PEMODELAN PENDERITA DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD) DI KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN ARIMA DAN REGRESI NONPARAMETRIK KERNEL

SKRIPSI

Disusun Oleh

LAILATUL FITRIYAH

NIM. H72215016

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA
2019

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini ,

Nama : Lailatul Fitriyah

NIM : H72215016

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2015

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi ini yang berjudul "PEMODELAN PENDERITA DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD) DI KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN ARIMA DAN REGRESI NONPARAMETRIK KERNEL" Apabila suatu saat nanti saya terbukti melakukan tidakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah diterapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 02 Januari 2020

Yang Menyatakan,

METERAI TEMPEL

TGL. 20

7C128AFF409535142

6000

ENAM RIBU RUPIAH

Lailatul Fitriyah

NIM : H72215016

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi Oleh

NAMA : Lailatul Fitriyah

NIM : H72215016

JUDUL : Pemodelan Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kabupaten Gresik Menggunakan ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel.

Ini telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 27 Desember 2019

Dosen Pembimbing I	Dosen Pembimbing II
Dr. Moh.Hafiyusholeh, M.Si, M. P.Mat	Putroue Keumala Intan, M.Si
NIP. 198002042014031001	NIP. 198805282018012001

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi Oleh

NAMA : Lailatul Fitriyah

NIM : H72215016

JUDUL : Pemodelan Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kabupaten Gresik Menggunakan ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel.

Telah dipertahankan di depan tim penguji skripsi
Pada hari Selasa Tanggal, 31 Desember 2019

Mengesahkan,
Tim penguji

Penguji I	Penguji II
Dr. Moh.Hafiyusholeh, M.Si, M.P.Mat	Putroue Keumala Intan, M.Si
NIP :198002042014031001	NIP : 198805282018012001
Penguji III	Penguji IV
Aris Fanani, M.Kom	Nurissaidah Ulinnuha, M.Kom
NIP : 198701272014031002	NIP : 199901102201403200 4

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Hj. Eni Purwati, M. Ag

NIP : 196512211990022001

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : LAILATUL FITRIYAH
NIM : H72215016
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi / Matematika
E-mail address : Layrah.evi@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :
Pemodelan Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kabupaten Gresik Menggunakan ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara ***fulltext*** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 07 Januari 2020

Penulis

(Lailatul Fitriyah)
nama terang dan tanda tangan

ABSTRAK

PEMODELAN PENDERITA DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD) DI KABUPATEN GRESIK MENGGUNAKAN ARIMA DAN REGRESI NONPARAMETRIK KERNEL

Penyakit DBD merupakan salah satu masalah utama dalam bidang kesehatan karena dapat menyerang semua golongan umur dan akan menyebabkan kematian, khususnya pada anak-anak. Penyebaran virus DBD disebabkan oleh virus *dengue* yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes Aegypti*. Penyebaran *dengue* dipengaruhi oleh faktor iklim seperti curah hujan, suhu dan kelembaban. Metode ARIMA merupakan salah satu model yang menggunakan data *time series* berdasarkan pada data variabel yang diamati. Metode regresi nonparametrik kernel merupakan salah satu metode yang digunakan untuk memperkirakan ekspektasi dengan menggunakan fungsi kernel. Penelitian ini bertujuan untuk membandingan hasil model dari metode ARIMA dan regresi nonparametrik kernel Gaussian pada data penderita DBD periode Januari 2013-Desember 2018. Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh untuk metode ARIMA diperoleh nilai MSE sebesar287,9809 dan nilai R-squared sebesar 0,659. Sedangkan untuk metode regresi nonparametrik kernel Gaussian diperoleh nilai MSE sebesar 69,1173 dan R-squared sebesar 0,9034. Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh, metode terbaik dalam pemodelan penderita DBD yaitu metode regresi nonparametrik kernel dengan estimator Shibata diperoleh nilai bandwidth optimal sebesar 1,05 dan menggunakan fungsi kernel Gaussian.

Kata kunci : demam berdarah dengue (DBD), ARIMA, regresi nonparametrik kernel, estimator shibata, bandwidth, fungsi gaussian

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRACT

MODELING OF DENGUE HEMORRHAGIC FEVER (DHF) SUFFERERS IN GRESIK DISTRICT USING ARIMA AND NONPARAMETRIC REGRESSION OF KERNEL

DHF is one of the main isuue in the health, it can attack all age groups and also caused of the death, especially for children. The dengue virus is transmitted through the bite of Aedes Aegypti. Climatic factors become the main caused of the dengue virus, such as rainfall, temperatue, and humidity. ARIMA method is one model that used time series data based on the observed variable data. Meanwhile, the nonparametric kernel regression method is the methods that used to estimate the expectation by using the kernel function. This study aims to compare the model results of the ARIMA method and Gaussian kernel nonparametric regression through DHF's sufferer data since the January 2013 until December 2018. Based on the analysis, ARIMA method obtained an MSE value of 287.9809 and R-squared value of 0.659.Whereas the Gaussian kernel nonparametric regression method obtained an MSE value of 69.1173 and an R-squared of 0.9034. Based on the results, the best method in modeling DHF sufferers is nonparametric kernel regression method by using Shibata estimator obtained an optimal bandwidth value of 1.05 and using the Gaussian kernel function.

Keywords : dengue hemorrhagic fever (DHF), ARIMA, kernel nonparametric regression, shibata estimator, bandwidth, gaussian function

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

ABSTRAK ..... **iii**

ABSTRACT ..... **iv**

DAFTAR ISI ..... **v**

DAFTAR TABEL ..... **vii**

DAFTAR GAMBAR ..... **viii**

DAFTAR LAMPIRAN ..... **ix**

BAB I PENDAHULUAN **1**

1.1 Latar Belakang 1

1.2 Rumusan Masalah 8

1.3 Tujuan 9

1.4 Manfaat 9

1.5 Batasan Masalah 10

BAB II KAJIAN PUSTAKA **11**

2.1 Demam Berdarah Dengue 11

2.1.1 Diagnosa Klinis 12

2.1.2 Fase Demam Berdarah 13

2.2 Peramalan 14

2.3 Time Series 15

2.4 Stasioneritas 17

2.5 ACFdan PACF 20

2.5.1 ACF (*Autocorrelation Function*) 20

2.5.2 PACF (*Partial Autocorrelation Function*) 22

2.6 White Noise 23

2.7 ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) 24

2.7.1 Model AR (Model *Autoregressive*) 25

2.7.2 Model MA (*Moving Average*) 26

2.7.3 Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*) 27

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.7.4 Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) 27
2.8 Regresi Nonparametrik 28
BAB III METODE PENELITIAN 40
3.1 Jenis Penelitian 40
3.2 Jenis dan Sumber Data 40
3.3Teknis Analisis Data 40
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 48
4.1 Pemodelan ARIMA 48
4.2 Pemodelan Regresi Nonparametrik Kernel 53
4.2.1 Pemilihan *Bandwidth* Optimum Dengan Estimator Shibata 54
4.2.2 Pembentukan Model Regresi Nonparametrik Kernel 55
4.3 Hasil Perbandingan Model Menggunakan ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel 57
BAB V PENUTUP 61
5.1 Simpulan 61
5.2 Saran 61
DAFTAR PUSTAKA 66

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Transformasi Box-cox 18
Tabel 4.1 Model Statistik ARIMA (8, 1, 8) 47
Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA (8, 1, 8) 48
Tabel 4.3 Model Statistik ARIMA (0, 1, 8) 50
Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model ARIMA (0, 1, 8) 51
Tabel 4.5 Model Statistik Model ARIMA (8, 1, 0) 53
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model ARIMA (8, 1, 0) 53
Tabel 4.7 Hasil Perbandingan Model ARIMA 55
Tabel 4.8 Hasil Nilai Bandwidth dengan Estimator Shibata 56
Tabel 4.9 Nilai MSE, dan R-squared dari masing-masing metode 58

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian 42
Gambar 4.1 Plot Time Series Sebelum Differencing..... 43
Gambar 4.2 Plot ACF dan PACF Sebelum Differencing 44
Gambar 4.3 Plot Time Series Sesudah Differencing 45
Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF Differencing 1. 46
Gambar 4.5 Time Series ARIMA (8, 1, 8)..... 46
Gambar 4.6 Time Series ARIMA (0, 1, 8)..... 48
Gambar 4.7 Time Series ARIMA (8, 1, 0)..... 50
Gambar 4.8 Plot Antara Bandwidth dengan Shibata 54
Gambar 4.9 Plot Estimasi Metode ARIMA (0, 1, 8) 57
Gambar 4.10 Plot Estimasi Nonparametrik Kernel dengan Bandwidth 1,05 57

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data

Lampiran 2 Program Mencari Nilai Bandwidth Optimal dengan Estimator Shibata

Lampiran 3 Program Regresi Nonparametrik Kernel SSE, MSE dan R^2

Lampiran 4 Hasil Perbandingan Data Aktual dengan Menggunakan Metode ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tingkat dari curah hujan dan kelembaban yang tinggi merupakan salah satu faktor yang dapat mengakibatkan sumber penyakit berkembang lebih cepat. Pada saat musim hujan dapat menimbulkan banyak penyakit. Penyakit yang menjadi perhatian utama adalah penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD). DBD adalah penyakit yang ditemukan di sebagian besar wilayah tropis dan subtropis, terutama Asia Tenggara, termasuk Indonesia.

DBD merupakan salah satu masalah utama di sektor kesehatan karena dapat menyerang semua kelompok umur dan akan menyebabkan kematian, terutama pada anak-anak. Penyebab dari virus *dengue* dapat menyebabkan penyebaran virus DBD yang dapat ditularkan dari gigitan nyamuk *Aedes Aegypti*. Penyakit DBD tidak bisa dipandang remeh, harus ada penanggulangan yang serius sehingga jumlah kasus bisa ditekan. Penyakit DBD masih menjadi masalah di sektor kesehatan baik di daerah perkotaan maupun pedesaan. Berdasarkan pernyataan dari badan kesehatan WHO, DBD adalah masalah kesehatan bagi orang-orang di Indonesia di daerah tropis di garis khatulistiwa yang memungkinkan perkembangbiakan nyamuk *aedes aegypti* yang termasuk vektor dari *virus dengue*.

Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi penyebaran *dengue* seperti suhu, kelembaban dan curah hujan. Nyamuk *aedes aegypti* dapat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

bertahan hidup dalam jangka waktu yang lama dengan suhu antara 28℃-32℃. Dengan faktor kepadatan penduduk dapat mempengaruhi tingginya angka kejadian penyakit DBD, semakin banyak penduduk maka peluang untuk tergigit nyamuk oleh jenis nyamuk *aedes aegypti* akan lebih tinggi(Suryani, 2018). Data DBD juga memuat variasi musiman, yakni akan naik atau turun pada periode waktu tertentu. Maka sangat penting untuk meneliti kejadian DBD menggunakan metode yang tepat sesuai dengan karakteristik yang ada.

Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) pada tahun 2017 yang terjadi di Indonesia sebanyak 68.407 kasus mengalami penurunan yang signifikan dari tahun 2016 yang berjumlah 204.171 kasus penderita penyakit DBD. Jumlah kasus DBD yang tertinggi di pulau jawa yaitu terdapat di tiga provinsi antara lain, Jawa Barat berjumlah 10.016 kasus, Jawa Timur dengan jumlah 7.838 kasus dan di Jawa Tengah sebanyak 7.400 kasus. Sedangkan untuk jumlah kasus terendah terjadi di provisnsi Maluku Utara sebanyak 37 kasus(Indrayani & Wahyudi, 2017).

Kasus penderita penyakit DBD yang terjadi di Kabupaten Gresik pada tahun 2017 sebanyak 49 kasus, pada tahun 2018 menurun hanya terjadi 18 kasus dan pada tahun 2019 mengalami peningkatan kembali pada bulan Januari terdapat 33 kasus. Penderita DBD memiliki kriteria trombosit dari *World Health Organization* (WHO) kurang dari 100. Penderita yang positif DBD termasuk dari semua usia, anak-anak dan juga dewasa(Puspitowati, 2019).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Terdapat banyak faktor yang dapat menyebabkan penyakit, begitu juga dengan penyakit demam berdarah. Faktor-faktor tersebut berasal dari individu sendiri maupun dari lingkungan. Faktor yang dapat memicu terjadinya penyakit demam berdarah adalah faktor dari lingkungan termasuk perubahan suhu, curah hujan dan kelembaban udara yang dapat mengakibatkan nyamuk lebih sering bertelur dan virus *dengue* berkembang biak dengan cepat.

Pentingnya kesehatan adalah modal utama dalam kehidupan manusia sehingga Rasulullah SAW menganjurkan upaya untuk menyembuhkan penyakit melalui pengobatan meskipun yang memberi kesembuhan adalah Allah SWT. Sebagaimana Firman Allah dalam Al-Qur'an Surah Ash-Shu'ara' ayat 78-82 sebagai berikut :

ٱلَّذِى خَلَقَنِى فَهُوَ يَهْدِينِ ﴿٧٨﴾ وَٱلَّذِى هُوَ يُطْعِمُنِى وَيَسْقِينِ ﴿٧٩﴾ وَإِذَا مَرِضْتُ فَهُوَ يَشْفِينِ ﴿٨٠﴾
وَٱلَّذِى يُمِيتُنِى ثُمَّ يُحْيِينِ ﴿٨١﴾ وَٱلَّذِىٓ أَطْمَعُ أَن يَغْفِرَ لِى خَطِيٓـَٔتِى يَوْمَ ٱلدِّينِ ﴿٨٢﴾

Artinya :

(yaitu Tuhan) yang telah menciptakan aku, maka Dialah yang menunjuki aku. Dan Tuhanku yang Dia memberi makan dan minum kepadaku. Dan apabila aku sakit Dialah yang menyembuhkan aku. Dan yang akan mematikan aku kemudian akan menghidupkan aku (kembali). Dan yang amat kuinginkan akan mengampuni kesalahanku pada hari kiamat.

Berdasarkan ayat di atas dapat diketahui bahwa Allah tidak akan menurunkan suatu penyakit tanpa disertai dengan obatnya, yang artinya

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

segala penyakit diturunkan Allah kepada hambaNya selalu disertai dengan obatnya dan Allah akan mengampuni segala dosa-dosanya. Hal tersebut merupakan sebuah kenikmatan yang diberikan oleh Allah yang wajib disyukuri. Dan sebaiknya jika melakukan upaya pencegahan suatu penyakit sebelum datangnya penyakit, karena kesehatan yang diberikan Allah adalah mahal harganya. Salah satu pepatah Arab mengatakan bahwa mencegah lebih baik dari pada pengobatan.

