



**PEMODELAN GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY
WEIGHTED REGRESSION (GTWR) DENGAN PEMBOBOT
FIXED GAUSSIAN KERNEL GUNA MEMAKSIMALKAN
PERAN AQUWARES**

SKRIPSI

Oleh:

**DITIA TAHTA PRAMUDITA
165090507111004**



**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2020**



**PEMODELAN GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY
WEIGHTED REGRESSION (GTWR) DENGAN PEMBOBOT
FIXED GAUSSIAN KERNEL GUNA MEMAKSIMALKAN
PERAN AQUWARES**

SKRIPSI

Oleh:

**DITIA TAHTA PRAMUDITA
165090507111004**



**PROGRAM STUDI SARJANA STATISTIKA
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2020**



LEMBAR PENGESAHAN

**PEMODELAN GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY
WEIGHTED REGRESSION (GTWR) DENGAN PEMBOBOT
FIXED GAUSSIAN KERNEL GUNA MEMAKSIMALKAN
PERAN AQUWARES**

Oleh:

DITIA TAHTA PRAMUDITA

165090507111004

**Setelah dipertahankan di depan Majelis
Penguji pada tanggal 21 April 2020
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika dalam bidang Statistika**

Dosen Pembimbing

Dr. Ir. Atiek Iriany, MS.
NIP. 196308091988022001

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika
Fakultas MIPA
Universitas Brawijaya**

Rahima Fitriani, S.Si., M.Sc., Ph.D
NIP. 197603281999032001



LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ditia Tahta Pramudita

NIM : 165090507111004

Jurusan : Statistika

Skripsi Berjudul : Universitas Brawijaya

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY WEIGHTED REGRESSION* (GTWR) DENGAN PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* GUNA MEMAKSIMALKAN PERAN AQUWARES

Dengan ini menyatakan bahwa:

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya saya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis pada daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila di kemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 21 April 2020
yang menyatakan,

Ditia Tahta Pramudita
NIM. 165090507111004

PEMODELAN *GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY WEIGHTED REGRESSION* (GTWR) DENGAN PEMBOBOT *FIXED GAUSSIAN KERNEL* GUNA MEMAKSIMALKAN PERAN AQUWARES

ABSTRAK

Geographically temporally weighted regression (GTWR) adalah pengembangan dari model regresi linier global yang dapat mengakomodasi unsur lokasi dan waktu. Pembobot untuk model GTWR ini paling umum menggunakan pembobot *fixed gaussian kernel*. Metode ini digunakan untuk memodelkan produksi cabai rawit di wilayah Provinsi Jawa Timur Tahun 2014 hingga Tahun 2018. Dalam penelitian ini, digunakan 4 variabel prediktor yaitu luas panen (hektar), banyak benih (kilogram), banyak pupuk pertumbuhan dalam hal ini adalah pupuk NPK mutiara (kuintal) dan curah hujan (milimeter) berdasarkan penelitian terdahulu dan alat inovasi aquwares. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat 175 model yang dibentuk dari 35 wilayah dan lima kurun waktu. Dari 175 model, variabel banyak benih adalah variabel yang paling banyak berpengaruh nyata di 156 wilayah dan waktu. Penelitian ini menunjukkan bahwa model GTWR lebih baik dibandingkan regresi linier global dengan nilai statistik uji pada uji ketepatan model sebesar 1,3134. Dari hasil penelitian tersebut, penggunaan aquwares dapat dimaksimalkan sesuai dengan variabel yang berpengaruh dalam produksi cabai rawit.

Kata kunci: GTWR, Fixed Gaussian Kernel, Produksi Cabai Rawit, Jawa Timur, Aquwares.

THE MODELLING OF GEOGRAPHICALLY TEMPORALLY WEIGHTED REGRESSION (GTWR) WITH FIXED GAUSSIAN KERNEL WEIGHTED FOR MAXIMIZING AQUWARES ROLE

ABSTRACT

Geographically temporally weighted regression (GTWR) is the development of a global linear regression model that can accommodate the location and time elements. Weights for this GTWR model most commonly use fixed gaussian kernel. This method is used to model the production of cayenne pepper in East Java Province from 2014 to 2018. Four predictor variables are used, such as harvested area (hectare), lots of seeds (kilograms), lots of growth fertilizer, in this case NPK mutiara (quintal) and rainfall (milimeters) based on previous research and innovation tools aquwares. The results showed that there were 175 models formed from 35 regions and five time periods. From the 175 models, the many seed variable is the variable that has the mist significant effect in 156 regions and times. This study shows that the GTWR model is better than usual global linear regression with the statistical value of the test on the model accuracy test of 1.3134. From these results, the use of aquwares can be maximized according to the influential variables in the production of cayenne pepper.

Keywords: *GTWR, Fixed Gaussian Kernel, Cayenne Pepper Production, East Java, Aquwares.*

KATA PENGANTAR

Puji dan Ucap Syukur atas kehadiran Allah SWT atas berkat rahmat-Nya sehingga skripsi ini bisa diselesaikan dengan tepat waktu. Shalawat serta salam senantiasa kepada Nabi Muhammad SAW, semoga kita bisa masuk dalam umat yang diberikan pertolongan di hari akhir nanti. Skripsi dengan judul “Pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression* dengan Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* guna Memaksimalkan Peran Aquawares” sebagai syarat memperoleh gelar sarjana statistika di Universitas Brawijaya dapat diselesaikan berkat dukungan orang-orang sekitar.

Oleh karena itu ucapan terimakasih diberikan kepada:

1. Ibu Dr. Ir. Atiek Iriany, MS. selaku dosen pembimbing skripsi atas waktu dan bimbingan.
2. Ibu Dr. Eni Sumarminingsih, S.Si. M.M. selaku dosen penguji I atas segala saran dan arahan.
3. Ibu Dr. Ir. Maria Bernadetha Theresia Mitakda selaku dosen penguji 1 atas segala ilmu dan arahan.
4. Ibu Rahma Fitriani, S.S., M.Sc., Ph.D selaku ketua Jurusan Statistika FMIPA Universitas Brawijaya.
5. Seluruh jajaran dosen dan karyawan Jurusan Statistika Universitas Brawijaya.
6. Semua Keluarga, Wulan, Meta, Zaza, Hanin, Melati, Eta yang selalu menemani sejak semester 1 hingga penyusunan skripsi, Fakhri untuk selalu memberi dukungan dan bantuan tak henti-henti dan teman-teman statistika 2016.
7. Semua pihak yang secara langsung maupun tidak langsung telah membantu penulis.

Skripsi ini disadari memiliki kekurangan dan belum sempurna namun diharapkan dapat membantu seluruh pembaca.

Malang, Maret 2020

Penulis

DAFTAR ISI

	Hal
ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR TABEL	vii
DAFTAR LAMPIRAN	viii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	2
1.3. Tujuan Penelitian	3
1.4. Manfaat Penelitian	3
1.5. Batasan Masalah	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Pemodelan <i>Geographically Weighted Regression</i>	5
2.2. Pemodelan <i>Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)</i>	6
2.3. Pendugaan Parameter Model GTWR	7
2.3.1. Penentuan Bandwidth Spasial-Temporal Optimum	8
2.3.2. Jarak Spasial-Temporal	9
2.4. Pembobot <i>Fixed Gaussian Kernel</i>	10
2.5. Algoritma Metode Iteratif Estimasi Parameter τ	11
2.6. Algoritma Metode Iteratif Estimasi Parameter μ dan λ	11
2.7. Uji Ketepatan Model GTWR	12
2.8. Uji Parameter Model GTWR	13
2.10. Pengujian Asumsi Non Multikolinieritas	13
2.11. Pengujian Asumsi Heterogenitas Spasial	14
2.12. Produksi Cabai Rawit	15
2.13. Aquawares	16
BAB III METODE PENELITIAN	19
3.1. Sumber Data	19
3.2. Variabel Penelitian	20
3.3. Metode Analisis Data	20
3.4. Langkah-langkah Penelitian	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	25
4.1. Analisis Deskriptif	25
4.2. Pengujian Asumsi	26



4.2.1. Uji Non Multikolinieritas Lokal27

4.2.2. Uji Heterogenitas Spasial.....27

4.2.3. Uji Heterogenitas Temporal.....28

4.3. Pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)* dengan Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*29

4.3.1. Pemilihan Bandwidth dan Pembobot Optimum...29

4.3.2. Pendugaan Parameter Model GTWR.....30

4.2.3. Pengujian Ketepatan Model GTWR32

4.2.3. Pengujian Parameter GTWR.....32

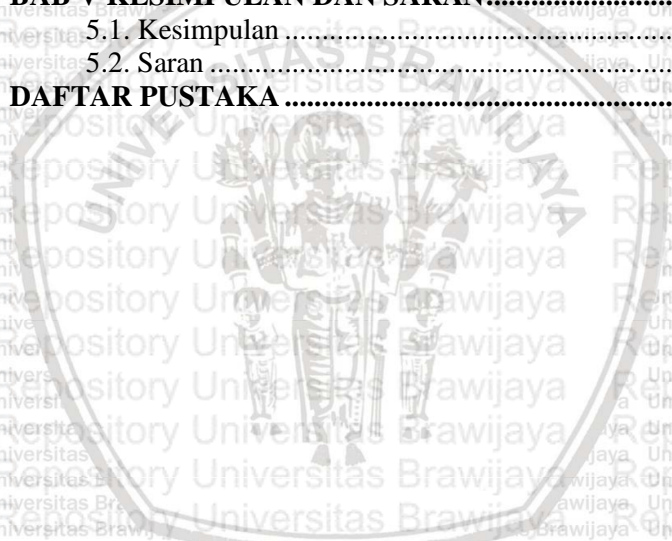
4.4. Maksimalisasi Penggunaan Aquwares36

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....40

5.1. Kesimpulan40

5.2. Saran41

DAFTAR PUSTAKA43





DAFTAR GAMBAR

Hal

Gambar 3.1. Hubungan Lima Variabel dalam Penelitian 19

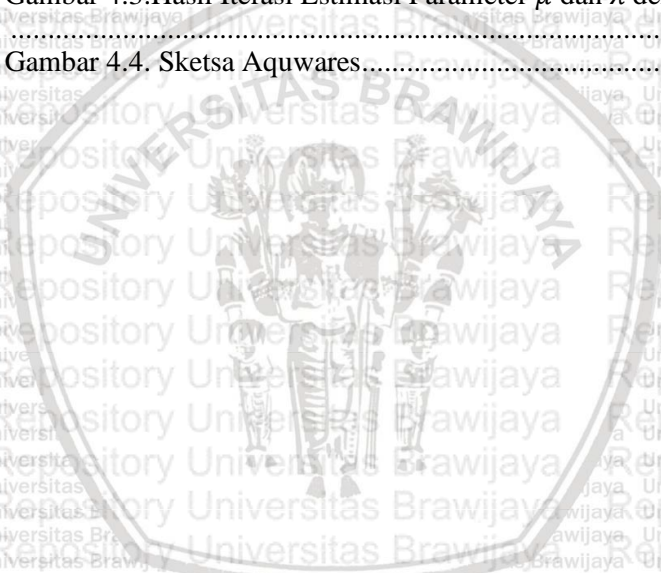
Gambar 3.2. Langkah-Langkah Penelitian Pemodelan
Geographically Temporally Weighted Regression
dengan Pembobot *Fixed Gaussian Kernel* 22

Gambar 4.1. *Boxplot* Produksi Cabai Rawit di Jawa Timur tahun
2014 sampai dengan 2018..... 28

Gambar 4.2. Hasil Iterasi Estimasi Parameter τ dengan nilai R^2 29

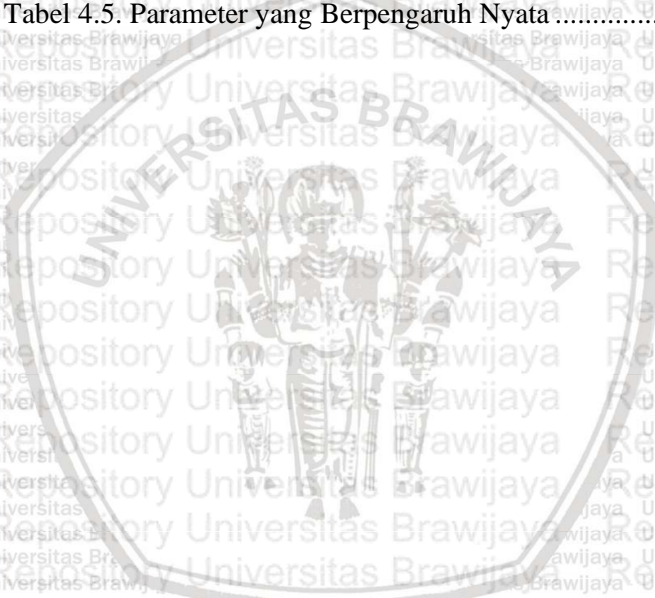
Gambar 4.3. Hasil Iterasi Estimasi Parameter μ dan λ dengan nilai R^2
..... 30

Gambar 4.4. Sketsa Aquawares..... 36



DAFTAR TABEL

	Hal
Tabel 3.1. Klasifikasi Variabel Penelitian	20
Tabel 4.1. Analisis Deskriptif Variabel Penelitian	25
Tabel 4.2. Nilai VIF Variabel Prediktor	27
Tabel 4.3. Pendugaan Parameter Kabupaten Blitar 2018 dan Kabupaten Sidoarjo 2018	31
Tabel 4.4. Nilai Statistik Uji Kabupaten Blitar 2018 dan Kabupaten Sidoarjo 2018.....	33
Tabel 4.5. Parameter yang Berpengaruh Nyata	34





DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Produksi Cabai Rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai 2018 beserta Variabel yang Berpengaruh..... 47

Lampiran 2. *Syntax* Koding *Software R* untuk Pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression* dengan Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*..... 59

Lampiran 3. *Output* Statistika Deskriptif 67

Lampiran 4. Nilai VIF Variabel Prediktor..... 69

Lampiran 5. *Output* Uji *Breusch-Pagan*..... 71

Lampiran 6. Nilai *Bandwidth* dan *CV* 73

Lampiran 7. Hasil Iterasi Parameter τ dengan nilai R^2 75

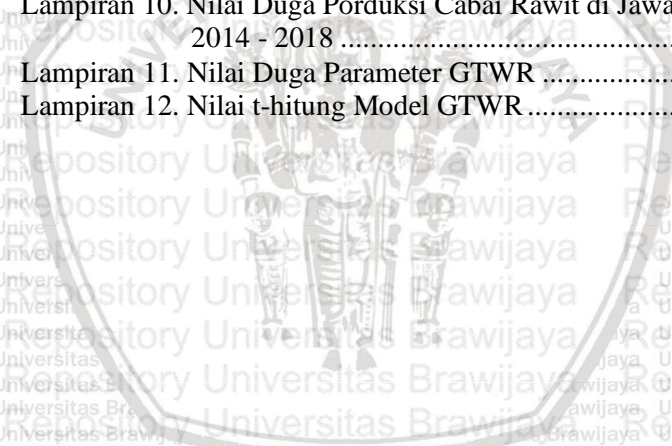
Lampiran 8. Iterasi *Parameter* λ dan μ dengan nilai R^2 77

Lampiran 9. Matriks Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*..... 79

Lampiran 10. Nilai Duga Porduksi Cabai Rawit di Jawa Timur Tahun 2014 - 2018 83

Lampiran 11. Nilai Duga Parameter GTWR 85

Lampiran 12. Nilai t-hitung Model GTWR..... 87



BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Statistika merupakan ilmu yang selalu digunakan hampir di seluruh bidang. Metode-metode dalam statistika terus mengalami perkembangan, salah satunya adalah metode regresi. Metode regresi merupakan metode statistika yang digunakan untuk menentukan hubungan atau pengaruh antara satu variabel terhadap variabel yang lain, yaitu antara terikat dan variabel bebas (Fotheringham dkk, 2002). Metode regresi biasa menghasilkan model yang tidak mempertimbangkan efek wilayah dan waktu.

Metode statistika yang mempertimbangkan efek wilayah disebut statistika spasial. Statistika spasial merupakan segala teknik analisis untuk mengukur distribusi suatu kejadian berdasarkan keruangan, keruangan yang dimaksud adalah variabel yang ada di permukaan bumi seperti kondisi geografi, topografi, perairan dan lain-lain (Warmerdam, 2006). Salah satu metode statistika spasial yang banyak dilakukan adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR).

GWR merupakan pengembangan dari regresi klasik yang mempertimbangkan mengenai heterogenitas spasial. Heterogenitas spasial terjadi karena ada perbedaan kondisi wilayah baik dari segi geografis, sosial budaya maupun hal-hal yang melatarbelakangi (Saryono dkk, 2013). Metode *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) adalah pengembangan dari metode GWR dengan penambahan unsur waktu. Model GTWR mempunyai keunggulan yaitu menghasilkan model yang bersifat lokal untuk setiap lokasi dan waktu sehingga model representatif (Huang dan Barry, 2010). Pada penelitian ini, digunakan pembobot *Fixed Gaussian Kernel*, pembobot tersebut menggunakan hasil yang sama untuk semua lokasi dan lebih memiliki fleksibilitas dalam mengukur jarak antar lokasi. Fotheringham dkk. (2015) menyebutkan bahwa *fixed gaussian kernel* menjadi pembobot yang paling banyak digunakan untuk model GTWR. Salah satu manfaat model GTWR adalah dibidang hortikultura.

Hortikultura adalah kegiatan atau seni bercocok tanam sayur-sayuran (KBBI, 2019). Salah satu jenis tanaman hortikultura adalah cabai. Produksi cabai merupakan produksi sayuran yang cukup merata di Jawa Timur, hampir seluruh kabupaten dan kota di Jawa Timur

merupakan penghasil cabai terkhusus cabai kecil atau cabai rawit. Produksi cabai rawit di wilayah Jawa Timur memiliki pola yang cukup fluktuatif di setiap wilayah dan setiap tahun sehingga menyebabkan pendapatan petani juga ikut fluktuatif. Oleh karena itu, model GTWR akan membantu dalam memaksimalkan produksi cabai rawit terkhusus di wilayah Jawa Timur.

