan

   Bila bahan-bahan tidak dibeli tetapi diproduksi sendiri oleh perusahaan maka perusahaan menghadapi biaya penyiapan untuk memproduksi komponen tertentu.
4. Biaya kehabisan

   Biaya kekurangan bahan adalah biaya yang paling sulit diperkirakan. Biaya ini timbul bilamana tidak mencukupi adanya persediaan bahan.

2.9 Teknik *Lot Sizing*

Lot size diartikan sebagai pemenuhan kebutuhan komponen untuk satu atau lebih periode. Teknik *lot sizing* dapat digunakan untuk menentukan *lot size* yang diperlukan. Tujuan *lot sizing* adalah meminimumkan total biaya dari biaya penyimpanan dan pemesanan. Model *lot sizing* mempunyai peran yang sangat penting terhadap penentuan persediaan [20]. Berdasarkan permintaannya, penentuan *lot sizing* dibagi menjadi dua yaitu statis dan dinamis. Model statis merupakan model yang tidak menyertakan variabel waktu, sebaliknya model dinamis menyertakan variabel waktu. Metode-metode *lot sizing* yang termasuk model statis diantaranya adalah sebagai berikut:

1. *Economic Order Quantity* (EOQ)
2. *Economic Production Quantity* (EPQ)
3. *Resource Constraints*
4. *Fixed Order Quality* (FOQ)

Sedangkan metode *lot sizing* untuk model dinamis dikelompokkan menjadi:

1. Simple
   a. *Fixed Period*
   b. *Period Order Quantity* (POQ)
   c. *Lot for Lot* (LFL)
2. Heuristic
   a. *Silver Meal*
   b. *Least Unit Cost* (LUC)
   c. *Part Period Balancing* (PBB)
3. Optimum
   Metode *lot sizing* yang termasuk ke dalam kelompok optimum yaitu metode Wagner-Within.

2.10 Model Program Dinamis Penentuan Ukuran Pemesanan

Pada formulasi ukuran pemesanan yang biasa, diasumsikan biaya pembelian dan biaya penjualan produk adalah konstan, dan akibatnya hanya biaya pengendalian persediaan yang menjadi perhatian. Untuk periode t dengan $t = 1,2, \dots, N$, diasumsikan [18]:

d_t : Jumlah permintaan
i_t : Biaya penyimpanan persediaan dari periode t ke periode $t + 1$
s_t : Biaya pemesanan
x_t : Jumlah pemesanan

Diasumsikan pula untuk setiap periode, jumlah permintaan dan biaya persediaan tidak bernilai negatif. Masalahnya adalah bagaimana menentukan $x_t \geq 0, \quad t = 1,2,\ldots,N$, sedemikian hingga semua permintaan menghasilkan total biaya minimum. Berikut disajikan formula alternatif dimana $F(t)$ menunjukkan biaya minimum dari periode 1 sampai t, maka

$$F(t) = min\begin{bmatrix} \min\limits_{1\leq j<t}\left[s_j + \sum_{h=j}^{t-1}\sum_{k=h+1}^{t} i_h d_k + F(j-1)\right] \\ s_t + F(t-1) \end{bmatrix}$$

dimana $F(1) = s_1$ dan $F(0) = 0$.

2.11 Algoritma Wagner-Within (AWW)

Metode Algoritma Wagner-Within merupakan metode yang dapat memberikan nilai optimal untuk permasalahan *lot sizing* yang bersifat dinamis sesuai dengan horizon periode tertentu. Metode ini menggunakan pendekatan program dinamis untuk mencari solusi yang optimal [19]. Kelebihan algoritma Wagner-Within dibandingkan dengan metode dinamis lainnya yaitu algoritma Wagner-Within dapat memberikan solusi optimal, dimana metode *simple* seperti (*Fixed Period Demand* (FPD), *Period Order Quantity* (POQ), dan *Lot For Lo*t (LFL)) perhitungannya tidak berdasarkan langsung pada optimisasi biaya. Pada metode *heutisric* (*Silver Meal* (SM), *Least Unit Cost* (LUC), *Part Period Balancing* (PPB)) perhitungannya hanya berdasarkan pada mencapai solusi biaya minimum (terendah) namun tidak optimal [8].

Langkah-langkah algoritma Wagner-Within adalah sebagai berikut [19]:

1. Menentukan jumlah permintaan, biaya penyimpanan dan biaya pengadaan untuk masing-masing periode.

2. Menentukan biaya minimum $F(t)$ dimana $t = 1,2, \dots, N$ dan $F(0) = 0$.

$$F(t) = min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < t} \left[s_j + \sum_{h=j}^{t-1} \sum_{k=h+1}^{t} i_h d_k + F(j-1) \right] \\ s_t + F(t-1) \end{bmatrix}$$

3. Menerjemahkan $F(t)$ menjadi solusi optimum kuantitas pengadaan dengan cara sebagai berikut:
   a. Pengadaan terakhir dilakukan pada periode w untuk memenuhi permintaan dari periode w sampai periode N.
   b. Pengadaan sebelum pengadaan terakhir harus dilakukan pada periode v untuk memenuhi permintan dari periode v sampai periode $w - 1$.
   c. Pengadaan yang pertama harus dilakukan pada periode 1 untuk memenuhi permintaan dari periode 1 sampai periode $u - 1$.

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dijelaskan bagaimana langkah-langkah dalam penyelesaian penelitian ini agar proses pengerjaan dapat terstruktur dengan baik dan dapat mencapai tujuan yang diinginkan.

3.1 Studi Literatur

Pada tahap pertama dilakukan studi literatur yang bertujuan untuk mengumpulkan informasi yang dibutuhkan selama proses pengerjaan penelitian ini. Pengumpulan informasi bisa didapatkan melalui penelitian terdahulu, narasumber, buku, maupun dokumen yang terkait.

3.2 Pengumpulan Data

Dalam pengerjaan penelitian ini diperlukan data yang mendukung dan dapat digunakan dalam melaksanakan penelitian. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder berupa laporan bulanan jumlah permintaan beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur periode Januari 2012 sampai dengan Desember 2018. Data tersebut disajikan pada Lampiran A yang selanjutnya digunakan untuk peramalan.

3.3 Proses Analisis Model ARIMA

Pembentukan model ARIMA untuk melakukan peramalan data permintaan beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur dapat dilakukan dengan cara:

1. Uji Stasioneritas

   Pada tahap ini data diharuskan stasioner dalam varians dan mean. Pengujian kestasioneran data dapat dilihat dari grafik plot ACF dan PACF. Jika data telah stasioner dalam varians dan mean maka bisa dilanjutkan pada pemodelan ARIMA. Namun, jika data belum stasioner dalam varians perlu dilakukan transformasi data terlebih dahulu. Jika data belum stasioner dalam mean maka perlu dilakukan *differencing* atau pembedaan.

2. Identifikasi Model
   Jika data yang digunakan telah stasioner maka dilanjutkan dengan mengidentifikasi bagaimana model yang tepat. Untuk menentukan model dapat diamati dari orde masing-masing dengan melihat lag pada plot ACF dan PACF.

3. Estimasi Parameter
   Dalam melakukan estimasi parameter memiliki dua acara mendasar yaitu menggunakan *trial and error* dan perbaikan secara iterative. *Trial and error* dilakukan dengan cara menguji beberapa nilai yang berbeda dan memilih satu nilai tersebut (atau sekumpulan nilai, apabila terdapat lebih dari satu parameter yang akan diramalkan) yang meminimumkan jumlah kuadrat nilai sisa (*sum of squared residual*). Pada perbaikan secara *iterative* dilakukan dengan cara memilih taksiran awal dan kemudian membiarkan program komputer memperhalus penaksiran tersebut secara *iterative*.

4. Uji Diagnostik
   Pada tahap ini dilakukan pengujian model yang telah ditentukan pada tahap sebelumnya. Pengujian dilakukan untuk menentukan apakah model layak atau tidak untuk dilanjutkan peramalan. Model dapat dikatakan layak jika memenuhi uji *white noise* dan uji distribusi normal. Pada uji *white noise* minimal terdapat 1 lag yang berkorelasi atau dengan kata lain *p-value* $> \alpha = 0.05$. Pada uji distribusi

normal diamati apakah residual model berdistribusi normal atau tidak.

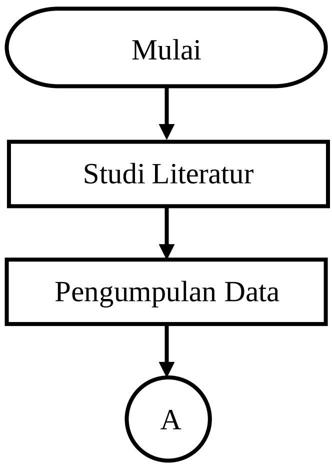
5. Peramalan
   Setelah semua tahap dilakukan, maka didapatkan model yang layak sehingga dapat dilakukan proses peramalan.