Untuk mengantisipasi kenaikan banyak kasus penyakit demam berdarah, Menteri Kesehatan dan Dinas Kesehatan telah mengeluarkan berbagai aturan dan kebijakan. Salah satu aturannya adalah melaksanakan Pemberantasan Sarang Nyamuk (PSN) melalui pemberdayaan masyarakat yang dikenal dengan pemberantasan dengan 3M (Mengubur, Menutup, dan Menguras). Tetapi dengan berbagai upaya yang telah dilakukan belum memberikan hasil yang optimal terhadap pemberantasan sarang nyamuk sehingga penanganan kasus dari penyakit DBD masih terlambat.

Data demam berdarah merupakan data berkala, yaitu data yang disajikan dalam kurun waktu tertentu. Data berkala erat kaitannya dengan prediksi atau peramalan. Salah satu upaya *preventif* kasus DBD adalah dengan melakukan pemodelan data penyebaran penyakit. Suatu teknik yang digunakan untuk memperkirakan atau memprediksi peristiwa pada masa yang akan datang dengan memperhatikan peristiwa pada masa lampau dan sekarang dapat disebut dengan prediksi atau peramalan. Dengan dilakukan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

prediksi atau peramalan ini dapat membantu untuk mengoptimalkan upaya pencegahan sejak dini agar keterlambatan tidak akan terjadi lagi.

Metode *time series* merupakan salah satu metode permalan yang bersifat objektif. Metode yang tepat digunakan untuk melakukan prediksi pada masa yang akan datang terhadap peristiwa dengan nilai historis pada masa lalu dan sekarang adalah metode *time series*. Metode *time series* juga menunjukkan hasil yang kontinu pada variabel yang diperoleh berdasarkan rentang waktu yang sama(Achmanda, 2018).

Peramalan DBD telah banyak dilakukan di berbagai kota atau daerah dengan menggunakan beberapa metode peramalan. Lina Zakiyah (2018) melakukan peramalan jumlah penderita penyakit DBD di kota Surabaya menggunakan perbandingan metode ARIMA dan metode INGARCH. Berdasarkan penelitian tersebut metode ARIMA memang sesuai untuk data *time series* yang ditampilkan pada penelitian suatu prediksi atau peramalan. Pada penelitian sebelumnya oleh Gunawan, dkk (2018) yaitu peramalan jumlah penderita DBD di kota Denpasar menggunakan Model Fungsi Transfer Multivariat adalah salah satu metode dari *time series* yang cocok pada penelitian suatu prediksi atau peramalan.

Para peneliti juga banyak yang menggunakan metode regresi nonparametrik kernel untuk mendapatkan hasil yang optimal dari suatu penelitian yang dilakukan. Anisa Ika Indrayanti (2014) melakukan penelitian mengenai estimator kernel cosinus dan kernel gaussian dalam model regresi nonparametrik pada data *butterfly* diagram siklus aktivitas

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

matahari ke-23 pada studi kasus BPD lapan watukosek, yaitu dengan melakukan perbandingan antara estimator kernel gaussian dan cosinus yang menunjukkan bahwa model terbaik adalah dengan menggunakan estimator kernel gaussian dengan nilai *bandwidth* 0,1 dan nilai MSE sebesar 3,67. Begitu juga pada penelitian yang dilakukan oleh Tri Ayuningtyas (2018) mengenai regresi nonparametrik kernel Nadaraya Watson dalam data *time series* pada studi kasus indeks harga saham gabungan terhadap kurs, inflasi dan tingkat suku bunga periode Januari 2015-Maret 2018 yang menghasilkan nilai *bandwidth* optimal sebesar 305,1946 dan nilai MAPE sebesar 5,4%. Penelitian yang dilakukan oleh Anisa Ika Indrayanti (2014) menunjukkan bahwa hasil yang terbaik adalah menggunakan fungsi kernel Gaussian.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model untuk meramalkan satu variabel (*univariat*). Model ARIMA merupakan salah satu metode yang telah dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins yang disebut dengan metode ARIMA Box-Jenkins. Model ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Secara umum model ARIMA dituliskan dengan notasi ARIMA (p, d, q). Untuk mendapatkan model ARIMA maka akan dilakukan tiga tahap pemodelan yaitu identifikasi, penaksiran dan pengujian(Pankratz, 1991).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Menurut John E Hanke dkk (2000), metode runtun waktu Box-Jenkins atau metode ARIMA adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk mecari suatu pola data yang sesuai dengan beberapa sekelompok data. Metode ARIMA digunakan untuk melakukan permalan dengan waktu jangka pendek yang akurat, sedangkan untuk peramalan dengan waktu jangka panjang akan mendapatkan ketepatan hasil peramalan yang kurang baik(Aziz, Sayuti, & Mustakim, 2017).

Selain metode ARIMA, analisis hubungan antara sepasang variabel atau lebih dapat juga dianalisis menggunakan analisis regresi. Analisis regresi merupakan salah satu cara statistik yang dapat digunakan untuk mengetahui hubungan antara sepasang variabel atau lebih. Dalam regresi terdapat dua pendekatan yang digunakan yaitu pendekatan parametrik dan nonparametrik. Pendekatan parametrik digunakan jika model fungsi diketahui berdasarkan teori atau masa lalu. Sedangkan pendekatan nonparametrik digunakan jika tidak ada asumsi bentuk kurva atau fungsi regresi. Dalam regresi nonparametrik terdapat beberapa pendekatan yang dapat digunakan antara lain histogram, kernel, spline, dan lain-lain(Hardle, 1990).

Dalam pendekatan kernel bentuk estimasinya dipengaruhi oleh fungsi kernel K dan *bandwidth* h. *Bandwidth* h adalah salah satu parameter penghalus yang digunakan untuk memeriksa kemulusan dari kurva estimasi. Penggunaan regresi nonparametrik dapat digunakan pada beberapa jenis data salah satunya adalah data *time series*, karena data *time series* sering

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

fluktuatif dan galatnya diasumsikan saling berkorelasi(Astuti, Srinadi, & Susilawati, 2018).

Berdasarkan analisis di atas dengan melihat perkembangan kasus penderita penyakit DBD di kabupaten Gresik belum pernah dilakukan permalan jumlah penderita penyakit DBD. Maka perlu dilakukan suatu pemodelan menjadi langkah preventif untuk membuat kebijakan pencegahan terjadinya peningkatan jumlah penderita penyakit DBD. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dilakukan pemodelan jumlah kasus penderita penyakit DBD di Kabupaten Gresik dengan menggunakan perbandingan antara model ARIMA dan regresi nonparametrik kernel.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dapat diambil pokok permasalahan sebagai berikut :

a. Bagaimana model ARIMA untuk jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik ?
b. Bagaimana model regresi nonparametrik kernel jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik ?
c. Bagaimaana perbandingan model jumlah kasus penyakit DBD menggunakan ARIMA dengan regresi nonparamterik kernel di Kabupaten Gresik ?

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah :

a. Mengetahui model ARIMA untuk jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik.
b. Mengetahui model regresi nonparametrik kernel jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik.
c. Mengetaahui perbandingan model jumlah kasus penyakit DBD menggunakan ARIMA dengan regresi nonparamterik kernel di Kabupaten Gresik.

1.4 Manfaat

Dalam penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut :

a. Dapat menambah wawasan dan memahami tentang model ARIMA dan regresi nonparametrik kernel dalam memprediksi jumlah kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kaupaten Gresik
b. Dapat memberikan informasi mengenai model jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik dengan menggunakan model ARIMA dan regresi nonparametrik kernel.
c. Dapat dijadikan acuan dalam membuat pemodelan sebaran data kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1.5 Batasan Masalah

Agar suatu penelitian dapat terarah, maka penulis membuat batasan masalah sebagai berikut :

a. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan dari tahun 2013-2018 jumlah penderita penyakit DBD di Kabupaten Gresik.
b. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah model ARIMA dan regresi nonparametrik kernel menggunakan estimator *Shibata*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Demam Berdarah Dengue

Demam Berdarah Dengue (DBD) adalah salah satu penyakit yang disebabkan oleh virus *dengue*. *Dengue* merupakan virus yang ditularkan melalui nyamuk *Aedes* yaitu nyamuk yang paling cepat berkembang, di dunia ini banyak orang yang terinfeksi setiap tahunnya. Virus *dengue* ditemukan di kawasan tropik dan subtropik, untuk kawasan Indonesia dengan cuaca tropis yang sesuai untuk pertumbuhan hewan dan tumbuhan serta tempat berkembangnya berbagai macam penyakit, seperti nyamuk yang banyak menularkan pada masalah kesehatan.

Demam Berdarah Dengue (DBD) atau *Dengue Haemorrhagic Fever* (DHF) merupakan salah satu masalah kesehatan yang disebabkan oleh nyamuk spesies *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* menjdi nyamuk penular (vektor) primer dan nyamuk spesies *Aedes polynesiensi*, *Aedes scutellaris* serta *Aedes niveus* sebagai vektor sekunder(Indrayani & Wahyudi, 2017).

Demam Berdarah Dengue (DBD) adalah salah satu masalah kesehatan warga negara di Indonesia dimana jumlah penderitanya semakin bertambah dan penyebarannya juga semakin luas. Penyakit DBD merupakan masalah kesehatan masyarakat yang menular dan pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

umumnya menyerang usia anak-anak umur kurang dari 15 tahun dan juga dapat menyerang pada orang dewasa(Widoyono, 2005).

Seseorang yang terkena penyakit DBD ditandai dengan demam secara mendadak antara 2 sampai dengan 7 hari tanpa faktor yang jelas, kondisi tubuh lemah disertai dengan tanda pendarahan pada kulit berbentuk bintik pendarahan (*petechie*), lebam (*echymosis*), ruam (*purpura*) dan kadang-kadang mimisan(Indrawan, 2001).

2.1.1 Diagnosa Klinis

Berdasarkan jenis gejala yang ditimbulkan infeksi virus *dengue* dapat dikelompokkan menjadi 3, yaitu(Indonesia, 2010):

a. Demam Dengue (DD)

Demam Dengue (DD) memberikan gejala infeksi yang berbeda pada golongan umur tertentu. Gejala pada bayi adalah demam disertai dengan munculnya ruam. Gejala pada orang dewasa adalah sakit kepala, demam tinggi, nyeri di belakang mata, mual dan muntah, dan muncul ruam. Penyakit ini disertai dengan menurunnya keping darah (*trombosit*) dan sel darah putih (*leukosit*)(Sitio, 2008).

b. Demam Berdarah Dengue (DBD)

Demam Berdarah Dengue (DBD) menimbulkan gejala yang hampir sama pada gejala Demam Dengue (DD). Namun pada kasus DBD terjadi pendarahan yang hebat, pelebaran hati lebih

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dari 2 cm, dan kenaikan *hematokrit* dengan penurunan jumlah trombosit yang cepat.

c. *Dengue Shock Syndrome* (DSS)

Pada kasus ini terjadi apabila seseorang terserang virus *dengue* untuk yang kedua kalinya. Gejala pada kasus ini adalah nadi berdenyut cepat, kulit dingin dan lembab, gelisah, dan terjadi kebocoran cairan di luar pembuluh darah. DSS merupakan infeksi virus *dengue* terparah yang dapat mengakibatkan kematian.

2.1.2 Fase Demam Berdarah

Setelah terinfeksi virus *dengue* pada penderita penyakit demam berdarah akan mengalami 3 fase, yaitu(Indonesia, 2010) :

a. Fase Febris

Pada fase ini panas mendadak tinggi selama 2 sampai dengan 7 hari disertai muka kemerahan, sakit kepala, dan sakit di seluruh tubuh.

b. Fase Kritis

Pada fase ini terjadi penurunan suhu tubuh, kerusakan pada pembuluh darah, dan timbulnya kebocoran plasma yang berproses selama 24 sampai 48 jam pada hari ke 3 sampai 7 hari. Pada fase kritis dapat terjadi shock akibat dari tanda fase kritis tersebut.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

c. Fase Pemulihan

Setelah melewati pada fase ke dua yaitu fase kristis terjadi pengembalian cairan secara perlahan pada 48 sampai 72 jam setelahnya. Pada fase pemulihan ini keadaan penderita penyakit demam berdarah mulai membaik.

2.2 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu sistem yang digunakan untuk meramalkan atau memprediksi suatu hal, peristiwa atau kejadian pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data yang signifikan pada masa lampau dan sekarang. Metode peramalan dibagi menjadi dua yaitu metode yaitu kualitatif dan kuantitatif. Metode kualitatif bersifat subjektif karena hanya menggunakan suatu anggapan dari para ahli dan hasilnya sesuai dengan peneliti. Sedangkan metode kuantitatif bersifat objektif dan data bersumber pada masa lampau(Pramana & Anggraeni, 2016).

Dalam kehidupan segala sesuatu tidak ada yang pasti, maka dari itu dilakukan strategi melalui peramalan atau prediksi untuk memeperkirakan segala sesuatu yang tidak pasti tersebut. Prediksi dalam ilmu Matematika hanya dapat meminimumkan akibat dari ketidakpastian dengan meminimalisir kesalahan suatu prediksi yang dapat dilihatdari nilai *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan lain sebagainya. Jika salah satu dari nilai kesalahan tersebut semakin kecil maka semakin baik nilai hasil peramalan yang diperoleh(Hanurowati, Mukid, & Prahutama, 2016).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.3 Time Series

Data berkala atau *time series* merupakan data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu untuk mengilustrasikan suatu kemajuan atau kecondongan suatu peristiwa atau kejadian dan pada dasarnya jarak atau interval dari waktu ke waktu yaitu sama(Boediono & Wayan, 2004). *Time series* digunakan untuk memperoleh gambaran dari suatu keadaan atau sifat variabel di waktu yang lampau untuk peramalan dari nilai variabel pada masa yang akan datang.