Penelitian yang dilakukan oleh Prasetyo dkk. (2018) menyatakan bahwa bibit, luas panen, pupuk kandang, pupuk phonska, tenaga kerja berpengaruh terhadap produksi cabai rawit di Kabupaten Klaten. Penelitian lain oleh Maulidah dkk. (2012) menyatakan bahwa curah hujan berpengaruh nyata terhadap produksi cabai rawit di Kabupaten Kediri. Oleh karena itu, dan dengan adanya alat inovasi aquawares yang mengakomodasi variabel-variabel yang bisa memaksimalkan produksi cabai rawit di Jawa Timur, maka dalam penelitian ini, variabel prediktor yang diteliti adalah luas panen, banyak pupuk pertumbuhan, banyak benih dan curah hujan.

Aquawares adalah alat inovasi aquaponik yang dapat memaksimalkan produksi cabai rawit dengan mengoptimalkan ruang dan terintegrasi dengan sistem limbah rumah tangga yaitu air beras. Aquawares dapat menggunakan ruang optimal dan mempercepat pertumbuhan tanaman hingga 3 hingga 5 kali dari pertumbuhan alami dengan banyak sistem pendukung pertumbuhan tanaman seperti nutrisi dari bekas air cucian beras. Manfaat dari air beras pada produk aquawares adalah kandungan N, P, dan K. oleh karena itu, dalam penelitian ini menggunakan pupuk pertumbuhan NPK jenis mutiara.

Penelitian ini diharapkan akan memberikan informasi mengenai variabel-variabel yang mempengaruhi produksi cabai rawit di wilayah Jawa Timur serta mengetahui peran aquawares untuk membantu mengoptimalkan produksi cabai rawit.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah dipaparkan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana model yang dihasilkan dari *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan pembobot *fixed gaussian kernel* pada data produksi cabai rawit di wilayah Jawa Timur?
2. Variabel-variabel apa saja yang mempengaruhi banyak produksi cabai rawit wilayah Jawa Timur?

3. Apa manfaat dari produk Aquwares pada produksi cabai rawit di Jawa Timur?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Membuat model *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan pembobot *fixed gaussian kernel*.
2. Menentukan variabel-variabel yang mempengaruhi produksi cabai rawit yang dilakukan di wilayah Jawa Timur.
3. Mengetahui manfaat produk aquwares terhadap hasil penelitian.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Menambah pengetahuan dalam bidang ilmu statistika mengenai pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan dengan pembobot *fixed gaussian kernel*
2. Mengetahui apa saja variabel yang mempengaruhi produksi cabai rawit di wilayah Jawa Timur dan mengaitkan dengan produk Aquwares.
3. Menambahkan kontribusi terbaru terhadap pengembangan penelitian di bidang statistika.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang dibahas dalam penelitian ini adalah:

1. Wilayah di Jawa Timur yang memiliki produksi cabai rawit.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 **Pemodelan *Geographically Weighted Regression* (GWR)**

Model *Geographically Weighted Regression* adalah model regresi dengan parameter diasumsikan bersifat lokal atau bisa menentukan model di titik masing-masing wilayah penelitian. Model matematis dari GWR dapat dilihat pada persamaan (2.1) (Saryono, 2013).

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^p \beta_j(u_i, v_i) x_{ij} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

dengan:

y_i : nilai variabel respon pada wilayah ke- i

x_{ij} : nilai variabel prediktor ke- j pada wilayah ke- i

(u_i, v_i) : titik koordinat lokasi wilayah ke- i

$\beta_0(u_i, v_i)$: konstanta/intersep pada wilayah ke- i

$\beta_j(u_i, v_i)$: parameter variabel prediktor ke- j (x_{ij}) pada wilayah ke- i

p : banyak variabel prediktor

ε_i : *random error* yang diasumsikan berdistribusi $N(0, \sigma^2)$

Pendugaan parameter dari model GWR dilakukan menggunakan *Weighted Least Square* (WLS) yang artinya memberikan bobot berbeda di setiap lokasi. Pendugaan parameter tersebut dapat dituliskan pada persamaan (2.2).

$$\tilde{\beta}(u_i, v_i) = (X^T W(u_i, v_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i) Y \quad (2.2)$$

$W(u_i, v_i)$ adalah matriks pembobot berukuran $n \times n$ yang mana setiap elemen diagonal merupakan pembobot untuk lokasi

pengamatan ke- i . Penentuan *Bandwidth* optimum spasial menggunakan *cross validation* (CV) dapat dilihat pada persamaan (2.3) (Fischer dan Getis, 2010).

$$CV(h) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i'}(h))^2 \quad (2.3)$$

dengan:

i : 1,2,...,n

y_i : nilai pengamatan ke- i

$\hat{y}_{\neq i'}(h)$: nilai duga pengamatan ke- i'

Minimumkan persamaan (2.3) maka akan diperoleh *Bandwidth* spasial yang optimum. Dalam praktik, pemilihan *bandwidth* optimum diperoleh menggunakan teknik optimalisasi komputer.

2.2 Pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR)

Model dari *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) adalah pengembangan model GWR yang menyediakan heterogenitas terhadap lokasi (spasial) dan waktu (temporal). Model GTWR dengan koordinat (u_i, v_i, t_i) dengan p variabel prediktor tertulis dalam persamaan (2.4) (Fotheringham dkk, 2015).

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i, t_i) + \sum_{j=1}^p \beta_j(u_i, v_i, t_i) x_{ij} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.4)$$

dengan:

y_i : nilai variabel respon pada wilayah ke- i

x_{ij} : nilai variabel prediktor ke- j pada wilayah ke- i

(u_i, v_i, t_i) : titik koordinat lokasi wilayah ke- i

$\beta_0(u_i, v_i, t_i)$: konstanta/intersep pada wilayah ke- i

$\beta_j(u_i, v_i, t_i)$: parameter variabel prediktor ke- j (x_{ij}) pada wilayah ke- i
 p : banyak variabel prediktor
 ε_i : *random error* yang diasumsikan berdistribusi $N(0, \sigma^2)$

2.3 Pendugaan Parameter Model GTWR

Pendugaan parameter model GTWR untuk setiap j variabel dengan titik pengamatan (u_i, v_i, t_i) menggunakan metode yang sama dengan GWR, yaitu metode *Weighted Least Square* (WLS). Pendugaan parameter GTWR menurut Widiyanti, dkk (2014) ada pada persamaan (2.5).

$$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i) = (X^T W(u_i, v_i, t_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i, t_i) Y \quad (2.5)$$

$W(u_i, v_i, t_i) = \text{diag}(\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{iq})$ dan q adalah banyak pengamatan. Elemen diagonal α_{ij} merupakan fungsi jarak spasial-temporal pada titik pengamatan (u_i, v_i, t_i) . Diasumsikan bahwa kedekatan titik observasi data terhadap titik i pada sistem koordinat spasial-temporal memiliki pengaruh yang lebih besar pada estimasi parameter $\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$ daripada data yang terletak lebih jauh dari titik i . Pendefinisian dan pengukuran kedekatan spasial-temporal dalam sistem koordinat merupakan masalah utama dalam penyusunan model GTWR dikarenakan kedekatan titik observasi memiliki dua unsur, yaitu kedekatan spasial dan kedekatan temporal. Matriks pembobot $W(u_i, v_i, t_i)$ dapat dilihat dibawah ini (Fotheringham dkk, 2015).



$$W_i = \begin{bmatrix} W_{11s,T}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & W_{12s,T}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & W_{int,T}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & W_{11s,T}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & W_{12s,T}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & W_{int,T}^1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & W_{11s,T}^1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & W_{12s,T}^1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & W_{int,T}^1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & W_{int,qs,T}^1 \end{bmatrix}$$

2.3.1. Penentuan Bandwidth Spasial-Temporal Optimum

Bandwidth adalah radius atau jumlah pengamatan di sekitar masing-masing titik lokasi dan mengendalikan jarak dalam fungsi pembobotan (Guo dkk, 2008). Semakin kecil *Bandwidth* akan semakin besar pula bias taksirannya (Fotheringham dkk, 2000). Penentuan *Bandwidth* spasial-temporal optimum pada penelitian ini sama seperti penentuan *Bandwidth* pada efek spasial, hanya saja parameter yang diiterasi adalah τ di mana $\tau = \frac{\mu}{\lambda}$ dari fungsi jarak *eulidean* spasial-temporal. Metode CV dengan penambahan unsur lokasi dan waktu dapat dihitung menggunakan rumus yang dapat dilihat pada persamaan (2.6) (Haryanto dkk, 2019).

$$CV(\tau) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(\tau))^2 \tag{2.6}$$

dengan:

i : 1,2,...,n

y_i : nilai pengamatan ke- i

$\hat{y}_{\neq i}(\tau)$: nilai duga pengamatan ke- i'

2.3.2 Jarak Spasial-Temporal

Jarak spasial-temporal untuk membentuk matriks pembobot *fixed gaussian kernel* menggunakan konsep jarak *euclidean* di mana kedekatan titik observasi memiliki dua unsur yaitu kedekatan spasial dan kedekatan temporal. Apabila data yang diamati terletak pada tiga dimensi dalam sistem koordinat spasial-temporal dan observasi tersebut mempunyai kedekatan dengan titik i , digunakan sistem koordinat *ellipsoidal* untuk mengukur kedekatan titik observasi dengan titik regresi yang mengelilingi titik tersebut. Fungsi spasial dituliskan sebagai (d^S) dan fungsi temporal dituliskan sebagai (d^T) , fungsi jarak spasial-temporal dapat dituliskan pada persamaan (2.7) (Widiyanti dkk, 2014).

$$(d^{ST})^2 = \lambda (d^S)^2 + \mu (d^T)^2 \quad (2.7)$$

λ dan μ merupakan variabel skala penyeimbang efek yang berbeda untuk mengukur jarak spasial dan temporal. Jarak *euclidean* menyatakan bahwa $(d_{ij}^T)^2 = (t_i - t_j)^2$ dan $(d_{ij}^S)^2 = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2$.

Fungsi jarak *euclidean* kemudian disubstitusikan ke persamaan (2.7) sehingga dapat ditulis menjadi persamaan (2.8) (Huang, 2010).

$$(d_{ij}^{ST})^2 = \lambda \{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2\} + \mu (t_i - t_j)^2 \quad (2.8)$$

Berdasarkan persamaan tersebut, diperoleh persamaan (2.9).

$$\begin{aligned} \alpha_{ij} &= \exp \left[- \left(\frac{\lambda (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2 + \mu (t_i - t_j)^2}{h_{ST}} \right) \right] \\ &= \exp \left[- \left(\frac{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}{h_S^2} \right) + \left(\frac{(t_i - t_j)^2}{h_T^2} \right) \right] \text{ dengan } h_S^2 = \frac{h_{ST}^2}{\lambda} \text{ dan } \\ &h_T^2 = \frac{h_{ST}^2}{\mu} \end{aligned}$$

$$= \exp \left[- \left(\frac{(d_{ij}^S)^2}{h_S^2} + \frac{(d_{ij}^T)^2}{h_T^2} \right) \right] \quad (2.9)$$

h_{ST}^2 adalah parameter *bandwidth* spasial-temporal dengan $h_S^2 = \frac{h_{ST}^2}{\lambda}$ merupakan parameter *bandwidth* spasial dan $h_T^2 = \frac{h_{ST}^2}{\mu}$ merupakan parameter *bandwidth* temporal. Diketahui $\lambda > 0$ adalah faktor untuk mengukur spasial / lokasi dan $\mu > 0$ adalah faktor untuk mengukur temporal / waktu. Dimisalkan $\tau = \frac{\mu}{\lambda}$ maka akan terbentuk persamaan (2.10).

$$\frac{(d_{ij}^{ST})^2}{\lambda} = \{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2\} + \tau(t_i - t_j)^2 \quad (2.10)$$

Memperbesar dan memperkecil efek jarak temporal terhadap jarak spasial adalah peran penting dari parameter τ dalam pembentukan matriks pembobot spasial-temporal $W(u_i, v_i, t_i)$. Parameter didapatkan dari metode R^2 yang optimal dengan metode iteratif melalui inisialisasi nilai τ awal. Selanjutnya, estimasi parameter μ dan λ bisa didapatkan dengan metode iteratif berdasarkan hasil estimasi τ yang menghasilkan R^2 yang optimal (Huang dan Barry, 2010).

2.4 Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*

Fungsi pembobot berfungsi untuk memberikan hasil estimasi parameter di setiap lokasi dan waktu. Ada dua jenis fungsi kernel dalam GWR, yaitu fungsi kernel tetap atau *fixed kernel* dan fungsi kernel adaptif atau *adaptive kernel* (Wheeler dan Antonio, 2010). Pembobot yang akan digunakan pada penelitian ini adalah pembobot *fixed gaussian kernel* dengan rumus dapat dilihat pada persamaan (2.11).

$$W_{ij} = \exp \left[- \left(\frac{d_{ij}^{st}}{h_{st}} \right)^2 \right] \quad (2.11)$$

d_{ij}^{st} adalah jarak spasial-temporal dan h_{st} adalah parameter non negatif untuk penghalus atau biasa disebut

bandwidth. Bandwidth yang digunakan adalah bandwidth spasial-temporal yang optimum.

2.5 Algoritma Metode Iteratif Estimasi Parameter τ

Langkah-langkah mendapatkan parameter τ melalui metode iteratif adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai awal $\tau_0 = 0,025$
2. Mendapat nilai jarak *euclidean* dari persamaan (2.10)
3. Menghitung nilai fungsi jarak pembobot dengan persamaan (2.12)

$$W_{ij} = \exp \left(- \frac{(d_{ij}^{ST})^2 / \lambda}{h_s^2} \right) \quad (2.12)$$

4. Mendapat nilai $\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$ berdasarkan persamaan (2.5) dengan menggunakan matriks pembobot yang diperoleh dari langkah (3)
5. Menghitung nilai *sum square error* (SSE) dan *sum square total* (SST) dengan rumus (2.13) dan (2.14)

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.13)$$

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (2.14)$$

6. Mendapatkan nilai koefisien determinasi (R^2)
7. Melakukan iterasi langkah ke (2) hingga (6) dengan nilai $\tau_{s+1} = s \times \tau_s$ dimana $s = 0, 1, 2, \dots, n$
8. Mendapat nilai parameter τ dengan memilih hasil estimasi R^2 optimum. R^2 yang optimum ditentukan dari nilai R^2 yang mulai konstan.

2.6 Algoritma Metode Iteratif Estimasi Parameter μ dan λ

Langkah-langkah untuk mengestimasi parameter μ dan λ adalah sebagai berikut.

1. Menentukan nilai awal $\mu_0 = 0,0025$ dan $\lambda_0 = 0,1$ kemudian dikalikan perbandingan yang didapatkan dari nilai τ yang optimum
2. Menghitung nilai jarak euclidean dengan persamaan (2.8)



3. Menghitung nilai jarak pembobot dengan persamaan (2.15)

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{(d_{ij}^s)^2}{h_s^2}\right) \quad (2.15)$$

4. Mendapat nilai $\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$ berdasarkan persamaan (2.5) dengan menggunakan matriks pembobot yang diperoleh dari langkah (3)
5. Menghitung nilai *sum square error* (SSE) dan *sum square total* (SST) dengan rumus (2.13) dan (2.14).
6. Mendapatkan nilai koefisien determinasi (R^2)
7. Melakukan iterasi langkah ke (2) hingga (6) dengan nilai $\mu_{s+1} = s \times \mu_s$ dan $\lambda_{s+1} = s \times \lambda_s$ dimana $s = 0, 1, 2, \dots, n$
8. Mendapat nilai parameter μ dan λ dengan memilih hasil estimasi R^2 optimum. R^2 yang optimum ditentukan dari nilai R^2 yang mulai konstan.

2.7 Uji Ketepatan Model GTWR

Uji ketepatan dari model GTWR digunakan untuk menguji pengaruh nyata dari faktor lokasi dan waktu pengamatan. Staististik uji ini ditulis pada persamaan (2.12) dengan kriteria penolakan H_0 apabila statistik uji $> F_{(\alpha; \frac{\delta_1^2}{\delta_2^2}, q-(p+1))}$ (Widiyanti, 2014). Hipotesis:

$H_0 : \beta_j(u_i, v_i, t_i) = \beta_j$ (tidak ada perbedaan yang nyata antara model regresi global dan model (GTWR)) vs

H_1 : minimal ada satu $\beta_j(u_i, v_i, t_i) \neq \beta_j$ (ada perbedaan yang nyata antara model regresi global dan model GTWR)

$$\frac{Y^T[(I-S_t)^T(I-S_t)]Y/(\frac{\delta_1^2}{\delta_2^2})}{Y^T(I-H)Y/(n-(p+1))} \sim F_{(\frac{\delta_1^2}{\delta_2^2}, q-(p+1))} \quad (2.16)$$

dengan:

$$S_t = \begin{bmatrix} X_1(X^T W(u_1, v_1, t_1) X)^{-1} (X^T W(u_1, v_1, t_1)) \\ X_2(X^T W(u_2, v_2, t_2) X)^{-1} (X^T W(u_2, v_2, t_2)) \\ \vdots \\ X_n(X^T W(u_n, v_n, t_n) X)^{-1} (X^T W(u_n, v_n, t_n)) \end{bmatrix}$$

$$H = X(X^T X)^{-1} X^T$$

$$\delta_1 = tr [(I - S_t)^T (I - S_t)]$$

$$\delta_2 = tr [(I - S_t)^T (I - S_t)]^2$$

$$j = 0, 1, \dots, p$$

2.8 Uji Parameter Model GTWR

Uji parsial model GTWR adalah uji yang digunakan untuk mengetahui parameter yang berpengaruh terhadap variabel respon.

