TUGAS AKHIR – SS141501

PEMODELAN INDEKS KETAHANAN PANGAN BERAS DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN REGRESI NON LINEAR DAN ALGORITMA GENETIKA

DESI PUJI HASTUTI
NRP 1315 105 021

Dosen Pembimbing
Irhamah, M.Si, Ph.D
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

TUGAS AKHIR – SS141501

PEMODELAN INDEKS KETAHANAN PANGAN BERAS DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN REGRESI NON LINEAR DAN ALGORITMA GENETIKA

DESI PUJI HASTUTI
NRP 1315 105 021

Dosen Pembimbing
Irhamah, M.Si, Ph.D
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D

PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

FINAL PROJECT – SS141501

MODELLING INDEX OF RICE FOOD SECURITY IN EAST JAVA BY USING NON LINEAR REGRESSION AND GENETIC ALGORITHM

DESI PUJI HASTUTI
NRP 1315 105 021

Supervisor:
Irhamah, M.Si, Ph.D
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D

UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN INDEKS KETAHANAN PANGAN BERAS DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN REGRESI NON LINEAR DAN ALGORITMA GENETIKA

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
Desi Puji Hastuti
NRP. 1315 105 021

Disetujui oleh Pembimbing:

Irhamah, M.Si, Ph.D ( )
NIP. 19780406 200112 2 002

Prof. Drs. Nur Iriawan M.Ikom, Ph.D ( )
NIP. 19621015 198803 1 002

Mengetahui,
Kepala Departemen

Dr. Suhartono
NIP. 19710929 199512 1 001

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI, DAN PENDIDIKAN TINGGI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
DEPARTEMEN STATISTIKA

SURABAYA, JULI 2017

PEMODELAN INDEKS KETAHANAN PANGAN BERAS DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN REGRESI NON LINEAR DAN ALGORITMA GENETIKA

Nama Mahasiswa : Desi Puji Hastuti
NRP : 1315 105 021
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing 1 : Irhamah M.Si., Ph.D
Dosen Pembimbing 2 : Prof. Drs. Nur Iriawan M.Ikom, Ph.D

Abstrak

Negara dengan sumber ekonomi cukup memadai dapat mengalami kehancuran karena tidak mampu memenuhi kebutuhan pangan bagi penduduknya. Ukuran ketersediaan pangan suatu daerah dapat digambarkan oleh Indeks Ketahanan Pangan. Adanya hubungan yang tidak linear antara indeks ketahanan pangan dengan beberapa variabel yang diduga mempengaruhinya menyebabkan regresi model linear kurang tepat untuk digunakan. Oleh karena itu dalam memodelkan indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur digunakan metode regresi linear dan regresi non linear dimana optimasi estimasi parameter dilakukan menggunakan Algoritma Levenberg-Marquardt dan Algoritma Genetika. Dari ketiga model tersebut akan dibandingkan berdasarkan kriteria kebaikan model yaitu nilai RMSE. Hasil analisis menunjukkan bahwa rasio ketersediaan beras minimum pada Kota Surabaya sebesar 0,058 yang disebabkan karena jumlah konsumsi lebih banyak daripada jumlah produksi beras yang tersedia. Pemodelan menggunakan regresi linear telah memenuhi semua asumsi, tetapi nilai R^2 rendah. Dari hasil perbandingan model berdasarkan kriteria RMSE didapatkan hasil bahwa model yang menggunakan algoritma genetika sebagai metode estimasi parameter model regresi non linear merupakan model yang terbaik untuk memodelkan indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur karena memiliki nilai RMSE terkecil.

Kata Kunci : Algoritma Genetika, Indeks Ketahanan Pangan Beras, Regresi Non Linear

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

MODELLING INDEX OF RICE FOOD SECURITY IN EAST JAVA BY USING NON LINEAR REGRESSION AND GENETIC ALGORITHM

Student Name : Desi Puji Hastuti
NRP : 1315 105 021
Department : Statistics
Supervisor 1 : Irhamah, M.Si., Ph.D
Supervisor 2 : Prof.Drs.Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D

Abstract

Countries with adequate economic resources can experience the devastation due to not being able to meet the needs of food for its population. The size of a region's food availability can be described by the Food Security Index. The existence of a non linear relationship between food security index with multiple variables that allegedly affected causing linear regression model less appropriate for use. Therefore in the model index of rice food security in East Java to use linear regression method and the non linear regression where optimization parameter estimation is done using Levenberg-Marquardt Algorithm and Genetic Algorithm. Of these three models will be compared based on the criteria of value model goodness namely RMSE. The results of the analysis showed that the ratio of the minimum availability of rice in Surabaya city of 0.058 caused due to the amount of consumption is more than the amount of rice production are available. Using linear regression modeling has fulfilled all the assumptions, but the value of R^2 is low. From the results of the comparison of the model based on the criteria of RMSE obtained the results that the model that uses genetic algorithms as a method of parameter estimation of a non linear regression model is the best model to model index of rice food security in East Java because it has the smallest RMSE values.

Keyword*: *Genetic Algorithm, Index of Rice Food Security, Non Linear Regression

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah S.W.T., atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul "**Pemodelan Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur Menggunakan Regresi Non Linear dan Algoritma Genetika"**, selain itu tidak lupa sholawat serta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad SAW.

Dalam penulisan dan terselesaikannya laporan Tugas Akhir ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Irhamah, M.Si, Ph.D dan Bapak Prof.Drs.Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D selaku dosen pembimbing atas segala bimbingan, saran, kesabaran, dan waktu yang diberikan kepada penulis hingga laporan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan.
2. Ibu Dr.Kartika Fitriasari, M.Si dan Bapak Dr.Sutikno, M.Si selaku dosen penguji atas saran dan masukan yang diberikan demi perbaikan dan kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Dr.Wahyu Wibowo, S.Si, M.Si dan Ibu Diaz Fitra Aksioma, S.Si, M.Si selaku dosen wali yang mendampingi dan memberikan motivasi selama penulis menempuh pendidikan di bangku kuliah.
4. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika FMIPA-ITS.
5. Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi S1 Departemen Statistika FMIPA-ITS.
6. Seluruh dosen dan karyawan Departemen Statistika FMIPA-ITS.
7. Keluarga yang selalu memberikan dukungan, motivasi, dan doa selama pengerjaan Tugas Akhir.
8. Sahabat-sahabat yang selalu memberikan semangat kepada penulis saat pengerjaan Tugas Akhir ini.
9. Teman-teman mahasiswa Statistika FMIPA-ITS khususnya mahasiswa Lintas Jalur angkatan 2015 yang selalu memberi-

kan dukungan dan motivasi hingga terselesaikannya laporan Tugas Akhir ini.

10. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu yang telah membantu hingga pelaksanaan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis merasa masih banyak kekurangan dari segi teknis penulisan maupun materi dari Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, kritik dan saran dari semua pihak sangat diharapkan untuk perbaikan penelitian-penelitian selanjutnya. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan banyak manfaat bagi semua pihak.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

Halaman

DAFTAR GAMBAR

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

DAFTAR TABEL

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

DAFTAR LAMPIRAN

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kebutuhan pangan adalah kebutuhan yang paling mendasar dari suatu bangsa, dimana banyak contoh negara dengan sumber ekonomi cukup memadai tetapi mengalami kehancuran karena tidak mampu memenuhi kebutuhan pangan bagi penduduknya. Jumlah penduduk Indonesia saat ini mencapai 254 juta jiwa dengan angka pertumbuhan 1,2% per tahun. Angka tersebut mengindikasikan semakin besarnya bahan pangan yang dibutuhkan. Kebutuhan yang besar jika tidak diimbangi peningkatan produksi pangan justru menghadapi masalah bahaya laten yaitu laju peningkatan produksi di dalam negeri yang terus menurun. Jika tidak ada upaya untuk meningkatkan produksi pangan akan menimbulkan masalah antara kebutuhan dan ketersediaan dengan kesenjangan yang semakin melebar (Kompasiana, 2015).

Meskipun telah terjadi transformasi struktur ekonomi, namun sektor pertanian masih menjadi primadona perekonomian di Indonesia. Peran padi, selain sebagai sumber pangan pokok juga menjadi sumber penghasilan bagi petani dan kebutuhan hidup sehari-hari bagi jutaan penduduk. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi lumbung padi nasional, yang diamanahkan pemerintah pusat dapat memenuhi setengah dari total surplus beras nasional 10 juta ton pada tahun 2014 (Republika Nasional, 2014). Meskipun Indonesia adalah negara terbesar ketiga yang memproduksi beras terbanyak di dunia, Indonesia masih tetap merupakan negara importir beras. Situasi ini disebabkan karena konsumsi per kapita beras yang besar (oleh populasi yang besar). Bahkan, Indonesia memiliki konsumsi beras per kapita terbesar di dunia, dimana setiap orang Indonesia mengkonsumsi sekitar 140 kilogram beras per tahun (Indonesia Investments, 2016).

Indonesia dengan jumlah penduduk yang besar dan dengan wilayah yang sangat luas memberikan konsekuensi bahwa pangan dan pemenuhannya merupakan agenda yang penting dalam pembangunan ekonomi. Pemenuhan pangan tidak luput dengan adanya ketersediaan bahan makanan. Walaupun suplai bahan pangan yang dibutuhkan mungkin lebih murah melalui impor, namun pemenuhan melalui produksi dalam negeri tetap menjadi hal yang penting dalam rangka mengurangi ketergantungan pada pasar dunia (Malik & Rahman, 2010). Indikator terbaik yang digunakan untuk mengukur ketersediaan pangan suau daerah adalah dengan indeks ketahanan pangan (BPS, 2014). Ketahanan pangan adalah kondisi terpenuhinya pangan bagi umah tangga yang tercermin dari tersedianya pangan yang cukup, baik dalam jumlah maupun mutunya, aman, merata, dan terjangkau. Ketahanan pangan telah menjadi prasyarat dasar yang harus dimiliki oleh daerah otonom. Hal ini sesuai dengan Peraturan Pemerintah No 38 Tahun 2007 yang menyatakan bahwa ketahanan pangan adalah urusan wajib pemerintah pusat, provinsi, maupun kabupaten/kota (BKP, 2014).

Dibandingkan dengan konsumsi pangan beras di negara-negara Asia khususnya Jepang, Indonesia jauh lebih tinggi dimana rata-rata konsumsi beras di Jepang hanya sekitar 60 kg/kapita/tahun (Sutrisno & Wibowo, 2007). Hal tersebut juga didukung dengan permintaan beras yang semakin bertambah seiring dengan pertambahan penduduk yang semakin meningkat, sehingga menyebabkan pasokan dalam komoditi beras menjadi semakin terbatas. Hal tersebut menyebabkan kurangnya ketahanan pangan dalam sektor beras sehingga mengharuskan pemerintah untuk mengekspor dari negara lain. Banyaknya jumlah penduduk mengharuskan tingkat produksi padi, khususnya di Jawa Timur tinggi. Berdasarkan Badan Ketahanan Pangan 2014, produksi padi yang dihasilkan oleh pertanian di Jawa Timur masih belum cukup untuk memenuhi kebutuhan dalam sektor padi.

Menurut Badan Ketahanan Pangan (2015) terdapat 9 indikator pengukuran indeks ketahanan pangan di Jawa Timur, yaitu rasio konsumsi normatif per kapita terhadap ketersediaan bersih, kemiskinan, kurangnya akses terhadap listrik, kurangnya akses terhadap jalur transportasi air, kurangnya akses terhadap air minum, kurangnya akses terhadap fasilitas kesehatan, perempuan buta huruf, angka harapan hidup, dan balita *stunting*. Selain dari 9 indikator tersebut indeks ketahanan pangan beras juga dipengaruhi oleh faktor iklim dan lingkungan, diantaranya adalah bencana alam yang terkait iklim, variabilitas curah hujan, dan hilangnya produksi padi akibat hilangnya luas area tanam padi yang disebabkan oleh banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman.

Laporan khusus kondisi beras di Jawa Timur yang dikeluarkan oleh Badan Ketahanan Pangan Jawa Timur menyatakan bahwa untuk mewujudkan ketahanan pangan di Jawa Timur sangat diperlukan adanya kesepahaman dari semua pihak untuk menjaga kestabilan harga beras dan ketersediaan beras. Jawa Timur yang memiliki tanggung jawab sebagai salah satu produsen beras di Indonesia belum tentu memiliki kondisi produksi dan konsumsi beras yang sana antar kabupaten/kota karena setiap daerah memiliki kondisi dan karakteristik yang berbeda-beda. Kondisi inilah yang akan digunakan untuk mengukur ketahanan pangan beras yaitu dalam hal rasio ketersediaan beras di tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur.

Penelitian mengenai ketahanan pangan telah dilakukan oleh Darwanto (2005) menggunakan regresi linear dengan hasil keterkaitan antara kegiatan impor dan tingkat kesejahteraan rumah tangga petani berpengaruh kuat terhadap ketahanan pangan yang berdampak pada kenaikan harga beras. Penelitian serupa juga pernah dilakukan oleh Afrianto (2007) dengan menggunakan regresi data panel. Dalam penelitian tersebut disebutkan bahwa luas panen dan rata-rata produksi berpengaruh positif terhadap ketahanan pangan dan harga beras berpengaruh negatif terhadap ketahanan pangan. Penelitian serupa dilakukan oleh Malik dan Rahman (2010) dengan menggunakan regresi linear berganda. Hasil penelitian tersebut adalah faktor yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan pangan dalam sektor padi adalah tingkat konsumsi dan luas panen padi. Penelitian mengenai indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur juga pernah dilakukan oleh Fandaprofita (2015) menggunakan regresi nonparametrik Spline dengan hasil penelitian adalah didapatkan lima variabel yang berpengaruh terhadap indeks ketahanan pangan beras yaitu persentase produksi padi, rata-rata pengeluaran perkapita, indeks daya beli, persentase luas panen, dan kepadatan penduduk dan model nonparametrik yang terbentuk menghasilkan koefisien determinasi sebesar 90,64%.

Fandaprofita (2015) menyebutkan bahwa perbedaan karakteristik pada setiap kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur dikarenakan berbagai faktor yang mempengaruhinya menyebabkan ketidaklinearan antara variabel respon dan variabel prediktornya. Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan metode regresi non linear yang merupakan metode alternatif untuk menjelaskan hubungan nonlinear yang terjadi antara variabel respon dan variabel prediktor dalam memodelkan indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur. Penelitian mengenai metode regresi nonlinear pernah dilakukan oleh Jayadewa (2013) dengan menggunakan pendekatan algoritma genetika sebagai estimasi parameter, dimana hasil penelitian menyatakan bahwa model yang menggunakan Algoritma Genetika sebagai metode estimasi parameter merupakan model yang paling tepat untuk memodelkan hubungan antara rasio biaya tak langsung proyek dengan nilai proyek dan durasi waktu pelaksanaan proyek karena memiliki nilai RMSE terkecil. Hubungan nonlinear antara variabel respon dan variabel prediktor dapat diduga dengan hasil nilai koefisien determinasi (R^2) yang bernilai cukup kecil (Jayadewa, 2013).