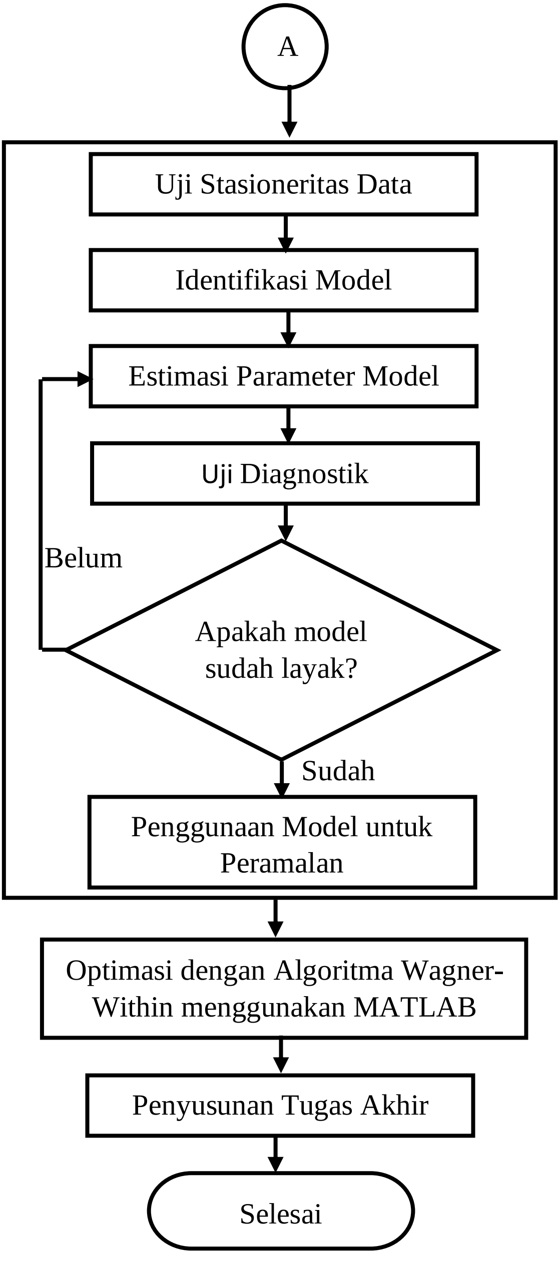
3.4 Optimasi Dengan Algoritma Wagner-Within

Teknik analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan cara menghitung jumlah dan frekuensi pengadaan beras, serta biaya-biaya persediaan (Biaya pengadaan, biaya penyimpanan dan total biaya persediaan) menurut perhitungan metode algoritma Wagner-Within dengan menggunakan MATLAB 2013.

3.5 Diagram Alir

Langkah-langkah peramalan menggunakan metode ARIMA dan optimasi dengan algoritma Wagner-Within disajikan pada Gambar 3.1





Gambar 3.1 Diagram Alir Peramalan dan Optimasi

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai analisis peramalan permintaan beras tahun 2020 dengan menggunakan metode ARIMA dan dilanjutkan dengan optimasi menggunakan algoritma Wagner-Within.

4.1 Identifikasi Data

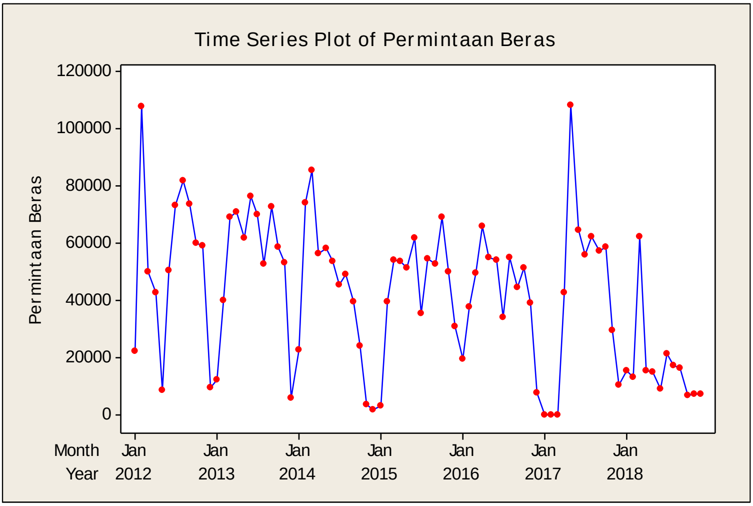
Data sample yang digunakan untuk penelitian adalah data bulanan jumlah permintaan beras mulai bulan Januari 2012 sampai Desember 2018. Data jumlah permintaan beras disajikan pada **Lampiran A**. Identifikasi data dilakukan untuk mendeskripsikan data runtun waktu dengan melihat Analisa statistik deskriptif dan plot *time series*. Analisa statistik deskriptif disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Permintaan Beras (Ton)

Jumlah Data	Mean	StDev	Minimum	Maximum
84	42.479,838	25.786,213	14,410	108.252,170

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata perbulan jumlah permintaan beras adalah 42.479,838 ton. Permintaan tertinggi sebesar 108.252,170 ton terjadi pada bulan Mei 2017 dan permintaan terendah sebesar 14,410 ton terjadi pada bulan Maret 2017. Pada penelitian ini data dikelompokkan menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan proporsi 70% dan 30%.

Data yang digunakan untuk data pelatihan adalah 70% dari total data yang dimiliki yaitu sebanyak 59 data, dari Januari 2012 hingga November 2016. Data pengujian sebanyak 30% dari total data yang dimiliki yaitu sebanyak 25 data, dari Desember 2016 hingga Desember 2018. Plot *time series* untuk data jumlah permintaan beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur disajikan pada Gambar 4.1. Dapat diamati pada Gambar 4.1 bahwa plot *time series* tidak mengalami *trend*.



Gambar 4.1 Plot *Time Series* Permintaan Beras

4.2 ACF dan PACF

Dalam metode *time series*, alat utama untuk mengidentifikasi model dari data yang diramalkan adalah dengan menggunakan fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial.

4.2.1 ACF (*Autocorrelation Function*)

Fungsi autokorelasi digunakan untuk mengetahui korelasi antara Y_t dan Y_{t+k} dari proses yang sama dan hanya dipisahkan oleh lag ke-k. Penentuan ACF dapat dihitung berdasarkan persamaan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(Y_t - \bar{Y})^2}$$

sehingga diperoleh

$$\rho_1 = \frac{\sum_{t=1}^{59-1}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+1} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{59}(Y_t - \bar{Y})^2}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{58}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+1} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{59}(Y_t - \bar{Y})^2}$$

$$= \frac{\begin{array}{c}(22252{,}94 - 48541{,}844)(108008{,}459 - 48541{,}844) + \cdots + \\ (51392{,}72 - 48541{,}844)(39140{,}44 - 48541{,}844)\end{array}}{(22252{,}940 - 48541{,}844)^2 + \cdots + (39140{,}44 - 48541{,}844)^2}$$

$$= \frac{12392609773}{29140870212{,}504}$$

$$= 0{,}425265604$$

$$\rho_2 = \frac{\sum_{t=1}^{59-2}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+2} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{59}(Y_t - \bar{Y})^2}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{57}(Y_t - \bar{Y})(Y_{t+2} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^{59}(Y_t - \bar{Y})^2}$$

$$= \frac{\begin{array}{c}(22252{,}94 - 48541{,}844)(50144{,}443 - 48541{,}844) + \cdots + \\ (44629{,}05 - 48541{,}844)(39140{,}44 - 48541{,}844)\end{array}}{(22252{,}940 - 48541{,}844)^2 + \cdots + (39140{,}44 - 48541{,}844)^2}$$

$$= \frac{2103123575}{29140870212{,}504}$$

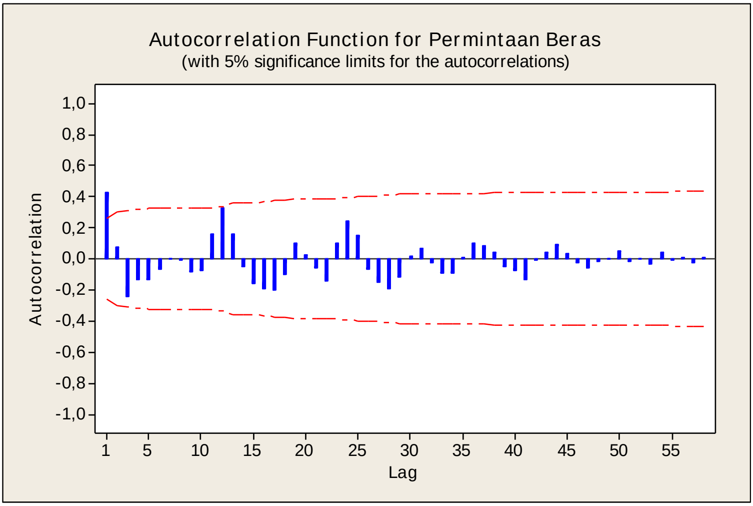
$$= 0{,}072170926$$

.