Statistik uji dapat dilihat pada persamaan (2.13) dengan hipotesis:

$H_0 : \beta_j (u_i, v_i, t_i) = 0$ (variabel prediktor tidak memberikan hasil yang berbeda antar lokasi maupun waktu) vs

$H_1 : \beta_j (u_i, v_i, t_i) \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$ (variabel prediktor memberikan hasil yang berbeda antar lokasi maupun waktu)

$$\frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i, t_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{kk}}} \sim t_{(n-(p+1))} \quad (2.17)$$

c_{kk} diperoleh dari diagonal ke- k matriks CC^T dan $C = (X^T W(u_i, v_i, t_i) X)^{-1} X^T W(u_i, v_i, t_i)$ dan $\hat{\sigma}^2 = \frac{Y^T [(I - S_t)^T (I - S_t)] Y}{tr [(I - S_t)^T (I - S_t)]}$.

Tolak H_0 apabila nilai statistik uji dimutlakan lebih besar dari $t_{\frac{\alpha}{2}, n-(p+1)}$.

2.9 Pengujian Asumsi Non Multikolinieritas

Salah satu asumsi yang harus terpenuhi adalah tidak ada multikolinieritas. Apabila antar variabel bebas berkorelasi satu sama lain, maka dikatakan terjadi kolineritas berganda (*multi collinierity*). Secara ekstrim, ada kemungkinan terjadi dua variabel atau lebih



mempunyai hubungan (korelasi) yang sangat kuat sehingga pengaruh masing-masing variabel tersebut terhadap Y sukar untuk dibedakan (Supranto, 2001). Uji multikolinieritas bisa dilakukan dengan melihat nilai VIF persamaan (2.15) masing-masing variabel. Apabila VIF (*Variance Inflation Factor*) > 10 maka terdapat multikolinieritas.

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.18)$$

R_j^2 adalah koefisien determinasi *auxiliary regression* yang diperoleh dari variabel prediktor j yang dipilih sebagai variabel respon dan variabel prediktor lain menjadi variabel prediktor bagi variabel respon tersebut.

2.10 Pengujian Asumsi Heterogenitas Spasial

Asumsi heterogenitas spasial adalah asumsi yang diharuskan dalam pemodelan GTWR. Heterogenitas spasial adalah apabila satu variabel prediktor yang sama memberikan respon yang tidak sama dalam lokasi yang berbeda dalam satu wilayah penelitian. Heterogenitas data secara spasial dapat diuji dengan menggunakan statistik *Breusch-Pagan test* (BP test) yang mempunyai hipotesis (Anselin, 1988):

$$H_0 : \sigma^2_{(u_1, v_1)} = \sigma^2_{(u_2, v_2)} = \dots = \sigma^2_{(u_n, v_n)} = \sigma^2, \text{ di mana } \sigma^2_{(u_1, v_1)} = \sigma^2 \text{ (tidak terdapat heterogenitas spasial)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma^2_{(u_i, v_i)} \neq \sigma^2 \text{ (terdapat heterogenitas spasial)}$$

Statistik uji dari uji *Breusch-Pagan test* (BP test) ada pada persamaan (2.16).

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} + \left(\frac{1}{n}\right) \left(\frac{e^T \mathbf{W} e}{\sigma^2}\right)^2 \sim \chi^2_{(p+1)} \quad (2.19)$$

Dengan:

$$f_i = \frac{e_i}{\sigma^2} - 1$$

e = vektor galat e_i

σ^2 = ragam galat e_i

T = Trace ($W^T W + W^2$)

W = matriks pembobot antara lokasi i dan j dengan bobot yang digunakan adalah *fixed gaussian kernel*

Z = matriks berukuran $n \times (p + 1)$ yang berisi vektor yang sudah di standarisasi (z) untuk setiap observasi dengan k adalah banyak prediktor

2.11 Produksi Cabai Rawit

Cabai rawit merupakan tanaman yang sangat sering dimanfaatkan untuk bahan masakan. Potensi Indonesia yang mempunyai tanah subur, membuat tanaman sayur terkhusus cabai tumbuh dengan segar. Cabai rawit memiliki klasifikasi sebagai berikut:

Kingdom : *Plantae* (Plant)

Sub kingdom : *Tracheobionta* (*Vascular Plants*)

Division : *Spermatophyta* (*Seed Plant*)

Sub division : *Magnoliophyta* (*Flowering Plant*)

Classing : *Magnolipsida* (*Dycotyledons*)

Sub classis : *Astervedae*

Ordo : *Solanales*

Famili : *Solanaceae* (*Potato family*)

Genus : *Capsicum L.* (*pepper*)

Species : *Capsicum frutescens L.*

Produksi menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia merupakan hasil atau menghasilkan. Produksi cabai rawit di Indonesia cukup melimpah, di provinsi Jawa Timur sendiri, hampir seluruh dari kabupaten dan kota mempunyai lahan yang digunakan untuk tanaman cabai rawit dikarenakan menanam cabai rawit cukup mudah. Adapun variabel- variabel yang mempengaruhi produksi cabai rawit adalah sebagai berikut:

1. Luas panen

(BPS, 2019) Luas panen berhasil (Luas panen) adalah luas lahan tanaman yang dipungut hasilnya setelah tanaman tersebut cukup umur.

2. Banyak pupuk pertumbuhan.

Menurut (BPS, 2019) pupuk adalah bahan yang diberikan pada tanah, air, atau daun dengan tujuan untuk memperbaiki pertumbuhan tanaman baik secara langsung maupun tidak langsung, atau menambah unsur hara. Pupuk pertumbuhan meliputi penggunaan pupuk NPK mutiara untuk penanaman cabai rawit.

3. Banyak benih

Benih adalah biji tanaman yang dipergunakan untuk keperluan dan pengembangan usaha tani serta memiliki fungsi agronomis (Kartasapoetra, 2003).

4. Curah Hujan

Menurut (Perdana dkk, 2015) curah hujan ialah jumlah air yang jatuh pada permukaan tanah selama periode tertentu bila tidak terjadi penghilangan oleh proses evaporasi, pengaliran dan peresapan, yang diukur dalam satuan tinggi.

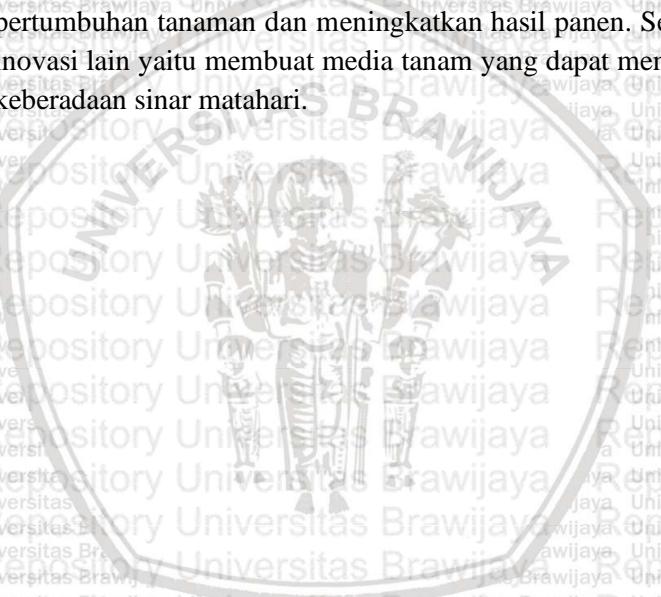
2.12 Aquawares

Pemilihan variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan penelitian terdahulu dan berdasarkan dari inovasi Aquawares sehingga pada hasil penelitian GTWR yang dilakukan akan memiliki kesimpulan akhir yang menunjukkan model dan variabel mana saja yang mempengaruhi produksi cabai rawit, aquawares sebagai solusi alat inovasi yang bisa memaksimalkan produksi cabai rawit di Jawa Timur. Aquawares (*Aquaponic System with Innovation of Nutrient From Rice Water with Efficient and Sustainable Economics for Independent Food Supply Implementation*) adalah alat inovasi aquaponik yang dapat memasok makanan untuk menghadapi krisis pangan dengan mengoptimalkan ruang untuk pasokan makanan sehingga menjadikan setiap wilayah memiliki pasokan makanan mandiri dan sebagai modifikasi dari model aquaponik yang terintegrasi dengan sistem limbah rumah tangga air beras. Aquawares dapat menggunakan ruang optimal dan mempercepat pertumbuhan



tanaman hingga 3 hingga 5 kali dari pertumbuhan alami, dengan banyak sistem pendukung pertumbuhan tanaman seperti nutrisi dan siklus.

Aquawares menerapkan penggunaan kembali air limbah rumah tangga terkhusus air beras. Air beras digunakan dalam budidaya ikan lele. Air limbah dari budidaya beras dan ikan lele akan menjadi nutrisi yang akan meningkatkan pertumbuhan tanaman dan tanaman akan menyaring air yang penuh kotoran agar tidak meracuni ikan lele. Air beras memiliki PH 7,0, memiliki nutrisi P dan N yang akan membantu pertumbuhan tanaman dan meningkatkan hasil panen. Selain itu, ada inovasi lain yaitu membuat media tanam yang dapat memaksimalkan keberadaan sinar matahari.





(Halaman ini sengaja dikosongkan)



BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder dari Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Timur dan Badan Meteorologi Klimatologi, Geofisika Provinsi Jawa Timur, dan Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. Berikut variabel penelitian yang digunakan:

Y = Produksi cabai rawit (kuintal)

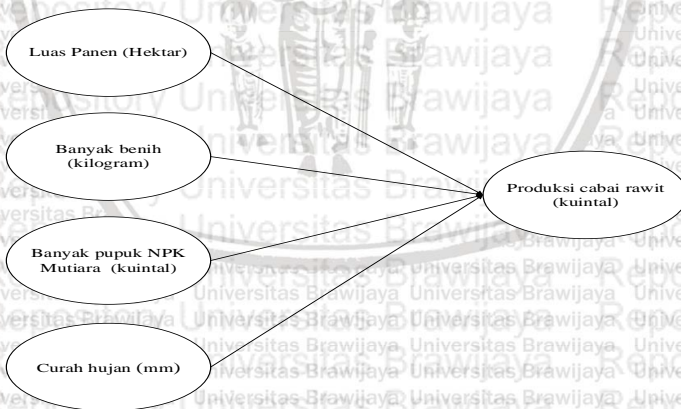
X_1 = Luas panen (hektar)

X_2 = Banyak benih (kilogram)

X_3 = Banyak pupuk NPK mutiara (kuintal)

X_4 = Curah hujan (milimeter)

Unit pengamatan pada penelitian ini adalah 35 kabupaten dan kota di Jawa Timur selama 5 Tahun (2014, 2015, 2016, 2017, 2018). Hubungan kelima variabel tersebut dapat diilustrasikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Hubungan Lima Variabel dalam Penelitian

Dari Gambar 3.1 dapat dilihat bahwa produksi cabai rawit (kuintal) sebagai variabel respon dipengaruhi oleh luas panen (hektar), banyak benih (kilogram), banyak pupuk NPK mutiara (kuintal) dan curah hujan (milimeter) sebagai variabel prediktor.

3.2. Variabel Penelitian

Beberapa variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah banyak produksi cabai rawit, luas panen, banyak pupuk NPK mutiara, banyak benih dan curah hujan. Rincian lima variabel tersebut terdapat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Klasifikasi Variabel Penelitian

No	Variabel	Definisi Variabel
1	Produksi cabai rawit	Banyak bentuk hasil yang ditetapkan dan merupakan penjumlahan laporan per tahun untuk cabai rawit. (hektar)
2	Luas panen	Luas lahan tanaman yang dipungut hasil setelah tanaman tersebut cukup umur. (hektar)
3	Banyak benih	Biji tanaman yang digunakan untuk keperluan dan pengembangan usaha tani yang memiliki fungsi agronomis. (kilogram)
4	Banyak pupuk NPK mutiara	Bahan yang diberikan pada tanah, air, atau daun untuk memperbaiki pertumbuhan tanaman baik secara langsung maupun tidak langsung, atau menambah unsur hara. (kuintal)
5	Curah hujan	Jumlah air yang jatuh pada permukaan tanah selama periode tertentu bila tidak terjadi penghilangan oleh proses evaporasi, pengaliran dan peresapan, yang diukur dalam satuan tinggi. (mm)

3.3. Metode Analisis Data

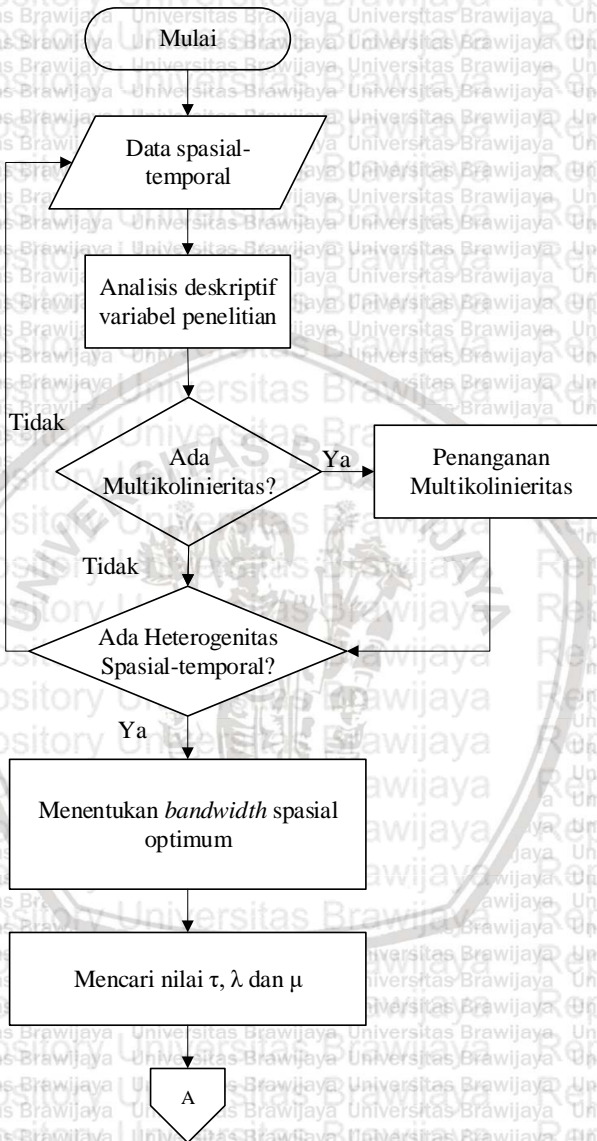
Tahapan analisis data dalam penelitian ini adalah:

1. Melakukan analisis deskriptif untuk seluruh variabel penelitian untuk mengetahui kondisi produksi cabai rawit menggunakan tabel.

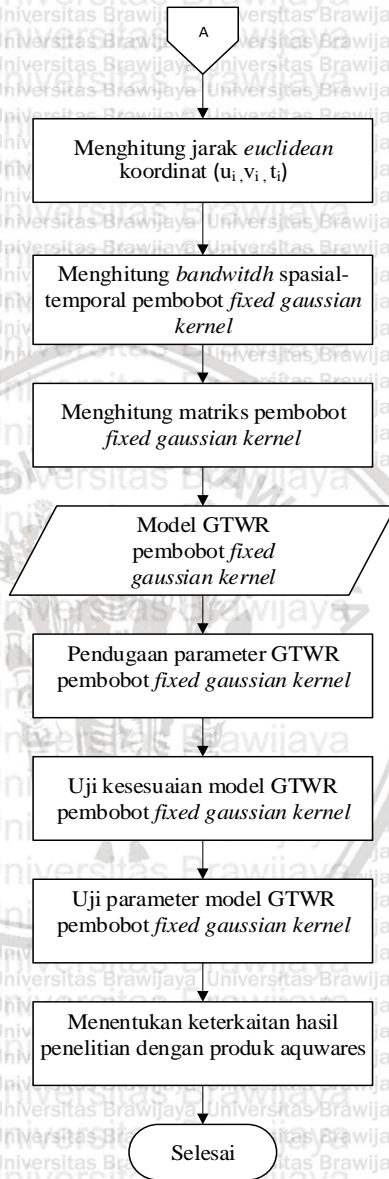
2. Memeriksa asumsi non multikolinieritas pada variabel prediktor dengan persamaan (2.18) dan melakukan penanganan apabila terjadi multikolinieritas.
3. Memeriksa heterogenitas spasial menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan* pada persamaan (2.19).
4. Memeriksa heterogenitas temporal menggunakan boxplot.
5. Melakukan pemodelan produksi cabai rawit di Jawa Timur Tahun 2014 -2018 menggunakan GWTR pembobot *fixed gaussian kernel* dengan bantuan *software R studio*.
 - a. Menentukan bandwidth spasial optimum dengan rumus *cross validation* model GWR pada persamaan (2.3).
 - b. Mencari nilai τ , μ , dan λ dengan metode iteratif.
 - c. Menghitung jarak *euclidean* koordinat (u_i, v_i, t_i) dengan persamaan (2.8).
 - d. Menghitung *bandwidth* spasial-temporal pembobot *fixed gaussian kernel* dengan persamaan (2.9).
 - e. Menghitung matriks pembobot *fixed gaussian kernel* dengan persamaan (2.11).
 - f. Pendugaan parameter model GTWR dengan persamaan (2.5).
 - g. Uji ketepatan model GTWR dengan persamaan (2.16).
 - h. Melakukan uji parameter model menggunakan persamaan (2.17).
6. Menentukan keterkaitan model GTWR pembobot *fixed gaussian kernel* dengan produk aquawares.