Berdasarkan uraian yang dijelaskan sebelumnya bahwa adanya ketidaklinearan antara variabel respon dan variabel prediktor dalam pemodelan indeks ketahanan pangan beras, maka metode yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan regresi nonlinear. Salah satu metode untuk menaksir estimator kuadrat terkecil dalam regresi non linear yaitu algoritma *Levenberg Marquardt*. Namun dalam prakteknya terdapat kesulitan dalam mengestimasi nilai parameter dari suatu model regresi non linear karena banyaknya pertimbangan yang harus dilibatkan dalam proses menentukan titik optimum secara statis yaitu perlu atau tidaknya pembatas observasi yang akan mendefinisikan letak titik optimum. Agar lebih praktis dalam menentukan titik optimum, maka perlu digunakan metode optimasi, dimana salah satu metode yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut yaitu dengan menggunakan pendekatan algoritma genetika. Oleh karena itu pada penelitian ini digunakan metode regresi non linear dan algoritma genetika sebagai metode estimasi parameter pada pemodelan indeks ketahanan pangan beras khususnya di Provinsi Jawa Timur.

1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka rumusan permasalahan yang diselesaikan dalam penelitian adalah memodelkan indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan regresi linear dan membandingkan dengan hasil pemodelan menggunakan metode regresi non linear.

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini berdasarkan uraian rumusan masalah di atas adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan deskripsi indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.
2. Memperoleh model indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 dengan menggunakan regresi linear.
3. Memperoleh model indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur tahun 2013 dengan menggunakan regresi non linear dengan menggunakan Algoritma Genetika sebagai metode estimasi parameter.
4. Mendapatkan model terbaik dari hasil pemodelan indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur tahun 2013

dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya dengan regresi linear dan regresi non linear-Algoritma Genetika.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin didapatkan dalam penelitian ini adalah mengetahui pemodelan indeks ketahanan pangan beras di Provinsi Jawa Timur serta mengaplikasikan pendekatan algoritma genetika dalam mengestimasi parameter pada metode regresi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah menggunakan rasio ketersediaan beras sebagai *proxy* dari indeks ketahanan pangan beras di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan enam variabel sebagai dugaan faktor-faktor yang mempengaruhi indeks ketahanan pangan beras, dimana masing-masing data merupakan data pada tahun 2013 sesuai dengan hasil Sensus Pertanian yang yang dilakukan untuk mengukur ketahanan pangan di Provinsi Jawa Timur.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Identifikasi *Outlier*

Outlier merupakan suatu keganjilan yang menandakan suatu titik data tidak mencirikan hal yang sama dengan titik data lain-nya. Adakalanya *outlier* memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data yang lainnya, misalkan *outlier* terjadi ketika ada suatu gejala alam. Secara umum *outlier* dapat ditolak atau disisihkan dari pengamatan ketika penyebab dari *outlier* merupakan akibat dari kesalahan mencatat pengamatan ataupun kesalahan lain yang dapat diketahui secara pasti. Namun ketika *outlier* terjadi akibat dari suatu gejala alam, maka perlu dilakukan suatu penyelidikan secara seksama (Draper & Smith, 1992). Dalam analisis regresi adanya titik pengamatan yang *outlier* dapat menyebabkan residual yang besar dan seringkali memiliki efek yang besar pada dugaan fungsi regresi yang menggunakan OLS sehingga penduga koefisien regresi menjadi bias dan atau tidak konsisten (Sumarminingsih, 2013).

2.1.1 *Boxplot*

Boxplot merupakan salah satu statistika deskriptif untuk menggambarkan secara grafik dari data numerik untuk menggambarkan ada tidaknya titik pengamatan yang *outlier*. Terdapat lima pengukuran yang digambarkan melalui *box* grafik *boxplot* yaitu nilai minimum, kuartil pertama (Q_1), kuartil kedua atau median (Q_2), kuartil ketiga (Q_3), dan nilai maksimum. Garis yang memperpanjang *box* disebut sebagai *whiskers* yang memiliki panjang bagian atas kurang dari atau sama dengan $Q_3 + (1{,}5 \text{ x } (Q_3 - Q_1))$, sedangkan panjang bagian bawah lebih besar atau sama dengan $Q_1 - (1{,}5 \text{ x } (Q_3 - Q_1))$ yang digambarkan mulai dari akhir *box*. Pengamatan akan *outlier* atau ekstrim jika nilai pengamatan berada di atas *whiskers* dari $Q_3 + (3 \text{ x } (Q_3 - Q_1)$ atau di bawah *whiskers* dari $Q_1 - (3 \text{ x } (Q_3 - Q_1))$ (Junaidi, 2014).

2.1.2 *Difference in Fitted Value* (*DFFITS*)

Deteksi *outlier* lainnya dapat dilakukan dengan *DFFITS* yang merupakan ukuran standarisasi dari perbedaan nilai prediksi dengan tanpa pengamatan ke-*i*. Pengamatan *outlier* berpengaruh jika |*DFFITS*| > $2\sqrt{\frac{p+1}{n}}$ dengan *p* merupakan jumlah parameter dalam model dan *n* adalah banyak pengamatan. Persamaan 2.1 berikut merupakan definisi dari ukuran *DFFITS* (Ryan, 1997).

$$DFFITS_i = \frac{\hat{Y}_i - \hat{Y}_{(i)}}{s_{(i)}\sqrt{h_i}} \qquad (2.1)$$

dimana,

$\hat{Y}_i$: nilai prediksi dari hasil pemodelan regresi dengan pengamatan ke-*i*

$\hat{Y}_{(i)}$: nilai prediksi dari hasil pemodelan regresi tanpa pengamatan ke-*i*

$s_{(i)}$: $\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{(i)} - \hat{Y}_{(i)})^2}{n_{(i)} - p}}$

h_i : nilai diagonal ke-*i* dari matriks $\boldsymbol{X(X'X)^{-1}X'}$

2.2 Analisis Regresi

Analisis regresi adalah persamaan matematik yang memungkinkan kita memprediksi nilai-nilai suatu variabel terikat dari nilai-nilai satu atau lebih variabel bebas. Analisis regresi bertujuan untuk menunjukkan hubungan matematis antara variabel respon dengan variabel prediktor. Persamaan regresi yang melibatkan *p* variabel prediktor dan satu variabel respon dapat ditulis pada Persamaan (2.2) sebagai berikut.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_p X_p + \varepsilon, \qquad (2.2)$$

dimana :

Y : variabel terikat (variabel respon),

$\beta_0, \beta_1, ..., \beta_p$: parameter regresi,

$X_1, X_2, ..., X_p$: variabel bebas,

ε : *error*, dimana $\varepsilon \sim$ IIDN$(0,\sigma^2)$

Karena model diduga dari sampel, maka secara umum Persamaan (2.2) menjadi Persamaan (2.3) yang ditunjukkan sebagai berikut.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + ... + b_p X_p \tag{2.3}$$

Persamaan (2.2) dan Persamaan (2.3) di atas merupakan model regresi linear berganda. Salah satu prosedur pendugaan model untuk regresi linier berganda adalah dengan prosedur *least square* (kuadrat terkecil). Konsep dari metode *least square* adalah menduga koefisien regresi (***β***) dengan meminimumkan kesalahan (*error*). Sehingga dugaan bagi ***β*** (atau dinotasikan dengan ***b***) dapat dirumuskan pada Persamaan (2.4) berikut (Draper & Smith, 1992).

$$\boldsymbol{b} = (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} \tag{2.4}$$

dimana :

X :Vektor satuan digabung dengan *p*variabel prediktor sebagai kolom dengan *n* buah observasi sebagai baris.

Y : Variabel respon yang dibentuk dalam vektor kolom dengan *n* buah observasi.

Dalam pemodelan regresi diperlukan beberapa tahapan sebagai berikut.

2.2.1 Pengujian Parameter Model Regresi

Pengujian parameter model regresi dilakukan untuk mengetahui signifikansi dari variabel bebas, dimana terdapat 2 jenis pengujian, yaitu.

a. Uji Serentak

Untuk mengetahui apakah koefisien yang ada dalam model secara serentak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_1 = ... = \beta_p = 0$
H_1 : minimal ada satu $\beta_j \neq 0$, dimana $j=1, 2, ..., p$

Uji serentak juga sering disebut uji *F* yang pada umumnya diperoleh melalui perhitungan ANOVA (*Analisis of Varians*), dimana tabel ANOVA untuk menguji kelinieran regresi ditunjukkan pada Tabel 2.1 sebagai berikut.

Tabel 2.1 Analisis Ragam

Sumber Variasi	*SS*	*DB*	*MS*	F_{hitung}
Regresi	$\boldsymbol{b}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{y} - n\bar{Y}^2$	p	$\frac{SS_{\text{Regresi}}}{DB_{\text{Regresi}}}$	$\frac{MS_{\text{Regresi}}}{MS_{\text{Residual}}}$
Residual	$\boldsymbol{y}'\boldsymbol{y} - \boldsymbol{b}'\boldsymbol{X}'\boldsymbol{y}$	$n-(p+1)$	$\frac{SS_{\text{Residual}}}{DB_{\text{Residual}}}$	
Total	$\boldsymbol{y}'\boldsymbol{y} - n\bar{Y}^2$	$n-1$		

dimana nilai F_{hitung} dibandingkan dengan nilai $F_{\alpha(v1,v2)}$ dengan derajat bebas $v_1=p$ dan $v_2=n-p-1$ dengan tingkat signifikansi α. Apabila $F_{hitung} > F_{\alpha(v1,v2)}$, maka H_0 ditolak yang artinya paling sedikit ada satu variabel bebas yang memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon.

b. Uji Parsial

Uji parsial digunakan untuk menguji apakah koefisien regresi mempunyai pengaruh yang signifikan. Berikut merupakan hipotesis yang digunakan dalam pengujian parsial.

$H_0 : \beta_j = 0$
$H_1 : \beta_j \neq 0$,dimana $j = 1, 2, ..., p$

Untuk menolak H_0, maka statistik uji yang digunakan sebagai berikut.

$$t_{hitung} = \frac{b_j}{SE(b_j)}, \tag{2.5}$$

dimana b_j= nilai dugaan β_j. Kemudian t_{hitung} dibandingkan dengan nilai $t_{(\alpha/2,n-k)}$, apabila $|t_{hitung}| > t_{(\alpha/2,n-k)}$, maka H_0 ditolak yang artinya variabel bebas memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon.

2.2.2 Koefisien Determinasi

Koefisien determinasi menggambarkan bagian dari variasi total yang dapat diterangkan oleh model, dimana semakin besar nilai R^2 maka model dikatakan semakin baik, dan koefisien determinasi bernilai $0 \leq R^2 \leq 1$. Persamaan (2.6) berikut merupakan perhitungan yang dapat dilakukan untuk mendapatkan nilai koefisien determinasi.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{2.6}$$

2.2.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan ketika dalam satu variabel respon dipengaruhi oleh beberapa variabel prediktor. Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan menggunakan metode *forward*, *backward*, dan metode *stepwise* yang dijelaskan sebagai berikut (Draper & Smith, 1992).

a. *Backward Elimination* : Metode *backward* (eliminasi langkah mundur) adalah memasukkan semua variabel prediktor kemudian mengeliminasi satu persatu variabel prediktor yang tidak signifikan hingga tersisa variabel prediktor yang signifikan saja.
b. *Forward Selection* : Kebalikan dari metode *backward*, metode *forward* adalah pemodelan dimulai dari nol peubah (*emptymodel*), kemudian satu persatu variabel prediktor masuk ke dalam model secara bertahap berdasarkan korelasi parsial terbesar. Proses tersebut dihentikan ketika prediktor-prediktor baru tidak bisa meningkatkan sumbangan efektif secara signifikan.

c. *Stepwise Method* : Metode *stepwise* adalah gabungan antara metode *forward* dan *backward*. Variabel yang pertama kali masuk adalah variabel yang memiliki korelasi paling tinggi dan signifikan dengan variabel *dependent*. Variabel yang masuk kedua adalah variabel yang korelasi parsialnya tertingi dan masih signifikan, setelah variabel tertentu masuk ke dalam model maka variabel lain yang ada di dalam model dievaluasi, jika ada variabel yang tidak signifikan maka variabel tersebut dikeluarkan. Proses memasukkan variabel prediktor dikombinasikan dengan mengeliminasi prediktor yang tidak signifikan.

2.2.4 Evaluasi Kesesuaian Model Regresi Linear

Dalam evaluasi kesesuaian model regresi linear, uji asumsi yang perlu dilakukan adalah asumsi residual mengikuti sebaran IIDN (Identik, Independen, dan berdistribusi Nomal), dan multikolinearitas dengan menggunakan nilai VIF (*Variance Inflation Factor*).

a. Residual Identik dalam Varians (*Homoskedastisitas*)

Pemeriksaan residual bersifat identik yaitu mempunyai variansi homogen yang dapat diketahui dengan melihat plot *versus fits*, jika plot membentuk suatu pola tertentu maka data tidak identik.Untuk melihat asumsi identik juga bisa dilakukan dengan uji *Glejser* yaitu meregresikan nilai absolut residual terhadap variabel bebas (x). Apabila terdapat variabel bebas yang signifikan maka varians residual dapat dikatakan tidak homogen (Draper & Smith, 1992). Hipotesis dari pengujian ini sebagai berikut.

H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \ldots = \sigma_n^2 = \sigma^2$

H_1 : minimal terdapat satu $\sigma_i^2 \neq \sigma^2$, $i = 1, 2, \ldots, n$

Penolakan H_0 akan digunakan statistik uji berikut.

$$F = \frac{MS_{\text{regresi}}}{MS_{\text{residual}}}, \tag{2.7}$$

dimana nilai F_{hitung} dibandingkan dengan nilai $F_{\alpha(v1,v2)}$ dengan derajat bebas $v_1=p$ dan $v_2=n-p-1$ dengan tingkat signifikansi α. Apabila $F_{hitung} < F_{\alpha(v1,v2)}$, maka gagal tolak H_0 yang artinya residual dalam data identik.

b. Residual Independen

Residual bersifat Independen berarti urutan pelaksanaan eksperimen atau urutan data tidak ada hubungannya dengan nilai residual. Asumsi Independen dapat diketahui dengan melihat plot *versus order*, jika plot tidak membentuk suatu pola tertentu, maka data independen. Asumsi independen juga dapat diketahui dengan plot ACF dan *Run Test* dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Tidak ada korelasi serial dalam residual (Residual yang diperoleh model independen)

H_1 : Ada korelasi serial dalam residual (Residual yang diperoleh model tidak independen)

Run test dapat digunakan untuk menguji keacakan dalam suatu sampel yang didasarkan pada adanya runtun, yaitu deretan huruf-huruf atau tanda-tanda yang identik yang diikuti oleh satu atau lebih huruf atau tanda yang berbeda. Tanda positif (+) diberikan untuk data yang bernilai lebih besar dari median, tanda negatif (-) diberikan untuk data yang bernilai kurang dari median, sedangkan untuk data yang bernilai sama dengan median dihilangkan. Daerah penolakan H_0 yaitu Tolak H_0 jika $r < r_{\text{bawah}}$ atau $r > r_{\text{atas}}$. Dimana nilai r_{bawah} dan r_{atas} diperoleh dari tabel nilai kritis untuk runtun r dengan n_1 (banyak data bertanda (+) atau huruf tertentu) dan n_2 (banyak data bertanda huruf lainnya).