.

.

Perhitungan dilanjutkan hingga ρ_{59}. Dari perhitungan didapatkan grafik ACF yang disajikan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Plot ACF

4.2.2 PACF (*Partial Autocorrelation Function*)

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur derajat asosiasi antara Y_t dan Y_{t+k}. Penentuan PACF dapat dihitung berdasarkan persamaan Yule-Walker sebagai berikut:

$$\rho_j = \emptyset_{k1}\rho_{j-1} + \emptyset_{k2}\rho_{j-2} + \cdots + \emptyset_{kk}\rho_{j-k}$$

dimana

$$j = 1,2, \dots, k$$
$$\rho_j = \rho_{-j}$$
$$\rho_0 = 1$$

Sehingga diperoleh:

Untuk $k = 1$ maka $j = 1$

$$\rho_1 = \emptyset_{11}\rho_0$$
$$\rho_1 = \emptyset_{11} = 0{,}425265604$$

Untuk $k = 2$ maka $j = 1{,}2$

$j = 1$

$$\rho_1 = \emptyset_{21}\rho_{1-1} + \emptyset_{22}\rho_{1-2}$$

$$\rho_1 = \emptyset_{21}\rho_0 + \emptyset_{22}\rho_1$$
$$\rho_1 = \emptyset_{21} + \emptyset_{22}\rho_1$$
$$(\rho_1)^2 = \emptyset_{21}\rho_1 + \emptyset_{22}(\rho_1)^2$$

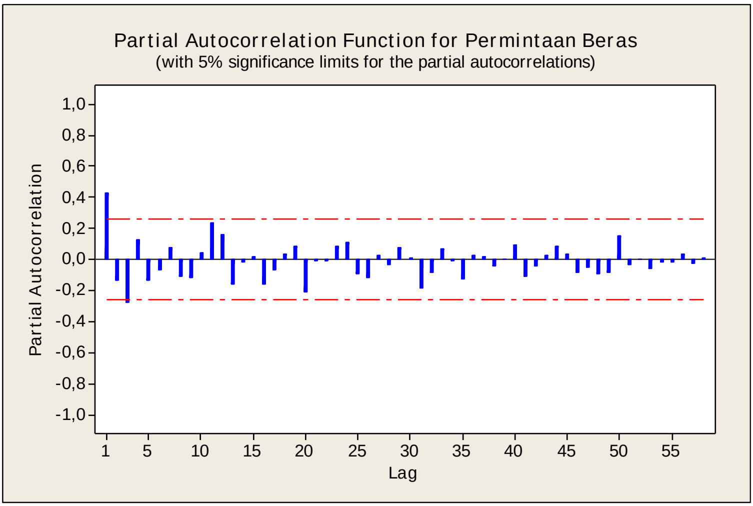
$j = 2$

$$\rho_2 = \emptyset_{21}\rho_{2-1} + \emptyset_{22}\rho_{2-2}$$
$$\rho_2 = \emptyset_{21}\rho_1 + \emptyset_{22}$$

Eliminasi $(\rho_1)^2$ dengan ρ_2

$$(\rho_1)^2 - \rho_2 = \emptyset_{22}(\rho_1)^2 + \emptyset_{22}$$
$$\emptyset_{22} = \frac{(\rho_1)^2 - \rho_2}{(\rho_1)^2 - 1}$$
$$\emptyset_{22} = \frac{(0{,}425265604)^2 - 0{,}072170926}{(0{,}425265604)^2 - 1}$$
$$\emptyset_{22} = -0{,}132674136$$

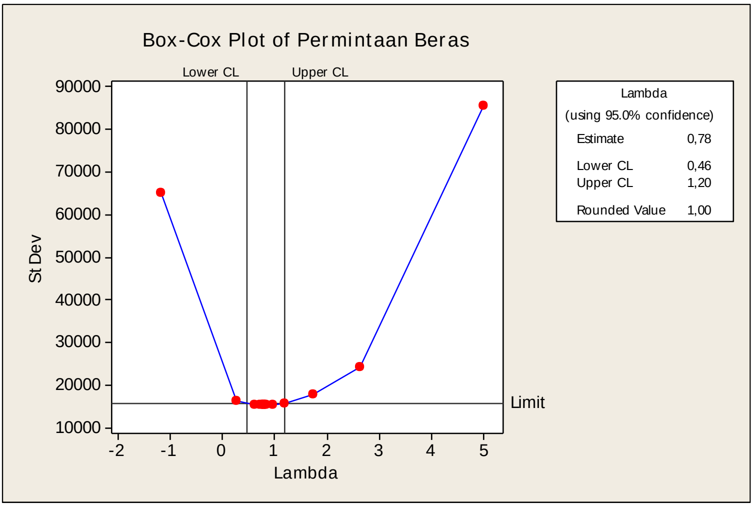
Perhitungan dilanjutkan hingga $\emptyset_{5959}$. Dari perhitungan didapatkan grafik ACF yang disajikan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Plot PACF

4.3 Pengujian Stasioneritas Data

Asumsi yang harus dipenuhi dalam model data *time series* yaitu data harus bersifat stasioner baik dalam varian maupun dalam *mean*. Pada uji stasioner dalam varians dilakukan dengan menggunakan fungsi Transformasi *Box-Cox* yang dilakukan menggunakan software Minitab. Data dapat dikatakan sudah stasioner dalam varians jika *rounded value* = 1, uji stasioner dalam varians dilakukan dengan tingkat signifikansi 95%. Apabila nilai *rounded value* = 1, maka tidak perlu dilakukan transformasi data. Apabila nilai *rounded value* ≠ 1 menunjukkan bahwa data tidak stasioner dalam varians sehingga perlu dilakukan transformasi data.



Gambar 4.4 Plot *Box-Cox*

Dapat diamati pada Gambar 4.4 bahwa nilai *rounded value* = 1, hal ini menunjukkan bahwa transformasi data tidak diperlukan karena data sudah stasioner dalam varians. Selanjutnya, dilakukan uji stasioner terhadap mean dengan melihat plot ACF yang disajikan oleh Gambar 4.2. Plot ACF dari data menunjukkan bahwa seiring bertambahnya lag, data tidak menurun secara lambat, sehingga data dapat dikatakan stasioner dalam mean dan tidak perlu dilakukan *differencing*.

4.4 Identifikasi Model

Dalam penelitian ini, pemodelan ARIMA digunakan untuk menentukan model yang akan digunakan. Data yang akan dimodelkan adalah data yang sudah stasioner dalam varians dan mean. Untuk menentukan model dapat ditentukan dari orde masing-masing dengan melihat lag pada plot ACF dan plot PACF yang telah disajikan pada Gambar 4.2 dan 4.3.

Pada gambar dapat diamati bahwa plot ACF signifikan pada lag ke-1 yang mengidentifikasikan model MA(1) dan pada plot PACF terdapat dua lag yang signifikan. Selain itu, dapat diamati pula bahwa plot ACF terputus setelah lag ke-2 yang mengidentifikasikan model MA(2) dan plot PACF terputus setelah lag ke-1 yang mengidentifikasikan model AR(1). Sehingga didapatkan model ARIMA sementara yaitu ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,0,2), ARIMA(2,0,1).

4.5 Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan untuk menguji kelayakan model ARIMA yang telah dimodelkan sebelumnya. Model yang digunakan adalah model dengan parameter yang signifikan. Model dapat dikatakan layak, apabila $p - value < 0{,}05$ dan $|t|\ seluruh\ variabel > t - tabel.$ Nilai $t - tabel$ yang digunakan dalam penelitian ini adalah $2{,}00247$.

Estimasi parameter untuk model ARIMA(1,0,1) didapatkan nilai taksiran $\hat{\theta}$ dari AR(1) adalah 0,9409 dan MA(1) adalah 0,1720. Nilai standar error $\mathrm{SE}(\hat{\theta})$ dari AR(1) adalah

0,0525 dan MA(1) adalah 0,1434. Sehingga diperoleh $|t|$ dari AR(1) dan MA(1) adalah sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

$$t = \frac{0,9409}{0,0525} = 17,92$$

$$t = \frac{0,1720}{0,1434} = 1,20$$

Hasil estimasi nilai parameter model ARIMA(1,0,1) disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,1)

Parameter	Koef	Koef SE	T	*p-value*
AR(1)	0,9409	0,0525	17,92	0,000
MA(1)	0,1720	0,1434	1,20	0,235

a. Hipotesis

   $H_0 : \hat{\theta} = 0$ (Nilai parameter tidak signifikan dalam model)

   $H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (Nilai parameter signifikan dalam model)

b. Kriteria penolakan

   Tolak H_0 jika $|t| > 2,00247$ atau dengan menggunakan *p-value*, yakni tolak H_0 jika *p-value* $< 0,05$.