Adapun komponen-komponen pada data berkala atau *time series* adalah(Hanke & Wichers, 2005):

a. Gerakan Horizontal

   Geraka horizontal merupakan pergerakan data yang berfluktuasi di sekitar nilai konstan atau rata-rata yang membentuk garis horizontal yang disebut dengan data stasioner.

b. Gerakan Trend

   Pola pada gerakan trend ini adalah jika suatu data bergerak pada jangka waktu tertentu dan cenderung menuju ke satu arah balik naik atau turun.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

c. Gerakan musiman

Gerakan musiman adalah gerakan yang berulang-ulang secara teratur selama kurang lebih satu tahun, misalnya pola yang berulang setiap minggu, setiap bulan, atau kuartal. Pada kuartal terjadi setiap empat bulan.

Menurut Boediono& Wayan (2004), komponen rangkaian waktu dibagi menjadi empat jenis, yakni:

a. Gerakan jangka panjang (*long time movement*)

Gerakan jangka panjang adalah suatu gerakan yang menunjukkan arah perkembangan secara umum deret berkala yang meliputi jangka waktu yang panjang. Pada umumnya jangka waktu yang digunakan adalah sepuluh tahun lebih. Ciri-ciri dari gerakan jangka panjang adalah menunjukkan variasi sekuler yang menyerupai garis lurus yang disebut dengan garis arah (*trend line*).

b. Gerakan musiman (*seasonal variation*)

Gerakan musiman ini mempunya ciri-ciri pola tetap dari waktu ke waktu dengan jangka waktu tertentu. Gerakan musiman terjadi akibat karena adanya peristiwa-peristiwa tertentu.

c. Gerakan melingkar (*siklis*)

Gerakan melingkar merupakan variasi rangkaian waktu yang menunjukkan gerakan berayun pada sekitar arah atau kurva arah. Lingkaran atau siklik bersifat berkala atau tidak.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

d. Gerakan acak (*random*)

Gerakan acak merupakan rangkaian waktu yang menunjukkan gerakan yang tak teratur yang dapat disebabkan oleh beberapa faktor di luar dugaan, seperti wabah, gempa bumi dan lain sebagainya.

2.4 Stasioneritas

Stasioneritas adalah suatu bentuk dimana tidak ada perubahan rata-rata (*mean*) dan varians dari waktu ke waktu atau keduanya selalu konstan (tidak terjadi pertumbuhan atau penurunan) pada setiap waktu. Data stasioner merupakan data dimana rata-rata nilai pada suatu data tidak ada perubahan pada waktu, dengan kata lain fluktuasi data berada di sekitar nilai rata-rata dan varians yang konstan.

Para peniliti mengamati pola pada plot data digunakan untuk memutuskan data yang diperoleh stasioner atau nonstasioner. Jika plot data deret berkala cenderung konstan yaitu tidak terdapat kenaikan atau penurunan maka data sudah dikatakan stasioner.

Terdapat cara yang dapat dilakukan untuk mengatasi ketidakstasioneran. Ketidakstasioneran data terbagi menjadi dua, yaitu data tidak stasioner dalam rata-rata dan data tidak stasioner dalam varian. Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata dapat dilakukan pembedaan (*differencing*) yaitu penyelisihan data atau pengurangan data tertentu dengan data sebelumnya dengan berurutan. Jika *differencing* ordo satu masih belum meghasilkan data yang stasioner maka akan dilanjut

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

differencing pada ordo kedua, dan seterusnya sehingga diperoleh data yang stasioner.

Notasi yang digunakan dalam metode pembeda (*differencing*) adalah operator shift mundur (*backward shift*) yang disimbolkan dengan huruf B dengan penerapan sebagai berikut :

$$BX_t = X_{t-1} \tag{2.1}$$

Notasi B yang dipasangkan dengan X_t digunakan untuk menggeser data satu periode ke belakang dan jika dua penerapan B dengan X_t untuk menggeser data dua periode ke belakang sebagai berikut :

$$B(BX_t) = B^2X_t = X_{t-2} \tag{2.2}$$

Ketika salah satu data deret berkala tidak stasioner, maka data tersebut dapat dibuat mendekati data stasioner dengan cara melakukan *differencing* pertama dari deret data dengan persamaan :

Differencing pertama:

$$X'_t = X_t - X_{t-1} \tag{2.3}$$

Mengaplikasikan operator *shift* mundur sehingga persamaan dapat ditulis kembali menjadi :

$$X'_t = X_t - BX_t = (1 - B)\, X_t \tag{2.4}$$

Differencing pertama dinyatakan dengan $(1 - B)$ serupa dengan *differencing* kedua yang dapat dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Differencing kedua:

$$X''_t = X'_t - X'_{t-1}$$

$$= (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2})$$

$$= (X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2}) \quad (2.5)$$

$$= (1 - 2B + B^2)X_t$$

$$= (1 - B^2)X_t$$

Differencing kedua diberi notasi $(1 - B^2)$

Tujuan dari menghitung *differencing* adalah untuk memperoleh data stasioner secara umum ketika ditemukan *differencing* pada orde ke-n untuk memperoleh data stasioner dapat ditulis sebagai berikut :

$$X_t^n = (1 - B)^n X_t \quad (2.6)$$

Untuk menstasionerkan data dalm bentuk varian dapat dilakukan dengan proses transformasi, secara umum dapat dilakukan dengan *power transformation* (λ) yaitu :

$$T(X_t) = \begin{cases} \frac{X_t^{\lambda} - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \ln X_t, \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

Dengan (λ) adalah parameter transformasi dan $T(X_t)$ merupakan fungsi transformasi terhadap X_t. Berikut merupakan nilai dari λ beserta transformasinya(Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999) :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{X_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0	$\ln X_t$
0,5	$\sqrt{X_t}$
1	X_t (Stasioner)

2.5 ACFdan PACF

2.5.1 ACF (*Autocorrelation Function*)

Suatu proses (X_t) yang stasioner mempunyai rata-rata konstan $E(X_t) = \mu$ dan varian konstan $Var(X_t) = E(X_t - \mu)^2 = \sigma^2$. Kovarian antar X_t dan X_{t+k} adalah

$$\gamma_k = Cov(X_t, X_{t+k}) = E(X_t - \mu)(X_{t+k} - \mu). \quad (2.8)$$

Autokorelasi (ACF) adalah korelasi atau hubungan antara data pengamatan pada suatu deret yang berkala. Untuk menghitung koefisien autokorelasi lag-k (ρ_k) antara variabel X_t dan X_{t+k} pada suatu populasi yaitu

$$\rho_k = \frac{cov(X_t, X_{t+k})}{\sqrt{var(X_t)}\sqrt{var(X_{t+k})}} \quad (2.9)$$

Keterangan :

Var(X_t) = Var(X_{t+k}) = γ_0, γ_k dinamakan fungsi autokovarian

ρ_k = koefisien autokorelasi (ACF)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada koefisein autokorelasi ρ_k tidak diketahui dan diperkirakan dengan (r_k) yang merupakan koefisien korelasi pada sampel dengan rumus :

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(x_t-\bar{x})(x_{t+k}-\bar{x})}{\sum_{t=1}^{n}(x_t-\bar{x})^2} \quad (2.10)$$

Keterangan :

r_k = koefisien korelasi

x_t = nilai variabel X pada periode t

x_{t+k} = nilai variabel X pada periode t+k

$\bar{x}$ = nilai rata-rata variabel X

Untuk mengetahui apakah koefisien autokorelasi yang diperoleh signifikan atau tidak signifikan maka perlu dilakukan pengujian dengan hipotesis

H_0: ρ_k= 0 (koefisien autokorelasi tidak signifikan)

H_1: $\rho_k \neq 0$ (koefisien autokorelasi signifikan)

Uji statistik yang digunakan adalah :

$$t = \frac{r_k}{SE(r_k)} \quad (2.11)$$

$$SE(r_k) = \sqrt{\frac{1+2\sum_{t=1}^{k-1} r_i^2}{n}} \quad (2.12)$$

Keterangan :

$SE(r_k)$ = standar error untuk autokorelasi pada lag ke-k

r_i = autokorelasi pada lag ke-i

k = selisih waktu

n = banyaknya observasi pada deret berkala

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kriteria keputusan H_0 ditolak jika $t_{\frac{\alpha}{2},n-1} < t < -t_{\frac{\alpha}{2},n-1}$

2.5.2 PACF (*Partial Autocorrelation Function*)

Autokorelasi parsial adalah nilai keeratan hubungan antara variabel X_t dan X_{t+k} setelah hubungan linear dengan variabel X_{t+1} , X_{t+2} ... X_{t+k} dihilangkan sehingga fungsi autokorelasi parsial dapat dirumuskan

$$\Phi_{kk} = Corr(X_t, X_{t+k} | X_{t+1}, \dots, X_{t+k-1}) \quad (2.13)$$

Koefisien autokorelasi parsial digunakan untuk menaksir derajat hubungan antara nilai-nilai sekarang dengan nilai-nilai sebelumnya dengan pengaruh nilai variabel *time lag* yang lain dianggap konstan.

Autokorelasi parsial diperoleh melalui model regresi dimana variabel dependent X_{t+k} dari proses stasioner pada lag k, sehingga variabel $X_{t+k-1}, X_{t+k-2}, \dots, X_t$ dapat ditulis sebagai berikut :

$$X_{t+k} = \Phi_{k1} X_{t+k-1} + \Phi_{k2} X_{t+k-2} + \cdots + \Phi_{ki} X_{t+1} + \varepsilon_{t+k} \quad (2.14)$$

Keterangan :

Φ_{ki} = parameter regresi ke-i

ε_{t+k} = residual normal yang tidak berkorelasi dengan X_{t+k-j} untuk $j \geq 1$, maka diperoleh fungsi autokorelasi sebagai berikut :

$$\rho_j = \Phi_{k1} \rho_j + \Phi_{k2} \rho_{j-2} + \cdots + \Phi_{kk} \rho_{j-k} \quad (2.15)$$

Untuk *j = 1, 2, ..., k* sehingga diperoleh persamaan

$$\rho_1 = \Phi_{k1} \rho_0 + \Phi_{k2} \rho_1 + \cdots + \Phi_{kk} \rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = \Phi_{k1} \rho_1 + \Phi_{k2} \rho_0 + \cdots + \Phi_{kk} \rho_{k-2}$$

Dimana $\rho_0 = 1$ dengan menggunakan aturan Cramer's rule pada persamaan di atas.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.6 White Noise

White noise adalah suatu barisan dari variabel acak yang berdiri sendiri dan berdistribusi normal. *White noise* mempunyai keadaan stasioneritas yang lebih erat dimana nilai autokovarian harus nol(Prahesti, Puspita, & Agustina, 2016). Data deret berkala mengalami proses *white noise* jika autokorelasi antara deret X_t dan X_{t+k} untuk semua lag k yang mendekati nol, nilai antara lag pada deret tidak berkorelasi satu sama lain.

Proses $\{a_t\}$ disebut suatu proses *white noise* jika $\{a_t\}$ merupakan barisan variabel acak yang tidak berkorelasi dari suatu distribusi dengan rata-rata konstan E(a_t) = μ_0 yang biasa diasumsikan dengan nol, varians konsta Var(a_t) = σ_α^2 dan γ_k = Cov(a_t, a_{t+k}) = 0 untuk semua $k \neq 0$. Oleh karena itu suatu proses *white noise* $\{a_t\}$ adalah stasioner dengan fungsi autokovarian.

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_a^2, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \tag{2.16}$$

Fungsi autokorelasi

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \tag{2.17}$$

Fungsi autokorelasi parsial

$$\Phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \tag{2.18}$$

Untuk mengetahui apakah suatu deret memenuhi suatu proses *white noise* maka dilakukan uji hipotesis berikut :

H_0: $\rho_1 = \cdots = \rho_k = 0$ (tidak ada aotokorelasi residual)

H_1: $\exists \rho_i \neq 0$ (ada aotokorelasi residual)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Menggunakan uji statistik Ljung-Box atau Box Pierce

$$Q = n(n+2)\sum_{k-1}^{m}\frac{r^2{}_k}{n-k} \quad (2.19)$$

Keterangan :

n = banyaknya observasi dalam deret berkala

k = lag waktu

m = banyaknya lag yang diuji

r_k = koefisien autokorelasi pada periode ke-k

Jika autokorelasi dihitung dari proses *white noise* maka uji statistik Q berdistribusi X^2 dengan derajat bebas m, sedangkan untuk residual model peramalan uji statistik Q berdistribusi X^2 dengan derajat bebas m dikurangi banyaknya parameter yang diestimasi dalam model. Untuk pengambilan keputusan jika H_0 ditolak adalah $Q \geq X^2{}_{\alpha,df}$.

2.7 ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

ARIMA merupakan salah satu model peramalan *time series* yang hanya bersumber pada data variabel yang akan diamati. ARIMA memiliki sifat fleksibel dan tingkat akurasi peramalan yang cukup tinggi(Putri & Anggraeni, 2018). Model ARIMA merupakan model yang mengabaikan suatu variabel independen dalam melakukan prediksi. Model ARIMA mengaplikasikan data pada masa lampau dan sekarang dari variabel dependen untuk membuat prediksi dalam jangka waktu pendek yang akurat. Tujuan model ARIMA adalah untuk mendefinisikan pada hubungan statistik yang baik antara variabel yang diprediksi dan variabel pada masa lampau sehingga peramlan dapat menggunakan model tersebut.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Model ARIMA pada umumnya (Box-Jenkins) dapat dirumuskan dengan notasi ARIMA (p,d,q) dalam bentuk ini dapat dijelaskan bahwa notasi p menunjukkan orde / derajat *Autoregressive* (AR), d menunjukkan orde / derajat *Differencing* (pembedaan) dan q menunjukkan orde / derajat *Moving Average* (MA)(Hendrawan, 2012).