Apabila didapatkan jumlah n_1 maupun n_2 lebih dari 20, maka digunakan perumusan aproksimasi sampel besar dengan hipotesis yang sama, namun statistik uji dan daerah penolakan yang berbeda, yaitu Tolak H_0 jika $Z_{\text{hit}} > Z_{1-\alpha/2}$ atau $P_{value} < \alpha$ dan nilai Z_{hit} dirumuskan sebagai berikut (Daniel, 1989).

$$z = \frac{r - \left[\left\{\left(2n_1n_2\right)/\left(n_1 + n_2\right)\right\} + 1\right]}{\sqrt{\dfrac{2n_1n_2\left(2n_1n_2 - n_1 - n_2\right)}{\left(n_1 + n_2\right)^2\left(n_1 + n_2 - 1\right)}}} \tag{2.8}$$

c. Residual Berdistribusi Normal (*0,σ²*)

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal digunakan untuk mendeteksi kenormalan residual. Asumsi distribusi normal dapat diketahui dengan melihat plot (*qq plot*), jika plot mengikuti dan mendekati garis linier maka data berdistribusi normal. Asumsi distribusi normal juga dapat diketahui dengan uji *Kolmogorov Smirnov*, yaitu dengan pengujian sebagai berikut (Daniel, 1989).

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (Residual berdistribusi normal $(0,\sigma^2)$)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (Residual tidak berdistribusi normal $(0,\sigma^2)$)

Untuk menolak H_0 digunakan statistik uji berikut,

$$D = \sup \left| S_n(x) - F_0(x) \right| \tag{2.9}$$

dimana,

$S_n(x)$: fungsi peluang kumulatif empiris data sampel,

$F_0(x)$: fungsi distribusi kumulatif normal.

Nilai D akan dibandingkan dengan D_{tabel}, dimana jika $D > D_{tabel}$ maka gagal tolak H_0 yang berarti bahwa residual berdistribusi normal. Suatu data dapat dikatakan baik apabila data tersebut memenuhi semua asumsi IIDN (Identik, Independen, Distribusi Nomal).

d. Multikolinearitas

Nilai *VIF* digunakan untuk mendeteksi multikolinearitas, dimana *VIF* mengukur seberapa besar varians dari suatu koefisien regresi yang diestimasi meningkat apabila variabel prediktor yang satu dengan yang lain saling berkorelasi. Nilai *VIF* diperoleh dengan cara meregresikan setiap variabel prediktor dengan variabel-variabel prediktor yang lain, dimana terdapat multikolinearitas pada data apabila nilai *VIF* > 10. *VIF* dinyatakan dengan rumus sebagai berikut (Draper & Smith, 1992).

$$(VIF)_i = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad ; i = 1,2,\ldots,p \tag{2.10}$$

dimana R_i^2 merupakan nilai koefisien determinasi hasil pemodelan regresi antara variabel bebas x_i terhadap variabel bebas lainnya.

2.2.5 Pengujian Linearitas

Pengujian linearitas digunakan untuk mengetahui apakah antara variabel respon dan variabel prediktor memiliki hubungan linear atau tidak. Salah satu pengujian linearitas adalah dengan menggunakan Uji Ramsey (*Ramsey RESET Test*). Uji Ramsey dikembangkan oleh Ramsey pada tahun 1969. Uji ini disebut dengan *general test of spesification error* atau lebih dikenal dengan *RESET* karena uji ini berkaitan dengan masalah spesifikasi kesalahan. Langkah-langkah yang dilakukan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut.

langkah a. Regresikan variabel Y dengan variabel X_1, X_2, ..., X_n dan diperoleh nilai R^2_{old} dan $\hat{Y}$.

langkah b. Regresikan variabel Y dengan variabel X_1, X_2, ..., X_n, $\hat{Y}^2$ dan diperoleh nilai R^2_{new}.

langkah c. Hitung nilai F_{hitung} dengan rumus

$$F_{hitung} = \frac{(R^2_{new} - R^2_{old})/m}{(1 - R^2_{new})/(n-k)} \tag{2.11}$$

dimana

R^2_{new} : koefisien determinasi dari hasil langkah b
R^2_{old} : koefisien determinasi dari hasil langkah a
m : jumlah variabel bebas yang baru masuk
n : jumlah observasi
k : banyaknya parameter dalam persamaan baru

langkah d. Bandingkan nilai F_{hitung} dan $F_{(\alpha,m,n-k-m)}$ dan jika $F_{hitung} > F_{(\alpha,m,n-k-m)}$ atau $P_{value} < \alpha$ maka model tidak linear.

(Wihandaru, 2012)

2.3 Analisis Regresi Non Linear

Berdasarkan kelinearan antar parameter pada model regresi, maka suatu model regresi dapat diklasifikasikan menjadi dua macam yaitu model linear dan nonlinear. Model regresi dikatakan linear jika dapat dinyatakan dalam model pada Persamaan (2.2). Apabila model tidak dapat dinyatakan dalam model tersebut, maka model yang diperoleh adalah model nonlinear. Secara umum model regresi nonlinear parametrik dengan Y_{ij} sebagai variabel respon pada replikasi sebanyak n_i dan setiap nilai x_i merupakan variabel independen dapat dinyatakan dalam Persamaan (2.12) berikut (Ripley & Venables, 2002).

$$Y_{ij} = f(x_i, \boldsymbol{b}) + \varepsilon_{ij} \tag{2.12}$$

dengan f adalah fungsi regresi dengan parameter $\boldsymbol{b}$ yang harus diduga dan ε_{ij} adalah residual~$N(0,\alpha)$.

Suatu model regresi non linear merupakan model regresi yang tidak linear dalam parameter dan tidak dapat di-linear-kan dengan cara transformasi. Beberapa model terlihat nonlinear dalam parameter, namun secara instrinsik model tersebut linear karena dengan transformasi yang tepat maka model tersebut dapat di-linear-kan dalam parameter model regresi. Akan tetapi apabila model tersebut tidak dapat di-linear-kan dalam parameter, maka disebut model regresi nonlinear secara instrinsik (Gujarati, 2004). Berikut merupakan ilustrasi tentang model non linear.

$$Y_i = eks(\beta_0 + \beta_1 t^2 + \varepsilon)\ , \tag{2.13a}$$

$$Y_i = \frac{\beta_0}{\beta_0 - \beta_1}[e^{-\beta_1 t} - e^{-\beta_0 t}] + \varepsilon\ , \tag{2.13b}$$

dimana t merupakan peubah peramal. Model dalam Persamaan (2.13a) dan Persamaan (2.13b) merupakan bentuk non linear karena kedua persamaan melibatkan β_0 dan β_1 secara tidak linear, namun keduanya sangat berbeda karena Persamaan (2.13a) dapat ditransformasi melalui pelogaritmaan dengan basis e sehingga Persamaan (2.13a) menjadi bentuk Persamaan (2.14) berikut.

$$\ln Y = \beta_0 + \beta_1 t^2 + \varepsilon \tag{2.14}$$

Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa model dalam Persamaan (2.13a) secara intrinsik linear karena dapat ditransformasi menjadi bentuk linear. Akan tetapi parameter pada Persamaan (2.13b) tidak dapat diubah menjadi bentuk linear, sehingga Persamaan (2.13b) dikatakan non linear secara intrinsik (Draper & Smith, 1992).

2.3.1 Metode *Levenberg Marquardt*

Metode ini dikembangkan oleh D.W Marquardt atau sering disebut metode *Levenberg Marquardt* yaitu salah satu metode yang digunakan untuk pendugaan parameter non linear. Metode Marquardt mengaplikasikan metode iterasi seperti halnya pada metode Gauss-Newton yaitu meminimumkan jumlah kuadrat galat. Perbedaan antara metode Marquardt dan metode Gauss-Newton terletak pada penambahan perkalian skalar λ dan matriks identitas $\boldsymbol{I_k}$. Secara umum metode *Marquardt Compromise* dinyatakan sebagai berikut.

$$\hat{\beta}^{n+1} = \beta^{n} - t_n(\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\beta^n})'\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\beta^n}) + \boldsymbol{\lambda_n I_k})^{-1}\left[\frac{\delta S(\boldsymbol{b})}{\delta(\boldsymbol{b})}\right]_{\boldsymbol{b}=\hat{\beta}} \quad (2.15)$$

$$p_n = (\boldsymbol{Z}(\boldsymbol{\beta^n})'\boldsymbol{Z}(\boldsymbol{\beta^n}) + \boldsymbol{\lambda_n I_k})^{-1} \quad (2.16)$$

dimana,

β^n	: nilai dugaan awal parameter (n=0)
$\hat{\beta}^{n+1}$	: parameter yang ditaksir pada iterasi ke n+1
$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\beta^n})'\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\beta^n})$	: matriks yang dihasilkan dari data
λ_n	: nilai skalar dari setiap iterasi, dimana $0<\lambda_n\leq 1$ dan pada umumnya merupakan faktor dari 10 (misalkan 0,00001)
t_n	: panjang langkah
I_k	: matriks identitas
$\left[\frac{\partial S(\beta)}{\partial(\beta)}\right]_{\hat{\beta}_n}$	: persamaan normal

Algoritma dalam *Marquardt Compromise* adalah menentukan nilai awal yaitu $\beta_0^0, \beta_1^0, ..., \beta_{p-1}^0$ dan didalam proses iterasi notasi awal berubah menjadi $g_0^0, g_1^0, ..., g_{p-1}^0$. Selanjutnya menyelesaikan persamaan normal dari suatu model regresi non linear yang akan ditaksir¸ dan kemudian menentukan nilai perkalian skalar yang dinotasikan dengan λ dan $0 < \lambda \leq 1$ dan matriks identitas $\boldsymbol{I}$. Iterasi akan berhenti pada saat nilai iterasi tersebut telah konvergen. Persamaan iterasi ditulis pada Persamaan (2.15) dan pada proses iterasi notasi parameter yang akan ditaksir akan menjadi Persamaan (2.17) berikut.

$$g^{n+1} = g^n - t_n(\boldsymbol{D}(\boldsymbol{g^n})'\boldsymbol{D}(\boldsymbol{g^n}) + \boldsymbol{\lambda_n I_k})^{-1}\left[\frac{\delta S(\boldsymbol{g^n})}{\delta(\boldsymbol{g})}\right]_{\boldsymbol{g^n}} \tag{2.17}$$

(Nainggolan, 2009)

2.4 Algoritma Genetika

Algoritma Genetika dikembangkan oleh John Holland pada tahun 1975. Dia menggambarkan bagaimana menerapkan prinsip-prinsip evolusi alami untuk masalah optimasi dan membangun algoritma genetika pertama. Teori Holland telah dikembangkan lebih lanjut dan telah menjadi alat untuk memecahkan masalah dan optimasi (Sivanandam & Deepa, 2008). Algoritma genetika digunakan untuk pemecahan masalah dengan melakukan minimisasi biaya dan probabilitas yang tinggi untuk mendapatkan solusi global optimum (Holland, 1992).

Kemunculan algoritma genetika diinspirasi dari teori-teori dalam ilmu biologi sehingga banyak istilah dan konsep biologi yang digunakan dalam algoritma genetika. Pada setiap iterasi, algoritma genetika memilih individu secara acak dari populasi saat ini untuk menjadi “induk” dan menggunakannya untuk menghasilkan “anak” untuk generasi berikutnya. Terdapat empat iterasi dalam algoritma genetika yang terdiri dari seleksi, reproduksi, evaluasi, dan penggantian (Sivanandam & Deepa, 2008).

Terdapat 4 elemen yang berbeda dalam algoritma genetika yaitu gen, kromosom, individu dan populasi, dimana gen merupakan sebuah nilai yang digunakan untuk optimasi, kromosom adalah kumpulan dari gen, individu adalah solusi tunggal (kumpulan beberapa kromosom), dan populasi adalah kumpulan individu yang terlibat dalam proses.

Kelebihan yang dimiliki algoritma genetika dibanding metode yang lain diantaranya yaitu sangat cocok digunakan untuk menyelesaikan masalah global optimum, fleksibel untuk diimplementasikan pada berbagai masalah dan ruang solusi lebih luas (Sivanandam & Deepa, 2008). Selain itu, algoritma genetika memiliki kelebihan yaitu mampu mengatasi berbagai jenis fungsi obyektif dan berbagai konstrain. Algoritma genetika juga adaptif dan mudah dikombinasikan dengan metode lain (Gen & Cheng, 1997). Selain kelebihan tersebut, kelebihan lain dari algoritma genetika antara lain.

1. Bisa digunakan untuk jumlah variabel yang besar
2. Pencarian dari sampling yang luas secara serentak
3. Bisa digunakan untuk variabel diskrit dan kontinu
4. Optimasi dilakukan dengan mengkodekan variabel
5. Dapat digunakan pada data numerik, data eksperimental, atau fungsi analitik
6. Hasil akhir yang diperoleh berupa beberapa variabel yang optimum, tidak hanya satu penyelesaian saja.

Keuntungan di atas akan memberikan hasil yang memuaskan ketika pendekatan optimasi secara tradisional tidak bisa dilakukan. Tahapan untuk algoritma genetika adalah sebagai berikut (Irhamah & Ismail, 2008).

Langkah 0: **(*Define*)** Menentukan pengaturan dari operator algoritma genetikayang sesuai dengan masalah yang akan dianalisis.

Langkah 1: **(*Initialize*)** Membentuk populasi awal *P* yang terdiri dari *N* buah kromosom.

Langkah 2: **(*Fitness*)** Mengevaluasi nilai *fitneef* (C_i) dari masing-masing kromosom C_i dalam populasi.

Langkah 3: **(*Selection*)** Menerapkan metode seleksi *roulette wheel selection* (RWS) yang memberikan suatu set populasi perkawinan *M* dengan ukuran *N*.

Langkah 4: **(*Crossover*)** Menerapkan *Crossover* dengan memasangkan semua kromosom pada *M* secara acak sehingga membentuk *N*/2 pasang dengan menerapkan probabilitas P_c untuk setiap pasangan dan membentuk keturunan dari *N* kromosom, jika nilai bilangan acak $\geq P_c$ maka keturunan merupakan salinan dari induk yang tepat.

Langkah 5: **(*Mutation*)** Menggunakan probabilitas mutasiP_m untuk melakukan proses mutasi keturunan.

Langkah 6: **(*Replace*)** Mengganti populasi lama dengan populasi baru, dimana populasi baru diperoleh dengan memilih *N* kromosom terbaik yang diperoleh dengan cara mengevaluasi nilai *fitness* dari induk dan keturunan baru.

Langkah 7: **(*Test*)** Jika kriteria terpenuhi,maka iterasi berhenti dan kembali ke solusi terbaik dari populasi saat ini. Jika kriteria belum terpenuhi, maka kembali ke Langkah 2.

Didalam metode algoritma genetika, terdapat 7 komponen yang membangun metode ini (Suyanto, 2005). Ketujuh komponen-komponen tersebut adalah sebagai berikut.

2.4.1 Skema Pengkodean

Pengkodean (*Encoding*) adalah proses yang mewakili gen individu. Skema pengkodean yang paling umum digunakan dalam pengkodean kromosom antara lain.

a. *Binary Encoding*
   Tiap gen hanya bisa bernila 0 atau 1.
b. *Real Number Encoding*
   Nilai gen berada dalam interval [0,R], dimana R adalah bilangan real positif dan biasanya R=1.
c. *Discrete Desimal Encoding*
   Nilai gen berada dalam interval bilangan bulat [0,9].
d. *Value Encoding*
   Nilai gen berasal dari nilai apa saja yang dapat terhubung ke masalah (bilangan bulat, bilangan riil maupun string).