Berdasarkan Tabel 4.2 parameter model AR(1) signifikan karena $|t| = 17,92 > 2,00247$ dan *p-value* $= 0,000 < 0,05$. Sedangkan untuk parameter model MA(1) tidak signifikan karena nilai $|t| = 1,20 < 2,00247$ atau *p-value* $= 0,235 > 0,05$. Sehingga model ARIMA(1,0,1) dinilai tidak sesuai untuk digunakan.

Estimasi parameter untuk model ARIMA(1,0,2) didapatkan nilai taksiran $\hat{\theta}$ dari AR(1) adalah 0,9998 dan MA(2) adalah 0,4187. Nilai standar error SE$(\hat{\theta})$ dari AR(1) adalah

0,0023 dan MA(2) adalah 0,1036. Sehingga diperoleh $|t|$ dari AR(1) dan MA(2) adalah sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

$$t = \frac{0{,}9998}{0{,}0023} = 434{,}7$$

$$t = \frac{0{,}1720}{0{,}1434} = 4{,}04$$

Hasil estimasi nilai parameter model ARIMA(1,0,2) disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(1,0,2)

Parameter	Koef	Koef SE	T	*p-value*
AR(1)	0,9998	0,0023	434,7	0,000
MA(2)	0,4187	0,1036	4,04	0,000

a. Hipotesis

   $H_0 : \hat{\theta} = 0$ (Nilai parameter tidak signifikan dalam model)

   $H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (Nilai parameter signifikan dalam model)

b. Kriteria penolakan

   Tolak H_0 jika $|t| > 2{,}00247$ atau dengan menggunakan *p-value*, yakni tolak H_0 jika *p-value* $< 0{,}05$.

Berdasarkan Tabel 4.3 parameter model AR(1) dan MA(2) signifikan karena nilai $|t|$ dari AR(1) $= 434{,}7 > 2{,}00247$ dan nilai $|t|$ dari MA(2) $= 4{,}04 > 2{,}00247$. Dapat diamati pula bahwa *p-value* AR(1) dan MA(2) $= 0{,}000 < 0{,}05$. Sehingga model ARIMA(1,0,2) dinilai sesuai untuk digunakan dan dapat dilanjutkan ke uji diagnostik.

Estimasi parameter untuk model ARIMA(2,0,1). Nilai taksiran $\hat{\theta}$ dari AR(2) adalah -0,4506 dan MA(1) adalah 0,9872. Nilai standar error SE$(\hat{\theta})$ dari AR(2) adalah 0,1208 dan MA(1) adalah 0,0054. Sehingga diperoleh $|t|$ dari AR(2) dan MA(1) adalah sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})}$$

$$t = \frac{-0{,}4506}{0{,}1208} = -3{,}73$$

$$t = \frac{0{,}9872}{0{,}0054} = 182{,}81$$

Hasil estimasi nilai parameter model ARIMA(2,0,1) disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Estimasi Parameter Model ARIMA(2,0,1)

Parameter	Koef	Koef SE	T	*p-value*
AR(2)	-0,4506	0,1208	-3,73	0,000
MA(1)	0,9872	0,0054	182,81	0,000

a. Hipotesis

   $H_0 : \hat{\theta} = 0$ (Nilai parameter tidak signifikan dalam model)

   $H_1 : \hat{\theta} \neq 0$ (Nilai parameter signifikan dalam model)

b. Kriteria penolakan

   Tolak H_0 jika $|t| > 2{,}00247$ atau dengan menggunakan *p-value*, yakni tolak H_0 jika *p-value*$< \alpha$

Berdasarkan Tabel 4.4 parameter model AR(2) dan MA(1) signifikan karena nilai $|t|$ dari AR(2) $= 3{,}73 > 2{,}00247$ dan nilai $|t|$ dari MA(1) $= 182{,}81 > 2{,}00247$. Dapat diamati pula bahwa *p-value* parameter model AR(2) dan MA(2) $= 0{,}000 < 0{,}05$. Sehingga model ARIMA(2,0,1) dinilai sesuai untuk digunakan dan dapat dilanjutkan ke uji diagnostik.

4.6 Uji Diagnostik

Tahap uji diagnostik meliputi uji *white noise* dan uji distribusi normal. Untuk mengetahui adanya *white noise* pada residual maka dilakukan uji Ljung-Box. Uji Ljung-box digunakan untuk mengetahui apakah residual signifikan atau tidak, sedangkan uji distribusi normal dapat diamati dari plot normalitas dan *p-value* dari uji Kolmogorov-smirnov.

4.6.1 Uji *White noise*

Hasil pengujian *white noise* model ARIMA(1,0,2) dengan uji Ljung-Box disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Uji Ljung-Box Model ARIMA(1,0,2)

Lag	Chi-square	DF	*p-value*
12	17,0	9	0,049
24	31,8	21	0,061
36	42,4	33	0,128
48	53,0	45	0,193

a. Hipotesis
   H_0 : $\rho_1 = \cdots = \rho_k = 0$ (tidak ada korelasi antar lag)
   H_1 :$\rho_j \neq 0$ (minimal ada 1 lag yang berkorelasi)
b. Kriteria penolakan:
   H_0 : *p-value* $< \alpha$ dengan α = 0,05

Dari tabel 4.5 menunjukkan bahwa ada 3 lag yang berkorelasi yaitu lag 24, 36 dan 48 dengan *p-value* $> \alpha$ dengan $\alpha = 0{,}05$, yang artinya H_0 diterima. Dengan kata lain autokorelasi residualnya tidak signifikan sehingga residual memenuhi syarat *white noise*.

Hasil pengujian *white noise* model ARIMA(2,0,1) dengan uji Ljung-Box disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Uji Ljung-Box Model ARIMA(2,0,1)

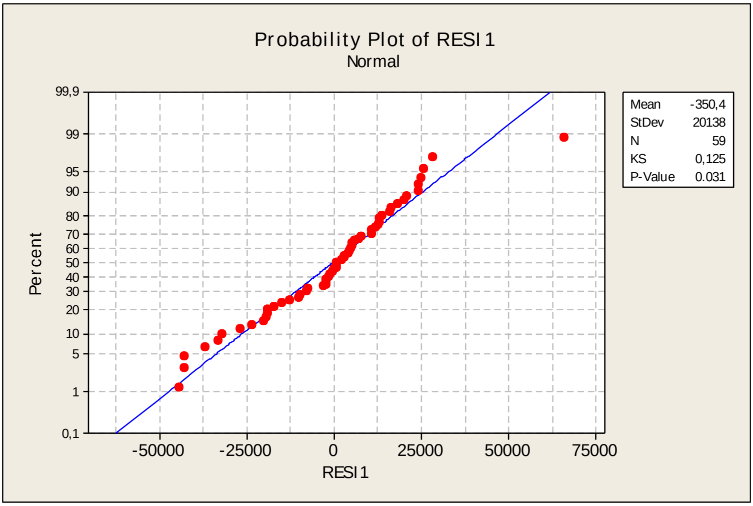
Lag	Chi-square	DF	*p-value*
12	18,0	9	0,036
24	37,2	21	0,016
36	49,4	33	0,033
48	59,5	45	0,072

a. Hipotesis
   H_0 : $\rho_1 = \cdots = \rho_k = 0$ (tidak ada korelasi antar lag)
   H_1 :$\rho_j \neq 0$ (minimal ada 1 lag yang berkorelasi)
b. Kriteria penolakan:
   H_0 : *p-value* $< \alpha$ dengan α = 0,05

Dari tabel 4.6 menunjukkan bahwa ada 1 lag yang berkorelasi yaitu lag 48 dengan *p-value* $0{,}072 > \alpha$, yang artinya H_0 diterima. Dengan kata lain autokorelasi residualnya tidak signifikan sehingga residual memenuhi syarat *white noise*.