3.4. Langkah-Langkah Penelitian

Diagram alir langkah-langkah penelitian pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression* dengan pembobot *fixed gaussian kernel* terdapat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Langkah-Langkah Penelitian Pemodelan Geographically Temporally Weighted Regression dengan Pembobot Fixed Gaussian Kernel



Gambar 3.2. Langkah-Langkah Penelitian Pemodelan Geographically Temporally Weighted Regression dengan Pembobot Fixed Gaussian Kernel (lanjutan)



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Sebelum melakukan analisis *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan pembobot fixed gaussian kernel, dilakukan terlebih dahulu analisis deskriptif dari produksi cabai rawit di Jawa Timur pada Tahun 2014 sampai dengan 2018 beserta variabel prediktor. Hasil analisis deskriptif tersaji dalam Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Analisis Deskriptif Produksi Cabai Rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai dengan 2018 beserta Variabel Prediktor

	Minimum	Rata-rata	Maksimum
Produksi Cabai Rawit (kuintal)	6	83720	1127203
Luas Panen (Hektar)	3	2172	16909
Banyak Benih (Kilogram)	0,1	149,4	1096,8
Banyak Pupuk NPK mutiara (Kuintal)	0,352	5,461	34,503
Rata-rata Curah Hujan Pertahun (Milimeter)	51	1689,9	4585,4

Dari Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa variasi dari semua variabel cukup tinggi, nilai terendah sangat jauh berbeda dengan nilai tertinggi, hal ini terjadi dikarenakan Jawa Timur memiliki wilayah dengan keadaan alam yang beragam seperti tinggi wilayah. Wilayah yang tergolong dataran tinggi tidak banyak menanam cabai rawit karena cuaca yang tidak cocok seperti curah hujan yang tinggi, berbanding terbalik dengan wilayah dengan dataran yang rendah akan memproduksi cabai rawit lebih tinggi karena cabai rawit adalah tanaman yang cocok dengan cuaca yang cenderung panas. Variasi yang tinggi pada variabel produksi cabai rawit di Jawa Timur akan memperbesar variasi variabel yang berpengaruh. Sebagian besar produksi cabai rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai 2018 adalah 83720 kuintal di mana yang tertinggi sebesar 1127203 kuintal yang disumbang oleh Kabupaten Blitar di Tahun 2018 dan terendah sebesar 6 kuintal yang disumbang oleh Kabupaten Sidoarjo Tahun 2014. Luas panen yang sebagian besar seluas 2172 hektar dengan luas terkecil 3 hektar juga sama dengan kota dan tahun penghasil produksi cabai rawit terkecil yaitu Kabupaten Sidoarjo Tahun 2014 dan terluas adalah Kabupaten Blitar di Tahun 2014 seluas 16909 hektar. Banyak benih yang ditanam oleh sebagian besar petani adalah 149,4 kilogram dengan terkecil 0,1 kilogram dan terbesar 1096,8 kilogram. Banyak pupuk NPK mutiara yang diberikan kepada tanaman sebagian besar 5,461 kuintal dengan yang terkecil sebesar 0,352 kuintal dan terbesar 34,503 kuintal. Curah hujan yang terjadi sepanjang 5 tahun tersebut sebesar 1689,9 milimeter dengan yang terkecil 51 milimeter dan terbesar 4585,4 milimeter.

4.2 Pengujian Asumsi

Pengujian asumsi yang mendasari untuk memperoleh hasil yang akurat dalam analisis *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR) dengan pembobot *Fixed Gaussian Kernel* adalah asumsi heterogenitas spasial, asumsi heterogenitas temporal dan asumsi non multikolinieritas.

4.2.1 Uji Non Multikolinieritas

Pengujian asumsi non multikolinieritas untuk mengetahui ada atau tidak korelasi diantara variabel prediktor yang mempengaruhi produksi cabai rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai dengan 2018. Uji ini menggunakan hasil dari VIF dari masing-masing variabel. Besar nilai VIF dari variabel tersebut tersaji dalam Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Nilai VIF Variabel Luas Panen, Banyak Benih, Banyak Pupuk NPK mutiara dan Curah Hujan

Variabel	VIF
X_1	3,05
X_2	3,83
X_3	1,48
X_4	1,03

Dari Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa semua nilai VIF kurang dari 10, dapat disimpulkan bahwa variabel luas panen, banyak benih, banyak pupuk NPK mutiara dan curah hujan tidak berkorelasi satu sama lain dan tidak perlu dilakukan penanganan.

4.2.2 Uji Heterogenitas Spasial

Uji Heterogenitas spasial dilihat dari uji *breusch-pagan*, uji ini bertujuan untuk mengetahui ada atau tidak keragaman akibat pengaruh spasial.

$$H_0 : \sigma_{(u_1, v_1)}^2 = \sigma_{(u_2, v_2)}^2 = \dots = \sigma_{(u_n, v_n)}^2 = \sigma^2, \quad \text{di mana}$$

$$\sigma_{(u_1, v_1)}^2 = \sigma^2 \text{ (tidak terdapat heterogenitas spasial)}$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \sigma_{(u_i, v_i)}^2 \neq \sigma^2 \text{ (terdapat heterogenitas spasial)}$$

$$\text{BP} = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} + \left(\frac{1}{T}\right) \left(\frac{e^T \mathbf{W} e}{\sigma^2}\right)^2 \sim \chi_{(p+1)}^2$$

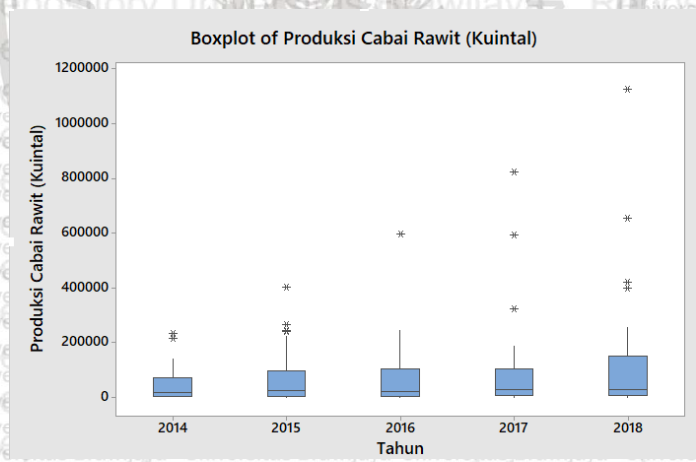
$$= 35,074 \sim \chi_{(0,025,5)}^2$$

$$\chi^2_{(0,025,5)} = 11,07$$

Keputusan : Tolak H_0 dikarenakan statistik uji BP > $\chi^2_{(0,025,5)}$ (35,074 > 11,07) dan *p-value* sebesar 0,0000004487 lebih kecil dari 0,025 yang berarti terdapat heterogenitas spasial dalam data produksi cabai rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai dengan 2018 dan dilanjutkan pengujian heterogenitas temporal.

4.2.3 Uji Heterogenitas Temporal

Setelah uji heterogenitas spasial terpenuhi, maka yang perlu dilakukan adalah menguji heterogenitas temporal agar bisa dilanjutkan ke analisis *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR). Uji heterogenitas temporal dilihat dari boxplot masing-masing tahun dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1. Boxplot Produksi Cabai Rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai dengan 2018

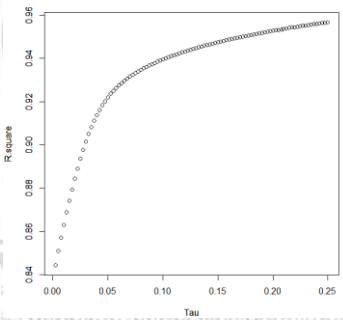
Dari Gambar 4.1 terlihat bahwa produksi cabai rawit di Jawa Timur berbeda tiap tahun. Tahun 2016 dan Tahun 2017 cenderung mirip, sedangkan produksi cabai rawit yang terendah ada pada Tahun 2014 dan yang tertinggi ada pada Tahun 2018. Pencilan juga terlihat meningkat setiap

tahunnya, semakin jauh nilai pencilan dengan titik tengah boxplot menunjukkan peningkatan nilai dari produksi cabai rawit. Hal ini menjelaskan bahwa keragaman produksi cabai rawit di Jawa Timur cenderung meningkat dalam lima tahun.

4.3 Pemodelan Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR) dengan Pembobot Fixed Gaussian Kernel

4.3.1 Pemilihan Bandwidth dan Pembobot Optimum

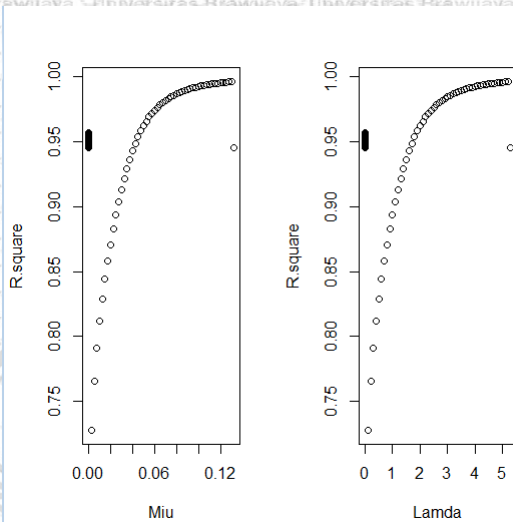
Dalam pemodelan *geographically temporally weighted regression* dengan pembobot *fixed gaussian kernel* yang dilakukan pada produksi cabai rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai dengan 2018, dibutuhkan matriks pembobot yang bisa mengakomodasi efek heterogenitas spasial dan temporal, namun terlebih dahulu menghitung jarak *euclidean* dengan langkah awal mengestimasi parameter τ dengan iterasi sebanyak 100 kali dengan nilai awal 0,0025 dan nilai bandwidth spasial sebesar 0,4257. Hasil iterasi parameter τ tersebut diilustrasikan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Hasil Iterasi Parameter τ dengan nilai R^2

Gambar 4.2 menunjukkan hasil iterasi dari parameter τ dengan nilai R^2 , dapat dilihat bahwa parameter τ yang optimum adalah 0,25 dilihat dari nilai R^2 yang tertinggi dan mulai konstan sebesar 0,9567. Nilai iterasi parameter τ dan R^2 dapat dilihat pada Lampiran 7. Nilai τ yang optimum kemudian digunakan untuk mengestimasi nilai μ dan nilai λ dengan iterasi sebanyak 100 kali dan nilai awal 0,0025 dan 0,1. Hasil

iterasi estimasi parameter μ dan λ dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3. Hasil Iterasi Estimasi Parameter μ dan λ dengan nilai R^2

Dari Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa hasil iterasi parameter μ dan λ menunjukkan nilai yang optimum pada nilai 0,13 dan 5,2 dilihat dari nilai R^2 tertinggi dan mulai konstan sebesar 0,99626, setelah nilai R^2 mencapai titik maksimum pada 0,99626, nilai R^2 kembali turun. Hasil dari iterasi parameter μ dan λ beserta nilai R^2 dapat dilihat pada Lampiran 8. Setelah dilakukan iterasi pada parameter μ dan λ , didapatkan nilai bandwidth spasial temporal (h_{st}) sebesar 0,9691. Nilai tersebut digunakan untuk menghitung jarak *euclidean* dan matriks pembobot yang dapat dilihat pada Lampiran 9 dan Lampiran 10.

4.3.2 Pendugaan Parameter Model *Geographically Temporally Weighted Regression* (GTWR)

Parameter model GTWR diduga menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS). Semua hasil pendugaan didapatkan 175 model sesuai dengan wilayah di Jawa Timur dan 5 kurun waktu. Hasil pendugaan parameter untuk

Kabupaten Blitar 2018 dan Kabupaten Sidoarjo 2018 dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Hasil Pendugaan Parameter Kabupaten Blitar Tahun 2017 dan 2018 dan Kabupaten Sidoarjo Tahun 2014 dan 2015

Pembobot	Variabel	$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i)$	
		Kabupaten Blitar 2018	Kabupaten Sidoarjo 2018
<i>Fixed Gaussian Kernel</i>	Intersep	-50382.4	17124.41
	x_1	5.555788	8.5525
	x_2	0.757218	0.291479
	x_3	468.1289	3.067615
	x_4	-56.2356	-8.32241

Dari Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa perbedaan nilai duga parameter dari tiap lokasi dan waktu mengindikasikan efek heterogenitas spasial dan temporal sehingga produksi cabai rawit di wilayah Jawa Timur memerlukan model GTWR. Nilai yang terdapat pada Tabel 4.3 dapat dibentuk model dari masing-masing wilayah dan waktu sebagai berikut.

1. Kabupaten Blitar (2018)

$$\hat{y} = -50382.4 + 5.555788x_1 + 0.757218x_2 + 468.1289x_3 - 56.2356x_4$$

2. Kabupaten Sidoarjo (2018)

$$\hat{y} = 17124.41 + 8.5525x_1 + 0.291479x_2 + 3.067615x_3 - 8.32241x_4$$

Pada Kabupaten Blitar Tahun 2018, banyak produksi cabai rawit apabila seluruh variabel dianggap konstan akan bernilai 0 atau tidak ada produksi. Jika luas panen meningkat 1 hektar dan seluruh variabel lain dianggap tetap, maka produksi cabai rawit akan meningkat 5,555788 kuintal, jika banyak benih bertambah 1 kilogram dan seluruh variabel lain dianggap tetap, maka akan

menaikan produksi cabai rawit sebanyak 0,757218 kuintal, jika banyak pupuk NPK mutiara meningkat 1 kuintal dan seluruh variabel lain dianggap tetap, maka akan menaikkan produksi cabai rawit sebanyak 468,1289 kuintal dan apabila curah hujan meningkat 1 milimeter dan seluruh variabel lain dianggap tetap maka akan menurunkan produksi cabai rawit sebanyak 56,2356 kuintal. Hasil pendugaan parameter pada semua wilayah dan waktu terdapat pada Lampiran 11 dan Lampiran 12 dengan interpretasi sama.

4.3.3 Pengujian Ketepatan Model *Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)*

Pengujian ketepatan model bertujuan untuk mengetahui apakah model GTWR yang telah dibuat bisa lebih baik dari regresi linier global.

$H_0 : \beta_j (u_i, v_i, t_i) = \beta_j$ (tidak ada perbedaan yang nyata antara model regresi global dan model (GTWR)) vs

H_1 : minimal ada satu $\beta_j (u_i, v_i, t_i) \neq \beta_j$ (ada perbedaan yang nyata antara model regresi global dan model GTWR)

$$\frac{Y^T [(I - S_t)^T (I - S_t)] Y / \left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)}{Y^T (I - H) Y / (n - (p + 1))} \sim F_{\left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}, q - (p + 1)\right)}$$

$$= 1,3134 \sim F_{(136,175 - (4 + 1))}$$

Keputusan: Tolak H_0 dikarenakan nilai statistik uji yang lebih besar dari nilai $F_{(0,025,136,170)}$ ($1,3134 > 1,304927$) dapat disimpulkan bahwa produksi cabai rawit di Jawa Timur Tahun 2014 hingga 2018 lebih baik dimodelkan menggunakan GTWR dibandingkan dengan model regresi linier global.

4.3.4 Pengujian Parameter *Geographically Temporally Weighted Regression (GTWR)*

Pengujian parameter bertujuan untuk mengetahui variabel apa saja yang berpengaruh terhadap produksi cabai rawit di wilayah Jawa Timur Tahun 2014 sampai 2018.

$H_0 : \beta_j (u_i, v_i, t_i) = 0$ (variabel prediktor tidak memberikan hasil yang berbeda antar lokasi maupun waktu) vs

$H_1 : \beta_j (u_i, v_i, t_i) \neq 0; j = 1, 2, \dots, p$ (variabel prediktor memberikan hasil yang berbeda antar lokasi maupun waktu)

Nilai statistik uji yang diperoleh oleh Kabupaten Blitar Tahun 2018 serta Kabupaten Sidoarjo 2018 dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4. Nilai Statistik Uji Kabupaten Blitar Tahun 2017 dan 2018 dan Kabupaten Sidoarjo Tahun 2014 dan 2015

Pembobot	Variabel	Statistik Uji	
		Kabupaten Blitar 2018	Kabupaten Sidoarjo 2018
<i>Fixed gaussian kernel</i>	Tahun		
	Intersep	1,042671 (terima)	0,354392 (terima)
	x_1	0,672651 (terima)	1,035469 (terima)
	x_2	6,108949 (tolak)	2,351541 (tolak)
	x_3	3,651617 (tolak)	0,023929 (terima)
	x_4	4,562843 (tolak)	0,675263 (terima)

Nilai statistik uji dari masing-masing variabel kemudian dibandingkan dengan nilai t_{tabel} ($t_{(0,025,170)} = 1,96$). Untuk wilayah Kabupaten Blitar di Tahun 2018, parameter yang berpengaruh nyata sehingga variabel yang berpengaruh adalah banyak benih, banyak pupuk NPK mutiara dan curah hujan. Kabupaten Sidoarjo Tahun 2018, variabel yang berpengaruh adalah banyak benih. Nilai statistik uji masing-masing wilayah dan tahun dapat dilihat pada Lampiran 13. Masing-masing parameter yang berpengaruh nyata dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Parameter yang Berpengaruh Nyata

Parameter	Wilayah dan Waktu
x_0	Kabupaten Bangkalan (2018), Kabupaten Banyuwangi (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Jember (2016, 2017, 2018), Kabupaten Pamekasan (2018), Kabupaten Sampang (2018).
x_1	Kabupaten Jombang (2014, 2015), Kabupaten Kediri (2014, 2015, 2016, 2017), Kabupaten Lumajang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Madiun (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Magetan (2014, 2015, 2016, 2017), Kabupaten Malang (2017, 2018), Kabupaten Mojokerto (2014, 2015), Kabupaten Nganjuk (2014, 2015, 2016), Kabupaten Pacitan (2014, 2015, 2016), Kabupaten Pasuruan (2014, 2015, 2016), Kabupaten Probolinggo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Sampang (2018), Kabupaten Trenggalek (2014, 2015, 2016), Kabupaten Tulungagung (2014, 2015), Kota Batu (2014, 2015, 2016), Kota Blitar (2015), Kota Kediri (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Malang (2014, 2015, 2016), Kota Probolinggo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018).
x_2	Kabupaten Bangkalan (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Blitar (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Bojonegoro (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Bondowoso (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Jember (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Jombang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Kediri (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Lamongan (2014, 2015, 2016), Kabupaten Lumajang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Madiun (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Magetan (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Malang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Mojokerto (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Nganjuk (2014, 2015, 2016, 2017, 2018),

Tabel 4.5. (lanjutan)

Parameter	Wilayah dan Waktu
x_2	Kabupaten Ngawi (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Pacitan (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Pamekasan (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Pasuruan (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Ponorogo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Probolinggo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Sampang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Sidoarjo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Situbondo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Sumenep (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Trenggalek (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Tuban (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Tulungagung (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Batu (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Blitar (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Kediri (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Malang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Probolinggo (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kota Surabaya (2014, 2015, 2016).
x_3	Kabupaten Bangkalan (2018), Kabupaten Banyuwangi (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Blitar (2017, 2018), Kabupaten Kediri (2018), Kabupaten Malang (2014, 2015, 2016, 2017, 2018), Kabupaten Sampang (2018), Kota Batu (2017, 2018), Kota Blitar (2017, 2018), Kota Malang (2016, 2017, 2018).
x_4	Kabupaten Banyuwangi (2014, 2015, 2016, 2017), Kabupaten Blitar (2016, 2017, 2018), Kabupaten Malang (2016, 2017, 2018), Kota Batu (2017, 2018), Kota Blitar (2016, 2017, 2018), Kota Malang (2016, 2017, 2018).