2.7.1 Model AR (Model *Autoregressive*)

Model *Autoregressive* adalah salah satu model yang menggambarkan variabel dependen dan dipengaruhi oleh variabel dependen itu sendiri pada periode dan waktu sebelumnya. Secara umum untuk model *Autoregressive* dengan ordo AR (*p*) atau model ARIMA (*p,0,0*) dinyatakan sebagai berikut(Box, Jenkins, & Reinsel, 2008) :

$$Z_t = \emptyset_1 Z_{t-1} + \emptyset_2 Z_{t-2} + \cdots + \emptyset_p Z_{t-p} + a_t \qquad (2.20)$$

Keterangan :

$\emptyset_p$ = parameter *autoregressive* ke-p

Z_{t-p} = independen variabel

a_t = *white noise* nilai kesalahan pada saat t

Variabel independen merupakan variabel yang sejenis pada periode t terakhir, sedangkan a_t adalah nilai *error* atau unit residual yang merupakan gangguan acak yang tidak dapat dijelaskan oleh model. Perhitungan *autoregressive* dapat dilakukan dalam beberapa proses sebagai berikut :

a. Menentukan model yang sesuai dengan deret waktu.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

b. Menentukan nilai orde p (menetukan panjang persamaan yang terbentuk)

c. Mengestimasi nilai koefisien *autoregressive*$\emptyset_1, \emptyset_2, \dots, \emptyset_p$

Setelah mendapatkan model yang sesuai, maka model dapat digunakan sebagai prediksi atau nilai ramal pada masa yang akan datang.

2.7.2 Model MA (*Moving Average*)

Model *moving average* (MA) dengan orde q dapat dinotasikan dengan MA(q) atau ARIMA (0,0,q) dengan bentuk umum dapat dinotasikan sebagai berikut(Box, Jenkins, & Reinsel, 2008) :

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \tag{2.21}$$

Keterangan :

θ_q = parameter *moving average* ke - q

$a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$ = selisih nilai aktual dengan nilai prakiraan

Persamaan model di atas adalah nilai Z_t tergantung pada nilai yang sebelumnya dari pada nilai variabel itu sendiri. Untuk melakukan pendekatan antara proses *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA) diperlukan pengukuran autokorelasi nilai berturut-turut dari Z_t, sedangkan untuk model *moving average* mengukur autokorelasi antara nilai error atau nilai residualnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.7.3 Model ARMA (*Autoregressive Moving Average*)

Model ARMA merupakan penggabungan dari model *autoregressive* (AR) dan model *moving average* (MA) dengan orde ARMA (p,q). Persamaan ARMA gabungan dari model AR dan MA dapat dinotasikan dalam bentuk umum sebagai berikut(Box, Jenkins, & Reinsel, 2008) :

$$Z_t = \emptyset_1 Z_{t-1} + \emptyset_2 Z_{t-2} + \cdots + \emptyset_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.22)$$

2.7.4 Model ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*)

Model ARIMA disebut dengan runtut waktu *Box-Jenkins*. Model ARIMA dapat digunakan untuk asumsi jangka pendek, sedangkan untuk asumsi jangka panjang ketepatan asumsinya kurang baik. Model ARIMA merupakan gabungan dari dua model yaitu model *autoregressive* (AR) yang diintegrasikan dengan model *moving average* (MA). Pada umumnya model ARIMA dapat dinotasikan dengan (p,d,q), denga p adalah derajat proses AR, d adalah orde pembedaan dan q adalah derajat proses MA(Nachrowi & Usman, 2006).

Model umum dari *autoregressive* orde p, *integrate* orde d, dan *moving average* orde q yang menjadi satu sehingga terbentuk ARIMA (p,d,q) yang merupakan hasil penggabungan antara proses stasioner dengan proses nonstasioner yang telah distasionerkan. Bentuk umum model ARIMA (p, d, q) adalah(Ekananda, 2014):

$$(1 - B)(1 - \emptyset_1 B)Z_t = \mu + (1 - \theta_1 B)\alpha_t \quad (2.23)$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Keterangan :

μ	= konstanta
$(1-B)$	= pembedaan pertama
$(1-\emptyset_1 B)Z_t$	= koefisien model AR
$(1-\theta_1 B)\alpha_t$	= koefisien model MA

2.8 Regresi Nonparametrik

Regresi nonparametrik dapat digunakan pada data yang mempunyai distribusi normal ataupun tidak berdistribusi normal. Regresi nonparametrik pertamakali diperkenalkan oleh Francis Galtom pada tahun 1885. Pendekatan nonparametrik merupakan pendekatan regresi yang sesuai untuk pola yang tidak diketahui bentuknya, dan tidak terdapat pengalaman informasi masa lalu mengenai pola data

Estimasi juga dapat dilakukan berdasarkan pada pendekatan yang tidak terikat dengan asumsi bentuk kurva regresi khusus yang memberikan fleksibilitas yang lebih besar. Kurva regresi yang sesuai, maka pendekatan ini dinamakan dengan pendekatan nonparametrik.

Regresi nonparametrik merupakan metode regresi untuk memahami pola hubungan antara variabel terikat *y* dan variabel bebas *x*. Regresi nonparametrik tidak membutuhkan asumsi mengenai bentuk kurva regresi, oleh karena itu regresi nonparametrik bersifat fleksibel terhadap perubahan pola data. Secara umum hubungan variabel dapat dinyatakan sebagai $Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i,\ i = 1, 2, 3, \dots n$ dimana ε_i adalah variabel random yang diasumsikan independent dengan *mean* nol dan variansi σ^2. Fungsi $m(X_i)$ adalah fungsi yang tidak

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

diketahui disebut dengan fungsi regresi atau kurva regresi. Fungsi regresi hanya diasumsikan dalam suatu ruang fungsi yang berdimensi tidak hingga. Kemudian estimasi $m(X_i)$ dapat dilakukan berdasarkan data pengamatan dengan teknik penghalus tertentu.

Terdapat beberapa teknik penghalus dalam regresi nonparametrik yaitu histogram, estimasi kernel, estimasi spline, deret fourier, dan k-NN.

2.8.1 Fungsi Kernel

Model pendekatan nonparametrik yang umum digunakan adalah estimator kernel. Hal ini disebabkan estimator kernel mempunyai beberapa kelebihan yaitu estimator kernel mempunyai bentuk yang fleksibel dan mudah disesuaikan dan estimator kernel mempunyai rata-rata kekonvergenan yang relatif cepat.

Beberapa jenis fungsi kernel sebagai berikut :

a. Kernel Gaussian : $K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{1}{2}u^2) I_{(-\infty,\infty)}(u)$

b. Kernel Kudrat : $K(u) = \frac{15}{8}(1-4u^2)^2 I_{[-0,5\,;0,5]}(u)$

c. Kernel Segitiga : $K(u) = (1-|u|) I_{[-1,1]}(u)$

d. Kernel Epanechnikov : $K(u) = \frac{3}{4}(1-u^2) I_{[-1,1]}(u)$

e. Kernel Uniform : $K(u) = \frac{1}{2} I_{[-1,1]}(u)$

Secara umum untuk fungsi kernel pada dimensi satu dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$K_h(u) = \frac{1}{h} K\left(\frac{u}{h}\right); -\infty < u < \infty \tag{2.24}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Fungsi kernel K merupakan fungsi yang kontinu, terbatas, simetrik, dan terintegral ke satu, $\int_{-\infty}^{\infty} K(u)du = 1$.

Jika suatu fungsi kernel memenuhi syarat berikut :

a. $\int_{-\infty}^{\infty} K(u)du = 1$

b. $\int_{-\infty}^{\infty} uK(u)du = 0$

c. $\int_{-\infty}^{\infty} u^2K(u)du \neq 0$

d. $\int_{-\infty}^{\infty} K(u^2)du < \infty$

Maka fungsi kernel K termasuk fungsi berordo 2.

2.8.2 Estimasi Densitas Kernel

Estimator densitas kernel merupakan salah satu pengembangan dari estimator histogram. Estimator densitas kernel adalah metode pendekatan dengan fungsi kernel terhadap fungsi densitas yang belum diketahui. Pemulusan pada densitas kernel bergantung dari fungsi kernel dan nilai *bandwidth*. Estimator densitas kernel dengan fungsi $\hat{f}(x)$ adalah (Zulfikar, 2008):

$$\hat{f}(x)dx = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} K_h(x_i - x)$$

$$\hat{f}(x)dx = \frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \tag{2.25}$$

Dengan K adalah fungsi kernel yang kontinu dan spesifik yang memenuhi persamaan $\int K(x)dx = 1$. Selanjutnya h adalah nilai *bandwidth* dengan bilangan positif. Beberapa asumsi kernel yang harus dipenuhi adalah sebagai berikut (Reyes, Fernandez, & Cao, 2014):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

a. $K(x) \geq 0$, untuk semua x

b. $K(x)$ bersifat simetris, $K(-x) = K(x)$, untuk semua x

c. $\int K(x)dx = 1$

d. $\int xK(x)dx = 0$

e. $\int x^2K(x)dx = \mu_2K \neq 0$ dengan μ_2K momen kedua tertentu

f. $\int [K(x)]^2dx = \int K^2(x)dx = \|K\|_2^2 = E[K^2(x)] = R(K)$

2.8.3 Regresi Nonparametrik Kernel

Regresi nonparametrik kernel dengan menggunakan pendekatan linear konstan menggunakan sampel random (x_i, y_i), $i = 1, 2, 3, \dots, n$. Estimasi kurva $\hat{y} = \widehat{m}(x)$ diperoleh dengan meminimumkan :

$\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i{}^2\, K_h(x - X_i) = \sum_{i=1}^{n}\{y_i - [\delta_0 + \delta_1(x - X_i) + \cdots + \delta_p(x - X_i)^p]\}^2 K_h(x - X_i)$

Dimana K adalah fungsi kernel dan h disebut *bandwidth*(Hafiyusholeh, 2006).

2.9 Estimasi Bias

Pada estimator densitas kernel fungsi $\hat{f}(x)$ merupakan estimator yang tak bias dari suatu fungsi densitas $f(x)$. Jika fungsi $\hat{f}(x)$ adalah estimator densitas kernel dari suatu fungsi densitas $f(x)$ pada titik $x \epsilon R$ dan X_i berdistribusi ekuivalen dengan fungsi densitas $f(x)$, maka untuk estimasi bias adalah(Apriani, 2015):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$E[\hat{f}(x)] = E\left[\frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)\right]$$

$$E[\hat{f}(x)] = \frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} E\left[K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)\right]$$

$$E[\hat{f}(x)] = \frac{1}{h}E\left[K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)\right]$$

$$E[\hat{f}(x)] = \frac{1}{h}\int K\left(\frac{y - x}{h}\right) f(y)dy$$

Misalkan $s = \frac{y-x}{h}$ maka $dy = hds$, sehingga didapatkan :

$$E[\hat{f}(x)] = \frac{1}{h}\int K(s)f(x + sh)hds$$

$$E[\hat{f}(x)] = \int K(s)f(x + sh)ds$$

Dengan mengaplikasikan suatu pendekatan ekspansi taylor dari fungsi$f(x + sh)$ dan nilai $sh = 0$ ketika $h \to 0$ sehingga untuk setiap kernel pada orde ke-v dapat menggunakan kaidah sebagai berikut (Saputra & Listyani, 2016):

$f(x + sh) = f(x) + f'(x)sh + \frac{1}{2!}f''(x)h^2s^2 + \frac{1}{2!}f'''(x)h^3s^3 + \cdots +$

$\frac{1}{v!}f^v(x)h^vs^v + o(h^v)$

Dengan $o(h^v)$ adalah sisa dari orde yang lebih rendah dari h^v ketika $h \to 0$ sehingga ekspansi taylor orde 2 untuk fungsi$f(x + sh)$ adalah :

$$f(x + sh) = f(x) + f'(x)sh + \frac{1}{2!}f''(x)h^2s^2 + o(h^v)$$

Selanjutnya dengan menggunakan aturan $\int_{-\infty}^{\infty} K(s)ds = 1$dan aturan $\int_{-\infty}^{\infty} s^jK(s)ds = \mu_jK$, maka diperoleh persamaan :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$E\left[\hat{f}(x)\right] = \int K(s)\left[f(x) + f'(x)hs + \frac{1}{2}f''(x)h^2s^2 + o(h^2)\right]ds$$

$$E\left[\hat{f}(x)\right] =$$

$$f(x)\int K(s)ds + f'(x)h\int sK(s)ds + \frac{1}{2}f''(x)h^2\int s^2K(s)ds + o(h^2)\int K(s)ds$$

$$E\left[\hat{f}(x)\right] = f(x)(1) + f'(x)h(0) + \frac{1}{2}f''(x)h^2\int s^2K(s)ds + o(h^2)(1)$$

$$E\left[\hat{f}(x)\right] = f(x) + \frac{1}{2}f''(x)h^2\mu_2(K) + o(h^2) \qquad (2.26)$$

Kemudian menghitung nilai bias dan variansi dari fungsi $\hat{f}(x)$, yaitu (Yuniarti & Hartati, 2017):

a. Bias dari $\hat{f}(x)$

$$Bias\ \hat{f}(x) = E\left[\hat{f}(x)\right] - f(x)$$

$$Bias\ \hat{f}(x) = f(x) + \frac{1}{2}f''(x)h^2\mu_2(K) + o(h^2) - f(x)$$

$$Bias\ \hat{f}(x) = \frac{1}{2}f''(x)h^2\mu_2(K) + o(h^2) \qquad (2.27)$$

b. Variansi dari $\hat{f}(x)$

Untuk menghitung variansi dari $\hat{f}(x)$ dapat menggunakan pendekatan taylor orde 1.

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{n^2}Var\left(\sum_{i=1}^{n}K(X_i - x)\right)$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{n^2}\sum_{i=1}^{n}Var\left(K(X_i - x)\right)$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{n}Var\left(K(X_i - x)\right)$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{n}\{E[K^2(X_i - x)] - (E[K(X_i - x)])^2\}$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{n}\left\{\frac{1}{h^2}\int K^2\left(\frac{y-x}{h}\right)f(y)dy - \left(f(x) + o(h)\right)^2\right\}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Mensubstitusikan $s = \frac{y-x}{h}$ maka $dy = hds$, sehingga diperoleh :

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{nh^2}\int K^2(s)f(x+sh)hds - \frac{1}{n}\left(f(x)+o(h)\right)^2$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{nh}\int K^2(s)dsf(x+sh) - \frac{1}{n}\left(f(x)+o(h)\right)^2$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{nh}R(K)f(x) + \ o(h) - \frac{1}{n}\left(f(x)+o(h)\right)^2$$

$$Var\left(\hat{f}(x)\right) = \frac{1}{nh}R(K)f(x) + o\frac{1}{nh} \qquad (2.28)$$

2.10 Estimator Shibata

Estimator untuk regresi non parametrik kernel dengan menggunakan pemilihan bandwidth shibata dengan mendefinisikan fungsi loss.