4.6.2 Uji Distribusi Normal

Hasil uji distribusi normal ARIMA(1,0,2) dengan uji Kolmogorov-Smirnov disajikan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Plot Residual Model ARIMA(1,0,2)

a. Hipotesis

H_0 : Residual model berdistribusi normal

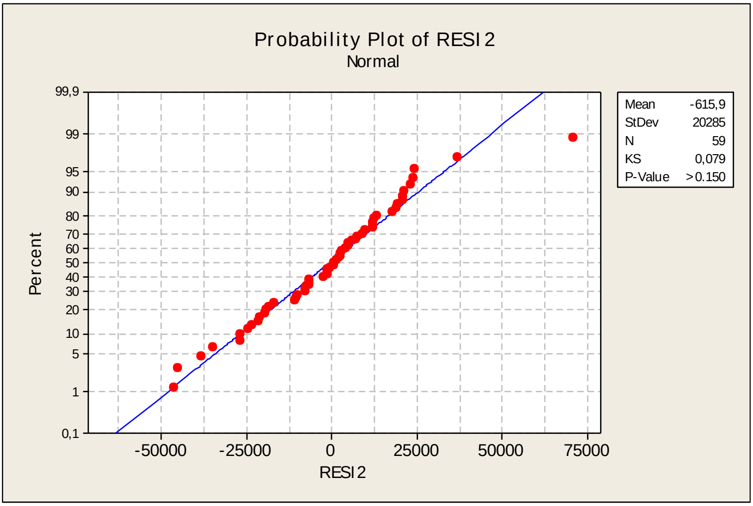
H_1 : Residual model tidak berdistribusi normal

b. Kriteria penolakan

H_0 : *p-value* $< \alpha$ dengan α = 0,05

Gambar 4.5 menunjukkan *p-value* dari uji Kolmogorov-Smirnov $< \alpha = 0{,}05$, yang artinya residual tidak berdistribusi normal. Oleh karena itu, model ARIMA(1,0,2) tidak bisa digunakan sebagai model untuk peramalan.

Hasil uji distribusi normal ARIMA(2,0,1) dengan uji Kolmogorov-Smirnov disajikan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Plot Residual Model ARIMA(2,0,1)

a. Hipotesis

H_0 : Residual model berdistribusi normal

H_1 : Residual model tidak berdistribusi normal

b. Kriteria penolakan

H_0 : *p-value* $< \alpha$ dengan α = 0,05

Pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa sebaran data dari variabel jumlah permintaan beras terpusat di sekitar garis uji yang mengarah ke kanan, selain itu *p-value* dari uji Kolmogorov-Smirnov $> \alpha = 0.05$, yang artinya residual berdistribusi normal. Oleh karena itu, model yang digunakan untuk peramalan adalah ARIMA(2,0,1).

4.7 Peramalan

Setelah didapatkan model terbaik untuk peramalan, tahap selanjutnya yaitu menggunakan model untuk peramalan.

Persamaan model ARIMA(2,0,1) seperti ditunjukkan pada persamaan 2.3 yang dinyatakan sebagai berikut:

$$\emptyset_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)\varepsilon_t$$
$$\emptyset_2(B)Y_t = \theta_1(B)\varepsilon_t$$
$$(1-\emptyset_2 B)Y_t = (1-\theta_1 B)\varepsilon_t$$
$$Y_t - \emptyset_2 B Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 B \varepsilon_t$$
$$Y_t - \emptyset_2 Y_{t-1} = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$
$$Y_t = \emptyset_2 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

Diperoleh hasil peramalan dari data jumlah permintaan beras pada bulan Januari 2019 sampai dengan Desember 2020 dengan rata-rata permintaan beras pada tahun 2020 sebesar 31.588,340 ton. Berdasarkan hasil peramalan dapat diketahui bahwa jumlah permintaan beras pada tahun 2020 cenderung menurun setiap bulannya. Hasil rincian data disajikan pada **Lampiran B**.

4.8 Optimasi Dengan Algoritma Wagner-Within

Model program dinamis dalam penentuan ukuran pemesanan telah diusulkan oleh Wagner-Within dengan $F(t)$ menunjukkan biaya minimal dari periode 1 sampai t dengan $F(1) = s_1$ dan $F(0) = 0$. Persamaan model yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

$$F(t) = min\left[\begin{matrix} \min\limits_{1\le j<t}\left[s_j + \sum_{h=j}^{t-1}\sum_{k=h+1}^{t} i_h Y_k + F(j-1)\right] \\ s_t + F(t-1) \end{matrix}\right]$$

Pada penelitian ini variabel $d_t = Y_t$ dengan $t = 1,2,\dots,N$. Persamaan model $F(t)$ diselesaikan dengan menggunakan algoritma Wagner-Within.

Berikut langkah-langkah yang digunakan dalam algoritma Wagner-Within:

1. Menentukan masukan algoritma yaitu jumlah permintaan, biaya pengadaan dan biaya penyimpanan beras. Jumlah permintaan beras tahun 2020 diperoleh dari hasil peramalan (Y_t) yang dilakukan pada tahap sebelumnya. Sedangkan biaya pengadaan dan biaya penyimpanan diperoleh berdasarkan ketetapan Perum BULOG Divre Jawa Timur. Berikut persamaan yang digunakan :

$$s_t = Y_t \times Rp\frac{8.030}{kg}$$

$$i_t = Luas\ lahan \times Rp\frac{400}{m^2}$$

Luas lahan diasumsikan $20.000m^2$, sehingga biaya penyimpanan (i_t) sebesar Rp 8.000.000,-. Hasil peramalan dan biaya pengadaan disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Jumlah Permintaan Beras Tahun 2020 dan Biaya Pengadaan

Bulan (t)	$\boldsymbol{Y_t}$	$\boldsymbol{s_t}$
1	31755	254992650000
2	31725	254751750000
3	31694	254502820000
4	31664	254261920000
5	31633	254021020000
6	31603	253772090000
7	31573	253531190000
8	31542	253290290000
9	31512	253049390000
10	31482	252800460000
11	31452	252559560000
12	31422	252318660000

2. Menentukan biaya minimum untuk masing-masing periode dengan $t = 1,2,\dots,12$ dan $F(0) = 0$ dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$F(t) = \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < t} \left[s_j + \sum_{h=j}^{t-1} \sum_{k=h+1}^{t} i_h Y_k + F(j-1) \right] \\ s_t + F(t-1) \end{bmatrix}$$

sehingga diperoleh

$$F(1) = \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 1} \left[s_j + \sum_{h=j}^{t-1} \sum_{k=h+1}^{t} i_h Y_k + F(j-1) \right] \\ s_1 + F(1-1) \end{bmatrix}, j\ tidak\ terdefinisi$$

$$= \min[s_1 + F(1-1)]$$

$$F(2) = \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 2} \left[s_j + \sum_{h=1}^{2-1} \sum_{k=1+1}^{2} i_h Y_k + F(j-1) \right] \\ s_2 + F(2-1) \end{bmatrix}, j = 1$$

$$= \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 2} [s_1 + i_1 Y_2 + F(1-1)] \\ s_2 + F(2-1) \end{bmatrix}$$

$$F(3) = \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 3} \left[s_j + \sum_{h=j}^{3-1} \sum_{k=j+1}^{3} i_h Y_k + F(j-1) \right] \\ s_3 + F(3-1) \end{bmatrix}, j = 1,2$$

$$= \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 3} \begin{bmatrix} \left(s_1 + \sum_{h=1}^{3-1} \sum_{k=1+1}^{3} i_h Y_k + F(1-1) \right), \\ \left(s_2 + \sum_{h=2}^{3-1} \sum_{k=2+1}^{3} i_h Y_k + F(2-1) \right) \end{bmatrix} \\ s_3 + F(3-1) \end{bmatrix}$$

$$= \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 3} [(s_1 + i_1 Y_2 + i_2 Y_3 + F(0)), (s_2 + i_2 Y_3 + F(1))] \\ s_3 + F(2) \end{bmatrix}$$

$$F(4) = \min \begin{bmatrix} \min\limits_{1 \le j < 4} \left[s_j + \sum_{h=j}^{4-1} \sum_{k=j+1}^{4} i_h Y_k + F(j-1) \right] \\ s_4 + F(4-1) \end{bmatrix}, j = 1,2,3$$

$$= \min \left[\begin{matrix} \min\limits_{1 \le j < 4} \left[\begin{matrix} \left(s_1 + \sum\limits_{h=1}^{4-1} \sum\limits_{k=1+1}^{4} i_h Y_k + F(1-1) \right), \left(s_2 + \sum\limits_{h=2}^{4-1} \sum\limits_{k=2+1}^{4} i_h Y_k + F(2-1) \right), \\ \left(s_3 + \sum\limits_{h=3}^{4-1} \sum\limits_{k=3+1}^{4} i_h Y_k + F(3-1) \right) \end{matrix} \right] \\ s_4 + F(4-1) \end{matrix} \right]$$

$$= \min \left[\begin{matrix} \min\limits_{1 \le j < 4} \left[\left(s_1 + i_1 Y_2 + i_2 Y_3 + i_3 Y_4 + F(0) \right), \left(s_2 + i_2 Y_3 + i_3 Y_4 + F(1) \right), \left(s_3 + i_3 Y_4 + F(2) \right) \right] \\ s_4 + F(3) \end{matrix} \right]$$

.