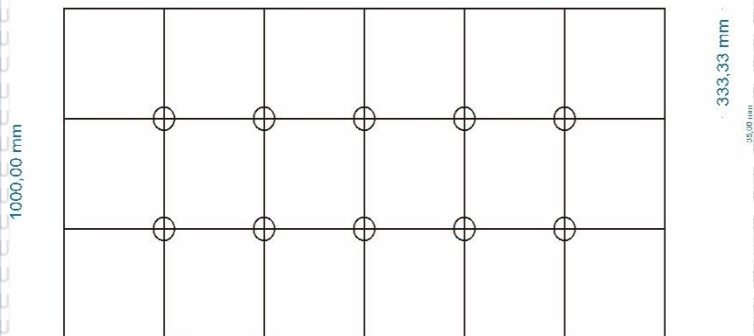
Dari Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa parameter yang berpengaruh nyata paling banyak ada pada variabel x_2 atau banyak benih dan paling sedikit adalah variabel x_4 atau curah hujan, hal ini dapat menjadi perhatian bahwa perbedaan wilayah dan waktu dapat berbeda pula variabel yang berpengaruh terhadap produksi cabai rawit. Oleh karena itu, setiap wilayah dan waktu bisa memaksimalkan variabel yang berpengaruh untuk meningkatkan produksi cabai rawit.

4.4 Maksimalisasi Penggunaan Aquawares

Selain pemilihan variabel untuk penelitian yang dipertimbangkan berdasarkan aquawares yang mana terdapat inovasi untuk bisa digunakan dalam model, hasil dari penelitian dapat dikonversikan menjadi versi aquawares yang akan memudahkan dalam memaksimalkan produksi cabai rawit di Wilayah Jawa Timur dalam 5 tahun dan dapat digunakan untuk pertimbangan kedepan. Hasil penelitian digunakan untuk mengetahui parameter mana yang berpengaruh nyata dan pengaruh dari masing-masing parameter tersebut terhadap kenaikan produksi cabai rawit. Apabila parameter tersebut berpengaruh nyata, bisa dikonversikan menjadi aquawares dengan perhitungan sebagai berikut.

1. Luas Panen

2000,00 mm



Gambar 4.4 . Sketsa Aquawares

Dari Gambar 4. Luas panen dalam satu aquawares mempunyai luas $1 \text{ m} \times 2 \text{ m} = 2 \text{ m}^2$ dengan menentukan penggunaan pot berdiameter 7 cm yang digunakan dan jarak 33,33 cm dari titik tengah pot satu ke titik tengah pot yang lain, dan 30 cm untuk tinggi tanaman. Aquawares dalam per satu unit akan berisi 10 pot. Jika 1 hektar adalah $10000 \text{ m}^2 = 100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ maka jika dikonversikan pada aquawares $10000 \text{ m}^2 = 2 \text{ m}^2 \times 5000$ unit. Dalam 5000 unit berisi 50000 pot. Dengan kata lain, luas panen yang setara dengan lahan pertanian akan bisa dimodifikasi dengan 50000 pot dan dengan posisi yang sesuai dengan gambar sketsa sehingga dapat memudahkan untuk menanam cabai rawit sesuai standar atau dengan modifikasi bentuk aquawares tetapi tetap sesuai standar.

2. Banyak benih

Banyak benih yang ditanam pada aquawares adalah 3-4 benih setiap pot atau dengan kata lain jika 1 hektar terdapat 10000 m^2 dan terdapat 50000 pot, maka terdapat 150000 benih apabila diasumsikan 3 benih per pot. Pada 10 gram benih bibit cabe taruna, cabai rawit cap panah merah berisi 2000 biji. Apabila 1 kilogram total benih yang didapat adalah 1000 gram sehingga dalam 1 kg terdapat 100 *sachet* berisi 200000 biji, sehingga pada tiap pot dapat digunakan 3-4 biji di setiap pot.

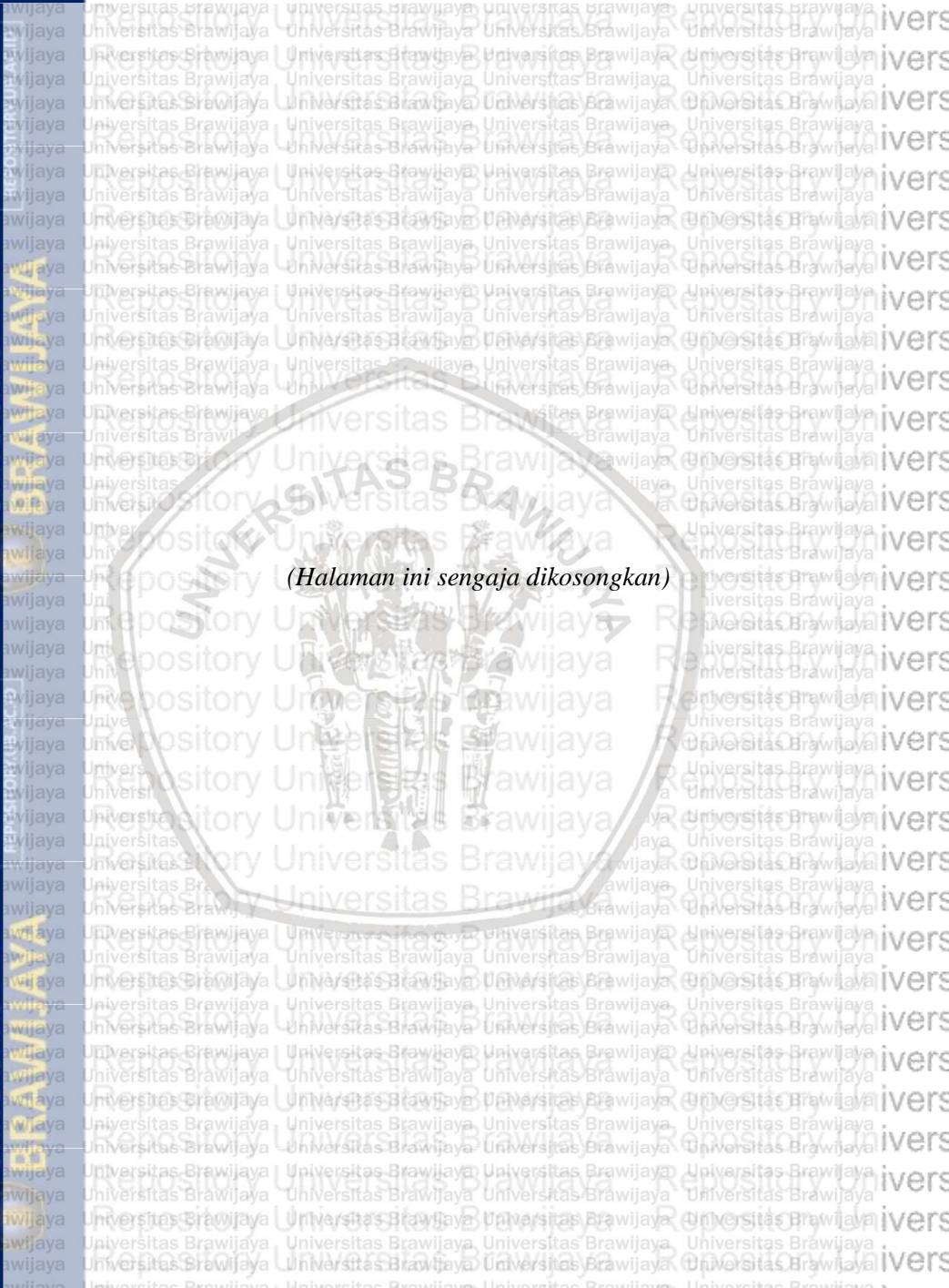
3. Banyak Pupuk NPK

Aquawares menggunakan inovasi air cucian beras untuk menggantikan pupuk NPK yang lebih ramah lingkungan dan lebih mudah didapatkan dengan keadaan PH yang relatif sama dengan PH yang dibutuhkan tanaman cabai rawit yaitu 5,5 – 6,5. Dalam air beras, terdapat kandungan 0,015% nitrogen, 16,306% fosfor, 0,02% potasium, 2,944%. Seluruh kandungan tersebut dapat dibandingkan dengan NPK Mutiara 16-16-16 dengan kepanjangan (16 % nitrogen, 16 % *phosporus* (fosfor), 16 % kalium(*potassium*)). Dari perbandingan diatas mengenai

kandungan dapat dikonversikan bahwa Nitrogen pada NPK 1000 kali dari air beras, Fosfor sebanding dan Kalium pada NPK 5,3 kali dari air beras. Penggunaan air beras yang merupakan pupuk cair dapat mempercepat pertumbuhan 3 sampai 5 kali lebih cepat dari pupuk biasa. Melihat massa jenis dari Pupuk NPK Mutiara sebesar 1,04 Kg/Liter. 1 Kg Pupuk NPK Mutiara dapat sebanding dengan 0.961 Liter. Pada kenaikan 1 kuintal atau 100 Kg setara dengan penggunaan 96,1 liter. Penggunaan pupuk NPK dapat digantikan dengan penyiraman air beras secara teratur setiap hari, yang mana dalam 1 unit memerlukan 0.09122 liter per unit.

4. Curah hujan

Jumlah curah hujan di masing-masing wilayah bisa saja berbeda, jumlah curah hujan dapat diatur oleh penyiraman dan bisa lebih mudah untuk mengontrol kadar air yang ada dalam tanaman cabai rawit menggunakan aquawares. Curah hujan yang baik untuk pertumbuhan tanaman cabai rawit adalah 600 – 1200 mm/tahun yang mana setara dengan 0.13 mm/jam.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V PENUTUP

1.1. Kesimpulan

1. Model *geographically temporally weighted regression* pembobot *fixed gaussian kernel* terdapat 175 model dari masing-masing wilayah dan waktu. Dua contoh dari model untuk Kabupaten Blitar Tahun 2018 dan Kabupaten Sidoarjo Tahun 2018.

1. Kabupaten Blitar (2018)

$$\hat{y} = -50382.4 + 5.555788x_1 + 0.757218x_2 + 468.1289x_3 - 56.2356x_4$$

2. Kabupaten Sidoarjo (2018)

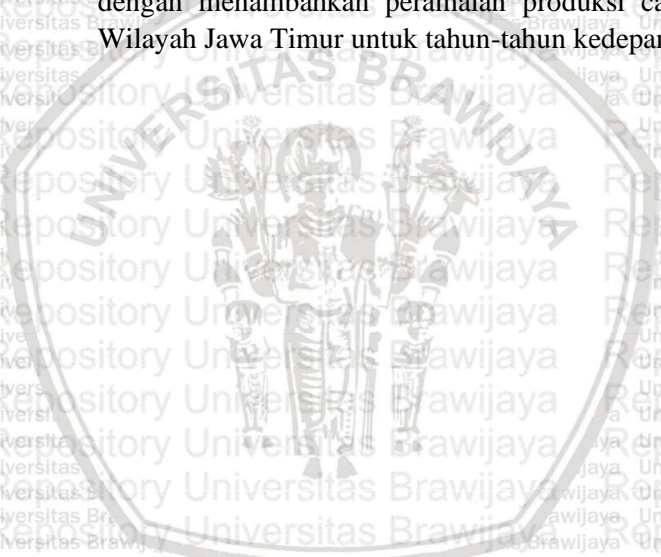
$$\hat{y} = 17124.41 + 8.5525x_1 + 0.291479x_2 + 3.067615x_3 - 8.32241x_4$$

Wilayah Jawa Timur Tahun 2014 sampai dengan 2018 mempunyai parameter yang berpengaruh nyata untuk memperbanyak jumlah produksi cabai rawit sesuai dengan wilayah dan waktu masing-masing. Variabel yang paling banyak berpengaruh nyata di seluruh wilayah dan waktu adalah variabel banyak benih yang berpengaruh nyata di 156 wilayah dan waktu serta yang terendah adalah variabel curah hujan yang berpengaruh nyata di 18 wilayah dan waktu.

2. Dari 175 model yang didapatkan, aquares dapat dimaksimalkan sesuai dengan parameter mana yang berpengaruh nyata dari masing-masing wilayah dan waktu untuk kemudian dirubah sesuai standar aquares tersebut.

1.2. Saran

1. Untuk memperbanyak produksi cabai rawit di Wilayah Jawa Timur, harus meningkatkan atau menurunkan variabel yang berpengaruh dari masing-masing wilayah sampai dengan batas tertentu.
2. Untuk memaksimalkan produksi cabai rawit di era modern yang sudah banyak keterbatasan antara variabel luas panen, banyak benih, banyak pupuk NPK mutiara dan curah hujan, maka lebih menguntungkan apabila beralih ke aquawares.
3. Untuk peneliti selanjutnya, dapat menyempurnakan hasil bisa dengan menambahkan peramalan produksi cabai rawit di Wilayah Jawa Timur untuk tahun-tahun kedepan.





(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

Aisyiah, K., Sutikno, I Nyoman L. 2014. Pemodelan Konsentrasi Partikel Debu (PM₁₀) pada Pencemaran Udara di Kota Surabaya dengan Metode *Geographically-Temporally Weighted regression*. *Jurnal Sains dan Seni Pomits*, 2(1),3.

Anselin, L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

Fadli, M. R. dan Goejantoro, R. 2018. Pemodelan Geographically Weighted Regression (GWR) Dengan Fungsi Pembobot Tricube Terhadap Angka Kematian Ibu (AKI) Di Kabupaten Kutai Kartanegara Tahun 2015. *Jurnal Eksponensial*, 9(1), 11–18.

Fotheringham, A.S, Brunson dan M. Charlton. 2002. *Geographically Weighted Regression*. Chichester: John Wiley and Sons.

Fotheringham, A. S., Crespo, R. dan Yao, J. 2015. Geographical and Temporal Weighted Regression (GTWR). *Geographical Analysis*, 47(4), 431–435. <https://doi.org/10.1111/gean.12071>

Widiyanti, K. N., Yasin, H. dan Sugito. 2014. Pemodelan Proporsi Penduduk Miskin Kabupaten Dan Kota Di Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Geographically And Temporally Weighted Regression. *Jurnal Gaussian*, 3(4), 691–700.

Guo, L., Ma, Z. dan Zhang, L. 2008. Comparison of Bandwidth Selection in Application of Geographically Weighted Regression: a Case Study. *Canadian Journal of Forest Research*, 38(9):2526-2534.

Haryanto, S., Aidi, M. N. dan Anik, D. 2019. Analysis of the Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) of the Construction Sector in Java Island. *Forum Geografi*, 33(1), 2.

Huang, B., Wu, B. dan Barry, M. 2010. Geographically and Temporally Weighted Regression for Modelling Spatio-Temporal Variation in Houses Prices. *International Journal of Geographical Information Science*, 385-388.

Kartasapoetra, A.G. 2003. *Teknologi Benih Pengolahan Benih dan Tuntunan Praktikum*. Rineka Cipta: Jakarta.

Laksana, S. 2018. Pemodelan Kebakaran Hutan di Provinsi Riau dengan Metode *Mixed Geographically-Temporally Weighted Regression*. Skripsi. Program Sarjana. Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.

Maulidah S. dkk. 2012. Dampak Perubahan Iklim terhadap Produksi dan Pendapatan Usaha Tani Cabai Rawit (Studi Kasus di Desa Bulupasar, Kecamatan Pagu, Kabupaten Kediri). *SEPA*. 8(2). 8.

Perdana, D. A. dan Zakaria, A. 2015. Studi Pemodelan Curah hujan sintetik dari beberapa stasiun di wilayah Pringsewu. 3(1).

Prastyo. 2018. *Faktor Faktor Yang Mempengaruhi Produksi Cabai Rawit Merah Di Desa Nangsri Kecamatan Manisrengo Kabupaten Klaten*. Skripsi diterbitkan. Yogyakarta: Fakultas Pertanian UMY.

Saryono dkk. 2013. *Pengembangan Model Sosial Ekonomi: Penggunaan Metode Geographically Weighted Regression (GWR) untuk Analisis Data Sosial dan Ekonomi*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.

Warmerdam, N dan Scott, L.M. 2006. *Spatial Statistics for Public Health and Safety*. ESRI.

Sholihin dkk. 2017. Geographically and Temporally Weighted Regression (GTWR) for Modelling Economic Growth using R. *International Journal of Computer Science and Network*. 6(6). 2-3.

Supranto, J. 2001. *Statistik Teori dan Aplikasi. Cetakan Kedua*. Jakarta: Erlangga.

Tizona, A. R., Goejantoro, R. dan Wasono. 2017. Pemodelan Geographically Weighted Regression (Gwr) Dengan Fungsi Pembobot Adaptive Kernel Bisquare Untuk Angka Kesakitan Demam Berdarah di Kalimantan Timur Tahun 2015. *Jurnal Ekspensial*, 8(1), 3.

Utama, N. 2015. Pemodelan *Mixed Geographically Temporally Weighted Regression* (MGTWR) pada Kasus Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur. *Skripsi*. Program Sarjana. Universitas Brawijaya. Malang.