Definisi fungsi loss

$$L(h) = n^{-1}\sum_{j=1}^{n}\left[m(X_j) - \widehat{m}_h(X_j)\right]^2 \qquad (2.29)$$

Nilai rata-rata dari fungsi loss adalah $R(h) = E[L(h)]$ yang disebut dengan *Risk*.

$$R(h) = E\left(n^{-1}\sum_{j=1}^{n}\left[m(X_j) - \widehat{m}_h(X_j)\right]^2\right) \qquad (2.30)$$

Fungsi $R(h)$ atau $L(h)$ merupakan kriteria yang digunakan untuk mengukur kebaikan estimator. Nilai terkecil dari kriteria adalah suatu indikasi dari estimator yang terbaik. Perhitungan lain yang berhubungan dengan $R(h)$ adalah salah satu prediksi *risk* yang disebut dengan prediksi *mean square error* yang berhubungan dengan $R(h)$ yaitu :

$$p(h) = \sigma^2 + R(h) \qquad (2.31)$$

Sebuah estimator yang meminimumkan $R(h)$ juga akan meminimumkan nilai $p(h)$ dan juga sebaliknya, jika estimator yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

meminimumkan $p(h)$ juga akan meminimumkan $R(h)$. Sehingga untuk mengestimasi nilai $p(h)$ adalah dengan *mean square error*.

$$MSE(h) = n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left(Y_j - \widehat{m}_h(X_j)\right)^2 \tag{2.32}$$

Nilai $MSE(h)$ merupakan nilai estimator yang bias terhadap nilai $p(h)$, untuk membuktikan bahwa nilai $MSE(h)$ bias terhadap nilai $p(h)$ dapat dilihat pada uraian berikut :

$$MSE(h) = n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left(Y_j - \widehat{m}_h(X_j)\right)^2$$

$$= n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left[Y_j^2 + \widehat{m}_h^2(X_j) - 2\left(Y_j \widehat{m}_h(X_j)\right)\right]$$

Dengan memperhatikan nilai $Y_j = m(X_j) + \varepsilon_j$, maka :

$$MSE(h) = n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left[\left(m(X_j) + \varepsilon_j\right)^2 + \widehat{m}_h^2(X_j) - 2\left(m(X_j)\right) + \varepsilon_j \widehat{m}_h(X_j)\right]$$

$$= n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left[m^2(X_j) + \varepsilon_j^2 + 2m(X_j)\varepsilon_j + \widehat{m}_h^2(X_j) - 2\left(m(X_j)\widehat{m}_h(X_j) + \varepsilon_j \widehat{m}_h(X_j)\right)\right]$$

$$= n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left[m^2(X_j) + \varepsilon_j^2 + 2m(X_j)\varepsilon_j + \widehat{m}_h^2(X_j) + \left(-2m(X_j)\widehat{m}_h(X_j) - 2\varepsilon_j \widehat{m}_h(X_j)\right)\right]$$

$$= n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left[\varepsilon_j^2 + m^2(X_j) + \widehat{m}_h^2(X_j) - 2m(X_j)\widehat{m}_h(X_j) - 2\varepsilon_j \widehat{m}_h(X_j) + 2m(X_j)\varepsilon_j\right]$$

$$= n^{-1} \sum_{j=1}^{n} \left[\varepsilon_j^2 + m^2(X_j) + \widehat{m}_h^2(X_j) - 2m(X_j)\widehat{m}_h(X_j) - 2\varepsilon_j \widehat{m}_h(X_j) - m(X_j)\right] \tag{2.33}$$

Karena nilai

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$L(h) = n^{-1}\sum_{j=1}^{n}\left[m(X_j) - \widehat{m}_h(X_j)\right]^2$$

$$= n^{-1}\sum_{j=1}^{n}\left[m^2(X_j) + \widehat{m}_h^2(X_j) - 2m(X_j)\widehat{m}_h(X_j)\right]$$

Maka persamaan (2.33) menjadi :

$$MSE(h) = n^{-1}\sum_{j=1}^{n}\varepsilon_j^2 + L(h) - 2n^{-1}\sum_{j=1}^{n}\varepsilon_j\left(\widehat{m}_h(X_j)\right) - m(X_j)$$

Dengan melihat bahwa nilai error ε_j adalah nilai ekspektasi nol dan variansi σ^2 maka :

$$E[MSE(h)] = n^{-1}\sum_{j=1}^{n}E(\varepsilon_j^2) + E(L(h)) - 2n^{-1}E\left(\sum_{j=1}^{n}\varepsilon_j\left(\widehat{m}_h(X_j)\right) - m(X_j)\right)$$

$$= \sigma^2 + R(h) + EC_{ln} \tag{2.34}$$

Dengan nilai

$$EC_{ln} = -2n^{-1}E\left(\sum_{j=1}^{n}\varepsilon_j\left(\widehat{m}_h(X_j)\right) - m(X_j)\right) \tag{2.35}$$

Untuk estimator kernel shibata untuk $\widehat{m}_h(x)$ dari fungsi regresi adalah :

$$\widehat{m}_h(x) = n^{-1}\sum_{i=1}^{n}W_{hi}(x)Y_i$$

Dimana :

$$W_{hi}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n}K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)}{\sum_{i=1}^{n}K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)}$$

Sehingga dapat diperoleh persamaan untuk estimator shibata dari fungsi regresi adalah(Hafiyusholeh, 2006) :

$$\widehat{m}_h(x) = n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{\sum_{i=1}^{n}K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)}{\sum_{i=1}^{n}K\left(\frac{X_i - x}{h}\right)}Y_i \tag{2.36}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.11 Pemilihan Bandwidth Optimum

Pada regresi kernel yang menjadi masalah utama adalah pada pemilihan *bandwidth* yang digunakan untuk menyeimbangkan nilai antara bias dan varians dari fungsi tersebut. Jika nilai *bandwidth* kecil maka kurva yang dihasilkan kurang mulus tetapi memiliki bias kecil. Sedangkan jika nilai *bandwidth* besar maka kurva yang dihasilkan terlalu mulus sehingga memiliki bias besar dan varians rendah.

Untuk menghasilkan kurva yang optimal maka dapat dilakukan pemulusan kurva dengan menggunakan *bandwidth* yang paling optimal. Pemilihan *bandwidth* optimal dengan menggunakan estimasi shibata.

2.12 Evaluasi Ketepatan Model

2.12.1 Koefisien Determinasi

Koefisien determinasi digunakan untuk mengetahui seberapa besar keterlibatan antara variabel independen terhadap variabel dependennya, sehingga untuk mendapatkan nilai koefisien determinasi dapat dihitung dengan persmaan berikut :

$$R^2 = \frac{JKR}{JKT} = \frac{JKR}{JKR+JKG} \tag{2.45}$$

Keterangan :

$$JKR\ (Jumlah\ Kuadrat\ Perlakuan) = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_1 - \bar{y})^2$$

$$JKG\ (Jumlah\ Kuadrat\ Galat) = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_1)^2$$

$$JKT\ (Jumlah\ Kuadrat\ Total) = JKR + JKG$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

R^2 = koefisien determinasi

y_i = data aktual subjek ke-i

$\hat{y}_1$ = hasil estimasi subjek ke-i

$\bar{y}$ = rat-rata data aktual

Nilai koefisien determinasi berada di titik interval 0 sampai dengan 1. Apabila nilai koefisien determinasi semakin mendekati 1, maka model yang dihasilkan semakin baik. Akan tetapi jika sebaliknya, apabila nilai koefisien determinasi semakin mendekati 0, maka model yang dihasilkan kurang baik(Nanda, Suparti, & Hoyyi, 2016).

2.12.2 MSE (*Mean Square Error*)

Untuk melihat seberapa besar nilai kegalatan dari suatu estimator dapat dilihat dari nilai MSE (*Mean Square Error*). Jika semakin kecil nilai MSE maka semakin baik hasil atau model yang diperoleh. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai MSE adalah (Sungkawa & Megasari, 2011):

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} e_i^2}{n} \rightarrow RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} e_i^2}{n}}$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - F_i)^2}{n} \qquad (2.46)$$

Keterangan :

$e_i = (X_i - F_i)$ = kesalahan pada periode ke-i

X_i = data aktual periode ke-i

F_i = data hasil prediksi periode ke-i

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

n = banyak data

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan jenis penelitian kuantitatif karena data yang digunakan berupa data yang bersifat kuantitatif yaitu menggunakan data berupa data numerik. Penelitian kuantitatif merupakan suatu penelitian yang informasi dan data yang dikelola menggunakan statistik.

3.2 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yaitu berupa data dari Dinas Kesehatan Kabupaten Gresik. Jenis datanya adalah data runtun waktu (*time series*) karena secara kronologis data tersebut disusun berdasarkan waktu yang digunakan untuk melihat perubahan dalam rentan waktu tertentu. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah penderita penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) periode Januari 2013 hingga Desember 2018.

3.3Teknis Analisis Data

Setelah data yang diperlukan telah terkumpul, maka untuk tahapan selanjutnya adalah menganalisis data tersebut. Teknis analisis data adalah langkah-langkah penyelesaian analisis data hingga selesai yang akan digambarkan dengan diagram alir penelitian pada gambar Gambar 3.1.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan Gambar 3.1 maka dapat dijelaskan untuk analisis data dalam penelitian ini sebagai berikut:

a. Analisis data penderita penyakit DBD yaitu dengan menentukan apakah sebuah data *time series* bersifat stasioner yang nilai rata-rata tidak bergeser pada sepanjang waktu. Apabila data tidak stasioner, maka konversi data harus dilakukan agar menjadi stasioner dengan menggunakan metode transformasi atau *differencing*.
b. Setelah data *time series* sudah stasioner, maka langkah selanjutnya adalah menentukan model yang akan digunakan. Penentuan model dilakukan dengan cara identifikasi ACF dan PACF. ACF digunakan untuk mengukur korelasi antara pengamatan dengan lag ke-k, sedangkan PACF digunakan untuk mengukur korelasi antara pengamatan dengan lag ke-k dan dengan mengontrol korelasi antara dua pengamatan dengan lag kurang dari k.
c. Langkah selanjutnya adalah menguji autokorelasi nilai residual untuk memenuhi syarat dalam menentukan model ARIMA, yaitu dengan syarat ketentuan adalah residual yang *white noise* dan berdistribusi normal.
d. Setelah menghasilkan suatu model dari ARIMA maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter model dalam ARIMA. Estimasi parameter merupakan perhitungan yang dilakukan untuk mendapatkan nilai parameter suatu model yaitu dengan menghitung dari model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA), dan model *Autoregressive Moving Average* (ARMA).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

e. Langkah selanjutnya adalah menguji model apakah model sudah baik untuk digunakan. Untuk melihat model yang baik dapat dilihat dari nilai residualnya. Jika nilai residualnya *white noise*, maka model dapat dikatakan baik dan apabila nilai residualnya tidak *white noise* maka model dapat dikatakan tidak baik.

   Salah satu cara untuk melihat *white noise* dapat diuji melalui korelogram ACF dan PACF dari residual. Apabila nilai ACF dan PACF tidak signifikan, hal ini mengindikasikan residual *white noise* artinya model sudah sesuai. Jika model tidak sesuai maka dilakukan kembali dalam pembentukan orde ARIMA.

f. Setelah semua tahap terlewati maka akan didapat model dari ARIMA. Langkah selanjutnya adalah membandingkan antara dua model yaitu hasil model ARIMA dan hasil model dari regresi nonparametrik kernel.

g. Untuk regresi nonparametrik kernel, langkah awal adalah menentukan nilai *bandwidth* optimum dengan menggunakan estimator Shibata.

h. Melakukan pemodelan penderita penyakit DBD menggunakan fungsi kernel Gaussian.

i. Membandingkan hasil dari kedua model yaitu model ARIMA dan model regresi nonparametrik kernel dengan fungsi kernel Gaussian dengan menghitung nilai MSE.

j. Menghasilkan model yang paling optimal dalam pemodelan penderita DBD di kabupaten Gresik.

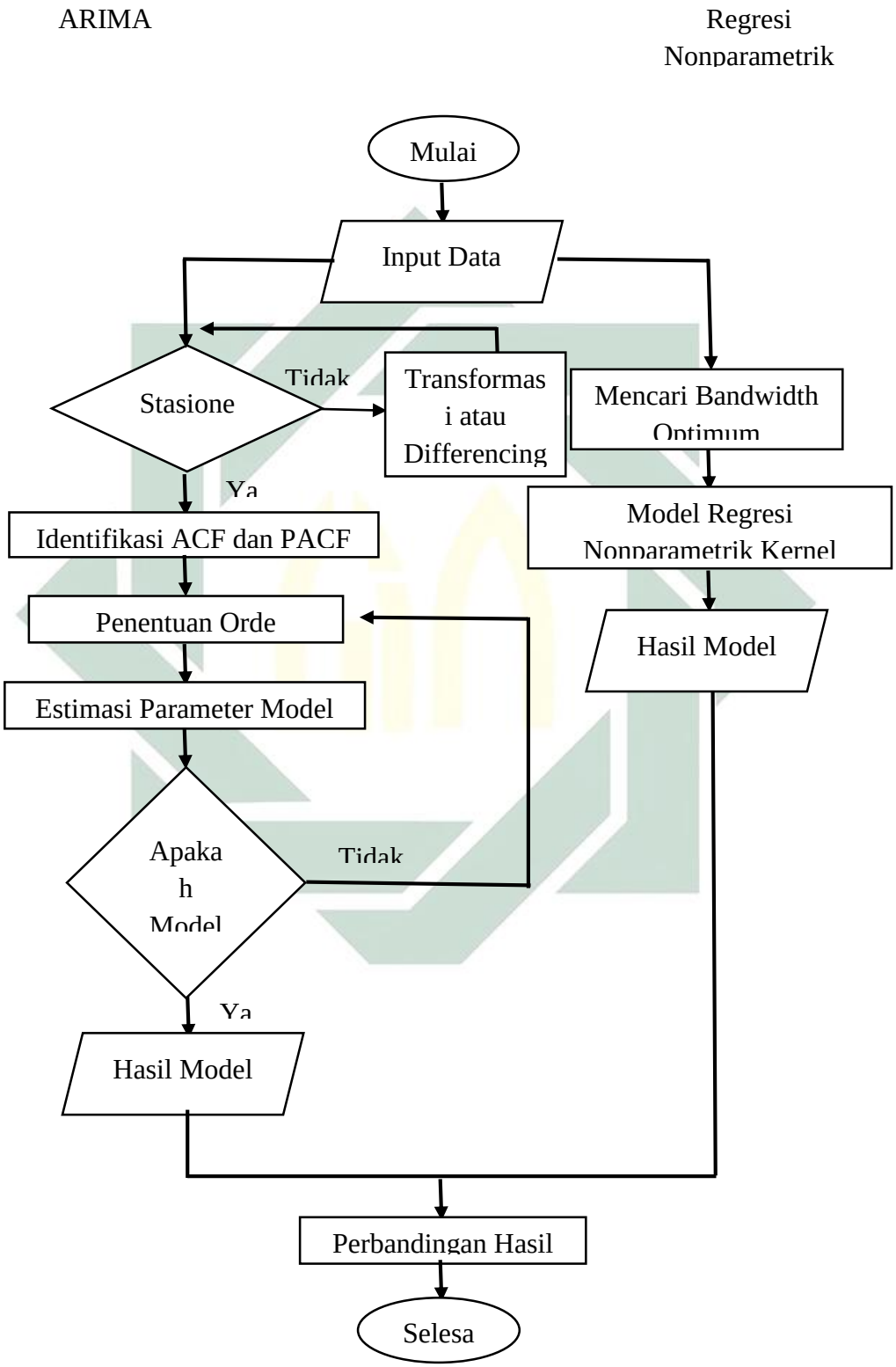
k. Membuat kesimpulan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Adapun diagram alir penelitian ini dapat disajikan pada Gambar 3.1 sebagai berikut :