.

.

$$F(12) = \min \left[\begin{matrix} \min\limits_{1 \le j < 12} \left[s_j + \sum\limits_{h=j}^{12-1} \sum\limits_{k=j+1}^{12} i_h Y_k + F(j-1) \right] \\ s_{12} + F(12-1) \end{matrix} \right], j = 1,2,3, \dots, 11$$

$$= \min \left[\begin{matrix} \min\limits_{1 \le j < 12} \left[\begin{matrix} \left(s_1 + \sum\limits_{h=1}^{12-1} \sum\limits_{k=1+1}^{12} i_h Y_k + F(1-1) \right), \left(s_2 + \sum\limits_{h=2}^{12-1} \sum\limits_{k=2+1}^{12} i_h Y_k + F(2-1) \right), \\ \dots, \left(s_{11} + \sum\limits_{h=11}^{12-1} \sum\limits_{k=11+1}^{12} i_h Y_k + F(11-1) \right) \end{matrix} \right] \\ s_{12} + F(12-1) \end{matrix} \right]$$

Hasil dari perhitungan biaya minimum dengan persamaan $F(t)$ untuk masing-masing periode menggunakan data pada Tabel 4.7 adalah sebagai berikut:

$F(1) = s_1$

$F(2) = s_1 + i_1 Y_2 + F(0)$

$F(3) = s_1 + i_1 Y_2 + i_2 Y_3 + F(0)$

$F(4) = s_3 + i_3 Y_4 + F(2)$

$F(5) = s_4 + i_4 Y_5 + F(3)$

$F(6) = s_5 + i_5 Y_6 + F(4)$

$F(7) = s_6 + i_6 Y_7 + F(5)$

$F(8) = s_7 + i_7 Y_8 + F(6)$

$F(9) = s_7 + i_7 Y_8 + i_8 Y_9 + F(6)$

$F(10) = s_9 + i_9 Y_{10} + F(8)$
$F(11) = s_9 + i_9 Y_{10} + i_{10} Y_{11} + F(8)$
$F(12) = s_{11} + i_{11} Y_{12} + F(10)$

3. Menerjemahkan $F(t)$ menjadi solusi optimum kuantitas pengadaan dengan cara sebagai berikut:
   a. Pengadaan terakhir dilakukan pada periode w untuk memenuhi permintaan dari periode w sampai periode N. Berdasarkan perhitungan di atas, maka solusi optimal pada pengadaan terakhir yaitu $F(12) = s_{11} + i_{11} Y_{12} + F(10)$, berarti bahwa pengadaan beras sebesar 62.874 ton dilakukan pada bulan November untuk memenuhi permintaan beras bulan November sampai bulan Desember. Pengadaan bulan sebelumnya bergantung pada $F(10)$.
   b. Pengadaan sebelum pengadaan terakhir harus dilakukan pada periode v untuk memenuhi permintan dari periode v sampai periode $w - 1$. Sehingga diperoleh solusi optimal selanjutnya yaitu $F(10) = s_9 + i_9 Y_{10} + F(8)$, berarti bahwa pengadaan beras sebesar 62.995 ton dilakukan pada bulan September untuk memenuhi permintaan beras bulan September sampai bulan Oktober. Pengadaan bulan sebelumnya bergantung pada $F(8)$.

      Solusi optimal untuk $F(8) = s_7 + i_7 Y_8 + F(6)$, berarti bahwa pengadaan beras sebesar 63.116 ton dilakukan pada bulan Juli untuk memenuhi permintaan beras bulan Juli sampai bulan Agustus. Pengadaan bulan sebelumnya bergantung pada $F(6)$.

      Solusi optimal untuk $F(6) = s_5 + i_5 Y_6 + F(4)$, berarti bahwa pengadaan beras sebesar 63.237 ton dilakukan pada bulan Mei untuk memenuhi permintaan beras bulan Mei sampai bulan Juni. Pengadaan bulan sebelumnya bergantung pada $F(4)$.

Solusi optimal untuk $F(4) = s_3 + i_3 Y_4 + F(2)$, berarti bahwa pengadaan beras sebesar 63.358 ton dilakukan pada bulan Maret untuk memenuhi permintaan beras bulan Maret sampai bulan April. Pengadaan bulan sebelumnya bergantung pada $F(2)$.

c. Pengadaan yang pertama harus dilakukan pada periode 1 untuk memenuhi permintaan dari periode 1 sampai periode $u - 1$. Sehingga diperoleh solusi optimal untuk pengadaan pertama yaitu $F(2) = s_1 + i_1 Y_2 + F(0)$, berarti bahwa pengadaan beras sebesar 63.480 ton dilakukan pada bulan Januari untuk memenuhi permintaan beras bulan Januari sampai bulan Februari. Hasil penentuan pengadaan beras disajikan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil Penentuan Pengadaan Beras dengan Algoritma Wagner-Within (Ton)

Bulan	Jumlah permintaan ($\boldsymbol{Y_t}$)	Ukuran lot pengadaan
Januari	31.755	63.480
Februari	31.725	
Maret	31.694	63.358
April	31.664	
Mei	31.634	63.237
Juni	31.603	
Juli	31.573	63.116
Agustus	31.543	
September	31.513	62.995
Oktober	31.482	
November	31.452	62.874
Desember	31.422	

Sehingga diperoleh kesimpulan bahwa pengadaan beras akan lebih optimal jika dilakukan sebanyak enam kali dalam setahun atau setiap dua bulan sekali. Total biaya yang dikeluarkan untuk pengadaan beras setiap dua bulan sekali adalah sebesar Rp 3.038.200.000.000,-. Sementara total biaya yang dikeluarkan jika pengadaan beras dilakukan setiap bulan adalah sebesar Rp 3.043.851.800.000,-. Oleh karena itu, BULOG dapat menghemat biaya pengeluaran sebanyak Rp 5.651.800.000,-.

BAB V
PENUTUP

Pada bab ini dilakukan penarikan kesimpulan dari hasil analisis dan pembahasan. Kemudian diberikan saran untuk perbaikan penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Model ARIMA untuk data jumlah permintaan beras di Perum BULOG Divisi Regional Jawa Timur adalah ARIMA(2,0,1). Rata-rata permintaan beras pada tahun 2020 sebesar 31.588,340 ton, namun jumlah permintaan cenderung menurun setiap bulannya.
2. Hasil optimasi dengan algoritma Wagner-Within menunjukkan bahwa pengadaan beras dilakukan sebanyak enam kali, yaitu pada bulan Januari, Maret, Mei, Juli, September dan November.
3. Persediaan yang lebih optimal jika pengadaan berass dilakukan pada bulan Januari sebesar 63.480 ton, Maret sebesar 63.358 ton, Mei sebesar 63.237 ton, Juli sebesar 63.116 ton, September sebesar 62.995 ton dan November sebesar 62.874 ton dengan total biaya Rp 3.038.200.000.000,.

5.2 Saran

Perlu dilakukan penelitian dengan menggunakan metode peramalan yang lain seperti ARIMAX, ARIMA-GARCH, atau metode peramalan lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] bps.go.id. 2019. Rata-Rata Konsumsi per Kapita Seminggu Beberapa Macam Bahan Makanan Penting, 2007-2018. Diakses pada tanggal 05 Februari 2020, dari https://www.bps.go.id/statictable/2014/09/08/950/rata-rata-konsumsi-per-kapita-seminggu-beberapa-macam-bahan-makanan-penting-2007-2017.html

[2] Kristyaningrum, E. Y., Ekowati, T., dan Setiadi, A. 2017. "ANALISIS PERSEDIAAN BERAS PADA PERUSAHAAN UMUM BULOG DIVISI REGIONAL JAWA TIMUR". **Agrisocionomics: Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian**, *1*(1), 11-17.

[3] Nasution, H., & Situmorang, M. I. 2015. "Analisis Pengendalian Persediaan Produk Untuk Meminimumkan Biaya Persediaan Dengan Algoritma Wagner-Within". **KARISMATIKA: Kumpulan Artikel Ilmiah, Informatika, Statistik, Matematika dan Aplikasi,** *1*(3).

[4] Subagyo, Pangestu dkk. 2000. **Dasar-Dasar Operations Research Edisi 2**. Yogyakarta: PT. BPFE.