2.4.2 Nilai *Fitness*

Nilai *fitness* pada teori evolusi merupakan ukuran performasi dari satu individu yang akan bertahan hidup. Di dalam evolusi alam, individu yang memiliki nilai *fitness* tinggi akan bertahan hidup dan sebaliknya individu yang memiliki nilai *fitness* rendah tidak dapat bertahan hidup (Suyanto, 2005). Konsep inilah yang digunakan dalam penelitian ini dimana konsep *fitness* yang digunakan adalah mengacu pada nilai *classification accuracy*, dimana model yang akan bertahan ke generasi selanjutnya adalah model yang mengandung *classification accuracy* terbesar. Fungsi *fitness* algoritma genetika pada *software* yang digunakan tujuannya adalah untuk meminimumkan permasalahan. Oleh karena itu, nilai *fitness* yang digunakan adalah nilai kesalahan klasifikasi.

2.4.3 *Selection*

Selection bertujuan untuk memberikan kesempatan reproduksi bagi anggota populasi yang memiliki *fitness* tinggi. Metode yang sering digunakan untuk seleksi induk adalah *roulette wheel selection* (RWS). Metode RWS untuk memilih induk didasarkan pada konsep roda berputar untuk setiap nilai *fitness* kromosomnya. Keuntungan menggunakan metode ini adalah semua kromosom memiliki kesempatan untuk dipilih (Suyanto, 2005). Nilai *fitness* setiap observasi akan dibandingkan dengan bilangan *random* yang telah dibangkitkan. Apabila bilangan *random* yang dibangkitkan berada dalam nilai interval kumulatifnya, maka kromosom tersebut nantinya yang akan terpilih.

2.4.4 Pindah Silang

Proses pindah silang merupakan satu proses yang terjadi pada dua kromosom yang bertujuan untuk menambah keanekaragaman kromosom dalam satu populasi dengan penyilangan antar kromosom yang diperoleh dari proses reproduksi sebelumnya. Macam-macam proses pindah silang diantaranya yaitu pindah silang satu titik, dua titik, dan seragam.

Pada umumnya, algoritma genetika menggunakan satu titik potong, di mana dua pasang kromosom dipotong sekali pada titik-titik yang sesuai dan bagian setelah pemotongan dipertukarkan (Sivanandam & Deepa, 2008).

Pindah silang dilakukan dengan suatu nilai probabilitas tertentu, dimana nilai probabilitas pindah silang (*Pc*) menyatakan seberapa sering proses pindah silang akan terjadi antara dua kromosom induk. Berdasarkan penelitian algoritma genetika yang sudah pernah dilakukan, sebaiknya probabilitas pindah silang bernilai tinggi yaitu antara 0,8-0,9 agar memberikan hasil yang baik (Desiani & Arhami, 2006).

2.4.5 Mutasi

Mutasi digunakan untuk mencegah algoritma yang terjebak pada solusi lokal optimum dan melakukan tugasnya untuk mengembalikan atau membenahi material genetika yang hilang karena informasi acak genetika yang mengganggu. Proses mutasi cukup sederhana, jika bilangan *random* yang dibangkitkan kurang dari peluang mutasi yang ditentukan, maka gen tersebut akan diubah menjadi kebalikannya. Pada umumnya peluang mutasi bernilai $1/n$ dimana n adalah jumlah gen dalam satu kromosom (Sivanandam & Deepa, 2008).

Nilai peluang mutasi tersebut menyatakan seberapa sering gen dalam kromosom akan mengalami mutasi. Proses mutasi ini bersifat acak sehingga tidak menjamin akan diperoleh kromosom dengan *fitness* yang lebih baik setelah terjadinya mutasi tersebut. Solusi yang lokal optimum (konvergensi dini) dapat terjadi apabila proses pencarian solusi terperangkap dalam salah satu ruang pencarian kromosom dengan *fitness* bernilai tinggi yang terus bertahan. Hal ini mengakibatkan tidak mampunya mengeksplorasi bagian-bagian yang lain. Oleh karena itu diperlukan operator mutasi untuk menjaga perbedaan kromosom dalam populasi.

2.4.6 Elitisme

Proses elitisme adalah suatu proses pengopian individu agar individu yang memiliki *fitness* tertinggi tidak hilang selama proses evolusi karena individu yang memiliki nilai *fitness* tertinggi tidak akan selalu terpilih akibat proses seleksi yang dilakukan secara *random*. Elitisme mengganti kromosom yang memiliki kualitas buruk pada populasi baru dengan kromosom terbaik pada populasi induk, jumlah kromosom yang diganti sebesar 10%-20% dari jumlah populasi. Tahapan ini dapat mempercepat iterasi algoritma genetika karena konvergensi cepat tercapai. Hal ini dikarenakan individu yang memiliki *fitness* tertinggi tidak selalu terpilih karena proses seleksi dilakukan secara *random* (Jadaan, Rajamani, & Rao, 2005-2008).

2.4.7 Penggantian Populasi

Skema penggantian populasi dalam algoritma genetika berarti N individu dalam satu populasi dari suatu generasi digantikan sekaligus oleh N individu baru hasil pindah silang dan mutasi. Persentase populasi yang digantikan dalam tiap generasi dinyatakan dalam G. Nilai G=1 pada skema penggantian populasi dan untuk $G=1/N$ merupakan skema penggantian yang paling ekstrem dimana hanya mengganti satu individu pada tiap generasi. Dalam setiap generasi sejumlah NG individu harus dihapus agar ukuran populasi tetap N. Terdapat beberapa prosedur penghapusan individu ini seperti penghapusan individu yang paling tua atau individu yang memiliki nilai *fitness* yang paling rendah (Suyanto, 2005).

2.5 Indeks Ketahanan Pangan

Indeks ketahanan pangan adalah indeks yang digunakan untuk mengetahui ketahanan pangan suatu daerah. Indeks ini terdiri dari tiga dimensi, yaitu dimensi ketersediaan pangan, keterjangkauan sulit atau tidaknya akses pangan dan pemanfaatan pangan (BPS, 2014). Nilai indeks ketahanan didapatkan dengan menjumlahkan skor dari ketiga dimensi utama indeks ketahanan pangan yang selanjutnya dibagi tiga. Dalam pasal 1 undang-

undang pangan tahun 1996, ketahanan pangan didefinisikan sebagai kondisi terpenuhinya pangan bagi rumah tangga yang tercermin dari tersedianya pangan yang cukup baik jumlah maupun mutunya, merata, dan terjangkau. Definisi ini menunjukkan bahwa target akhir dari ketahanan pangan adalah pada tingkat rumah tangga (Baricello & Rick, 2000).

Ketahanan pangan merupakan suatu sistem yang terintegrasi yang terdiri atas berbagai subsistem. Subsistem utama dalam mengukur ketahanan pangan adalah ketersediaan pangan, distribusi pangan, dan konsumsi pangan dengan penjabaran sebagai berikut.

1. Subsistem ketersediaan pangan mencakup aspek produksi, cadangan, serta keseimbangan antara impor dan ekspor pangan, dimana ketersediaan pangan harus dikelola sedemikian rupa agar volume pangan yang tersedia bagi masyarakat tetap tercukupi jumlah dan jenisnya serta jumlah persediaan yang stabil dari waktu ke waktu.
2. Subsistem distribusi pangan mencakup aspek aksesibilitas secara fisik dan ekonomi atas pangan secara merata. Sistem distribusi perlu dikelola secara optimal dan tidak bertentangan dengan mekanisme pasar terbuka agar tercapai efisiensi dalam proses pemerataan akses pangan bagi seluruh penduduk.

Subsistem konsumsi pangan menyangkut upaya peningkatan pengetahuan dan kemampuan masyarakat agar mempunyai pemahaman atas pangan, gizi, dan kesehatan yang baik sehingga dapat mengelola konsumsinya secara optimal. Konsumsi pangan hendaknya memperhatikan asupan pangan dan gizi yang cukup dan berimbang, sesuai dengan kebutuhan bagi pembentukan manusia yang sehat dan produktif (BKP, 2014).

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang diambil dari Badan Pusat Statistika Provinsi Jawa Timur, Dinas Pertanian Provinsi Jawa Timur, dan Badan Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan mencakup data mengenai Indeks Ketahanan Pangan Beras dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan Beras di Provinsi Jawa Timur pada tahun 2013.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan berupa variabel prediktor dan variabel respon, dimana variabel respon berupa data indeks ketahanan pangan dan variabel prediktor berupa faktor-faktor yang diduga mempengaruhi indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur yang dijelaskan pada Tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Definisi Operasional
Y	Indeks Ketahanan Pangan Beras yang diwakili oleh Rasio Ketersediaan Beras Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur	Menyatakan angka perban-dingan dari jumlah produksi dan konsumsi beras di tiap kabupaten/kotaVariabel ini merupakan proxi dari ketahanan pangan beras.
X_1	Luas area puso padi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur	Merupakan proporsi kerusakan tanaman padi terhadap luas area tanam padi yang disebabkan oleh banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman.
X_2	Indeks daya beli Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur	Indikator penentuan kemampuan Kabupaten/ Kota dalam hal daya beli konsumsi makanan.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian (Lanjutan)

Variabel	Keterangan	Definisi Operasional
X_3	Persentase penduduk miskin tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur	Persentase penduduk yang hidup di bawah garis kemiskinan.
X_4	Angka harapan hidup tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur	Perkiraan lama hidup rata-rata bayi baru lahir dengan asumsi tidak ada perubahan pola mortalitas sepanjang hidupnya.
X_5	Kepadatan penduduk tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur	Menyatakan rasio banyaknya penduduk per km^2.
X_6	Rata-rata produksi padi tiap Kabupaten/ Kota di Provinsi Jawa Timur	Menyatakan rata-rata jumlah produksi padi (ton) per luas panen padi (ha)

3.3 Struktur Data

Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 3.2 sebagai berikut.

Tabel 3.2 Struktur Data

Kab/Kota	Y	X_1	**...**	X_6
1	Y_1	$X_{1.1}$	...	$X_{1.6}$
2	Y_2	$X_{2.1}$	...	$X_{2.6}$
3	Y_3	$X_{3.1}$	...	$X_{3.6}$
4	Y_4	$X_{4.1}$	...	$X_{4.6}$
5	Y_5	$X_{5.1}$	...	$X_{5.6}$
⋮	⋮	⋮	...	⋮
38	Y_{38}	$X_{38.1}$	...	$X_{38.6}$

3.4 Langkah Analisis

Berikut ini adalah alur penelitian yang dilakukan dalam menganalisis data dalam penelitian ini.

langkah 1. Untuk memperoleh model regresi linear indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur dilakukan langkah-langkah analisis sebagai berikut.

a. Deskripsikan data indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhi dengan statistika deskriptif.
b. Analisis hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor.
c. Pemodelan variabel respon Y dengan variabel respon X dengan metode regresi linear.
d. Seleksi variabel menggunakan pemilihan model terbaik metode *forward*, *backward,* dan *stepwise*.
e. Evaluasi kesesuaian model regresi linear.

langkah 2. Analisis regresi non linear dengan menggunakan Algoritma *Levenberg Marquardt*.

langkah 3. Optimasi estimasi parameter model regresi nonlinear dengan menggunakan Algoritma Genetika dengan langkah sebagai berikut.

[tahap a] Representasikan model dari persamaan regresi non linear ke dalam kromosom dan menentukan nilai inisialisasi. Nilai inisialisasi yang digunakan pada estimasi parameter menggunakan *binary encoding*. Inisialisasi dilakukan dengan membangkitkan 100 individu secara *random* dimana salah satu individu diisi dengan parameter yang telah didapatkan dari model regresi linear. Selain itu inisialisasi kromosom awal juga digunakan inisialisasi menggunakan nilai bilangan *random*.

[tahap b] Evaluasi masing-masing kromosom berdasarkan nilai *fitness* yaitu nilai kesalahan klasifikasi.

[tahap c] Proses seleksi sebanyak 100 kromosom dari sejumlah 100 induk yang berasal dari populasi dengan seleksi *roulette wheel selection* (RWS).

[tahap d] Proses pindah silang (*crossover*), jika nilai bilangan *random r* antara [0,1] yang dibangkitkan kurang dari probabilitas pindah silang (P_s = 0,8).

[tahap e] Proses mutasi, jika nilai bilangan *random r* antara [0,1] yang dibangkitkan kurang dari probabilitas proses mutasi (P_m =0,1).

[tahap f] Proses elitisme, dimana dua kromosom dengan nilai *fitness* terbaik akan bertahan ke generasi selanjutnya.

[tahap g] Pergantian populasi lama dengan generasi baru dengan cara memilih kromosom terbaik berdasarkan nilai *fitness* dari [tahap c]-[tahap f].

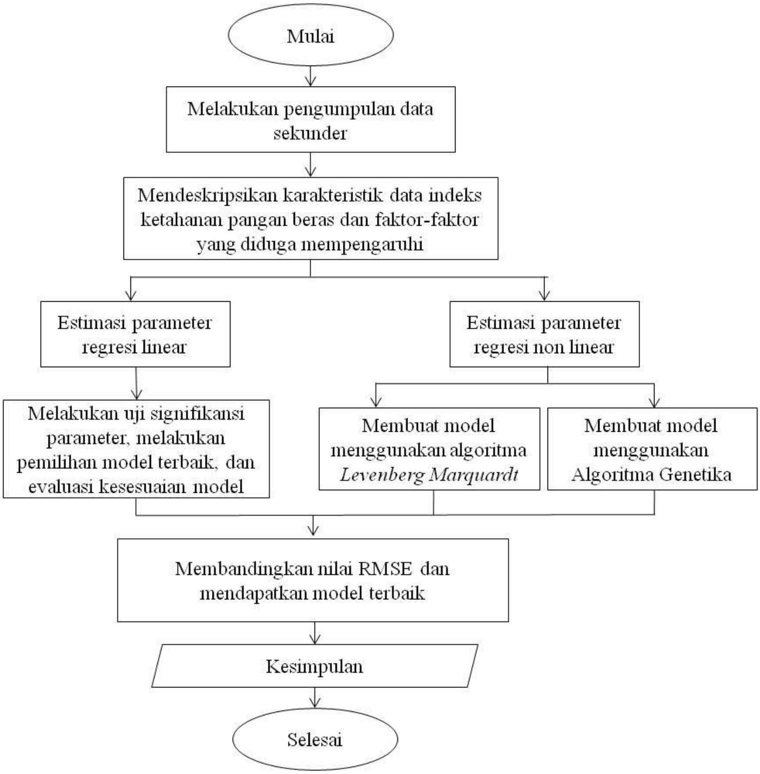
[tahap h] Ulangi proses dari [tahap d] hingga mendapatkan nilai *fitness* yang konvergen.

langkah 4. Hitung nilai RMSE dari masing-masing model dengan menggunakan nilai parameter yang diperoleh dari langkah 1, langkah 2, dan langkah 3.