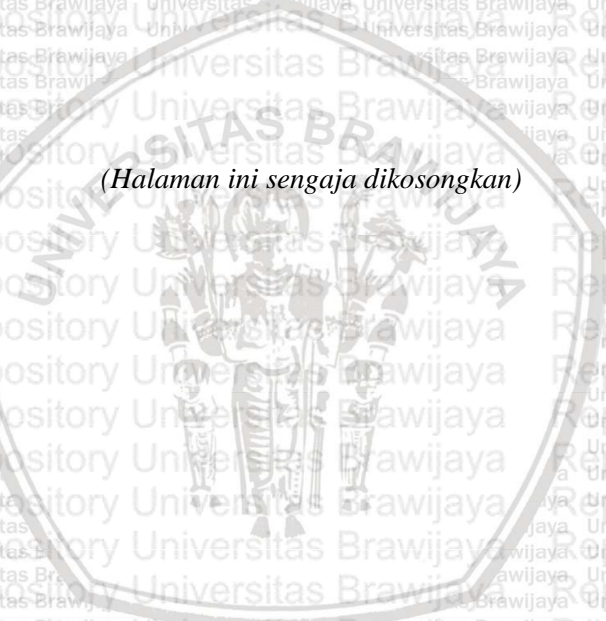
Wheeler, D., C. dan Antonio P. 2010. *Handbook of Applied Spatial Analysis: Software Tools, Methods and Applications*. Berlin: Springer.

Wulandari, N., D. 2017. Pemodelan *Mixed Geographically Temporally Weighted Regression* (MGTWR) pada Kasus Produksi Tanaman Padi di Provinsi Jawa Timur. *Skripsi*. Program Sarjana. Universitas Brawijaya. Malang.





(Halaman ini sengaja dikosongkan)



Lampiran 1. Data Produksi Cabai Rawit di Jawa Timur Tahun 2014 sampai 2018 beserta Variabel yang Berpengaruh

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Bangkalan	2014	1,467	329	150.1	1738.9	922.968	-7.04386676621	112.93019014600
Kabupaten Bangkalan	2015	7,013	445	43.3	843.3	1464.36	-7.04386676621	112.93019014600
Kabupaten Bangkalan	2016	9,935	516	48.6	215.1	2334.36	-7.04386676621	112.93019014600
Kabupaten Bangkalan	2017	11634	615	59	163.3	1516.2	-7.04386676621	112.93019014600
Kabupaten Bangkalan	2018	11,533	411	41	415.6	1838	-7.04386676621	112.93019014600
Kabupaten Banyuwangi	2014	103,961	11,969	182.4	669.7	1097.5	-8.36486215257	114.20541638400
Kabupaten Banyuwangi	2015	110,677	3,227	234.5	179.1	971.7	-8.36486215257	114.20541638400
Kabupaten Banyuwangi	2016	220,838	4,146	153.5	649.8	1408.7	-8.36486215257	114.20541638400
Kabupaten Banyuwangi	2017	141928	4423	173	718.2	1434.8	-8.36486215257	114.20541638400
Kabupaten Banyuwangi	2018	151,843	5,728	173.1	392.9	1318.4	-8.36486215257	114.20541638400
Kabupaten Blitar	2014	235,416	16,909	571	700.4	1,652	-8.13010889972	112.23812953400
Kabupaten Blitar	2015	404,943	6,588	668.9	2167	1933.24	-8.13010889972	112.23812953400
Kabupaten Blitar	2016	597,982	7,400	1083.9	3409	3382.51	-8.13010889972	112.23812953400

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Blitar	2017	824302	7871	1096.8	3450.3	2209.86	-8.13010889972	-112.23812953400
Kabupaten Blitar	2018	1,127,203	11,044	937.2	2929.9	1937.89	-8.13010889972	-112.23812953400
Kabupaten Bojonegoro	2014	9,330	835	27.7	226.1	1619	-7.25543270894	-111.80983723000
Kabupaten Bojonegoro	2015	10,301	279	19.8	672	932.352	-7.25543270894	-111.80983723000
Kabupaten Bojonegoro	2016	14,497	520	41.1	761.4	1817.688	-7.25543270894	-111.80983723000
Kabupaten Bojonegoro	2017	9302	741	56	496.8	1900.08	-7.25543270894	-111.80983723000
Kabupaten Bojonegoro	2018	11,379	602	41.9	552.4	1147.091	-7.25543270894	-111.80983723000
Kabupaten Bondowoso	2014	87,262	4,263	115.2	835.7	1396.332	-7.94402336735	-113.94755061800
Kabupaten Bondowoso	2015	97,315	1,829	88	649.2	1240.32	-7.94402336735	-113.94755061800
Kabupaten Bondowoso	2016	88,641	1,391	99.4	224.7	2177.712	-7.94402336735	-113.94755061800
Kabupaten Bondowoso	2017	98194	2494	180.6	314.4	1953	-7.94402336735	-113.94755061800
Kabupaten Bondowoso	2018	72,052	2,388	149.4	296.1	1686	-7.94402336735	-113.94755061800
Kabupaten Gresik	2014	10,941	4,960	138.6	264.1	1533.4	-6.92791287055	-112.55833477600
Kabupaten Gresik	2015	37,748	1,354	39.8	859.2	1584.8	-6.92791287055	-112.55833477600
Kabupaten Gresik	2016	19,504	1,368	152.6	450.2	3352.73	-6.92791287055	-112.55833477600
Kabupaten Gresik	2017	24181	923	162.1	608.9	2414.4	-6.92791287055	-112.55833477600

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Gresik	2018	90,893	1,542	156.2	378.3	1994.9	-6.92791287055	-112.55833477600
Kabupaten Jember	2014	217,924	10,429	385.6	858	2306	-8.23597813520	-113.65569529800
Kabupaten Jember	2015	240,446	3,196	215.5	318.4	1152	-8.23597813520	-113.65569529800
Kabupaten Jember	2016	173,921	3,042	280.8	360.6	3123	-8.23597813520	-113.65569529800
Kabupaten Jember	2017	186583	3906	282.2	375.9	1936	-8.23597813520	-113.65569529800
Kabupaten Jember	2018	154,781	2,807	252.9	195.6	1490	-8.23597813520	-113.65569529800
Kabupaten Jombang	2014	39,781	1,281	51	156	983	-7.54510226144	-112.26512950200
Kabupaten Jombang	2015	54,697	698	52.6	817.2	1567.66	-7.54510226144	-112.26512950200
Kabupaten Jombang	2016	55,425	637	66.9	883.9	2480.63	-7.54510226144	-112.26512950200
Kabupaten Jombang	2017	115346	1060	91	439.8	268	-7.54510226144	-112.26512950200
Kabupaten Jombang	2018	88,833	483	54.7	796.6	1400	-7.54510226144	-112.26512950200
Kabupaten Kediri	2014	71,948	13,985	641	805	1421	-7.82887133302	-112.08963610100
Kabupaten Kediri	2015	265,604	6,581	567.3	491.8	1544	-7.82887133302	-112.08963610100
Kabupaten Kediri	2016	226,268	5,961	406.3	344.7	2501	-7.82887133302	-112.08963610100
Kabupaten Kediri	2017	324955	10150	585.6	315.9	2004	-7.82887133302	-112.08963610100
Kabupaten Kediri	2018	399,425	6,966	660.3	212.4	1298	-7.82887133302	-112.08963610100
Kabupaten Lamongan	2014	82,332	10,641	348.3	885.9	1702	-7.13119854172	-112.30078316700

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Lamongan	2015	34,520	3,529	362.6	317.5	1810	-7.13119854172	-112.30078316700
Kabupaten Lamongan	2016	49,740	3,914	294.2	375	4432	-7.13119854172	-112.30078316700
Kabupaten Lamongan	2017	28915	3943	175.7	604.6	3405	-7.13119854172	-112.30078316700
Kabupaten Lamongan	2018	25,328	3,680	497	363.4	938	-7.13119854172	-112.30078316700
Kabupaten Lumajang	2014	124,164	2,633	186.1	773.6	1737	-8.12530107237	-113.13757437900
Kabupaten Lumajang	2015	206,603	2,063	153.9	417.1	1649	-8.12530107237	-113.13757437900
Kabupaten Lumajang	2016	116,160	848	89.2	292.6	1649	-8.12530107237	-113.13757437900
Kabupaten Lumajang	2017	181437	1136	130.2	548.2	2662	-8.12530107237	-113.13757437900
Kabupaten Lumajang	2018	205,142	1,393	143.1	615	2662	-8.12530107237	-113.13757437900
Kabupaten Madiun	2014	3,323	69	7.6	716.2	2031	-7.62422244874	-111.64571593300
Kabupaten Madiun	2015	4,442	60	5	700.4	2055	-7.62422244874	-111.64571593300
Kabupaten Madiun	2016	4,226	47	3.6	655.9	1289	-7.62422244874	-111.64571593300
Kabupaten Madiun	2017	4970	43	3.8	457.2	2174	-7.62422244874	-111.64571593300
Kabupaten Madiun	2018	1,854	20	1.6	182.9	1626	-7.62422244874	-111.64571593300
Kabupaten Magetan	2014	3,356	279	13.2	370.6	1941	-7.66288104688	-111.35790235800
Kabupaten Magetan	2015	3,984	164	19	759.2	2004	-7.66288104688	-111.35790235800
Kabupaten Magetan	2016	4,971	214	18.5	441.3	3475	-7.66288104688	-111.35790235800

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Magetan	2017	6920	220	23.1	350.2	702	-7.66288104688	111.35790235800
Kabupaten Magetan	2018	6,636	177	10.7	350.8	2707.42	-7.66288104688	111.35790235800
Kabupaten Malang	2014	141,181	6,051	216.8	180.9	1922.2	-8.12676783646	112.64101188900
Kabupaten Malang	2015	223,158	2,968	304.4	730.6	1797.2	-8.12676783646	112.64101188900
Kabupaten Malang	2016	243,700	3,616	336.2	718.2	3314.4	-8.12676783646	112.64101188900
Kabupaten Malang	2017	593305	4462	436.5	198.2	1577.2	-8.12676783646	112.64101188900
Kabupaten Malang	2018	656,314	3,853	359.6	903.5	1606.9	-8.12676783646	112.64101188900
Kabupaten Mojokerto	2014	34,506	9,029	401.7	314.5	1,754	-7.54986743602	112.48524893600
Kabupaten Mojokerto	2015	72,032	4,003	279.9	793.8	1577	-7.54986743602	112.48524893600
Kabupaten Mojokerto	2016	56,346	2,840	301.4	131.1	2381.73	-7.54986743602	112.48524893600
Kabupaten Mojokerto	2017	21373	2328	273.7	647.3	2481.32	-7.54986743602	112.48524893600
Kabupaten Mojokerto	2018	41,461	2,770	343.8	900.1	1571.43	-7.54986743602	112.48524893600
Kabupaten Nganjuk	2014	20,103	3,452	105.5	134.5	2847.2	-7.59742267671	111.93843861000
Kabupaten Nganjuk	2015	25,678	892	80.7	139.5	2546.3	-7.59742267671	111.93843861000
Kabupaten Nganjuk	2016	19,156	794	82.3	640.3	3956.6	-7.59742267671	111.93843861000
Kabupaten Nganjuk	2017	75453	1335	123.5	883.7	2175.7	-7.59742267671	111.93843861000
Kabupaten Nganjuk	2018	137,822	1,276	139.1	734.4	2199.5	-7.59742267671	111.93843861000

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Ngawi	2014	1,844	69	9.1	304.3	59.78	-7.43923853915	111.34309004800
Kabupaten Ngawi	2015	5,695	93	8.5	664	56.25	-7.43923853915	111.34309004800
Kabupaten Ngawi	2016	5,517	87	7.3	605.4	195.91	-7.43923853915	111.34309004800
Kabupaten Ngawi	2017	5727	116	11.9	818.5	264.26	-7.43923853915	111.34309004800
Kabupaten Ngawi	2018	5,304	107	9.6	158.3	243.92	-7.43923853915	111.34309004800
Kabupaten Pacitan	2014	7,516	507	20	678.9	2079	-8.12621317144	111.17905635500
Kabupaten Pacitan	2015	7,813	175	12.9	608.4	148.84	-8.12621317144	111.17905635500
Kabupaten Pacitan	2016	8,893	214	17.5	547.9	2063	-8.12621317144	111.17905635500
Kabupaten Pacitan	2017	7836	184	17.2	394.4	2939	-8.12621317144	111.17905635500
Kabupaten Pacitan	2018	6,141	181	17.1	388.8	2154	-8.12621317144	111.17905635500
Kabupaten Pamekasan	2014	53,206	8,340	131.4	683	1376.67	-7.06525970964	113.50388917400
Kabupaten Pamekasan	2015	84,233	2,055	144.9	159.7	1510	-7.06525970964	113.50388917400
Kabupaten Pamekasan	2016	87,497	2,048	202.6	149.3	1510	-7.06525970964	113.50388917400
Kabupaten Pamekasan	2017	103525	2094	165.6	174	611.549	-7.06525970964	113.50388917400
Kabupaten Pamekasan	2018	246,856	2,451	288.8	652.1	909.535	-7.06525970964	113.50388917400
Kabupaten Pasuruan	2014	14,374	257	15.1	825.9	3328.4	-7.74318062870	112.83155856500
Kabupaten Pasuruan	2015	25,121	139	8.6	822.4	2803.4	-7.74318062870	112.83155856500

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Pasuruan	2016	18,949	140	24	835.7	4585.4	-7.74318062870	-112.83155856500
Kabupaten Pasuruan	2017	24067	349	24	717.6	2420	-7.74318062870	-112.83155856500
Kabupaten Pasuruan	2018	8,498	135	10.4	794.4	2124.9	-7.74318062870	-112.83155856500
Kabupaten Ponorogo	2014	24,933	1,754	61.5	305.9	124	-7.93132015529	-111.49936581300
Kabupaten Ponorogo	2015	53,636	570	49	467.6	72	-7.93132015529	-111.49936581300
Kabupaten Ponorogo	2016	23,303	465	35.4	181.6	194	-7.93132015529	-111.49936581300
Kabupaten Ponorogo	2017	30721	743	71.5	447.8	215	-7.93132015529	-111.49936581300
Kabupaten Ponorogo	2018	29,304	601	52.1	791.7	1364	-7.93132015529	-111.49936581300
Kabupaten Probolinggo	2014	35,164	4,015	149	912.9	1253	-7.86667305100	-113.32096285500
Kabupaten Probolinggo	2015	21,385	1,966	122.4	772.7	1649	-7.86667305100	-113.32096285500
Kabupaten Probolinggo	2016	21,903	1,836	112.6	433.3	2636	-7.86667305100	-113.32096285500
Kabupaten Probolinggo	2017	94545	2843	210.8	609.6	1617.54	-7.86667305100	-113.32096285500
Kabupaten Probolinggo	2018	106,245	3,080	206.6	867.1	1322.08	-7.86667305100	-113.32096285500
Kabupaten Sampang	2014	65,984	4,647	228	301.2	1223	-7.05225687594	-113.25608548800
Kabupaten Sampang	2015	243,735	2,948	296.7	813	1240.2	-7.05225687594	-113.25608548800
Kabupaten Sampang	2016	119,471	2,049	200.1	824.7	2827	-7.05225687594	-113.25608548800
Kabupaten Sampang	2017	92689	4918	345.9	155.4	1415	-7.05225687594	-113.25608548800

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Sampang	2018	254,907	3,173	292.3	152	1101.36	-7.05225687594	-113.25608548800
Kabupaten Sidoarjo	2014	6	3	2	282.6	1980.2	-7.45163218865	-112.70028096700
Kabupaten Sidoarjo	2015	86	13	0.7	446.6	1493	-7.45163218865	-112.70028096700
Kabupaten Sidoarjo	2016	60	16	1.9	830.7	1546	-7.45163218865	-112.70028096700
Kabupaten Sidoarjo	2017	560	11	0.9	194.5	1722.6	-7.45163218865	-112.70028096700
Kabupaten Sidoarjo	2018	165	6	0.6	687.3	700	-7.45163218865	-112.70028096700
Kabupaten Situbondo	2014	38,114	2,944	52.4	428.7	1,014	-7.80137751716	-114.05240608400
Kabupaten Situbondo	2015	50,321	1,006	99.5	794.3	564	-7.80137751716	-114.05240608400
Kabupaten Situbondo	2016	104,827	1,625	105	236.8	1388	-7.80137751716	-114.05240608400
Kabupaten Situbondo	2017	94294	1706	229.5	585.9	1888.32	-7.80137751716	-114.05240608400
Kabupaten Situbondo	2018	147,674	3,243	239.5	247.6	1504	-7.80137751716	-114.05240608400
Kabupaten Sumenep	2014	36,863	2,868	80.2	869.2	1133.1	-6.96655104371	-114.40524732700
Kabupaten Sumenep	2015	38,443	1,394	121.9	694.6	1068.2	-6.96655104371	-114.40524732700
Kabupaten Sumenep	2016	58,699	1,380	108.1	534.3	2030.8	-6.96655104371	-114.40524732700
Kabupaten Sumenep	2017	65297	1657	149.9	768.3	1877.5	-6.96655104371	-114.40524732700
Kabupaten Sumenep	2018	59,597	1,551	148.4	876.1	1587.4	-6.96655104371	-114.40524732700
Kabupaten Trenggalek	2014	5,711	423	9.4	83.5	1,906	-8.16184036620	-111.62621318200