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

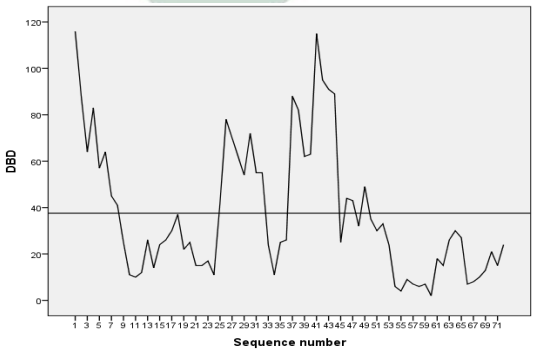
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan dari penelitian ini adalah pemodelan penyakit DBD di Kabupaten Gresik pada periode Januari 2013 sampai dengan periode Desember 2018 dengan menggunakan metode ARIMA dan regresi nonparametrik kernel.

4.1 Pemodelan ARIMA

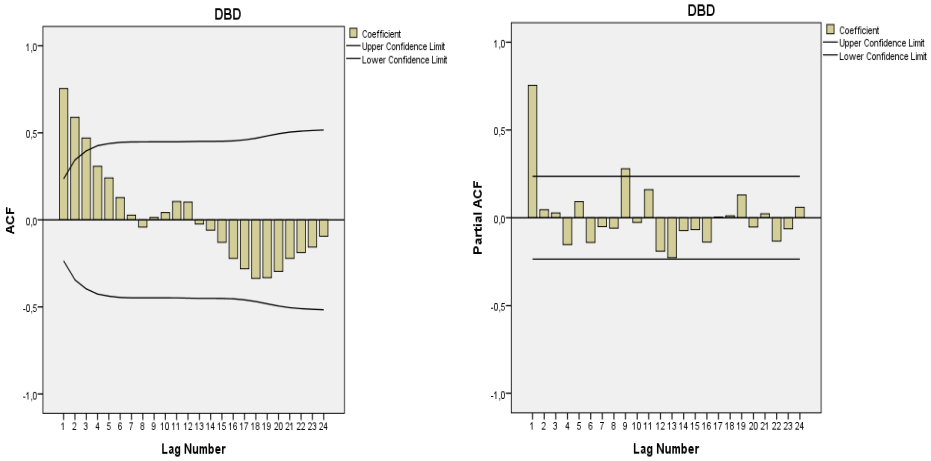
Pada tahap pertama akan dilakukan analisis data untuk membentuk model ARIMA dan untuk langkah selanjutnya akan dilakukan identifikasi stasioneritas data tersebut. Stasioneritas sebuah data merupakan syarat dari pembentukan model analisis *time series* dan merupakan langkah pertama yang dilakukan untuk membentuk model ARIMA. Data dikatakan stasioner apabila tidak ada perubahan yang fluktuatif yaitu data yang tidak terlalu naik dan tidak terlalu turun. Jika data tidak stasioner maka dilakukan *differencing*. Untuk mengidentifikasi data dapat dilakukan dengan melihat hasil dari plot data *time series* dimana data stasioner tidak terlalu fluktuatif dan stasioner terhadap mean dan varians.



Gambar 4.1 Plot *time series* sebelum *differencing*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Plot *time series* sebelum *differencing* data menunjukkan belum mempunyai pola yang teratur, sehingga data tersebut belum dikatakan stasioner dalam *mean*. Sehingga perlu dilakukan *differencing*.

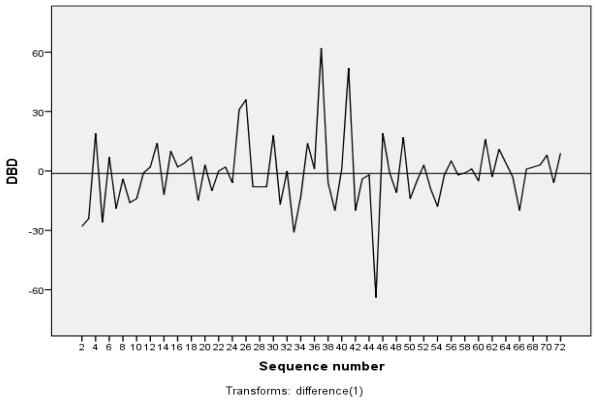


Gambar 4.2 Plot ACF dan PACF sebelum *differencing*

Berdasarkan Gambar 4.2 plot ACF terlihat bahwa grafik ACF menurun secara perlahan menuju nol. Hal ini dapat dikatakan bahwa data belum stasioner terhadap *mean*.

Berdasarkan grafik PACF terlihat bahwa setelah lag 1 grafik tidak signifikan berbeda dari nol. Dari analisa grafik ACF dan PACF dengan teknik korelogram didapatkan bahwa data masih belum stasioner terhadap varians sehingga transformasi yang dilakukan agar data stasioner adalah dengan *differencing*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

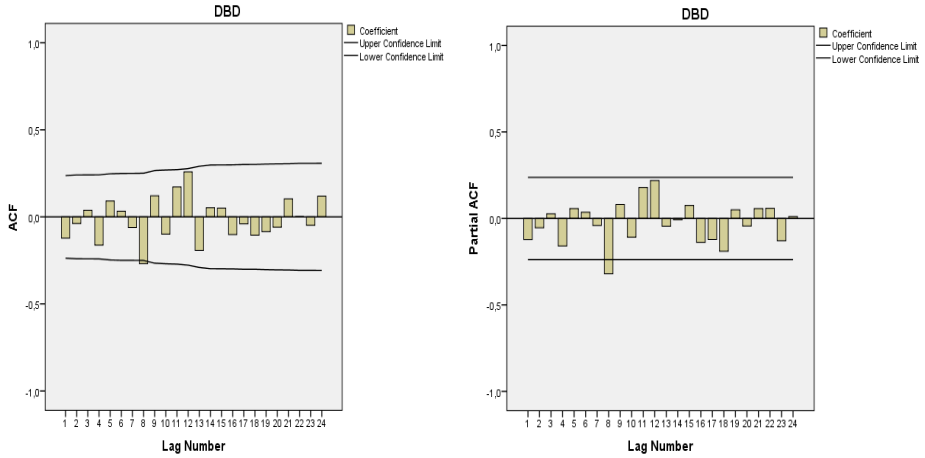


Gambar 4.3 Plot *time series* sesudah *differencing* 1

Setelah dilakukan *differencing* pertama menunjukkan bahwa data telah stasioner. Hal tersebut dilihat dari plot rata-rata yang terlalu fluktuatif dan berada disekitar nilai tengah dan trend sudah mendekati sumbu horizontal.

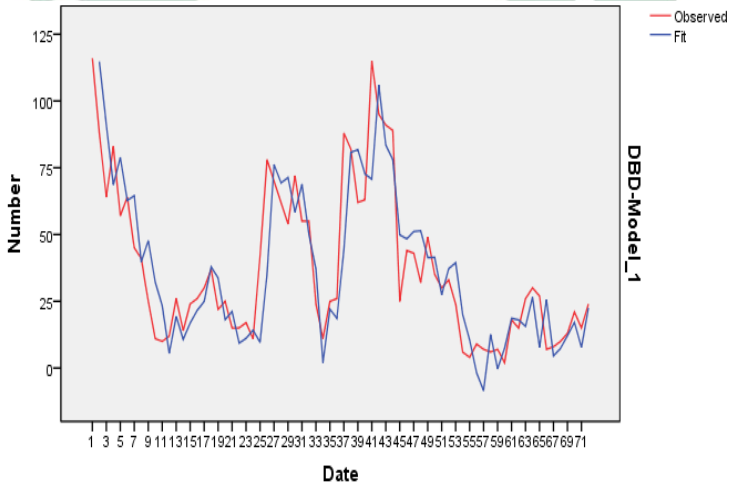
Selanjutnya akan dilakukan uji korelogram dengan fungsi autokorelasi (ACF) yaitu dengan melihat plot antara ρ_k dan k (lag). Uji korelogram sebagaimana pada Gambar 4.3 menurun dengan cepat seiring dengan meningkatnya nilai k, maka dapat disimpulkan data sudah stasioner. Setelah data stasioner maka akan dilakukan identifikasi model ARIMA dengan cara uji signifikan parameter.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.4 Plot ACF dan PACF *differencing* 1

Gambar 4.4 hasil plot ACF dan PACF yang telah di *differencing* satu kali yaitu d=1. Terlihat plot ACF keluar pada lag ke-8. Sedangkan plot PACF keluar pada lag ke-8. Oleh karenanya dilakukan dugaan model sementara untuk peramalan yaitu ARIMA [8,1,8]. Parameter yang tidak signifikan dapat dilihat dari nilai $p - value = sig > 0{,}05$.



Gambar 4.5 *Time series* ARIMA (8, 1, 8)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Untuk model ARIMA (8, 1, 8) diperoleh model penderita penyakit DBD terlihat pada *fit value* sudah mendekati data sebenarnya. Hal tersebut dapat dilihat pada gambar bahwa kurvanya hampir mendekati kurva data sebelumnya.

Tabel 4.1 Model Statistik ARIMA (8, 1, 8)

Model Statistics										
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics					Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	Statistics	DF	Sig.	
DBD-Model_1	0	,291	,697	17,153	51,558	11,21	5,107	2	,08	0

Pada tabel di atas untuk model ARIMA (8, 1, 8) diperoleh nilai kecocokan dari model dengan data pada nilai R2 sebesar 0,697. Sedangkan untuk nilai kesalahan peramalan dapat dilihat dari nilai RMSE = 17,153, MAPE = 51,558, dan MAE = 11,209.

Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA (8, 1, 8)

ARIMA Model Parameters					Estimate	SE	t	Sig.
DBD-Model_1	DBD	No Transformation	Constant		-1,210	1,509	-,802	,426
			AR	Lag 1	-,210	,289	-,725	,472
				Lag 2	,027	,256	,105	,917
				Lag 3	-,073	,235	-,311	,757
				Lag 4	-,779	,230	-3,381	,001
				Lag 5	-,177	,237	-,746	,459
				Lag 6	,075	,225	,334	,740
				Lag 7	-,369	,219	-1,684	,098
				Lag 8	-,455	,234	-1,947	,057
			Difference		1			
			MA	Lag 1	,006	11,634	,001	1,000
				Lag 2	,155	2,980	,052	,959
				Lag 3	-,190	9,895	-,019	,985
				Lag 4	-,814	13,045	-,062	,950
				Lag 5	-,273	3,659	-,075	,941
				Lag 6	,192	3,434	,056	,956
				Lag 7	-,431	6,757	-,064	,949

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Lag 8	,008	,397	,021	,984

Model ARIMA yang diperoleh adalah :

$$(1-B)(1-\emptyset_1 B)Z_t = \mu + (1-\theta_1 B)a_t$$

$$(1-B)(1+0{,}210B)Z_t + (1-0{,}027B)Z_t + (1+0{,}073B)Z_t$$

$$+ (1+0{,}779B)Z_t + (1+0{,}177B)Z_t + (1-0{,}075B)Z_t$$

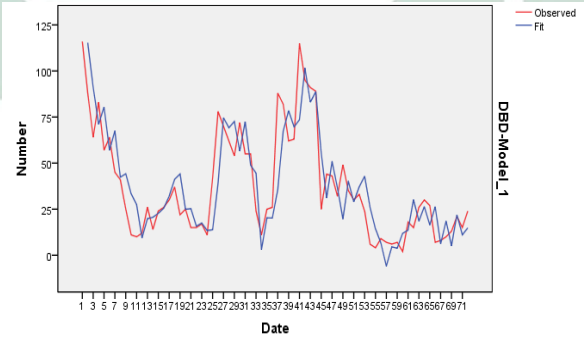
$$+ (1+0{,}369B)Z_t + (1+0{,}455B)Z_t$$

$$= -1{,}210 + (1-0{,}006B)a_t + (1-0{,}155B)a_t$$

$$+ (1+0{,}190B)a_t + (1+0{,}814B)a_t + (1+0{,}273B)a_t$$

$$+ (1-0{,}192B)a_t + (1+0{,}431B)a_t + (1-0{,}008B)a_t$$

Berdasarkan tabel di atas model ARIMA (8, 1, 8) diperoleh nilai signifikan dengan nilai konstanta = 0,426 > 0,05. Selanjutnya untuk proses AR(4) nilai signifikan = 0,001 < 0,05 yang artinya koefisien AR signifikan pada AR(4).