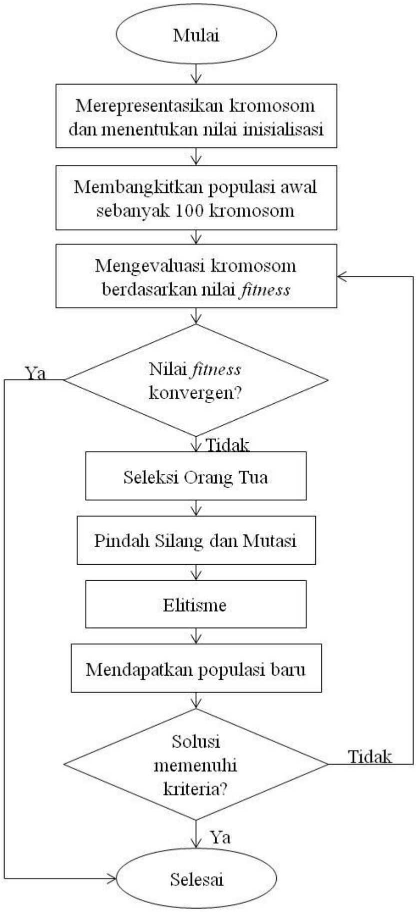
langkah 5. Bandingkan nilai RMSE yang diperoleh dari hasil langkah 4.

3.5 Diagram Alir

Diagram alir langkah analisis dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 3.1 dan Gambar 3.2 sebagai berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Penelitian



Gambar 3.2 Diagram Alir Algoritma Genetika

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai analisis yang dilakukan untuk memodelkan indeks ketahanan pangan khususnya beras di Jawa Timur, dimana sebelumnya akan dilakukan analisis hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor pada pemodelan indeks ketahanan pangan beras. Kemudian akan dilakukan evaluasi kesesuaian model regresi linear dan apabila terjadi pelanggaran asumsi dan model yang didapatkan tidak sesuai untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor, maka selanjutnya dilakukan pemodelan regresi nonlinear. Ada dua macam algoritma yang digunakan untuk menaksir parameter model regresi nonlinear, yaitu Algoritma *Levenberg Marquardt* dan Algoritma Genetika. Pada akhir bab ini akan dilakukan perbandingan hasil pemodelan indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur dengan hasil pemodelan regresi linear dan hasil pemodelan regresi nonlinear yang menggunakan Algoritma *Levenberg Marquardt* dan Algoritma Genetika untuk menaksir parameter model. Kriteria kebaikan model yang digunakan dalam perbandingan hasil pemodelan menggunakan nilai RMSE.

4.1 Karakteristik Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi

Dalam penelitian ini digunakan tujuh variabel penelitian yaitu rasio ketersediaan beras sebagai *proxy* ketahanan pangan beras (Y), luas area puso padi akibat banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman (X_1), indeks daya beli (X_2), persentase penduduk hidup di bawah garis kemiskinan (X_3), angka harapan hidup (X_4), kepadatan penduduk (X_5), dan rata-rata produksi padi (X_6). Statistika deskriptif merupakan metode yang digunakan untuk mengetahui karakteristik dari data indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur dan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi dengan hasil analisis ditunjukkan pada Tabel 4.1 berikut.

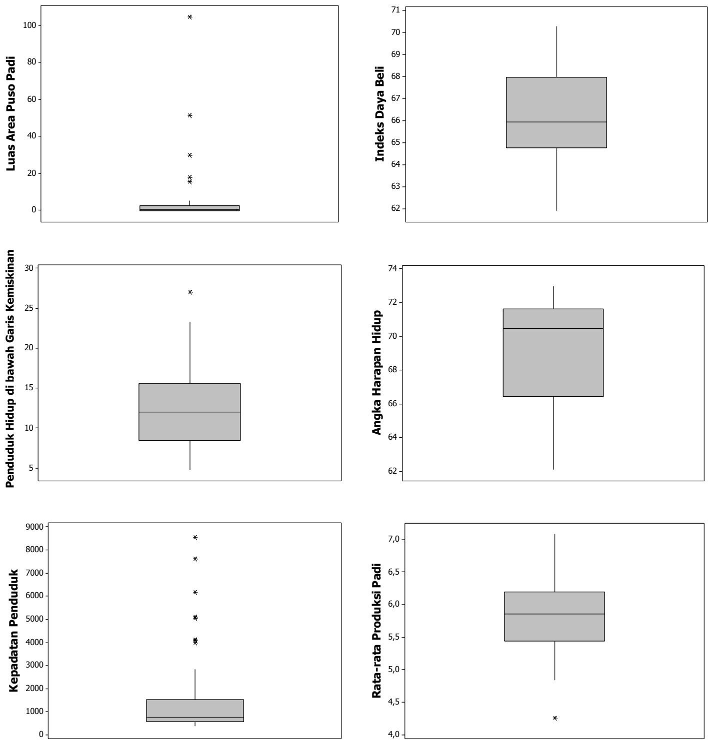
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur dan Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi

Variabel	**Mean**	**StDev**	**Min**	**Max**
Rasio Ketersediaan Beras	2,9950	1,6050	0,0580	5,7850
Luas area puso padi (hm^2)	6,7000	19,0500	0,0000	104,6200
Indeks daya beli	66,3340	2,1180	61,9200	70,2800
Persentase penduduk miskin (%)	12,5400	5,2090	4,7700	27,0800
Angka Harapan Hidup	69,1230	3,1410	62,1000	73,0000
Kepadatan penduduk (jiwa/km^2)	1802	2160	382	8551
Rata-rata produksi padi (ton/ha)	5,8090	0,5540	4,2670	7,0810

Berdasarkan Tabel 4.1 diketahui bahwa rata-rata rasio ketersediaan beras Jawa Timur tahun 2013 sebesar 2,9950 dengan keragaman yang cukup kecil sebesar 1,6050 dimana rasio minimum sebesar 0,0580 pada Kota Surabaya karena jumlah konsumsi lebih banyak daripada jumlah produksi beras yang tersedia dan rasio tertinggi sebesar 5,7850 pada Kabupaten Pasuruan. Rata-rata luas area puso padi akibat banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman sebesar 6,7000 hm^2, dimana luas area puso padi terbesar di Kabupaten Bojonegoro sebesar 104,6200 hm^2. Rata-rata produksi beras Provinsi Jawa Timur tahun 2013 sebesar 5,8090 ton/ ha dengan produksi terendah sebesar 4,2670 ton/ha di Kota Mojokerto dan tertinggi di Kabupaten Malang sebesar 7,0810 ton/ha.

Rata-rata indeks daya beli sebesar 66,3340 dengan indeks daya beli minimum sebesar 61,9200 pada Kabupaten Bojonegoro dan indeks daya beli tertinggi sebesar 70,2800 pada Kota Surabaya. Rata-rata kepadatan penduduk Jawa Timur tahun 2013 sebesar 1802 jiwa/km^2 dengan kepadatan tertinggi berada di Kota Sura-baya sebesar 8551 jiwa/km^2. Rata-rata persentase penduduk mis-kin di Jawa Timur tahun 2013 sebesar 12,54% dengan persentase tertinggi berada di Kabupaten Sampang sebesar 27,08%, sedangkan rata-rata angka harapan hidup Provinsi Jawa Timur sebesar 69,1230 dengan angka harapan hidup terendah berada di Kabupaten Probolinggo sebesar 62,1.

Dikarenakan terdapat perbedaan karakteristik pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur, maka digunakan box-*plot* untuk mengetahui apakah terdapat data yang *outlier* dengan hasil pada Gambar 4.1 sebagai berikut.



Gambar 4.1 Boxplot Faktor-Faktor yang Diduga Mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur

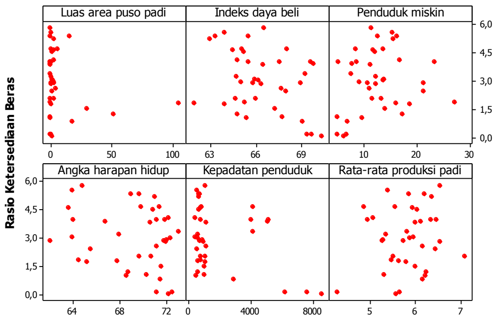
Boxplot pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa variabel kepadatan penduduk memiliki nilai sebaran yang lebih tinggi dibandingkan dengan variabel lainnya, namun terdapat beberapa titik pengamatan yang *outlier* yaitu pada pada wilayah Kota (Kediri, Blitar, Malang, Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Madiun, dan Surabaya) dimana memang wilayah perkotaan di Jawa Timur memiliki jumlah penduduk yang lebih padat daripada jumlah penduduk di wilayah kabupaten.

Nilai sebaran tertinggi selanjutnya pada variabel luas area puso padi, namun terdapat beberapa titik pengamatan yang *outlier* yaitu pada wilayah Kabupaten (Sidoarjo, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, dan Gresik) dimana pada wilayah tersebut luas area puso padi akibat banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman mencapai angka ratusan (hm^2). Pada identifikasi *outlier* secara statistik dengan menggunakan nilai *DFFITS*, residual dinyatakan *outlier* jika |*DFFITS*| > 0,8584. Tabel 4.2 menunjukkan bahwa terdapat dua titik pengamatan yang *outlier*, yaitu pada titik ke-22 (Kabupaten Bojonegoro) dan titik ke-38 (Kota Batu).

Tabel 4.2 Nilai *DFFITS*

Kabupaten/Kota	*DFFITS*
Kabupaten Bojonegoro	0,9432
Kota Batu	0,92329

Untuk mengetahui apakah terdapat hubungan antara variabel respon dan masing-masing variabel prediktor dapat dilihat secara visual melalui *scatterplot* pada Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4.2 *Scatterplot* Indeks Ketahanan Pangan Beras terhadap Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa pola hubungan antara indeks ketahanan pangan beras terhadap masing-masing dari faktor-

faktor yang diduga mempengaruhi tidak linear karena pola yang dihasilkan cenderung tidak membentuk garis linear. Namun *scatterplot* tidak dapat mengetahui secara pasti hubungan antara variabel respon dan prediktor, sehingga perlu dilakukan analisis hubungan antara variabel respon dan prediktor serta pengujian linearitas data. Untuk mengetahui pola hubungan linear antara variabel respon dan prediktor dapat dilakukan dengan cara menghitung nilai korelasi antara variabel respon terhadap masing-masing variabel prediktor dengan hasil pada Tabel 4.3 berikut.

Tabel 4.3 Nilai Korelasi Antar Variabel

Variabel	**Rasio Ketersediaan Beras**	
	Korelasi *Pearson*	P_{value}
Luas area puso padi	-0,218	0,188
Indeks daya beli	**-0,363**	**0,025***
Persentase penduduk miskin	0,179	0,282
Angka Harapan Hidup	-0,222	0,181
Kepadatan penduduk	**-0,357**	**0,028***
Rata-rata produksi padi	0,139	0,407

*) signifikan pada α=0,10

Dari Tabel 4.3 diketahui bahwa hubungan antara rasio ketersediaan beras terhadap variabel luas area puso padi, indeks daya beli, angka harapan hidup, dan kepadatan penduduk memiliki koefisien korelasi negatif yang menunjukkan bahwa adanya peningkatan nilai keempat variabel tersebut akan disertai dengan adanya penurunan rasio ketersediaan beras begitu pula sebaliknya. Hal ini dibuktikan dengan semakin besar luas area puso, maka jumlah produksi padi pun semakin sedikit akibat dari bencana yang terjadi, dan semakin besar indeks daya beli dan kepadatan penduduk menyebabkan jumlah ketersediaan beras pun semakin sedikit karena konsumsi yang besar oleh jumlah penduduk yang besar pula.

Sedangkan koefisien korelasi antara rasio ketersediaan beras terhadap persentase penduduk miskin dan rata-rata produksi padi bernilai positif yang berarti semakin tinggi persentase penduduk miskin dan rata-rata produksi padi maka semakin tinggi pula rasio ketersediaan beras begitu pula sebaliknya.

Dengan menggunakan taraf signifikansi (α) sebesar 0,10 diperoleh keputusan tolak H_0 karena *P-value* < α pada variabel indeks daya beli dan kepadatan penduduk yang berarti terdapat hubungan linear antara indeks daya beli dan kepadatan penduduk terhadap rasio ketersediaan beras.

4.2 Pemodelan Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur Tahun 2013 Menggunakan Regresi Linear

Analisis regresi bertujuan untuk menunjukkan hubungan matematis antara variabel respon dengan variabel prediktor. Persamaan regresi linear yang melibatkan enam variabel prediktor (luas area puso padi, indeks daya beli, persentase penduduk miskin, angka harapan hidup, kepadatan penduduk, dan rata-rata produksi padi) terhadap rasio ketersediaan beras didapatkan hasil sebagai berikut.

$$\hat{Y} = 27{,}8600 - 0{,}0305X_1 - 0{,}3203X_2 - 0{,}0503X_3 - 0{,}0545X_4 - \\ 0{,}0001X_5 + 0{,}2039X_6$$

Untuk mengetahui apakah koefisien yang ada dalam model secara serentak mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model, didapatkan hasil uji *F* dengan tabel ANOVA seperti pada Tabel 4.4 berikut.

Tabel 4.4 Tabel ANOVA Model Regresi Linear Indeks Ketahanan Pangan Beras di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013

Source	**DF**	**SS**	**MS**	**F**	P_{value}
Regression	6	27,597	4,600	2,100	0,081
Residual Error	31	67,772	2,186		
Total	37	95,369			

Tabel 4.4 menunjukkan nilai F_{hitung} sebesar 2,1 yang lebih besar dari $F_{(0,10;6;31)}$ sebesar 1,973 dan P_{value} sebesar 0,081 kurang

dari taraf signifikan α sebesar 0,10 sehingga menghasilkan keputusan Tolak H_0 yang berarti bahwa minimal ada satu variabel respon yang berpengaruh signifikan terhadap rasio ketersediaan beras di Provinsi Jawa Timur, dan untuk mengetahui variabel respon mana yang berpengaruh signifikan dapat diketahui melalui Tabel 4.5. Adapun nilai R^2 dari model tersebut sebesar 28,9% yang mengindikasikan bahwa model regresi tersebut hanya mampu menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor sebesar 28,9% dari keragaman data. Rendahnya nilai R^2 dapat disebabkan karena adanya hubungan yang tidak linear antara variabel respon dan variabel prediktor.

Tabel 4.5 Model Regresi Linear Indeks Ketahanan Pangan Beras di Provinsi Jawa Timur Tahun 2013

Prediksi	***b***	***t***	P_{value}	***VIF***
Konstanta	27,86	2	0,054	
Luas area puso padi	**-0,0305**	**-2,20**	**0,035***	**1,177**
Indeks daya beli	**-0,3203**	**-1,72**	**0,095***	**2,623**
Persentase penduduk miskin	-0,0503	-0,71	0,486	2,336
Angka Harapan Hidup	-0,0545	-0,55	0,589	1,665
Kepadatan penduduk	-0,0001	-0,60	0,555	2,709
Rata-rata produksi padi	0,2039	0,45	0,658	1,083

*) signifikan pada α=0,10

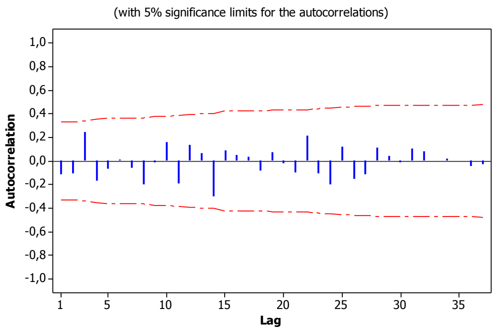
Dari enam variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur, hanya luas area puso padi dan indeks daya beli yang berpengaruh signifikan karena memiliki nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari t_{tabel} sebesar 1,696. Hal ini didukung dengan hasil pemodelan regresi linear terbaik dengan menggunakan metode *forward* yang menghasilkan hasil yang sama dengan metode *stepwise* dan *backward* yang ditampilkan pada Tabel 4.6, dimana dalam model tersebut hanya terpilih variabel prediktor luas area puso padi dan indeks daya beli yang masuk dalam model.