[5] Supriyanto, P.L.P. 2017. "Peramalan Jumlah Penumpang Di Terminal 1 Bandara Internasional Juanda Menggunakan Metode ARIMA Box-Jenkins dan Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average-Artificial Neural Network (ARIMA-ANN)". **Skripsi**. Fakultas Teknologi Informasi ITS, Surabaya.

[6] Chase, R.B, Aquilano, N.J, Jacobs, F.R. 2001. **Operation Management for Competitive Advantage**. McGrawHill/Irwin. New York.

[7] Sipper D, Bulfin R. 1998. **Production: Planning, Control, and Integration**. Singapore: MCGraw-Hill Companies, Inc.

[8] Dianti, E. K. 2018. “Optimalisasi Persediaan Bahan Baku Kemas Dengan Metode Program Dinamis Algoritma Wagner Within Dengan Kendala Kapasitas Gudang Di PT Bintang Toedjoe Pulogadung”. **Skripsi.** Program Sarjan Alih Jenis Manajemen Fakultas Ekonomi Dan Manajemen IPB, Bogor.

[9] Pratiwi, D., & Syaripuddin, H. 2013. Perencanaan Produksi Menggunakan Model ARIMA dan Pengendalian Persediaan Menggunakan Program Dinamik untuk Meminimumkan Total Biaya (Studi Kasus: Produksi Amplang UD. Usaha Devi). **Jurnal EKSPONENSIAL**. Volume 4, Nomor 1.

[10] Assauri, S. 1984. **Teknik dan Metode Peramalan: Penerapan dalam Ekonomi dan Dunia Usaha**. Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia. Jakarta.

[11] Hanke, J.E.; reitsch, A.G dan Wichen, D.W. 2003. **Peramalan Bisnis**. Edisi Ketiga. PT Prenhallindo. Jakarta.

[12] Supangat A. 2007. **Statistika dalam Kajian Deskriptif, Inferensi, dan Non Parametrik**, Jakarta: Kencana.

[13] Wei, W.W.S. 2006. **Time Series Analysis :Univariate and Multivariate Methods, 2nd Edition**. New York : Pearson.

[14] Makridakis,S., S.C. Wheelwright and V.E. McGee. 1999. **Metode dan Aplikasi Peramalan**. Jilid 1. Edisi ke-2. Binarupa Aksara. Jakarta.

[15] Sukarna, A. 2006. **Analisis Deret Waktu: Teori dan Aplikasinya**. Makasar: Andira Publisher.

[16] Baroto T. 2002. **Perencanaan dan Pengendalian Produksi**. Jakarta (ID): Ghalia Indonesia.

[17] Handoko T. 2008. **Dasar-dasar Manajemen Produksi dan Operasi**. Yogyakarta (ID): BPFE.

[18] Wagner, H.M and Thomson M.Within. 1958. Dynamic Version of the Economic Lot Size Model. **Management Science**, 5(1):89-96.

[19] Tersine R. 1994. **Principles of Inventory and Materials Management Fourth Edition**. New Jersey: PTR Prentice_Hall, Inc.

[20] sites.google.com. 2016. Material Requirement Planning (MRP). Diakses pada tanggal 09 Februari 2020, dari https://sites.google.com/site/operasiproduksi/perencanaan-kebutuhan-bahan

LAMPIRAN A

Data Jumlah Permintaan Beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur Tahun 2012-2018 (Ton)

Bulan	2012	2013	2014
Januari	22252,940	12284,699	22837,849
Februari	108008,459	39952,897	74363,290
Maret	50144,443	69088,363	85571,666
April	42722,055	70866,133	56653,000
Mei	8720,391	61858,556	58522,000
Juni	50349,637	76377,510	53880,000
Juli	73332,478	70013,007	45558,000
Agustus	82143,634	52996,892	49261,100
September	73847,490	72805,440	39474,996
Oktober	60102,805	58579,715	24088,000
November	59129,677	53191,131	3429,000
Desember	9590,009	6008,346	1672,000

Bulan	2015	2016	2017
Januari	2946,880	19603,425	58,000
Februari	39766,721	37670,460	28,244
Maret	54272,864	49401,024	14,410
April	53685,000	66216,015	42831,485
Mei	51587,000	55090,620	108252,170
Juni	61915,000	54162,424	64576,665
Juli	35563,000	34240,280	56061,165
Agustus	54834,000	54900,225	62577,345
September	52631,000	44629,050	57580,605
Oktober	69285,000	51392,720	58910,190
November	50239,000	39140,440	29451,765
Desember	31119,030	7473,258	10208,715

LAMPIRAN A LANJUTAN

Bulan	2018
Januari	15582,270
Februari	12930,820
Maret	62365,030
April	15496,430
Mei	14983,250
Juni	8901,440
Juli	21337,780
Agustus	17287,730
September	16268,660
Oktober	6733,840
November	7069,030
Desember	7357,320

LAMPIRAN B

Hasil Peramalan Jumlah Permintaan Beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur Periode Januari 2019 sampai dengan Desember 2020 (Ton)

Bulan	2019	2020
Januari	20926,916	31754,524
Februari	27036,923	31724,528
Maret	29778,828	31694,320
April	31000,000	31664,032
Mei	31534,552	31633,724
Juni	31759,101	31603,423
Juli	31843,696	31573,140
Agustus	31865,115	31542,882
September	31858,025	31512,651
Oktober	31838,079	31482,449
November	31812,345	31452,274
Desember	31784,013	31422,129

LAMPIRAN C

Biaya Pengadaan Beras di BULOG Divisi Regional Jawa Timur Periode Januari 2020 sampai dengan Desember 2020 (Rp)

Bulan	Biaya (Rp)
Januari	254992650000
Februari	254751750000
Maret	254502820000
April	254261920000
Mei	254021020000
Juni	253772090000
Juli	253531190000
Agustus	253290290000
September	253049390000
Oktober	252800460000
November	252559560000
Desember	252318660000