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kabupaten Trenggalek	2015	4,361	91	9.3	75.7	1842.69	-8.16184036620	111.62621318200
Kabupaten Trenggalek	2016	3,735	76	6.8	81.4	1932	-8.16184036620	111.62621318200
Kabupaten Trenggalek	2017	5427	132	12	35.2	2559.8	-8.16184036620	111.62621318200
Kabupaten Trenggalek	2018	7,106	103	10.1	56.7	1848.43	-8.16184036620	111.62621318200
Kabupaten Tuban	2014	124,408	10,289	461.3	280.2	1679	-6.95315669996	111.89148605900
Kabupaten Tuban	2015	117,243	4,894	427.5	430.4	294	-6.95315669996	111.89148605900
Kabupaten Tuban	2016	187,102	6,157	671.3	411.7	2648	-6.95315669996	111.89148605900
Kabupaten Tuban	2017	158309	7245	529.9	562.3	1375.4	-6.95315669996	111.89148605900
Kabupaten Tuban	2018	421,892	9,764	911.6	737.1	871.8	-6.95315669996	111.89148605900
Kabupaten Tulungagung	2014	6,971	319	13.1	56.1	1,634	-8.11325475933	111.88720195200
Kabupaten Tulungagung	2015	9,439	193	15.2	41.3	1474.19	-8.11325475933	111.88720195200
Kabupaten Tulungagung	2016	10,927	145	10.4	49.8	2267.71	-8.11325475933	111.88720195200
Kabupaten Tulungagung	2017	11487	180	17.1	61.6	1813.95	-8.11325475933	111.88720195200
Kabupaten Tulungagung	2018	17,045	207	16.1	55	1546.9	-8.11325475933	111.88720195200

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kota Batu	2014	14,409	338	14.9	601.9	1,578	-7.83310885106	-112.53111999000
Kota Batu	2015	25,495	203	16	835.9	1415.14	-7.83310885106	-112.53111999000
Kota Batu	2016	21,902	172	14.4	581.9	2370	-7.83310885106	-112.53111999000
Kota Batu	2017	30720	246	23.7	386.8	1946.86	-7.83310885106	-112.53111999000
Kota Batu	2018	26,065	253	20.8	379.4	1367.57	-7.83310885106	-112.53111999000
Kota Blitar	2014	486	79	3.2	132.5	1750	-8.09502469708	-112.16699663000
Kota Blitar	2015	503	51	4.4	534.2	1653.2	-8.09502469708	-112.16699663000
Kota Blitar	2016	617	57	2.5	838.8	1956	-8.09502469708	-112.16699663000
Kota Blitar	2017	220	37	3.4	456.4	1610	-8.09502469708	-112.16699663000
Kota Blitar	2018	2,982	95	7.7	411.4	1714.4	-8.09502469708	-112.16699663000
Kota Kediri	2014	68	26	0.8	733	1510	-7.82630540225	-112.01383843200
Kota Kediri	2015	98	9	0.6	368.9	1677.49	-7.82630540225	-112.01383843200
Kota Kediri	2016	78	7	0.4	821.7	1677.49	-7.82630540225	-112.01383843200
Kota Kediri	2017	166	4	0.2	622.5	1677.49	-7.82630540225	-112.01383843200
Kota Kediri	2018	399	6	0.2	910.2	1409	-7.82630540225	-112.01383843200
Kota Malang	2014	328	25	2.1	694	1685.4	-7.97896350354	-112.63637985800
Kota Malang	2015	1,125	18	0.6	518.6	1692.2	-7.97896350354	-112.63637985800

Lampiran 1. (lanjutan)

Wilayah di Jawa Timur	Tahun	Y	X1	X2	X3	X4	u	v
Kota Malang	2016	44	11	1.4	604.4	1568	-7.97896350354	-112.63637985800
Kota Malang	2017	43	11	0.9	317.4	1946	-7.97896350354	-112.63637985800
Kota Malang	2018	202	13	1.2	162.9	1768.8	-7.97896350354	-112.63637985800
Kota Probolinggo	2014	1,626	36	0.1	84.4	721	-7.77506978278	-113.20532191400
Kota Probolinggo	2015	10,700	59	5.9	70.3	51	-7.77506978278	-113.20532191400
Kota Probolinggo	2016	5,128	69	1	52.3	1929	-7.77506978278	-113.20532191400
Kota Probolinggo	2017	15612	56	4.8	58	1138	-7.77506978278	-113.20532191400
Kota Probolinggo	2018	10,159	97	5.6	84.7	703	-7.77506978278	-113.20532191400
Kota Surabaya	2014	237	81	3	43.2	309	-7.27538780950	-112.72267231200
Kota Surabaya	2015	1,477	30	0.9	818.5	1537.1	-7.27538780950	-112.72267231200
Kota Surabaya	2016	28,072	22	2.7	463	1651.17	-7.27538780950	-112.72267231200
Kota Surabaya	2017	174	30	1.4	551.6	1651.17	-7.27538780950	-112.72267231200
Kota Surabaya	2018	340	20	7.1	78.8	1228.8	-7.27538780950	-112.72267231200

Lampiran 1. (lanjutan)

Keterangan:

Y : Produksi Cabai Rawit (Kuintal)

X_1 : Luas Panen (Hektar)

X_2 : Banyak Benih (Kilogram)

X_3 : Banyak Pupuk NPK mutiara (Kuintal)

X_4 : Curah Hujan (Milimeter)

u : *Latitude*

v : *Longitude*



Lampiran 2. *Sintax* Koding *Software R* untuk Pemodelan *Geographically Temporally Weighted Regression* dengan Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*

```
#inisialisasi library
```

```
library(zoo)
```

```
library(RODBC)
```

```
library(sp)
```

```
library(lattice)
```

```
library(foreign)
```

```
library(maptools)
```

```
library(spgwr)
```

```
library(lmtest)
```

```
library(GWmodel)
```

```
#input data dari excel
```

```
data=odbcConnectExcel("D:/dataskripsi.xls")
```

```
T=sqlFetch(data,"lengkap")
```

```
Mj=sqlFetch(data,"jarak")
```

```
My=sqlFetch(data,"y")
```

```
Mx=sqlFetch(data,"x")
```

```
#mencari nilai bandwidth
```

```
T.lm=lm(Y~X1+X2+X3+X4,data=T)
```

```
summary(T.lm)
```

```
BP=bptest(T.lm)
```

```
BP
```

```
bwdgauss=gwr.sel(Y~X1+X2+X3+X4,data=T,coords=cbind(T$u,T$y))
```

Lampiran 2. (lanjutan)

```
model=gwr(Y~X1+X2+X3+X4,data=T,coords=cbind(T$u,T$v),bandwidth=bwdgau
```

```
ss)
```

```
#inisialisasi matriks jarak dan waktu
```

```
l=Mj[1]
```

```
b=Mj[2]
```

```
t=Mj[3]
```

```
write.csv(bwdgauss,file="d:/bwdgauss.csv")
```

```
#variabel x dan y
```

```
X0=cbind(rep(1:1,175),Mx)
```

```
X=as.matrix(X0)
```

```
Y=as.matrix(My)
```

```
#inisialisasi matriks
```

```
n=length(Y)
```

```
D=matrix(0,ncol=175,nrow=5)
```

```
B= matrix(0,ncol=175,nrow=5)
```

```
Beta= matrix(0,ncol=175,nrow=5)
```

```
Yhat=matrix(0,ncol=1,nrow=175)
```

```
Residual= matrix(0,ncol=1,nrow=175)
```

```
Yh= matrix(0,ncol=1,nrow=175)
```

```
Tau= matrix(0,ncol=1,nrow=100)
```

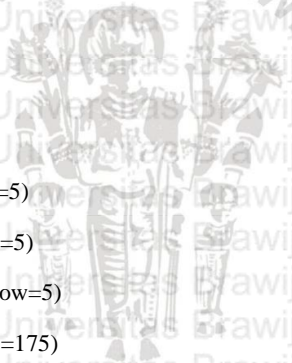
```
Mi= matrix(0,ncol=1,nrow=100)
```

```
Lam= matrix(0,ncol=1,nrow=100)
```

```
R.sq= matrix(0,ncol=1,nrow=100)
```

```
S= matrix(0,ncol=175,nrow=175)
```

```
K= matrix(0,ncol=175,nrow=175)
```



Lampiran 2. (lanjutan)

```
Se= matrix(0,ncol=175,nrow=5)
```

```
Sig= matrix(0,ncol=175,nrow=5)
```

```
I= matrix(0,ncol=175,nrow=175)
```

```
#matriks identitas
```

```
for(i in 1:n)
```

```
{
```

```
for(j in 1:n)
```

```
{
```

```
if(i==j)
```

```
I[j,i]=1
```

```
else
```

```
I[j,i]=0
```

```
}
```

```
}
```

```
#mencari nilai tau
```

```
for(s in 1:100)
```

```
{
```

```
Tau[s]=s*0.0025
```

```
for(i in 1:n)
```

```
{
```

```
for(j in 1:n)
```

```
{
```

```
K[j,i]=((f[i,]-l[j,])^2+(b[i,]-b[j,])^2)+Tau[s]*((t[i,]-t[j,])^2)
```

```
}
```

```
}
```

```
}
```



Lampiran 2. (lanjutan)

$$\text{jarak} = \exp(-(K/(0.425)^2))$$

#pendugaan parameter beta

for(i in 1:n)

{

W=diag(jarak[i])

B[i]=(solve(t(X)%*%W%*%X))%*%(t(X)%*%W%*%Y)

Yh[i]=X[i,]%*%B[i]

}

SSE=sum((Y-Yh)^2)

SST=sum((Y-mean(Y))^2)

SSR=SST-SSE

R.sq[s]=SSR/SST

}

R.square=as.vector(R.sq)

Tau1=as.vector(Tau)

plot(Tau,R.square)

iterasi=cbind(Tau1,R.square)

write.csv(iterasi,file="d:/iterasi.csv")

#mencari nilai lamda miu

for(s in 1:100)

{

Mi[s]=s*0.0025

Lam[s]=s*0.1

for(i in 1:n)

{

62



Lampiran 2. (lanjutan)

for(j in 1:n)

$$K[j,i]=\left\{ \begin{array}{l} \text{Lam}[s]*((l[i,]-l[j,])^2+(b[i,]-b[j,])^2))+(Mi[s]*(t[i,]-t[j,])^2) \\ \end{array} \right\}$$

jarak=exp(-(K/(0.425)^2))

#pendugaan parameter beta

for(i in 1:n)

$$\left\{ \begin{array}{l} W=\text{diag}(\text{jarak}[i,]) \\ B[,i]=\left(\text{solve}(t(X)\% \% W\% \% X)\right)\% \% (t(X)\% \% W\% \% Y) \\ Yh[i]=X[i,]\% \% B[,i] \end{array} \right\}$$

SSE=sum((Y-Yh)^2)

SST=sum((Y-mean(Y))^2)

SSR=SST-SSE

R.sq[s]=SSR/SST

R.square=as.vector(R.sq)

Miu=as.vector(Mi)

Lamda=as.vector(Lam)

par(mfrow=c(1,2))

plot(Miu,R.square)

plot(Lamda,R.square)

miulamda=cbind(Miu,Lamda,R.square)

Lampiran 2. (lanjutan)

```

write.csv(miulamda,file="d:/miulamda.csv")
write.csv(W,file="d:/W.csv")
#pemodelan gtwr
for(i in 1:n)
{
for(j in 1:n)
{
K[j,i]=(5.2*((l[i,]-l[j,])^2+(b[i,]-b[j,])^2)+0.13*(t[i,]-t[j,])^2)
}
}
hst=sqrt((0.425^2)*5.2)
jar=exp(-(K/hst^2))
write.csv(jar,file="d:/jar.csv")
#estimasi parameter gtwr
for(i in 1:n)
{
W=matrix(0,175,175)
diag(W)=jar[i,]
B[,i]=(solve(t(X)%>%W%*X))%*(t(X)%>%W%*Y)
S[,i]=X[,i,]%*solve(t(X)%>%W%*X)%*(t(X)%>%W)
Yhat[,i]=S[,i,]%*Y
}
for (i in 1:n)
{
Yh[i]=X[,i,]%*B[,i]
}

```

Lampiran 2. (lanjutan)

```
Residual[i]=Y[i]-Yh[i]
```

```
SSE=sum((Y-Yh)^2)
```

```
SST=sum((Y-mean(Y))^2)
```

```
SSR=sum((Yh-mean(Y))^2)
```

```
R.sq=SSR/SST
```

```
write.csv(Yh,file="d:/Yh.csv")
```

```
write.csv(B,file="d:/B.csv")
```

```
for(i in 1:n)
```

```
{
```

```
  for(j in 1:n)
```

```
  {
```

```
    if(i==j)
```

```
      I[j,i]=1
```

```
    else
```

```
      I[j,i]=0
```

```
  }
```

```
}
```

```
#uji ketepatan model
```

```
Atas=t(Y)%*%t((I-S)%*%(I-S)%*%Y
```

```
D1=(t(I-S)%*%(I-S)
```

```
D2=(t(I-S)%*%(I-S)%*%t((I-S)%*%(I-S))
```

```
db1=sum(diag(D1))
```





Lampiran 2. (lanjutan)

db2=sum(diag(D2))

Df=db1^2/db2

H=X%*(solve(t(X)%*X))%*(X)

Bawah=t(Y)%*(I-H)%*Y

Sig=(Atas/Df)/(Bawah/(175-(4+1)))

#uji parsial GTWR

D1=(t(I-S))%*(I-S)

D2=(t(I-S))%*(I-S)%*t((I-S)%*(I-S))

db1=sum(diag(D1))

db2=sum(diag(D2))

Df=db1^2/db2

Sig=(t(Y)%*t(I-S)%*(I-S)%*Y)/(sum(diag(t(I-S)%*(I-S))))

C=(solve(t(X)%*W%*X))%*(t(X)%*W)

CT=C

CCT=C%*CT*3861911443

for(i in 1:n)

{

W=matrix(0,175,175)

diag(W)=jar[i,]

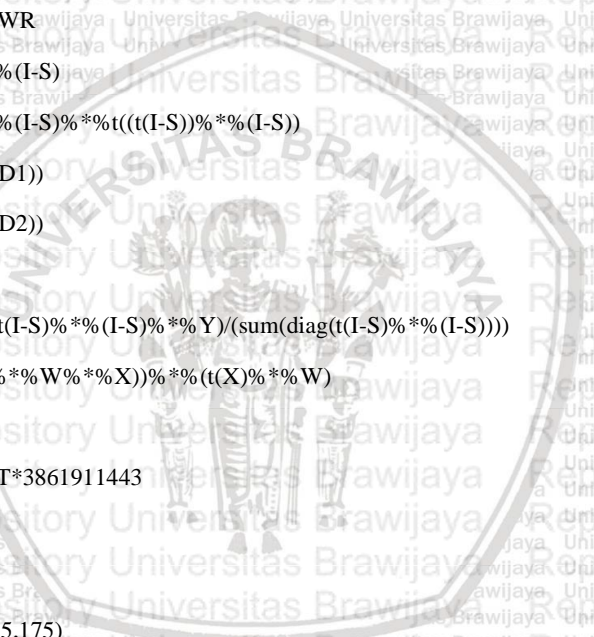
Se[,i]=sqrt(diag(CCT))

}

thit=abs(B/Se)

write.csv(thit,file="d:/thit.csv")

write.csv(diag(W),file="d:/diag(W).csv")



Lampiran 3. *Output* Statistika Deskriptif

Descriptive Statistics: Y; X1; X2; X3; X4

Variable	Mean	Minimum	Maximum
Y	83720	6	1127203
X1	2172	3	16909
X2	149,4	0,1	1096,8
X3	5,461	0,352	34,503
X4	1689,9	51,0	4585,4





(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran 4. Nilai VIF Variabel Prediktor

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	-10874	16185	-0,67	0,503	
X1	-6,12	3,63	-1,68	0,094	3,05
X2	576,4	59,7	9,65	0,000	3,83
X3	6326	1616	3,91	0,000	1,48
X4	-7,55	8,08	-0,93	0,351	1,03





(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran 5. Output Uji Breusch-Pagan

```
> BP=bptest (T.lm)  
> BP
```

studentized Breusch-Pagan test

```
data: T.lm
```

```
BP = 35.074, df = 4, p-value = 4.487e-07
```





(Halaman ini sengaja dikosongkan)



Lampiran 6. Nilai *Bandwidth* dan CV

Bandwidth:	1.351184	CV	1.31E+12
Bandwidth:	2.184079	CV	1.35E+12
Bandwidth:	0.836427	CV	1.26E+12
Bandwidth:	0.518289	CV	1.23E+12
Bandwidth:	0.321669	CV	1.23E+12
Bandwidth:	0.46239	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.433435	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.390745	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.428608	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.424378	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.425727	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.425767	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.425686	CV	1.22E+12
Bandwidth:	0.425727	CV	1.22E+12



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran 7. Hasil Iterasi Parameter τ dengan nilai R^2

Iterasi	Tau	R^2
1	0.0025	0.844347
2	0.005	0.85091
3	0.0075	0.857124
4	0.01	0.863051
5	0.0125	0.868726
6	0.015	0.874169
7	0.0175	0.87938
8	0.02	0.884349
9	0.0225	0.88906
10	0.025	0.893493
11	0.0275	0.897632
12	0.03	0.901467
13	0.0325	0.904992
14	0.035	0.908212
15	0.0375	0.911136
16	0.04	0.913782
17	0.0425	0.916169
18	0.045	0.918321
19	0.0475	0.920261
20	0.05	0.922013
21	0.0525	0.9236
22	0.055	0.925042
23	0.0575	0.92636
24	0.06	0.927568
25	0.0625	0.928683

Iterasi	Tau	R^2
26	0.065	0.929717
27	0.0675	0.930681
28	0.07	0.931583
29	0.0725	0.932431
30	0.075	0.933233
31	0.0775	0.933992
32	0.08	0.934715
33	0.0825	0.935404
34	0.085	0.936062
35	0.0875	0.936694
36	0.09	0.9373
37	0.0925	0.937883
38	0.095	0.938445
39	0.0975	0.938988
40	0.1	0.939512
41	0.1025	0.940019
42	0.105	0.940511
43	0.1075	0.940988
44	0.11	0.941451
45	0.1125	0.9419
46	0.115	0.942338
47	0.1175	0.942764
48	0.12	0.943178
49	0.1225	0.943583
50	0.125	0.943977