Tabel 4.6 Hasil Pemodelan Regresi Linear Terbaik Menggunakan Metode *Forward*

Tahapan	**1**	**2**
Konstanta	21,230	28,070
Indeks daya beli	-0,270	-0,370
T-Value	-2,340	-3,200
P-Value	0,025	0,003
Luas area puso		-0,033
T-Value		-2,500
P-Value		0,017
S	1,52	1,42
R-Sq	13,16	26,36

4.2.1 Evaluasi Kesesuaian Model Regresi

Dalam analisis regresi linear terdapat beberapa asumsi klasik diantaranya yaitu $\varepsilon_i \sim$ IIDN $(0,\sigma^2)$ dan tidak terjadi kasus multikolinearitas, dengan hasil sebagai berikut.



Gambar 4.3 Plot Autokorelasi Residual

Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat secara visual bahwa residual data tidak mengandung autokorelasi. Namun untuk membuktikan bahwa tidak terdapat korelasi serial dalam residual dapat dilakukan pengujian melalui *run test* dengan hasil pada Tabel 4.7 berikut.

Tabel 4.7 *Run Test*

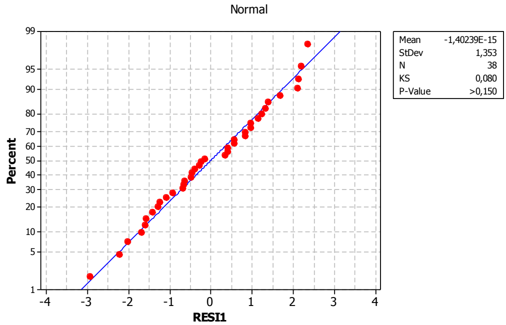
Median	N_1	N_2	Runtun	N	P_{value}
-0,185	19	19	24	38	0,188

Untuk mendeteksi ada tidaknya kasus autokorelasi dapat diketahui melalui hasil *run test* pada Tabel 4.7, dimana didapatkan keputusan Gagal Tolak H_0 karena nilai P_{value} sebesar 0,188 lebih besar dari taraf signifikan α sebesar 0,10 yang berarti bahwa tidak terjadi terdapat korelasi serial dalam residual atau residual independen. Selanjutnya untuk mendeteksi ada atau tidaknya kasus heteroskedastisitas dapat dilakukan melalui uji *Glejser* dengan hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.8 berikut.

Tabel 4.8 Signifikansi Parameter Prediktor Terhadap Nilai Absolut Residual

Source	DF	SS	MS	F	P_{value}
Regression	6	3,3325	0,5554	1,16	0,352
Residual Error	31	14,8252	0,4782		
Total	37	18,1577			

Dengan menggunakan taraf signifikan α sebesar 0,10 diperoleh keputusan Gagal Tolak H_0 dari Tabel 4.8 yang berarti bahwa tidak ada pengaruh signifikan variabel prediktor terhadap nilai absolut residual sebagai variabel respon yang berarti bahwa tidak terjadi kasus heteroskedastisitas. Selanjutnya untuk mengetahui apakah residual berdistribusi normal atau tidak dilakukan uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hasil Gambar 4.4.



Gambar 4.4 *Normal Probability Plot* Residual

Residual telah memenuhi asumsi distribusi normal, hal ini dibuktikan bahwa sesuai hasil pada Gambar 4.4 didapatkan nilai P_{value} sebesar >0,150 yang lebih besar dari taraf signifikan α seebsar 0,10 yang berarti keputusan yang diperoleh yaitu Gagal Tolak H_0, selain itu dilihat dari nilai KS sebesar 0,08 yang lebih kecil dari D_{tabel} sebesar 0,157. Selanjutnya untuk mendeteksi ada-nya kasus multikolinearitas dapat dilakukan dengan menghitung nilai VIF, dimana pada Tabel 4.4 menunjukkan bahwa tidak terdapat kasus multikolinearitas antar variabel prediktor karena nilai VIF kurang dari 10.

Berdasarkan hasil pemodelan indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur menggunakan metode regresi linear, didapatkan hasil bahwa model telah memenuhi semua asumsi yaitu $\varepsilon_i \sim$ IIDN $(0,\sigma^2)$ dan tidak terjadi kasus multikolinearitas. Akan tetapi nilai R^2 yang rendah mengindikasikan adanya hubungan yang tidak linear antara variabel respon dan prediktor, sehingga perlu dilakukan pengujian linearitas sebagai berikut.

4.2.2 Deteksi Linearitas

Salah satu pengujian untuk mendeteksi hubungan linearitas antar variabel pada model regresi yaitu uji *Ramsey's RESET*. Berdasarkan langkah-langkah Uji *Ramsey's RESET* seperti yang dijelaskan pada subbab 2.2.5 dengan menggunakan variabel respon dan keenam variabel prediktor diperoleh *output* dalam Tabel 4.9 berikut.

Tabel 4.9 Nilai F-Statistics Pengujian *Ramsey's RESET*

	Nilai
F_{hitung}	2,713
df	(2;29)
P_{value}	0,0831

Dari Tabel 4.9 diketahui bahwa nilai F_{hitung} sebesar 2,713 dan nilai $F_{(0,10;2;29)}$ sebesar 2,495 sehingga didapatkan keputusan Tolak H_0 yang berarti bahwa tidak terdapat hubungan linear antara variabel respon dan variabel prediktor.

4.3 Pemodelan Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur Tahun 2013 Menggunakan Regresi Non Linear

Pada subbab 4.2.2 diperoleh informasi bahwa tidak terdapat hubungan linear antara variabel respon dan variabel prediktor, sehingga model yang sesuai untuk menjelaskan hubungan antara rasio ketersediaan beras terhadap faktor-faktor yang diduga mempengaruhi adalah model non linear. Pemodelan regresi non linear pada penelitian ini menggunakan model eksponensial sesuai dengan hasil estimasi kurva pada Lampiran 12 dimana pada model eskponensial memiliki nilai RMSE paling rendah dengan model yang dicoba antara lain disajikan pada Tabel 4.10.

Estimasi parameter dalam pemodelan regresi non linear ini menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt* dan Algoritma Genetika. Nilai inisialisasi parameter untuk model regresi non linear yang digunakan merupakan parameter yang diperoleh dari pemodelan regresi linear.

4.3.1 Estimasi Parameter Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt*

Estimasi parameter model regresi non linear dengan menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt* dengan kedua model menghasilkan *output* yang ditampilkan pada Tabel 4.10 berikut.

Tabel 4.10 Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt*

Persamaan $\hat{Y}$	**Parameter**	**RMSE**
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_3}$	a = 2,5766600 b_1 = -0,0097722 b_2 = 0,0161086	1,576693
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_4}$	a =32,0110000 b_1 = -0,0084370 b_2 = -0,0346883	1,568209
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_6}$	a = 1,4124600 b_1 = -0,0099952 b_2 = 0,1379460	1,587596
$\hat{y} = \alpha e^{b_1x_1+b_2x_4+b_3x_6}$	a =13,9287000 b_1 = -0,0089552 b_2 = -0,0315833 b_3 = 0,1182800	1,576988

Hasil nilai RMSE yang ditunjukkan pada Tabel 4.10 untuk model 2 memiliki nilai paling kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model 2 merupakan model yang terbaik untuk memodelkan hubungan antara rasio ketersediaan beras terhadap faktor-faktor yang diduga mempengaruhi indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur dengan faktor luas area puso padi dan angka harapan hidup.

4.3.2 Estimasi Parameter Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma Genetika

Dalam penaksiran parameter model regresi non linear dengan menggunakan Algoritma Genetika terdapat beberapa tahapan yang diuraikan berikut ini.

4.3.2.1 Representasi dan Inisialisasi

Regresi non linear menggunakan Algoritma Genetika diawali dengan mendapatkan nilai estimasi parameter menggunakan metode regresi linear, kemudian nilai estimasi parameter tersebut dijadikan nilai inisialisasi salah satu kromosom untuk mendapatkan nilai estimasi parameter metode regresi non linear menggunakan Algoritma Genetika. Gambar 4.5 menunjukkan nilai inisialisasi yang digunakan sebagai salah satu kromosom.

Kromosom

α	β_1	β_2
2,2766	-0,02165	0,0689

Gambar 4.5 Ilustrasi Kromosom dengan Nilai Estimasi Parameter Regresi Linear

Kromosom pada Gambar 4.5 merupakan salah satu kromosom yang digunakan kembali untuk mengestimasi parameter regresi non linear dengan Algoritma Genetika. Dalam penelitian ini digunakan fungsi RMSE sebagai fungsi objektif yang akan diminimumkan yang terdiri dari tiga parameter regresi yaitu a, b_1, dan $b_{2.}$ Sehingga pada setiap kromosom terdapat tiga gen yang masing-masing mewakili satu parameter dan untuk mencari nilai RMSE yang minimum digunakan ukuran populasi sebanyak 100.

4.3.2.2 Fungsi Objektif dan Nilai Fitness

Nilai *fitness* merupakan acuan dalam tahapan Algoritma Genetika seperti melakukan proses seleksi, pindah silang, mutasi dan elitisme sehingga didapatkan nilai *fitness* terbaik. Hasil proses tersebut akan digunakan untuk mendapatkan nilai *fitness* pada generasi selanjutnya, sehingga terlebih dahulu dihitung nilai *fitness* berdasarkan masing-masing kromosom yang terbentuk. Contoh nilai *fitness* untuk masing-masing kromosom dapat dilihat pada Tabel 4.11 berikut.

Tabel 4.11 Contoh Nilai *Fitness* Setiap Kromosom

Populasi ke	Kromosom			Nilai *Fitness*
1	2,5766	-0,00977	0,0161	1,5767

Tabel 4.11 Contoh Nilai *Fitness* Setiap Kromosom (Lanjutan)

Populasi ke	Kromosom			Nilai *Fitness*
2	2,2766	-0,02165	0,0689	1,5769
.		.		.
.		.		.
.		.		.
100	2,2723	-0,02200	0,0271	1,6144

4.3.2.3 Seleksi Roulette Wheel

Sebelum dilakukan pindah silang, terlebih dahulu dilakukan seleksi *Roulette Wheel* untuk menentukan kromosom induk. Pada seleksi ini dilakukan perhitungan nilai *fitness* relatif (r_k) masing-masing kromosom terlebih dahulu. Sebagai contoh nilai *fitness* relatif (r_k) dapat dihitung sebagai berikut.

r_1 = Fitness1/Total Fitness = 0,01000

r_2 = Fitness1/Total Fitness = 0,01001

dan seterusnya hingga r_{100}.

Kemudian menghitung nilai *fitness* kumulatif (k_k) sebagai berikut.

$k_1 = r_1 = 0{,}01000$

$k_2 = r_1 + r_2 = 0{,}02001$

dan seterusnya hingga k_{100}.

Hasil perhitungan nilai *fitness* relatif (r_k) dan nilai *fitness* kumulatif (k_k) disajikan dalam Tabel 4.12 berikut.

Tabel 4.12 Contoh Nilai *Fitness* Relatif dan Nilai *Fitness* Kumulatif

Populasi ke	*Fitness* Relatif (r_k)	*Fitness* Kumulatif (k_k)
1	0,01000	0,01000
2	0,01001	0,02001
...	...	...
100	0,01012	1

Setelah diperoleh nilai *fitness* relatif dan nilai kumulatif untuk masing-masing kromosom selanjutnya yaitu membangkitkan bilangan *random* antara 0 dan 1 sebanyak ukuran populasi yaitu 100. Bilangan *random* ini digunakan sebagai pembanding untuk setiap individu apakah individu tersebut layak menjadi individu baru atau tidak. Tabel 4.13 menunjukkan contoh perbandingan bilangan *random* dengan nilai *fitness* kumulatif yang akan digunakan pada tahap seleksi dalam algoritma genetika.

Tabel 4.13 Contoh Perbandingan *Fitness* Kumulatif dengan Bilangan *Random*

Populasi ke	*Fitness* Kumulatif	Bilangan *Random*
1	0,01000	0,00410
2	0,02001	0,83200
.	.	.
.	.	.
.	.	.
100	1	0,01775

Berdasarkan Tabel 4.13 dapat diketahui nilai bilangan *random* pertama adalah 0,00410 dimana nilai ini kurang dari nilai *fitness* kumulatif pertama sebesar 0,01000, sehingga populasi pertama terpilih untuk bertahan pada generasi selanjutnya. Individu kedua memiliki nilai bilangan *random* sebesar 0,83200 dimana nilai ini lebih besar dari *fitness* kumulatif kedua, sehingga kromosom kedua berubah menjadi individu baru. Dengan cara yang sama dapat diperoleh kromosom baru sebanyak 100 kromosom.

4.3.2.4 Pindah Silang

Pindah silang melibatkan dua kromosom orangtua yang akan membentuk dua kromosom anak. Pindah silang dalam penelitian ini menggunakan pindah silang satu titik. Langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan titik pindah silang pada kromosom induk. Penentuan titik ini melibatkan probabilitas pindah silang (P_s)=0,8. Proses penentuan titik potong dilanjutkan dengan membangkitkan bilangan *random* antara 0 sampai 1, jika bilangan *random* lebih kecil dari probabilitas pindah silang maka orangtua yang terpilih dari individu satu dan individu dua akan dikawinkan dan keturunanya akan menjadi individu baru. Gambar 4.6 dan Gambar 4.7 menunjukan contoh proses pindah silang kromosom orangtua satu dan kromosom orangtua dua yang akan menghasilkan anak 1 dan anak 2.

Induk 1	2,5766	-0,00977	0,0161
Induk 2	2,2766	-0,02165	0,0689

Gambar 4.6 Kromosom Induk

Gambar 4.6 adalah contoh kromosom orangtua. Misalkan bilangan *random* yang telah dibangkitkan memiliki nilai bilangan *random* lebih kecil dari probabilitas pindah silang (P_s)=0,8 saat terletak pada titik pertama, maka kromosom orangtua akan menghasilkan kromosom anak yang telah berpindah silang antara kedua kromosom induknya pada titik pertama. Berdasarkan Gambar 4.7 terlihat bahwa pada gen pertama terjadi pindah silang sesuai dengan bilangan *random* yang telah dibangkitkan sehingga kedua kromosom akan bertukar pada titik pertama.