Gambar 4.6 Time series ARIMA (0, 1, 8)

Setelah menguji model ARIMA (8, 1, 8) maka dilanjutkan untuk menguji model ARIMA (0, 1, 8) untuk penderita penyakit DBD. Pada grafik di atas terlihat pada *fit value* mendekati data sebenarnya. Hal ini dapat dilihat bahwa kurvanya hampir mendekati dengan kurva yang sebenarnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.3 Model statistik untuk ARIMA (0, 1, 8)

Model Statistics										
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics					Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	Statistics	DF	Sig.	
DBD-Model_1	0	,203	,659	16,970	56,351	11,67	11,059	10	,35	0

Dilihat pada tabel di atas untuk model ARIMA (0, 1, 8) diperoleh nilai kecocokan dari model dengan data dengan nilai R2 sebesar 0,659. Sedangkan untuk nilai kesalahan peramalan dapat dilihat dari nilai RMSE sebesar 16,970, MAPE = 56, 351, dan MAE = 11,672.

Tabel 4.4 Estimasi parameter model ARIMA (0, 1, 8)

ARIMA Model Parameters					Estimate	SE	t	Sig.
DBD-Model_1	DBD	No Transformation	Constant		-,661	,462	-1,429	,158
			Difference		1			
			MA	Lag 1	,234	38,671	,006	,995
				Lag 2	,213	29,644	,007	,994
				Lag 3	-,178	21,396	-,008	,993
				Lag 4	,118	28,281	,004	,997
				Lag 5	-,065	23,720	-,003	,998
				Lag 6	,085	26,216	,003	,997
				Lag 7	,100	22,938	,004	,997
				Lag 8	,493	19,087	,026	,979

Model ARIMA yang diperoleh adalah :

$$(1-B)(1-\emptyset_1 B)Z_t = \mu + (1-\theta_1 B)a_t$$

$$(1-B)(1-\emptyset_1 B)Z_t$$

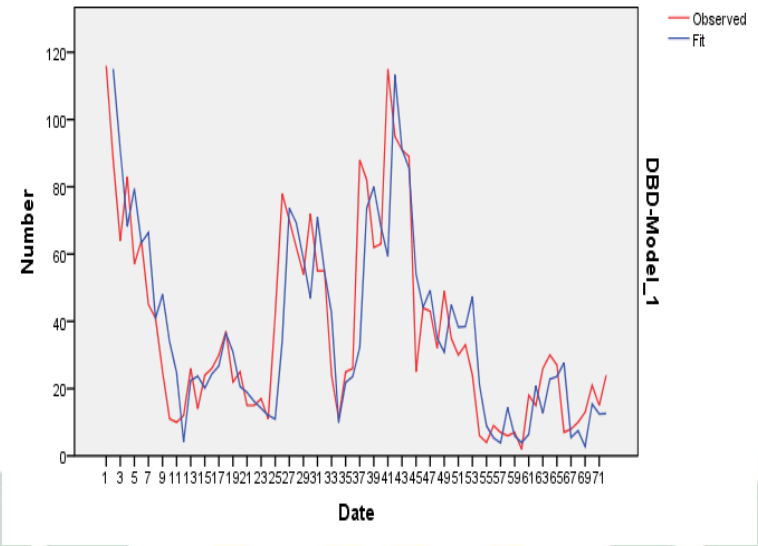
$$= -0{,}661 + (1-0{,}234B)a_t + (1-0{,}213B)a_t$$

$$+ (1+0{,}178B)a_t + (1-0{,}118B)a_t + (1+0{,}065B)a_t$$

$$+ (1-0{,}085B)a_t + (1-0{,}100B)a_t + (1-0{,}493B)a_t$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan pada Tabel 4.4 untuk model ARIMA (0, 1, 8) diperoleh nilai p-value berdasarkan nilai konstan p = 0,158 > 005. Untuk proses MA tidak ada koefisien MA yang signifikan.



Gambar 4.7 *Time series* model ARIMA (8, 1, 0)

Selanjutnya model ARIMA (8, 1, 0) yang diperoleh untuk penderita penyakit DBD. Pada grafik di atas ditunjukkan pada *fit value* sudah mendekati data sebenarnya. Hal tersebut dapat dibuktikan pada kurvanya hampir mendekati dengan kurva sebenarnya.

Tabel 4.5 Model statistik model ARIMA (8, 1, 0)

Model Statistics										
Model	Number of Predictors	Model Fit statistics					Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	Statistic	DF	Sig.	

DBD-Model_1	0	,158	,640	17,445	45,256	11,084	14,409	10	,155	0

Pada tabel di atas untuk model ARIMA (8, 1, 0) diperoleh nilai kecocokan model dengan data didapatkan nilai R2 sebesar 0,640. Sedangkan untuk nilai kesalahan peramalan dapat dilihat dari nilai RMSE = 17,445, MAPE = 45,256, dan MAE = 11,0841.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model ARIMA (8, 1, 0)

ARIMA Model Parameters								
					Estimate	SE	t	Sig.
DBD-Model_1	DBD	No Transformation	Constant		-,927	1,154	-,804	,425
			AR	Lag 1	-,149	,117	-1,274	,208
				Lag 2	-,062	,121	-,514	,609
				Lag 3	,021	,119	,173	,863
				Lag 4	-,239	,123	-1,946	,056
				Lag 5	,054	,119	,449	,655
				Lag 6	-,021	,120	-,175	,862
				Lag 7	-,083	,120	-,692	,491
				Lag 8	-,355	,119	-2,992	,004
			Difference		1			

Model ARIMA yang diperoleh adalah :

$$(1-B)(1-\emptyset_1 B)Z_t = \mu + (1-\theta_1 B)a_t$$

$$(1-B)(1+0{,}149B)Z_t + (1-0{,}021B)Z_t + (1+0{,}149B)Z_t$$

$$+ (1+0{,}239B)Z_t + (1-0{,}054B)Z_t + (1+0{,}021B)Z_t$$

$$+ (1+0{,}083B)Z_t + (1+0{,}355B)Z_t = -0{,}927 + (1-\theta_1 B)a_t$$

Berdasarkan tabel di atas untuk model ARIMA (8, 1, 0) diperoleh nilai dari *p-value* berdasarkan konstanta p = 0,425 > 0,05 dan selanjutnya untuk AR(8) p = 0,004 < 0,05 artinya koefisien AR signifikan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Berdasarkan uji parameter di atas menunjukkan bahwa dari tiga model tidak ada yang signifikan dan residual memenuhi *white noise* sehingga model ARIMA belum bisa digunakan sebagai metode peramalan pada studi kasus penderita penyakit DBD di Kabupaten Gresik, oleh karena itu peneliti menggunakan metode lain yaitu dengan menggunkan metode regresi nonparametrik kernel. Sebelum melakukan uji selanjutnya untuk ketiga model ARIMA yang paling baik dapat dilihat dari nilai MSE. Perbandingan dari ketiga model ARIMA tersebut dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 4.7 Hasil perbandingan model ARIMA

Model	MSE
ARIMA (8, 1, 8)	294,22540
ARIMA (8, 1, 0)	304,328025
ARIMA (0, 1, 8)	287,9809

Untuk menentukan model ARIMA yang terbaik yaitu dengan melihat model ARIMA yang memiliki nilai MSE yang paling kecil. Berdasarkan Tabel 4.7 nilai MSE yang paling kecil adalah ARIMA (0,1,8). Oleh karena itu model ARIMA (0,1,8) nanti yang akan digunakan sebagai perbandingan model dengan metode regresi nonparametrik kernel.

4.2 Pemodelan Regresi Nonparametrik Kernel

Dalam regresi nonparametrik untuk pemilihan *bandwidth* merupakan salah satu hal yang sangat penting. Apabila nilai *bandwidthh* kecil, maka estimasi kurva yang dihasilkan akan cenderung kasar, dan sebaliknya apabila nilai *bandwidthh* besar, maka estimasi kurva yang dihasilkan adalah

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

oversmoothing. Berikut pemilihan *bandwidth* yang optimal dengan menggunakan metode *Rule of Thumb* dan Shibata. *Bandwidth* optimal yang sudah dipilih akan digunakan untuk mengestimasi kurva regresi. Hasil dari estimasi dilihat dari nilai MSE dan R^2 yang kemudian dibandingkan diantara kedua metode yang memiliki nilai MSE dan R^2 terkecil.

4.2.1 Pemilihan *Bandwidth* Optimum Dengan Estimator Shibata

Pemilihan *bandwidth* (*h*) yang optimal sangat penting dalam metode regresi nonparametrik kernel sebagai parameter pemulus kurva. Pada penelitian ini, untuk memperoleh nilai *bandwidth* yang optimal dengan menggunakan estimator Shibata yang diperoleh dari nilai Shibata yang paling kecil. Setelah dilakukan perhitngan pada program untuk memperoleh nilai *bandwidth* yang optimal dengan metode Shibata diperoleh nilai sebagai berikut :

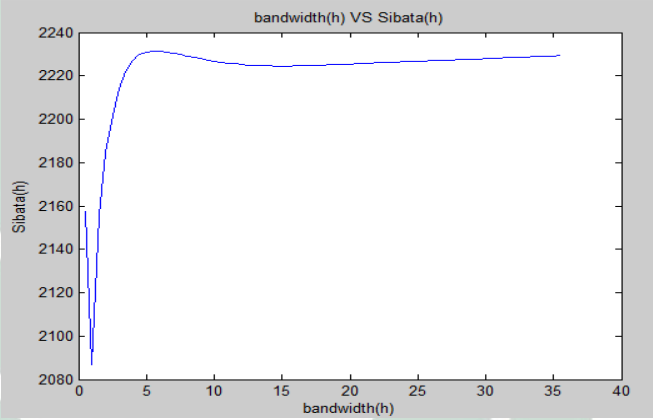
Tabel 4.8 hasil nilai bandwidth dan shibata

No	Bandwidth	Shibata	No	Bandwidth	Shibata	No	Bandwidth	Shibata
1	0,5		**25**	12,05	2,2252	**49**	24,05	2,2265
2	1	2,1576000	**26**	13	2,2250	**50**	25	2,2266
3	1,05	2,0870000	**27**	13,05	2,2248	**51**	25,05	2,2268
4	2	2,1554	**28**	14	2,2247	**52**	26	2,2269
5	2,05	2,1845	**29**	14,05	2,2246	**53**	26,05	2,2270
6	3	2,2019	**30**	15	2,2245	**54**	27	2,2271
7	3,05	2,2139	**31**	15,05	2,2235	**55**	27,05	2,2272
8	4	2,2221	**32**	16	2,2245	**56**	28	2,2274
9	4,05	2,2271	**33**	16,05	2,2246	**57**	28,05	2,2275
10	5	2,2298	**34**	17	2,2247	**58**	29	2,2276
11	5,05	2,2310	**35**	17,05	2,2247	**59**	29,05	2,2277
12	6	2,2313	**36**	18	2,2249	**60**	30	2,2278
13	6,05	2,2312	**37**	18,05	2,2250	**61**	30,05	2,2280
14	7	2,2308	**38**	19	2,2251	**62**	31	2,2281
15	7,05	2,2303	**39**	19,05	2,2252	**63**	31,05	2,2282
16	8	2,2297	**40**	20	2,2254	**64**	32	2,2283
17	8,05	2,2291	**41**	20,05	2,2255	**65**	32,05	2,2285
18	9	2,2285	**42**	21	2,2256	**66**	33	2,2286

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

No	Bandwidth	Shibata	No	Bandwidth	Shibata	No	Bandwidth	Shibata
19	9,05	2,2279	**43**	21,05	2,2258	**67**	33,05	2,2287
20	10	2,2273	**44**	22	2,2259	**68**	34	2,2288
21	10,05	2,2268	**45**	22,05	2,2260	**69**	34,05	2,2290
22	11	2,2263	**46**	23	2,2261	**70**	35	2,2291
23	11,05	2,2259	**47**	23,05	2,2263	**71**	35,05	2,2292
24	12	2,2255	**48**	24	2,2264	**72**	36	2,2294

Dari hasil perhitungan di atas terlihat bahwa nilai terkecil dari metode Shibata adalah 2,0870 dengan nilai *bandwidth* (*h*) sebesar 1,05. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada plot antara nilai Shibata dengan *bandwidth*.



Gambar 4.8 Plot antara *bandwidth* dengan Shibata

4.2.2 Pembentukan Model Regresi Nonparametrik Kernel

Pembentukan model regresi nonparametrik kernel dalam penelitian ini menggunakan estimator Shibata dengan menggunakan fungsi kernel Gaussian. Dalam pembahasan ini untuk estimator Shibata digunakan persamaan (2.36) untuk mendapatkan nilai estimator $\widehat{m}_h(x)$.

$$\widehat{m}_h(x) = \frac{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}K\left(\frac{x-X_i}{h}\right)Y_i}{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}K\left(\frac{x-X_i}{h}\right)}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Dari persamaan di atas terdapat K yang menunjukkan fungsi kernel. Dari fungsi kernel tersebut dapat disubstitusikan pada nilai K.