LAMPIRAN D
Syntax MATLAB Algoritma Wagner-Within

```
Permintaan =[31755 31725 31694 31664 31634 31603 31573 31543
31513 31482 31452 31422];
TotalPermintaan=sum(Permintaan);
[m,n]=size(Permintaan);
BiayaPesan=[254988823752 254747961002 254505390831
254262177993 254018803115 253775483086 253532315713
253289345032 253046590807 252804061836 252561761972
252319692830];
BiayaSimpan=8000000;

stage=1;
FungsiBiaya=zeros(n+1,n+1);
FungsiBiaya1=zeros(n,n);
FungsiBiaya2=zeros(n,n);
Biaya=zeros(n,n);
Biaya1=zeros(n,n);
fnmat1=zeros(stage+1,stage+1);
xmat=zeros(stage+1,stage);
Persediaan=zeros(stage+1,stage);
Penambahan=zeros(stage,stage+1);

for i=1:stage+1
   if i==1
      Persediaan(i,stage)=0;
      Penambahan(i,stage)=0;
   else
       Persediaan(i,stage)=Permintaan(n-(stage-1));
       Penambahan(stage,i)=Persediaan(i,stage);
   end
end

for i=1:stage
   for j=1:stage+1
      if Penambahan(i,j)>0
```

```
          fnmat1(i,j)=
BiayaPesan(n)+BiayaSimpan*(Persediaan(i)+Penambahan(i,j)-
Permintaan(n));
          FungsiBiaya(n,n)=BiayaPesan(n);
          FungsiBiaya1(n,n)=BiayaPesan(n);
          FungsiBiaya2(n,n)=BiayaPesan(n);
          Biaya(n,n)=BiayaPesan(n);
          Biaya1(n,n)=BiayaPesan(n);
       end
    end
end

minfn=zeros(n+1,stage);
minfnadd=zeros(stage+1,stage);
R=inf;
for i=1:stage+1
    for j=1:stage+1
       if fnmat1(i,j)>0 && fnmat1(i,j)<=R
          R=fnmat1(i,j);
          minfn(i,stage)=fnmat1(i,j);
          xmat(i,stage)=Penambahan(i,j);
          minfnadd(i,stage)=fnmat1(i,j);
       end
     end
 end


for stage=2:n
    fnmat2=zeros(stage+1,stage+1);
    if stage<n
       HitungPersediaan=0;
       JumlahPersediaan=0;
       for i=1:stage+1
          if i==1
             Persediaan(i,stage)=0;
             Penambahan(stage,i)=0;
          else
             HitungPersediaan=HitungPersediaan+1;
```

```
            JumlahPersediaan=JumlahPersediaan+Permintaan(n-
stage+HitungPersediaan);
            Persediaan(i,stage)=JumlahPersediaan;
            Penambahan(stage,i)=JumlahPersediaan;
         end
      end

      HitungPenambahan1=0;
      HitungPenambahan2=0;
      for i=1:stage+1
         for j=1:stage+1
            if i==1 & Penambahan(stage,j)>0
               HitungPenambahan1=HitungPenambahan1+1;
               fnmat2(i,j)= round(BiayaPesan(n-
stage+1)+BiayaSimpan*(Persediaan(i,stage)+Penambahan(stage,j)-
Permintaan(n-stage+1))+minfn(HitungPenambahan1,stage-1));
               FungsiBiaya1(i,j)= round(BiayaPesan(n-
stage+1)+BiayaSimpan*(Persediaan(i,stage)+Penambahan(stage,j)-
Permintaan(n-stage+1)));
               HitungPenambahan3=0;
               for j=stage+1:-1:1
                  if fnmat2(i,j)>0
                     HitungPenambahan3=HitungPenambahan3+1;
                     FungsiBiaya(n+1-stage,n-
HitungPenambahan3+1)=fnmat2(i,j);
                     FungsiBiaya2(n+1-stage,n-
HitungPenambahan3+1)=FungsiBiaya1(i,j);
                  end
               end
               Biaya1(n-stage+1,n-stage+1)=BiayaPesan(n-
stage+1);%biaya1
               Biaya(n-stage+1,n-stage+1)=BiayaPesan(n-
stage+1);%biaya

               HitungPenambahan4=0;
               for j=stage:-1:1
                  if fnmat2(i,j)>0
                     HitungPenambahan4=HitungPenambahan4+1;
```

```
                Biaya1(n+1-stage,n-
HitungPenambahan4+1)=round(Permintaan(n-
HitungPenambahan4+1)*(stage-HitungPenambahan4));%biaya1
              end
            end
            HitungPenambahan5=0;
            for j=1:n
              if Biaya1(n-stage+1,j)>0 && Biaya1(n-stage+1,j)~=
BiayaPesan(n-stage+1)%biaya1
                jdex=j;
                HitungPenambahan5=HitungPenambahan5+1;
                Biaya(n-stage+1,jdex)=Biaya(n-stage+1,jdex-
1)+BiayaSimpan*Biaya1(n-stage+1,jdex);% biaya  biaya  biaya1
              end
            end
            fnadd(i,j)=minfn(HitungPenambahan1,stage-1);
          else
            if Persediaan(i,stage)>0 & Penambahan(stage,j)==0
              HitungPenambahan2=HitungPenambahan2+1;
              fnmat2(i,j)=BiayaSimpan*(Persediaan(i,stage)-
Permintaan(n-stage+1))+minfn(HitungPenambahan2,stage-1);
              fnadd(i,j)=minfn(HitungPenambahan2,stage-1);
            end
          end
        end
      end
      for i=1:stage+1
        R=inf;
        for j=1:stage+1
          if fnmat2(i,j)>0 & fnmat2(i,j)<=R
            R=fnmat2(i,j);
            minfn(i,stage)=fnmat2(i,j);
            xmat(i,stage)=Penambahan(stage,j);
          end
        end
      end
    else
      for i=1:stage+1
        for j=1:stage+1
          fnadd(i,j)=0;
```

```
        end
    end
    nHitungPersediaan=0;
    nJumlahPersediaan=0;
    for i=1:1
        for j=1:n
            nHitungPersediaan=nHitungPersediaan+1;
            nJumlahPersediaan=nJumlahPersediaan+Permintaan(j);
            Persediaan(j,stage)=0;
            Penambahan(stage,j+1)=nJumlahPersediaan;
        end
    end
    nHitungPenambahan1=0;
    for i=1:stage+1
        for j=1:stage+1
            if i==1 && Penambahan(stage,j)>0
                nHitungPenambahan1=nHitungPenambahan1+1;
                fnmat2(i,j)=
round(BiayaPesan(1)+BiayaSimpan*(Persediaan(i,stage)+Penambaha
n(stage,j)-Permintaan(n-
stage+1))+minfn(nHitungPenambahan1,stage-1));

FungsiBiaya1(i,j)=round(BiayaPesan(1)+BiayaSimpan*(Persediaan(i,
stage)+Penambahan(stage,j)-Permintaan(n-stage+1)));
                HitungPenambahan6=0;
                for j=stage+1:-1:1
                    if fnmat2(i,j)>0
                        HitungPenambahan6=HitungPenambahan6+1;
                        FungsiBiaya(n+1-stage,n-
HitungPenambahan6+1)=fnmat2(i,j);
                        FungsiBiaya2(n+1-stage,n-
HitungPenambahan6+1)=FungsiBiaya1(i,j);
                    end
                end
                Biaya(n-stage+1,n-stage+1)=BiayaPesan(n-stage+1);
                Biaya1(n-stage+1,n-stage+1)=BiayaPesan(n-stage+1);
                HitungPenambahan7=0;
                for j=stage:-1:1
                    if fnmat2(i,j)>0
                        HitungPenambahan7=HitungPenambahan7+1;
```

```
                Biaya1(n+1-stage,n-
HitungPenambahan7+1)=round(Permintaan(n-
HitungPenambahan7+1)*(stage-HitungPenambahan7));% biaya1
              end
           end
           HitungPenambahan8=0;
           for j=1:n
              if Biaya1(n-stage+1,j)>0 && Biaya1(n-stage+1,j)~=
BiayaPesan(n-stage+1)% biaya1
                jdex=j;
                HitungPenambahan8=HitungPenambahan8+1;
                Biaya(n-stage+1,jdex)=Biaya(n-stage+1,jdex-
1)+BiayaSimpan*Biaya1(n-stage+1,jdex);% biaya
              end
           end
           fnadd(i,j)=minfn(nHitungPenambahan1,stage-1);
         end
       end
     end

     R=inf;
     for i=1:stage+1
       for j=1:stage+1
         if fnmat2(i,j)>0 && fnmat2(i,j)<=R
           R=fnmat2(i,j);
           minfn(i,stage)=fnmat2(i,j);
           xmat(i,stage)=Penambahan(stage,j);
         end
       end
     end
   end
end

%%Solusi Optimal
xsolution=zeros(stage,1);
remainPermintaan=zeros(1,stage);
countstage=1;
remainPermintaan(1)=xmat(1,n)-Permintaan(1);
xsolution(1)=xmat(1,n);
for stage=n-1:-1:1
```

```
   if Permintaan(n-stage+1)<remainPermintaan(countstage)
      countstage=countstage+1;
      xsolution(countstage)=0;
      remainPermintaan(countstage)=remainPermintaan(n-stage)-
Permintaan(n-stage+1);
   elseif Permintaan(n-stage+1)==remainPermintaan(n-stage)
         countstage=countstage+1;
         xsolution(countstage)=0;
         remainPermintaan(n-stage+1)=0;
   elseif Permintaan(n-stage+1)==xmat(1,n-countstage)
         countstage=countstage+1;
         remainPermintaan(n-stage+1)=0;
         xsolution(countstage)=xmat(1,n-countstage+0);
   elseif Permintaan(n-stage+1)<xmat(1,n-countstage)
         remainPermintaan(n-stage+1)=xmat(1,n-countstage)-
Permintaan(n-stage+1);
         countstage=countstage+1;
         xsolution(countstage)=xmat(1,n-countstage+1);
   end
end


TotalBiaya=minfn(1,n);
disp(xsolution);
disp('Total Biaya');
disp(TotalBiaya);
```

LAMPIRAN E
Hasil Optimasi Algoritma Wagner-Within Menggunakan MATLAB 2013

63480
0
63358
0
63237
0
63116
0
62995
0
62874
0

Total Biaya
3.0382e+12

BIODATA PENULIS

Rini Agustin atau yang biasa dipanggil Rini lahir di Kabupaten Mojokerto, 22 Agustus 1998. Penulis telah menyelesaikan jenjang Pendidikan dasar di SDN Terusan III, Kabupaten Mojokerto lulus tahun 2010. Lalu melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 2 Mojokerto, tamat tahun 2013. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 1 Puri, Kabupaten Mojokerto, tamat tahun 2016. Penulis melanjutkan Pendidikan di Perguruan Tinggi Negeri melalui jalur SNMPTN di Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Penulis mengikuti kegiatan akademik dan non-akademik selama kuliah di ITS. Organisasi kemahasiswaan yang pernah diikuti penulis adalah Staff Himpunan Mahasiswa Matematika (HIMATIKA) ITS dalam Departemen Media dan Informasi pada tahun 2017-2018, Ketua Divisi Jurnalistik Departemen Media dan Informasi HIMATIKA ITS tahun 2018-2019. Di Departemen Matematika ITS penulis mengambil bidang minat Matematika Terapan yaitu Riset Operasi dan Pengolahan Data (ROPD).

Apabila ingin memberikan saran, kritik dan diskusi mengenai laporan Tugas Akhir ini, dapat melalui alamat e-mail: riniagustin2298@gmail.com.