Anak 1	2,5766	-0,02165	0,0689
Anak 2	2,2766	-0,00977	0,0161

Gambar 4.7 Kromosom Anak

4.3.2.5 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma Genetika

Tahapan-tahapan iterasi yang dijelaskan hingga pada subbab 4.3.2.4 akan berhenti ketika nilai *fitness* minimum sudah konvergen dari generasi sebelumnya dan selanjutnya. Solusi yang telah memenuhi kriteria tersebut ditampilkan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma Genetika

Persamaan $\hat{Y}$	Parameter	RMSE
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_3}$	a = 2,5767 b_1 = -0,0098 b_2 = 0,0161	1,5767

Tabel 4.14 Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma Genetika (Lanjutan)

Persamaan $\hat{Y}$	**Parameter**	**RMSE**
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_4}$	a =32,0110 b_1 = -0,0084 b_2 = -0,0347	1,5672
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_6}$	a = 1,4125 b_1 = -0,0100 b_2 = 0,1379	1,5876
$\hat{y} = ae^{b_1x_1+b_2x_4+b_3x_6}$	a =13,9287 b_1 = -0,0090 b_2 = -0,0316 b_3 = 0,1183	1,5770

Hasil nilai RMSE yang ditunjukkan pada Tabel 4.14 untuk model 2 memiliki nilai RMSE paling kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model 2 merupakan model yang terbaik untuk memodelkan hubungan antara rasio ketersediaan beras terhadap faktor-faktor yang diduga mempengaruhi indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur dengan faktor luas area puso padi dan angka harapan hidup.

4.4 Perbandingan Model Regresi Linear, Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt* dan Model Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma Genetika

Dengan mengacu pada hasil analisis pada subbab 4.2 dan 4.3 selanjutnya dilakukan perbandingan antara model regresi linear, model regresi non linear menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt*, dan model regresi non linear menggunakan Algoritma Genetika. Model-model tersebut diperoleh dari hasil pemodelan Indeks Ketahanan Pangan Beras yang diwakili oleh rasio ketersediaan beras terhadap faktor-faktor yang diduga mempengaruhi. Kriteria model terbaik dapat dilihat berdasarkan nilai RMSE dengan hasil perbandingan dari ketiga metode dapat dilihat pada Tabel 4.15 berikut.

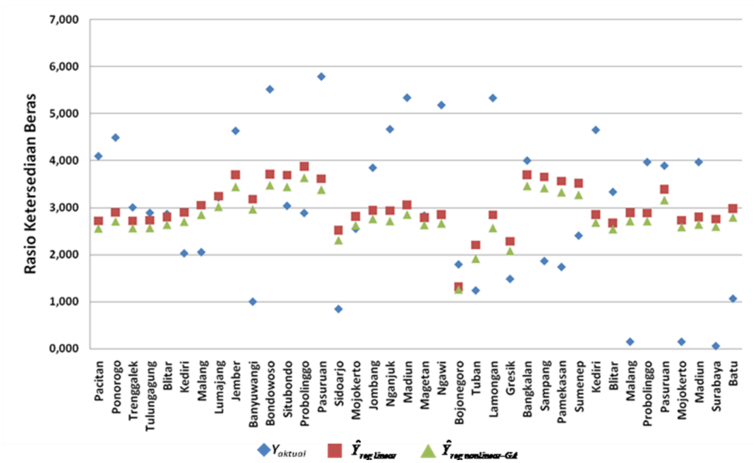
Tabel 4.15 Perbandingan Kriteria RMSE

Metode	**Persamaan** $\hat{Y}$	**RMSE**
Regresi Linear	$\hat{y} = 2{,}2766 - 0{,}02165x_1 + 0{,}0689x_3$	1,56946
	$\hat{y} = 11{,}108 - 0{,}01877x_1 - 0{,}11554x_4$	1,56729
	$\hat{y} = 0{,}707 - 0{,}01864x_1 + 0{,}4155x_6$	1,59352
	$\hat{y} = 8{,}624 - 0{,}01895x_1 - 0{,}10819x_4 + 0{,}3403x_6$	1,57806
Regresi Non Linear-*Levenberg Marquardt*	$\hat{y} = 2{,}57666e^{-0{,}0097722x_1 + 0{,}0161086x_3}$	1,576693
	$\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}008437x_1 - 0{,}0346883x_4}$	1,568209
	$\hat{y} = 1{,}41246e^{-0{,}0099952x_1 + 0{,}137946x_6}$	1,587596
	$\hat{y} = 13{,}9287e^{-0{,}0089552x_1 - 0{,}0315833x_4 + 0{,}11828x_6}$	1,576988
Regresi Non Linear-Algoritma Genetika	$\hat{y} = 2{,}5767e^{-0{,}0098x_1 + 0{,}0161x_3}$	1,5767
	$\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}0084x_1 - 0{,}0347x_4}$	1,5672
	$\hat{y} = 1{,}4125e^{-0{,}0100x_1 + 0{,}1379x_6}$	1,5876
	$\hat{y} = 13{,}9287e^{-0{,}0090x_1 - 0{,}0316x_4 + 0{,}1183x_6}$	1,5770

Berdasarkan Tabel 4.15 diperoleh informasi bahwa model $\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}0084x_1 - 0{,}0347x_4}$ memiliki nilai RMSE terkecil yaitu 1,5672. Hal ini menunjukkan bahwa model regresi non linear dengan menggunakan algoritma genetika dalam estimasi parameternya merupakan model yang terbaik untuk memodelkan hubungan antara indeks ketahanan pangan beras yang diwakili oleh rasio ketersediaan beras di Jawa Timur dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi.

Semakin besar luas area puso dan angka harapan hidup maka rasio ketersediaan beras semakin kecil. Apabila dimisalkan luas area puso sebesar 2,5 hm^2 dan angka harapan hidup sebesar 70,65 maka rasio ketersediaan beras yang dihasilkan sebesar 2,70074.

Berikut Gambar 4.8 merupakan gambaran grafik perbandingan antara nilai aktual rasio ketersediaan beras di Jawa Timur pada tahun 2013 terhadap nilai prediksi yang dihasilkan dari pemodelan $\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}0084x_1 - 0{,}0347x_4}$ yang terpilih menjadi model terbaik dengan nilai RMSE terkecil.



Gambar 4.8 Grafik Perbandingan Nilai Aktual Terhadap Nilai Prediksi Hasil dari Model Terbaik

Grafik perbandingan nilai aktual terhadap nilai prediksi rasio ketersediaan beras pada Gambar 4.8 menunjukkan bahwa nilai yang dihasilkan dari model $\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}0084x_1 - 0{,}0347x_4}$ antara nilai aktual dan nilai prediksi memiliki selisih yang cukup besar, sehingga model $\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}0084x_1 - 0{,}0347x_4}$ belum cukup tepat untuk memodelkan rasio ketersediaan beras di Jawa Timur.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai kesimpulan dari hasil analisis yang telah dilakukan pada data hubungan antara indeks ketahanan pangan beras yang diwakili oleh rasio ketersediaan beras di Jawa Timur dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Karakteristik rasio ketersediaan beras Jawa Timur tahun 2013 memiliki nilai rata-rata sebesar 2,995 dengan rasio minimum sebesar 0,058 pada Kota Surabaya dan rasio tertinggi sebesar 5,785 pada Kabupaten Pasuruan. Rata-rata luas area puso padi akibat banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman sebesar 6,70 hm^2, dimana luas area puso padi terbesar di Kabupaten Bojonegoro sebesar 104,62 hm^2. Rata-rata indeks daya beli sebesar 66,334 dengan indeks daya beli minimum sebesar 61,92 pada Kabupaten Bojonegoro dan indeks daya beli tertinggi sebesar 70,28 pada Kota Surabaya. Pada hasil visual *boxplot* terdapat beberapa titik pengamatan Kabupaten/Kota yang *outlier* pada variabel luas area puso padi dan kepadatan penduduk dan terdapat hubungan linear antara indeks daya beli dan kepadatan penduduk terhadap rasio ketersediaan beras.
2. Hasil pemodelan rasio ketersediaan beras terhadap faktor-faktor yang diduga mempengaruhi menggunakan regresi linear berganda yaitu:

   $$\hat{Y} = 27{,}86 - 0{,}03047X_1 - 0{,}3203X_2 - 0{,}0503X_3 - 0{,}05447X_4 - 0{,}0001105X_5 + 0{,}2039X_6$$

   dengan nilai RMSE dan R^2 masing-masing sebesar 1,4785 dan 28,9%. Rendahnya nilai R^2 diduga karena adanya hubungan yang tidak linear antara variabel prediktor dan variabel respon. Selain itu dari evaluasi kesesuaian model regresi linear terdapat beberapa asumsi yang telah terpenuhi yaitu, tidak terdapat kasus heteroskedastisitas, tidak terdapat autokorelasi, residual berdistribusi normal, tidak terdapat kasus multikolinearitas, namun untuk linearitas model tidak terpenuhi. Dari hasil pemilihan model terbaik didapatkan hasil bahwa indeks daya beli dan luas area puso padi merupakan variabel yang terpilih dengan hasil yang sama antara metode *stepwise*, *forward*, dan *backward*.

3. Hasil pemodelan rasio ketersediaan beras terhadap faktor-faktor yang diduga mempengaruhi menggunakan regresi non linear dengan Algoritma *Levenberg Marquardt* dan Algoritma Genetika sebagai estimasi parameter didapatkan hasil yaitu model yang terdiri dari variabel luas area puso padi dan angka harapan hidup yang masuk ke dalam pemodelan indeks ketahanan pangan beras di Jawa Timur memiliki nilai RMSE terkecil.
4. Dari hasil perbandingan antara model regresi linear, model regresi non linear menggunakan Algoritma *Levenberg Marquardt*, dan regresi non linear menggunakan Algoritma Genetika diperoleh kesimpulan bahwa model yang menggunakan regresi non linear-algoritma genetika yaitu $\hat{y} = 32{,}011e^{-0{,}0084x_1 - 0{,}0347x_4}$ merupakan model yang terbaik untuk pemodelan indeks ketahanan pangan beras yang diwakili oleh rasio ketersediaan beras di Jawa Timur karena memiliki nilai RMSE terkecil, namun model belum cukup tepat untuk memodelkan rasio ketersediaan beras di Jawa Timur. Semakin besar luas area puso dan angka harapan hidup maka rasio ketersediaan beras semakin kecil.

5.2 Saran

Dalam upaya meningkatkan ketahanan pangan di Jawa Timur, pemerintah kabupaten/kota perlu menjaga areal penggunaan tanah yang digunakan untuk menanam padi. Perlu dikeluarkannya berbagai kebijakan untuk menjaga atau bahkan menambah luas areal sawah yang telah ada, serta menjaga tata ruang yang melindungi lahan pertanian untuk menjamin produksi beras di tiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.

Model dalam penelitian ini masih sangat terbatas karena adanya keterbatasan data dan masih sedikitnya penelitian yang memfokuskan pada ketahanan pangan beras di suatu daerah tertentu dan masih banyak aspek yang bisa dijadikan indikator ketahanan pangan, seperti aspek distribusi, perilaku petani dalam berproduksi, pengaruh impor beras, dan berbagai aspek lain yang nantinya dapat melanjutkan penelitian ini. Oleh karena itu diperlukan studi lanjutan yang lebih mendalam dengan data dan metode yang lebih lengkap, sehingga dapat melengkapi hasil penelitian yang telah ada dan hasilnya dapat dipergunakan sebagai bahan pertimbangan berbagai pihak yang berkaitan dengan usaha-usaha untuk mencapai ketahanan pangan.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

DAFTAR PUSTAKA

Afrianto, D. (2007). *Analisis Pengaruh Stok Beras, Luas Panen, Rata-Rata Produksi, Harga Beras, dan Jumlah Beras Terhadap Ketahanan Pangan di Jawa Tengah.* Fakultas Ekonomi Universitas Diponegoro, Semarang.

Baricello, & Rick. (2000). *Evaluating Government Politicy for Food Security: Indonesia.* University of British Columbia, Berlin.

BKP. (2014). *Badan Ketahanan Pangan*. Dipetik September 22, 2016, dari Kementerian Pertanian Republik Indonesia: bkp.pertanian. go.id

BPS. (2014). *Badan Pusat Statistik*. Dipetik September 23, 2016, dari BPS: http://bps.go.id/int/index.php/indikator/634

Daniel, W. W. (1989). *Statistika Non Parametrik Terapan.* Jakarta: PT.Gramedia Pustaka Utama.

Darwanto, D. (2005). Ketahanan Pangan Berbasis Produksi dan Kesejahteraan Petani. *Ilmu Pertanian* , 152-164.

Desiani, A., & Arhami, M. (2006). *Konsep Kecerdasan Buatan.* Yogyakarta: Andi Offset.

Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (3rd ed.). Canada: John Wiley & Sons.

Fandaprofita, W. (2015). *Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks Ketahanan Pangan Beras Menggunakan Pendekatan Regresi Nonparametrik Spline di Provinsi Jawa Timur*. Jurusan Statistika FMIPA-ITS, Surabaya.

Gen, M., & Cheng, R. (1997). *Genetic Algorithm and Engineering Design.* New York: John Wiley & Sons, Inc.

Gujarati, D. (2004). *Basics Econometrics Fourth Edition.* New York: McGraw Hill International.

Holland, J. H. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems : An Introductory Analysis with Applications to Biology*. London: The MIT Press.

Indonesia Investments. (2016). *Komoditas Beras*. Dipetik September 22, 2016, dari Indonesia Investments: http://www. indonesia- investments.com/id/bisnis/komoditas/beras/item183

Irhamah, & Ismail, Z. (2008). *Adaptive Permutation-Based Genetic Algorithm for Solving VRP with Stochastic Demands.* Universiti Teknologi Malaysia, Skudai, Johor, Department of Mathematics, Malaysia.

Jadaan, O. A., Rajamani, L., & Rao, C. R. (2005-2008). Improved Selection Operator for GA. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology (JATIT)* , 269-277.

Jayadewa, O. (2013). *Pemodelan Biaya Tak Langsung Proyek Konstruksi di PT. Wijaya Karya (Studi Kasus: Proyek Konstruksi di Provinsi Kalimantan Timur).* Jurusan Statistika FMIPA-ITS, Surabaya.

Kompasiana. (2015). Dipetik September 21, 2016, dari Perkembangan Pangan Di Indonesia: http://www. kompasiana. com/ vembrijaya/perkembangan-pangan-di indonesia_550 d34e8a33311201e2e3979

Malik, A., & Rahman, A. (2010). *Analisis Ketersediaan Pangan Beras di Provinsi Jambi.* Jambi.

Nainggolan, S. (2009). *Perbandingan Metode Marquardt Compromise dan Metode Gauss Newton Dalam Penaksiran Para-meter Regresi Nonlinear.* Universitas Sumatera Utara, Medan.

Republika Nasional. (2014). Dipetik September 23, 2016, dari Jatim Ditarget Penuhi Setengah Surplus Beras Nasional: http://www.republika.co.id/amp_version/mirvzv

Ripley, B., & Venables, W. (2002). *Modern Applied Statistics with S (4th ed.).* New York: Springer.

Sivanandam, S. N., & Deepa, S. N. (2008). *Introduction to Genetic Algorithms.* New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Sutrisno, N., & Wibowo, R. (2007). *Strategi Pembangunan Ketahanan Pangan.* Makalah pada Kopernas XV dan Kongres XIV PERHEPI, Solo.

Suyanto. (2005). *Algoritma Genetika dalam Matlab.* Yogyakarta: Andi Offset.

Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Metode Statistika.* Edisi ke-3. Diterjemahkan oleh : Ir. Bambang Sumantri. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.

Wihandaru, S. (2012). *Uji Asumsi Klasik: Linearitas.* Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Yogyakarta.