Selanjutnya untuk model regresi nonparametrik kernel dengan mensubstitusikan fungsi kernel Gaussian dengan persamaan :

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{1}{2}u^2\right)$$

Dengan mensubstitusikan fungsi kernel Gaussian pada persamaan estimator Shibata untuk memperoleh suatu model penderita penyakit DBD yang akan dihasilkan persamaan sebagai berikut :

$$Y = \widehat{m}_h(x) + \varepsilon$$

$$= \frac{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}K\left(\frac{x-X_i}{h}\right)Y_i}{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}K\left(\frac{x-X_i}{h}\right)} + \varepsilon$$

$$= \frac{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{h}\right)^2\right)Y_i}{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{h}\right)^2\right)} + \varepsilon$$

$$= \frac{72^{-1}\sum_{i=1}^{72}\frac{1}{1,05}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{1,05}\right)^2\right)Y_i}{72^{-1}\sum_{i=1}^{72}\frac{1}{1,05}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{1,05}\right)^2\right)} + \varepsilon \qquad (4.1)$$

Keterangan :

x = jumlah variabel independen

X_i = variaben independen

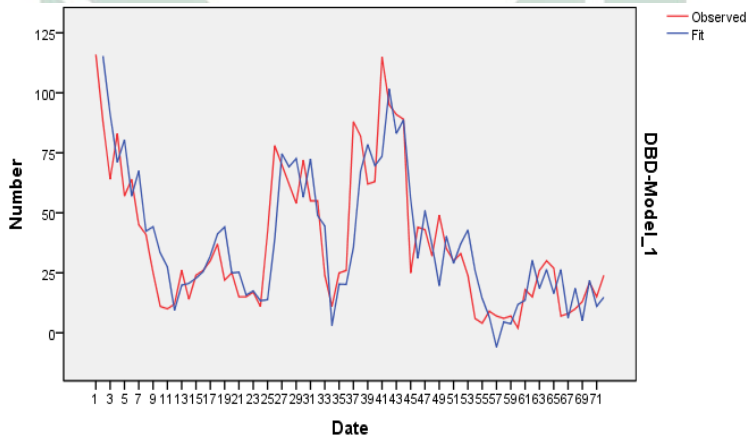
h = *bandwidth*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Y = nilai variabel dependen

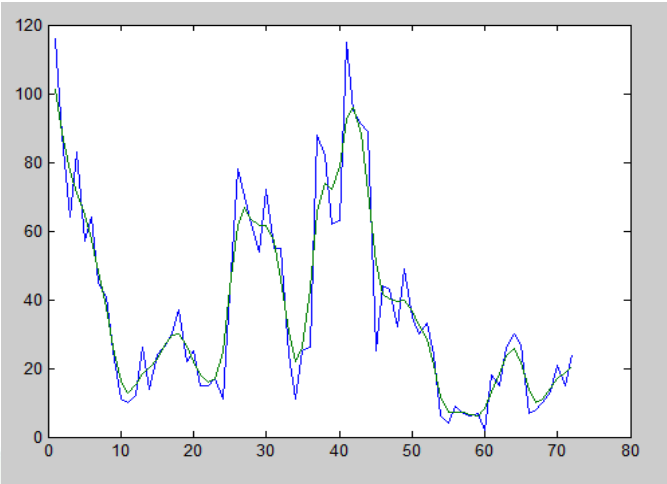
4.3 Hasil Perbandingan Model Menggunakan ARIMA dan Regresi Nonparametrik Kernel

Pada tahapan ini dilakukan perbandingan model dengan menggunakan metode ARIMA dan regresi nonparametrik kernel pada kasus penderita DBD. Untuk mengetahui hasil dari perbandingan antara data aktual dengan data hasil prediksi dari ARIMA dan fungsi kernel Gaussian dapat dilihat pada plot yang terdapat pada Gambar 4.9 dan Gambar 4.10. Untuk Gambar 4.9 dapat dilihat hasil penderita DBD dengan metode ARIMA tidak jauh berbeda dari data aktualnya pada periode Januari 2013-Desember 2018. Sedangkan pada Gambar 4.10 dengan menggunakan metode regresi nonparametrik kernel Gaussian tidak jauh juga dari data aktual DBD.



Gambar 4.9 Plot estimasi metode ARIMA (0,1,8)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.10 Plot estimasi nonparametrik kernel dengan *bandwidth* 1,05

Berdasarkan Gambar 4.9 dan Gambar 4.10 dapat dilihat bahwa hasil prediksi penderita DBD pada periode Januari 2013-Desember 2018 ketika menggunakan metode ARIMA maupun metode regresi nonparametrik kernel Gaussian tidak memiliki perbedaan diantara keduanya, masing-masing metode menunjukkan bahwa data hasil prediksi mendekati data aktualnya. Untuk menentukan metode yang terbaik dalam melakukan prediksi penderita DBD ini dapat dibandingkan dari nilai MSE yang dihasilkan dari masing-masing metode.

Untuk mengetahui metode yang terbaik maka dapat dilihat dari nilai MSE dan R^2. Semakin kecil nilai MSE maka semakin baik metode yang digunakan dalam prediksi penyakit DBD, dan sebaliknya jika semakin besar nilai R^2 maka semakin baik. Berikut adalah perhitungan MSE dan R^2 dari masing-masing metode dengan program yang digunakan.

Tabel 4.9Nilai MSE dan R^2 dari masing-masing metode

Metode	MSE	R^2
ARIMA (0,1,8)	287,9809	0,659

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Regresi Nonparametrik Kernel Gaussian	69,1173	0,9034

Dari Tabel 4.9 terlihat bahwa nilai MSE yang kecil adalah dari metode regresi nonparametrik Gaussian dan nilai R^2 yang besar adalah dari metode regresi nonparametrik Gaussian yaitu sebesar 0,9034. Sehingga pada penelitian pemodelan penderita penyakit DBD di Kabupaten Gresik dengan menggunakan metode ARIMA dan regresi nonparametrik kernel Gaussian dapat dikatakan bahwa model yang terbaik yaitu menggunakan metode regresi nonparametrik kernel Gaussian.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada BAB IV maka dapat disimpulkan sebagai berikut :

a. Model ARIMA yang paling baik untuk jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik yaitu ARIMA (0,1,8) dengan model :

$$(1-B)(1-\emptyset_1 B)Z_t = \mu + (1-\theta_1 B)a_t$$

$$\begin{aligned}(1-B)(1-\emptyset_1 B)Z_t \\ &= -0{,}661 + (1-0{,}234B)a_t + (1-0{,}213B)a_t \\ &+ (1+0{,}178B)a_t + (1-0{,}118B)a_t + (1+0{,}065B)a_t \\ &+ (1-0{,}085B)a_t + (1-0{,}100B)a_t + (1-0{,}493B)a_t\end{aligned}$$

b. Model regresi nonparametrik kernel untuk jumlah kasus penyakit DBD di Kabupaten Gresik adalah dengan menggunakan persamaan (2.36). pada persamaan tersebut mengandung nilai K yang merupakan fungsi kernel dan disubstitusikan pada fungsi kernel Gaussian dengan persamaan :

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{1}{2}u^2\right)$$

Maka model regresi nonparametrik kernel Gaussian pada kasus penderita penyakit DBD adalah :

$$\widehat{m}_h(x) = \frac{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}\frac{1}{\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{h}\right)^2\right)Y_i}{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{h}\frac{1}{\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{h}\right)^2\right)} + \varepsilon$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$= \frac{72^{-1}\sum_{i=1}^{72}\frac{1}{1,05}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{1,05}\right)^2\right)Y_i}{72^{-1}\sum_{i=1}^{72}\frac{1}{1,05}\frac{1}{\sqrt{2\pi}}exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-X_i}{1,05}\right)^2\right)} + \varepsilon$$

c. Hasil perbandingan model jumlah kasus penderita penyakit DBD menggunakan ARIMA dengan regresi nonparametrik kernel di Kabupaten Gresik untuk perbandingan data aktual dan data uji model dapat dilihat pada lampiran yang menunjukkan bahwa dari data aktual ke data yang telah diuji menggunakan kedua metode tersebut dapat dikatakan bahwa hasil masih mendekati data aktualnya. Sedangkan untuk membandingkan model yang terbaik dapat dilihat dari nilai MSE yang terkecil dan nilai *R-squared* yang paling besar. Sehingga diperoleh model yang terbaik adalah dengan menggunakan metode regresi nonparametrik kernel menggunkan fungsi kernel Gaussian dengan nilai MSE sebesar 69,1173 dan nilai *R-squared* sebesar 0,9034.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah diperoleh maka dapat diberikan saran sebagai berikut :

a. Dalam penelitian ini untuk metode ARIMA kurang baik dalam melakukan pemodelan pada kasus penderita penyakit DBD di Kabupaten Gresik, maka untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode *time series* yang lain. Metode regresi nonparametrik kernel, estimator yang digunakan pada penelitian ini adalah estimator Shibata. Untuk penelitian selanjutnya dapat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dikembangkan lagi dengan menggunakan estimator kernel yang lain, seperti estimator *Rule of Thumb* dan estimator *Cross Validation.*

b. Regresi nonparametrik kernel dalam penelitian ini hanya menggunakan fungsi kernel Gaussian. Untuk penelitian selanjutnya dapat dikembangkan lagi dengan menggunakan fungsi kernel yang lain, seperti fungsi kernel Uniform dan yang lainnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Achmanda, D. A. (2018). Peramalan Jumlah Penderita Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) Menggunakan Metode ARIMA.

Al-faritisi, T., & Asrirawan. (2016). Pemodelan Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue (DBD) Kota Palopo Menggunakan Model Fungsi Transfer. 3-4.

Apriani, M. S. (2015). Estimator Nadaraya Watson Dengan Kernel Orde Berhingga dan Tak Hingga. *Jurnal Penelitian, 18*(2), 157-164.

Astuti, D. A., Srinadi, I. A., & Susilawati, M. (2018). Pendekata Regresi Nonparametrik dengan Menggunakan Estimator Kernel pada Data Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat. *E-Jurnal Matematika*.

Aziz, S., Sayuti, A., & Mustakim. (2017). Penerapan Metode ARIMA untuk Peramalan Pengunjung Perpustakaan UIN Suska Riau. 187.

Boediono, & Wayan, K. (2004). Teori dan Aplikasi Statistika dan Probabilitas .

Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2008). *Time Series Analysis Forecasting and Control.* New Jersey: John Wley & Sons Inc Publication.

Ekananda, M. (2014). *Analisis Data Time Series.* Jakarta: Mitra Wacana Media.

Gunawan, N. E., Sumarjaya, I., & Srinadi, I. (2018). Peramalan Jumlah Penderita Demam Berdarah Dengue di Kota Denpasar Menggunakan Model Fungsi Transfer Multivariat . *E-Jurnal Matematika*, 64.

Hafiyusholeh, M. (2006). *Pemilihan Bandwidth untuk Regresi Nonparametrik Kernel Dengan Metode Rule of Thumb, Shibata dan Cross Validation.* Surabaya.

Hanke, J., & Wichers, D. (2005). *Business Frecasting Eight Edition.*

Hanurowati, N., Mukid, M. A., & Prahutama, A. (2016). Pemodelan dan Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), Jakarta Islamic Index (JII), dan Harga Minyak Dunia Brent Crude Oil Menggunakan Metode Vector Autoregressive Exogenous (VARX). *Jurnal Gaussian*, 683-693.

Hardle, W. (1990). *Aplied Nonparametric Regression.* New York: Cambridge University Press.

Hendrawan, B. (2012). Penerapan Model ARIMA dalam Memprediksi IHSG. 2.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Hidayah, S. L., Rusgiyono, A., & Wilandari, Y. (2015). Perbandingan Model ARIMA dan Fungsi Transfer pada Peramalan Curah Hujan Kabupaten Wonosobo. *Jurnal Gaussian*, 1038.

Indonesia, D. K. (2010). *Profil Kesehatan Indonesia*. Jakarta: Depkes RI.

Indrawan. (2001). *Mengenal dan Mencegah Demam Berdarah* . Bandung: Pionir Jaya.

Indrayani, Y., & Wahyudi, T. (2017). *Situasi Penyakit Demam Berdarah di Indonesia* .

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). Metode dan Aplikasi Peramalan. *Binarupa Aksara*, 450.

Montgomery, D., Jennings, C., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting.* Canada: Wiley-Interscience.

Nachrowi, N. D., & Usman, H. (2006). *Pendekatan Populer dan Praktis Ekonometrik untuk Analisis Ekonomi dan Keuangan.* Jakarta : Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.

Nanda, D. A., Suparti, & Hoyyi, A. (2016). Analisis Pengaruh Jumlah Uang Beredar dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan pemodelan Regresi Semiparametrik Kernel. *Jurnal Gaussian*, *5*(3), 373-382.

Pankratz, A. (1991). Forecasting with dynamic regression models. *journal of forecasting* .

Prahesti, D. D., Puspita, E., & Agustina, F. (2016). Peramalan Curah Hujan Kota Bandung Menggunakan Model Fungsi Transfer Multivariat pada Deret Berkala Musiaman . *Eurekamatika*, 107.

Pramana, I. P., & Anggraeni, W. (2016). Peramalan Jumlah Kasus Demam Berdarah di Kabupaten Malang Menggunakan MetodeFuzzy Inference System. *Jurnal Teknik ITS*, 2.

Puspitowati, D. (2019, Januari Kamis). *Kasus Demam Berdarah Meningkat, Bupati Gresik Temui Pasien di RS*. Diambil kembali dari Kompas.com: http://regional.kompas.com

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Putri, M. C., & Anggraeni, W. (2018). Penerapan Metode Campuran Autoregressive Integrated Moving Average dan Quantile Regression (ARIMA-QR) untuk Peramalan Harga Cabai sebagai Komoditas Strategis Pertanian Indonesia. *Jurnal Teknik ITS* , 133.

Reyes, M., Fernandez, M. F., & Cao, R. (2014). Nonparametric Kernel Density Estimation for General Grouped Data. *Journal of Nonparametric Statistics, 00*, 1-23.

Saputra, J. A., & Listyani, E. (2016). Pemilihan Bandwidth Pada Estimator Nadaraya Watson Dengan Tipe Kernel Gaussian Pada Data Time Series. *Jurnal Pendidikan Matematika dan Sains*.

Sediono, & Tito, D. (2019). Peramalan Jumlah penderita Demam Berdarah Dengue di Kabupaten Jombang Jawa Timur dengan Pendekatan Fungsi Transfer Single Input. *Jurnal Matematika, Statistika, dan Komputasi*, 11.

Siswanti, K. Y., & Wutsqa, D. U. (2011). Peramalan Cura Hujan di Kota Yogyakarta dengan Model Fungsi Transfer Multivariat. 344.

Sitio, A. (2008). Hubungan Perilaku Tentang Pemberantasan Sarang Nyamuk dan Kebiasaan Keluarga dengan Kejadian Demam Berdarah di Kecamatan Medan .

Sungkawa, I., & Megasari, R. T. (2011). Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu Dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri Citramulia. *ComTech, 2*(2), 636-645.

Suryani, E. T. (2018). Gambaran Kasus Demam Berdarah Dengue di Kota Blitar Tahun 2015 - 2017 . *Jurnal Berkala Epidemiologi*, 261.

Wei, W. (2006). *Time Series Anlysis Univariate and Multivariae Methods.* Mexico: Departement of Statistics The Fox of Business and Management Temple University.

Widoyono. (2005). *Penyakit Tropis Epidemiologi, Penularan, Pencegahan dan Pemberantasnya.* Jakarta: Erlangga.

Yuniarti, R., & Hartati, W. (2017). Regresi Nonparametrik Menggunakan Metode Robust dan Cross Validation (Studi Kasus Mahasiswa STIA

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Muhammadiyah Selong). *Unisda Journal of Mathematics and Computer Science, 3*(2), 9-16.

Zulfikar. (2008). Koreksi Bias Estimator Kernel Dengan Bootstrap. *Jurnal Sains dan teknologi, 1*, 38-44.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id