Lampiran 7. (lanjutan)

Iterasi	Tau	R ²
51	0.1275	0.944362
52	0.13	0.944738
53	0.1325	0.945106
54	0.135	0.945465
55	0.1375	0.945816
56	0.14	0.94616
57	0.1425	0.946497
58	0.145	0.946827
59	0.1475	0.94715
60	0.15	0.947467
61	0.1525	0.947778
62	0.155	0.948083
63	0.1575	0.948382
64	0.16	0.948676
65	0.1625	0.948965
66	0.165	0.949248
67	0.1675	0.949527
68	0.17	0.949801
69	0.1725	0.95007
70	0.175	0.950335
71	0.1775	0.950595
72	0.18	0.950851
73	0.1825	0.951103
74	0.185	0.951351
75	0.1875	0.951595
76	0.19	0.951836
77	0.1925	0.952073
78	0.195	0.952306
79	0.1975	0.952536

Iterasi	Tau	R ²
80	0.2	0.952762
81	0.2025	0.952986
82	0.205	0.953205
83	0.2075	0.953422
84	0.21	0.953636
85	0.2125	0.953847
86	0.215	0.954055
87	0.2175	0.95426
88	0.22	0.954463
89	0.2225	0.954663
90	0.225	0.95486
91	0.2275	0.955054
92	0.23	0.955246
93	0.2325	0.955436
94	0.235	0.955623
95	0.2375	0.955808
96	0.24	0.955991
97	0.2425	0.956172
98	0.245	0.95635
99	0.2475	0.956526
100	0.25	0.9567

Lampiran 8. Hasil Iterasi Parameter λ dan μ dengan nilai R^2

Iterasi	Miu	Lamda	R^2
1	0.0025	0.1	0.727965
2	0.005	0.2	0.765185
3	0.0075	0.3	0.791199
4	0.01	0.4	0.811589
5	0.0125	0.5	0.828878
6	0.015	0.6	0.844169
7	0.0175	0.7	0.858022
8	0.02	0.8	0.870757
9	0.0225	0.9	0.882551
10	0.025	1	0.893493
11	0.0275	1.1	0.903623
12	0.03	1.2	0.912963
13	0.0325	1.3	0.921526
14	0.035	1.4	0.929332
15	0.0375	1.5	0.936406
16	0.04	1.6	0.942781
17	0.0425	1.7	0.948498
18	0.045	1.8	0.953606
19	0.0475	1.9	0.958155
20	0.05	2	0.962198
21	0.0525	2.1	0.965788
22	0.055	2.2	0.968973
23	0.0575	2.3	0.971802
24	0.06	2.4	0.974317
25	0.0625	2.5	0.976556
26	0.065	2.6	0.978552
27	0.0675	2.7	0.980337
28	0.07	2.8	0.981934
29	0.0725	2.9	0.983369
30	0.075	3	0.984658
31	0.0775	3.1	0.985821
32	0.08	3.2	0.986872
33	0.0825	3.3	0.987824
34	0.085	3.4	0.988687
35	0.0875	3.5	0.989472
36	0.09	3.6	0.990187
37	0.0925	3.7	0.99084
38	0.095	3.8	0.991437
39	0.0975	3.9	0.991984
40	0.1	4	0.992486
41	0.1025	4.1	0.992947
42	0.105	4.2	0.993372
43	0.1075	4.3	0.993765
44	0.11	4.4	0.994128
45	0.1125	4.5	0.994465
46	0.115	4.6	0.994777
47	0.1175	4.7	0.995069
48	0.12	4.8	0.995341
49	0.1225	4.9	0.995595
50	0.125	5	0.995833

Lampiran 8. (lanjutan)

Iterasi	Miu	Lamda	R^2	Iterasi	Miu	Lamda	R^2
51	0.1275	5.1	0.996057	80	0.2	8	0.952762
52	0.13	5.2	0.996268	81	0.2025	8.1	0.952986
53	0.1325	5.3	0.945106	82	0.205	8.2	0.953205
54	0.135	5.4	0.945465	83	0.2075	8.3	0.953422
55	0.1375	5.5	0.945816	84	0.21	8.4	0.953636
56	0.14	5.6	0.94616	85	0.2125	8.5	0.953847
57	0.1425	5.7	0.946497	86	0.215	8.6	0.954055
58	0.145	5.8	0.946827	87	0.2175	8.7	0.95426
59	0.1475	5.9	0.94715	88	0.22	8.8	0.954463
60	0.15	6	0.947467	89	0.2225	8.9	0.954663
61	0.1525	6.1	0.947778	90	0.225	9	0.95486
62	0.155	6.2	0.948083	91	0.2275	9.1	0.955054
63	0.1575	6.3	0.948382	92	0.23	9.2	0.955246
64	0.16	6.4	0.948676	93	0.2325	9.3	0.955436
65	0.1625	6.5	0.948965	94	0.235	9.4	0.955623
66	0.165	6.6	0.949248	95	0.2375	9.5	0.955808
67	0.1675	6.7	0.949527	96	0.24	9.6	0.955991
68	0.17	6.8	0.949801	97	0.2425	9.7	0.956172
69	0.1725	6.9	0.95007	98	0.245	9.8	0.95635
70	0.175	7	0.950335	99	0.2475	9.9	0.956526
71	0.1775	7.1	0.950595	100	0.25	10	0.9567
72	0.18	7.2	0.950851				
73	0.1825	7.3	0.951103				
74	0.185	7.4	0.951351				
75	0.1875	7.5	0.951595				
76	0.19	7.6	0.951836				
77	0.1925	7.7	0.952073				
78	0.195	7.8	0.952306				
79	0.1975	7.9	0.952536				

Lampiran 9. Matriks Pembobot *Fixed Gaussian Kernel*

V1	V2	V3	V4	V5
1	0.870743	0.574857	0.287747	0.109205
0.870743	1	0.870743	0.574857	0.287747
0.574857	0.870743	1	0.870743	0.574857
0.287747	0.574857	0.870743	1	0.870743
0.109205	0.287747	0.574857	0.870743	1
7.84E-09	6.83E-09	4.51E-09	2.26E-09	8.56E-10
6.83E-09	7.84E-09	6.83E-09	4.51E-09	2.26E-09
4.51E-09	6.83E-09	7.84E-09	6.83E-09	4.51E-09
2.26E-09	4.51E-09	6.83E-09	7.84E-09	6.83E-09
8.56E-10	2.26E-09	4.51E-09	6.83E-09	7.84E-09
0.000103	8.94E-05	5.90E-05	2.95E-05	1.12E-05
8.94E-05	0.000103	8.94E-05	5.90E-05	2.95E-05
5.90E-05	8.94E-05	0.000103	8.94E-05	5.90E-05
2.95E-05	5.90E-05	8.94E-05	0.000103	8.94E-05
1.12E-05	2.95E-05	5.90E-05	8.94E-05	0.000103
0.000749	0.000652	0.00043	0.000215	8.18E-05
0.000652	0.000749	0.000652	0.00043	0.000215
0.00043	0.000652	0.000749	0.000652	0.00043
0.000215	0.00043	0.000652	0.000749	0.000652
8.18E-05	0.000215	0.00043	0.000652	0.000749
3.66E-05	3.18E-05	2.10E-05	1.05E-05	3.99E-06
3.18E-05	3.66E-05	3.18E-05	2.10E-05	1.05E-05
2.10E-05	3.18E-05	3.66E-05	3.18E-05	2.10E-05
1.05E-05	2.10E-05	3.18E-05	3.66E-05	3.18E-05
3.99E-06	1.05E-05	2.10E-05	3.18E-05	3.66E-05
0.431718	0.375916	0.248177	0.124226	0.047146
0.375916	0.431718	0.375916	0.248177	0.124226
0.248177	0.375916	0.431718	0.375916	0.248177
0.124226	0.248177	0.375916	0.431718	0.375916
0.047146	0.124226	0.248177	0.375916	0.431718

Lampiran 9. (lanjutan)

V1	V2	V3	V4	V5
2.08E-05	1.81E-05	1.19E-05	5.98E-06	2.27E-06
1.81E-05	2.08E-05	1.81E-05	1.19E-05	5.98E-06
1.19E-05	1.81E-05	2.08E-05	1.81E-05	1.19E-05
5.98E-06	1.19E-05	1.81E-05	2.08E-05	1.81E-05
2.27E-06	5.98E-06	1.19E-05	1.81E-05	2.08E-05
0.0215	0.018721	0.01236	0.006187	0.002348
0.018721	0.0215	0.018721	0.01236	0.006187
0.01236	0.018721	0.0215	0.018721	0.01236
0.006187	0.01236	0.018721	0.0215	0.018721
0.002348	0.006187	0.01236	0.018721	0.0215
0.00066	0.000575	0.000379	0.00019	7.21E-05
0.000575	0.00066	0.000575	0.000379	0.00019
0.000379	0.000575	0.00066	0.000575	0.000379
0.00019	0.000379	0.000575	0.00066	0.000575
7.21E-05	0.00019	0.000379	0.000575	0.00066
0.106943	0.09312	0.061477	0.030772	0.011679
0.09312	0.106943	0.09312	0.061477	0.030772
0.061477	0.09312	0.106943	0.09312	0.061477
0.030772	0.061477	0.09312	0.106943	0.09312
0.011679	0.030772	0.061477	0.09312	0.106943
...
V171	V172	V173	V174	V175
0.585568	0.509879	0.336618	0.168495	0.063947
0.509879	0.585568	0.509879	0.336618	0.168495
0.336618	0.509879	0.585568	0.509879	0.336618
0.168495	0.336618	0.509879	0.585568	0.509879
0.063947	0.168495	0.336618	0.509879	0.585568
7.24E-09	6.31E-09	4.16E-09	2.08E-09	7.91E-10
6.31E-09	7.24E-09	6.31E-09	4.16E-09	2.08E-09
4.16E-09	6.31E-09	7.24E-09	6.31E-09	4.16E-09



Lampiran 9. (lanjutan)

V1	V2	V3	V4	V5
2.08E-09	4.16E-09	6.31E-09	7.24E-09	6.31E-09
7.91E-10	2.08E-09	4.16E-09	6.31E-09	7.24E-09
0.004775	0.004158	0.002745	0.001374	0.000521
0.004158	0.004775	0.004158	0.002745	0.001374
0.002745	0.004158	0.004775	0.004158	0.002745
0.001374	0.002745	0.004158	0.004775	0.004158
0.000521	0.001374	0.002745	0.004158	0.004775
0.009898	0.008618	0.00569	0.002848	0.001081
0.008618	0.009898	0.008618	0.00569	0.002848
0.00569	0.008618	0.009898	0.008618	0.00569
0.002848	0.00569	0.008618	0.009898	0.008618
0.001081	0.002848	0.00569	0.008618	0.009898
2.08E-05	1.81E-05	1.19E-05	5.98E-06	2.27E-06
1.81E-05	2.08E-05	1.81E-05	1.19E-05	5.98E-06
1.19E-05	1.81E-05	2.08E-05	1.81E-05	1.19E-05
5.98E-06	1.19E-05	1.81E-05	2.08E-05	1.81E-05
2.27E-06	5.98E-06	1.19E-05	1.81E-05	2.08E-05
0.441327	0.384282	0.2537	0.12699	0.048195
0.384282	0.441327	0.384282	0.2537	0.12699
0.2537	0.384282	0.441327	0.384282	0.2537
0.12699	0.2537	0.384282	0.441327	0.384282
0.048195	0.12699	0.2537	0.384282	0.441327
4.88E-05	4.25E-05	2.80E-05	1.40E-05	5.33E-06
4.25E-05	4.88E-05	4.25E-05	2.80E-05	1.40E-05
2.80E-05	4.25E-05	4.88E-05	4.25E-05	2.80E-05
1.40E-05	2.80E-05	4.25E-05	4.88E-05	4.25E-05
5.33E-06	1.40E-05	2.80E-05	4.25E-05	4.88E-05
0.209768	0.182654	0.120587	0.06036	0.022908
0.182654	0.209768	0.182654	0.120587	0.06036
0.120587	0.182654	0.209768	0.182654	0.120587

Lampiran 9. (lanjutan)

V1	V2	V3	V4	V5
0.06036	0.120587	0.182654	0.209768	0.182654
0.022908	0.06036	0.120587	0.182654	0.209768
0.019948	0.01737	0.011467	0.00574	0.002178
0.01737	0.019948	0.01737	0.011467	0.00574
0.011467	0.01737	0.019948	0.01737	0.011467
0.00574	0.011467	0.01737	0.019948	0.01737
0.002178	0.00574	0.011467	0.01737	0.019948
0.332699	0.289695	0.191254	0.095733	0.036332
0.289695	0.332699	0.289695	0.191254	0.095733
0.191254	0.289695	0.332699	0.289695	0.191254
0.095733	0.191254	0.289695	0.332699	0.289695



Lampiran 10. Nilai Duga Produksi Cabai Rawit di Jawa Timur Tahun 2014 - 2018

Yh
154,724.34
29,817.03
8339.209076
439,930.67
523,173.48
6,107,982.82
7,136,395.51
8,149,609.46
9,148,329.56
10,159,656.78
11,182,157.39
12,433,616.74
13,768,170.77
14,835,324.57
15,807,339.62
168,114.81
1,712,646.35
...
1,612,217.33
16,223,756.69
34642.81201
2624.726955
16,571,776.07
1,662,386.53
1,679,209.45
168,988.80
1,697,997.77
614.7737318
1,717,015.50
1,726,425.92
17,312,985.58
17,417,022.98
17,512,194.03





(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran 11. Nilai Duga Parameter GTWR

	1	2	3	4	5
V1	28093.22	-3.96768	0.441538	-87.0316	-1.17969
V2	46191.34	-4.59743	0.463731	-116.766	-5.25929
V3	66572.89	-4.57755	0.472587	-153.837	-9.21971
V4	87319.59	-2.97083	0.460885	-198.969	-12.2902
V5	108461.8	1.697059	0.416093	-254.576	-14.2348
V6	152771.9	7.881692	0.106355	-445.239	58.40127
V7	157213	7.77044	0.104766	-436.366	55.47398
V8	154760.4	7.320766	0.123068	-398.02	48.12831
V9	145060.4	6.908952	0.161248	-335.946	36.93166
V10	126535.7	7.149995	0.215675	-255.999	23.21639
V11	38185.07	-15.1023	0.75596	-51.1218	-8.76226
V12	33633.72	-16.0691	0.804316	50.99959	-23.0988
V13	19961.94	-14.2348	0.833796	178.4042	-37.6803
V14	-8503.36	-7.11481	0.821099	323.19	-49.4802
V15	-50382.4	5.555788	0.757218	468.1289	-56.2356
...
V160	-57095.5	-11.1747	0.83411	233.9866	-14.8618
V161	-24854.1	-18.0115	0.795487	200.3837	-13.0773
V162	-21587.7	-18.6809	0.845407	249.7605	-22.4541
V163	-15988.7	-16.1946	0.874153	291.8564	-32.1234
V164	-12008.7	-7.40147	0.851657	319.2699	-39.7185
V165	-13959	9.233373	0.756668	332.4443	-43.2657
V166	-2635.83	-20.7738	0.912546	24.66945	-0.88268
V167	3574.101	-24.2306	0.976287	6.698187	-0.94453
V168	12404.2	-29.8086	1.066555	-20.5053	-0.39771
V169	22415.71	-38.66	1.194037	-49.7014	0.312348
V170	30476.27	-50.8624	1.357726	-71.2296	0.914989
V171	29734.84	-3.19532	0.256285	-69.8608	-0.34125
V172	33601.5	-3.1284	0.265564	-71.7024	-1.96059
V173	38941.48	-1.79429	0.257923	-77.8745	-3.58861
V174	46002.37	1.934714	0.224179	-90.3392	-5.13223
V175	55627.83	9.430235	0.154928	-109.991	-6.94617



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran 12. Nilai Statistik Uji Parameter Model GTWR

	1	2	3	4	5
V1	0.581394	0.480375	3.562161	0.678886	0.095718
V2	0.955937	0.556621	3.741207	0.91083	0.426727
V3	1.377736	0.554213	3.812655	1.2	0.748068
V4	1.807092	0.359684	3.718244	1.552051	0.9972
V5	2.244634	0.205466	3.356883	1.985811	1.154981
V6	3.161639	0.954253	0.858035	3.473068	4.738557
V7	3.253547	0.940783	0.845211	3.403852	4.501042
V8	3.202791	0.88634	0.992868	3.104736	3.90503
V9	3.002047	0.836481	1.300888	2.620529	2.996557
V10	2.618675	0.865665	1.739982	1.996911	1.883729
V11	0.790246	1.828462	6.098803	0.398773	0.710951
V12	0.696055	1.945519	6.488919	0.39782	1.87419
V13	0.413115	1.723441	6.726754	1.391633	3.057303
V14	0.175978	0.861405	6.624316	2.521028	4.014722
V15	1.042671	0.672651	6.108949	3.651617	4.562843
...
V160	1.1816	1.352948	6.729288	1.825201	1.205858
V161	0.51436	2.180687	6.417688	1.563083	1.061065
V162	0.446761	2.261735	6.820424	1.948245	1.821879
V163	0.330888	1.960707	7.052342	2.276612	2.606425
V164	0.248521	0.896111	6.870851	2.49045	3.222679
V165	0.288884	1.117903	6.104509	2.593215	3.51049
V166	0.054549	2.515126	7.362078	0.192433	0.071619
V167	0.073967	2.933652	7.87632	0.052249	0.076637
V168	0.256707	3.608983	8.604566	0.15995	0.032269
V169	0.463897	4.680651	9.633038	0.387693	0.025343
V170	0.630711	6.158019	10.95363	0.555623	0.07424
V171	0.615367	0.386863	2.067609	0.544946	0.027688
V172	0.695388	0.378762	2.142467	0.559311	0.159078
V173	0.8059	0.217239	2.080829	0.607456	0.291172
V174	0.952026	0.23424	1.808594	0.704687	0.416418
V175	1.151226	1.141738	1.249903	0.857977	0.563597