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Indeks Ketahanan Pangan Beras di Provinsi Jawa Timur dan Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi (Tahun 2013)

Kab/Kota	***Y***	***X*₁**	***X*₂**	***X*₃**	***X*₄**	***X*₅**	***X*₆**
Pacitan	4,094	2,65	64,77	16,73	72,18	382	5,062
Ponorogo	4,489	1,39	65,18	11,92	70,85	606	6,028
Trenggalek	3,005	1,73	66,1	13,56	72,33	544	5,873
Tulungagung	2,889	2,87	65,01	9,07	72,02	871	5,273
Blitar	2,865	0,58	68,88	10,57	71,8	644	5,724
Kediri	2,028	2,5	64,6	13,23	70,65	998	5,509
Malang	2,053	0,05	65,97	11,48	69,7	721	7,081
Lumajang	3,214	0,5	64,68	12,14	67,95	564	5,336
Jember	4,632	2,76	64,42	11,68	63,64	718	5,928
Banyuwangi	1,000	0,09	65,37	9,61	68,58	439	6,218
Bondowoso	5,515	0,25	63,91	15,29	63,95	484	5,374
Situbondo	3,037	1,43	65,91	13,65	63,95	397	5,95
Probolinggo	2,885	2,64	65,74	21,21	62,1	650	5,264
Pasuruan	5,785	0	66,5	11,26	64,81	1043	6,53
Sidoarjo	0,845	18,01	69,05	6,72	71,43	2838	6,158
Mojokerto	2,549	3,97	67,65	10,99	71,13	1079	6,15
Jombang	3,847	0,02	66,45	11,17	70,64	1091	5,993
Nganjuk	4,667	5,42	65,07	13,6	69,82	795	4,844
Madiun	5,337	0,03	63,3	12,45	69,68	596	6,185
Magetan	2,830	0,27	66,34	12,19	71,96	879	6,536
Ngawi	5,180	2,8	62,94	15,45	70,97	587	6,36
Bojonegoro	1,792	104,62	61,92	16,02	67,81	527	5,628
Tuban	1,239	51,31	64,77	17,23	68,71	573	6,241
Lamongan	5,331	15,49	65,44	16,18	68,98	674	5,84

Lampiran 1 Data Indeks Ketahanan Pangan Beras di Provinsi Jawa Timur dan Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi (Tahun 2013) (Lanjutan)

Kab/Kota	***Y***	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
Gresik	1,484	29,8	67,2	13,94	71,57	981	5,984
Bangkalan	4,000	0,45	65,48	23,23	64,02	716	6,343
Sampang	1,864	0	65,21	27,08	64,52	743	5,465
Pamekasan	1,738	0,38	63,92	18,53	65,19	1032	5,794
Sumenep	2,405	1,07	67,96	21,22	65,49	508	6,429
Kediri	4,651	0,37	68	8,23	71,36	4129	5,543
Blitar	3,333	0	69,19	7,42	73	4112	5,811
Malang	0,149	0	69,65	4,87	71,14	7644	5,637
Probolinggo	3,968	0	69,56	8,55	71,16	3998	4,929
Pasuruan	3,891	0,01	69,75	7,6	66,75	5060	6,12
Mojokerto	0,148	0,14	69,31	6,65	72,48	6190	4,267
Madiun	3,968	0	67,52	5,02	71,89	5121	6,464
Surabaya	0,058	1,06	70,28	6	72,13	8551	5,565
Batu	1,065	0	67,69	4,77	70,32	981	5,306

Keterangan:

Y : Rasio Ketersediaan Beras

X_1 : Luas area puso padi akibat banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman (hm^2)

X_2 : Indeks daya beli

X_3 : Persentase penduduk hidup di bawah garis kemiskinan

X_4 : Angka harapan hidup

X_5 : Kepadatan penduduk

X_6 : Rata-rata produksi padi (ton/ha)

Lampiran 2 *Output* Korelasi Antar Variabel

Correlations: Y; X1; X2; X3; X4; X5; X6

	Y	X1	X2	X3	X4	X5
X1	-0,218					
	0,188					
X2	-0,363	-0,341				
	0,025	0,036				
X3	0,179	0,174	-0,573			
	0,282	0,297	0,000			
X4	-0,222	-0,020	0,376	-0,616		
	0,181	0,904	0,020	0,000		
X5	-0,357	-0,162	0,738	-0,614	0,373	
	0,028	0,330	0,000	0,000	0,021	
X6	0,139	0,021	-0,100	0,082	-0,123	-0,229
	0,407	0,898	0,551	0,623	0,462	0,166

Cell Contents: Pearson correlation
P-Value

Lampiran 3 *Output* Analisis Regresi Linear $Y, X_1, X_2, ..., X_6$

Regression Analysis: Y versus X1; X2; X3; X4; X5; X6

The regression equation is
Y = 27,9 - 0,0305 Luas X1 - 0,320 X2 - 0,0503 X3 - 0,0545 X4 - 0,000111 X5 + 0,204 X6

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	27,86	13,91	2,00	0,054	
X1	-0,03047	0,01385	-2,20	0,035	1,177
X2	-0,3203	0,1859	-1,72	0,095	2,623
X3	-0,05030	0,07132	-0,71	0,486	2,336
X4	-0,05447	0,09987	-0,55	0,589	1,665
X5	-0,0001105	0,0001852	-0,60	0,555	2,709
X6	0,2039	0,4567	0,45	0,658	1,083

Lampiran 3 *Output* Analisis Regresi Linear Y, X_1, X_2, ..., X_6 (Lanjutan)

```
S = 1,47858   R-Sq = 28,9%   R-Sq(adj) = 15,2%

Analysis of Variance

Source          DF      SS     MS     F      P
Regression       6  27,597  4,600  2,10  0,081
Residual Error  31  67,772  2,186
Total           37  95,369
```

Lampiran 4 *Output* Analisis Pengujian *Ramsey's RESET*

Ramsey RESET Test
Equation: UNTITLED
Specification: Y C X1 X2 X3 X4 X5 X6
Omitted Variables: Powers of fitted values from 2 to 3

	Value	df	Probability
F-statistic	2.713205	(2, 29)	0.0831
Likelihood ratio	6.518070	2	0.0384

Lampiran 5 *Output Run Test*

Runs Test: RESI1 (Median)

```
Runs test for RESI1

Runs above and below K = -0,185

The observed number of runs = 24
The expected number of runs = 20
19 observations above K; 19 below
P-value = 0,188
```

Lampiran 6 *Output* Analisis Regresi Linear *absresi*, X_1, ..., X_6

Regression Analysis: absresi versus X1; X2 ; ...

```
The regression equation is
absresi = 10,7 - 0,00723 X1 - 0,0778 X3 - 0,0482 X3
- 0,0503 X4 + 0,000086 X5 - 0,069 X6

Predictor       Coef      SE Coef       T       P
Constant      10,679        6,507    1,64   0,111
X1         -0,007234     0,006476   -1,12   0,273
X2          -0,07776      0,08692   -0,89   0,378
X3          -0,04825      0,03336   -1,45   0,158
X4          -0,05030      0,04671   -1,08   0,290
X5        0,00008600   0,00008664    0,99   0,329
X6           -0,0694       0,2136   -0,32   0,748

S = 0,691544   R-Sq = 18,4%   R-Sq(adj) = 2,6%

Analysis of Variance

Source           DF       SS       MS     F      P
Regression        6   3,3325   0,5554  1,16  0,352
Residual Error   31  14,8252   0,4782
Total            37  18,1577
```

Lampiran 7 *Output* Pemilihan Model Terbaik (*Stepwise*)

Stepwise Regression: Y versus X2; X2 ; ...

```
  Alpha-to-Enter: 0,1  Alpha-to-Remove: 0,1
Response is Y on 6 predictors, with N = 38

Step                     1       2
Constant             21,23   28,07

X2                   -0,27   -0,37
T-Value              -2,34   -3,20
P-Value              0,025   0,003

X1                          -0,033
T-Value                      -2,50
P-Value                      0,017

S                     1,52    1,42
R-Sq                 13,16   26,36
R-Sq(adj)            10,74   22,15
Mallows Cp             3,9     0,1
```

Lampiran 8 *Output* Pemilihan Model Terbaik (*Forward*)

Stepwise Regression: Y versus X1; X2 ; ...

```
Forward selection.  Alpha-to-Enter: 0,1
Response is Y on 6 predictors, with N = 38

Step                     1       2
Constant             21,23   28,07
X2                   -0,27   -0,37
T-Value              -2,34   -3,20
P-Value              0,025   0,003
X1                          -0,033
T-Value                      -2,50
P-Value                      0,017

S                     1,52    1,42
R-Sq                 13,16   26,36
R-Sq(adj)            10,74   22,15
Mallows Cp             3,9     0,1
```

Lampiran 9 *Output* Pemilihan Model Terbaik (*Backward*)

Stepwise Regression: Y versus X1; X2 ; ...

```
Backward elimination.  Alpha-to-Remove: 0,1

Response is Y on 6 predictors, with N = 38

Step              1        2        3        4        5
Constant      27,86    28,88    25,18    23,41    28,07

X1           -0,030   -0,030   -0,031   -0,032   -0,033
T-Value       -2,20    -2,21    -2,34    -2,38    -2,50
P-Value       0,035    0,034    0,026    0,023    0,017

X2            -0,32    -0,31    -0,32    -0,30    -0,37
T-Value       -1,72    -1,71    -1,79    -1,73    -3,20
P-Value       0,095    0,097    0,083    0,092    0,003

X3           -0,050   -0,054   -0,032
T-Value       -0,71    -0,76    -0,53
P-Value       0,486    0,450    0,598

X4           -0,054   -0,059
T-Value       -0,55    -0,60
P-Value       0,589    0,550

X5         -0,00011 -0,00013 -0,00012 -0,00009
T-Value       -0,60     -0,74    -0,71    -0,57
P-Value       0,555     0,467    0,483    0,575

X6             0,20
T-Value        0,45
P-Value       0,658

S              1,48     1,46     1,45     1,43     1,42
R-Sq          28,94    28,48    27,67    27,04    26,36
R-Sq(adj)     15,18    17,31    18,90    20,61    22,15
Mallows Cp      7,0      5,2      3,6      1,8      0,1
```

Lampiran 10 *Output* Regresi Non Linear Menggunakan Algoritma *Levenberg-Marquardt* ($\hat{y} = \alpha e^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_4}$)

Nonlinear Regression: Y = b0 * exp(b1 * X1 + b2 * X4)

```
Method

Algorithm         Marquardt
Max iterations          200
Tolerance           0,00001

Starting Values for Parameters

Parameter      Value
b0            11,108
b1          -0,01877
b2          -0,11554

Equation

Y = 32,0106 * exp(-0,00833696 * X1 - 0,0336883 * X4)

Parameter Estimates

Parameter  Estimate  SE Estimate          90% CI
b0          32,0106      54,4905  ( 1,62322; 514,569)
b1          -0,0083       0,0082  (-0,03315;   0,001)
b2          -0,0337       0,0249  (-0,07474;   0,009)

Summary

Iterations        27
Final SSE    86,0747
DFE               35
MSE          2,45928
S            1,56821
```

Lampiran 11 Program MATLAB untuk Algoritma Genetika

Fungsi Objektif Model : $\hat{y} = \alpha e^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_4}$

```
function f=fitnessfcn1(a)
y=[4.094;4.489;3.005;2.889;2.865;2.028;2.053;3.214;4.63
2;1.000;5.515;3.037;2.885;5.785;0.845;2.549;3.847;4.667
;5.337;2.830;5.180;1.792;1.239;5.331;1.484;4.000;1.864;
1.738;2.405;4.651;3.333;0.149;3.968;3.891;0.148;3.968;0
.058;1.065];
x1=[2.65;1.39;1.73;2.87;0.58;2.5;0.05;0.5;2.76;0.09;0.2
5;1.43;2.64;0;18.01;3.97;0.02;5.42;0.03;0.27;2.8;104.62
;51.31;15.49;29.8;0.45;0;0.38;1.07;0.37;0;0;0;0.01;0.14
;0;1.06;0];
x2=[72.18;70.85;72.33;72.02;71.8;70.65;69.7;67.95;63.64
;68.58;63.95;63.95;62.1;64.81;71.43;71.13;70.64;69.82;6
9.68;71.96;70.97;67.81;68.71;68.98;71.57;64.02;64.52;65
.19;65.49;71.36;73;71.14;71.16;66.75;72.48;71.89;72.13;
70.32];
yp=a(1)*exp((a(2)*x1)+(a(3)*x2));
n=length(y);
p=2;
f=sqrt((sum((y-yp).^2))/(n-p-1));
```

Command Window

```
options=gaoptimset('PopulationSize',100,'InitialPopulat
ion',[32.0106 -0.008337 -0.0336883],'MutationFcn',
{@mutationuniform,0.1},CrossoverFraction',[0.8],'Crosso
verFcn',@crossoversinglepoint,'SelectionFcn',selectionr
oulette)


[a, fval, exitflag, output, population, scores]=
ga(@fitnessfcn1, 3, [], [], [], [], [], [], [],
options)
```

Lampiran 12 *Output* Hasil Estimasi Kurva

Variabel	Estimasi Kurva	R	R-Sq	MSE	RMSE
	Linear	0,218	0,048	2,523	1,588395
	Quadratic	0,237	0,056	2,571	1,603434
	Cubic	**0,278**	**0,077**	2,588	1,608726
X_1	Compound	0,08	0,006	**1,093**	**1,045466**
	Growth	0,08	0,006	**1,093**	**1,045466**
	Exponential	0,08	0,006	**1,093**	**1,045466**
	Logistic	0,08	0,006	**1,093**	**1,045466**
	Linear	0,363	0,132	2,301	1,516905
	Logarithmic	0,36	0,13	2,306	1,518552
	Invers	0,357	0,128	2,311	1,520197
	Quadratic	0,395	0,156	2,3	1,516575
	Cubic	0,395	0,156	2,3	1,516575
X_2	Compound	**0,471**	**0,222**	**0,856**	**0,925203**
	Power	0,465	0,216	0,862	0,92844
	S	0,459	0,211	0,868	0,931665
	Growth	**0,471**	**0,222**	**0,856**	**0,925203**
	Exponential	**0,471**	**0,222**	**0,856**	**0,925203**
	Logistic	**0,471**	**0,222**	**0,856**	**0,925203**
	Linear	0,179	0,032	2,564	1,60125
	Logarithmic	0,281	0,079	2,439	1,56173
	Invers	0,355	0,126	2,314	1,521184
	Quadratic	0,434	0,188	2,211	1,486943
	Cubic	0,462	0,214	2,206	1,485261
X_3	Compound	0,34	0,116	0,973	0,986408
	Power	0,447	0,2	0,88	0,938083
	S	**0,517**	**0,267**	**0,807**	**0,898332**
	Growth	0,34	0,116	0,973	0,986408
	Exponential	0,34	0,116	0,973	0,986408
	Logistic	0,34	0,116	0,973	0,986408

Lampiran 12 *Output* Hasil Estimasi Kurva (Lanjutan)

Variabel	Estimasi Kurva	R	R-Sq	MSE	RMSE
	Linear	0,222	0,049	2,519	1,587136
	Logarithmic	0,221	0,049	2,52	1,587451
	Invers	0,221	0,049	2,52	1,587451
	Quadratic	0,222	0,049	2,591	1,609658
	Cubic	0,222	0,049	2,59	1,609348
X_4	Compound	**0,272**	**0,074**	**1,019**	**1,009455**
	Power	0,27	0,073	1,02	1,00995
	S	0,268	0,072	1,021	1,010445
	Growth	**0,272**	**0,074**	**1,019**	**1,009455**
	Exponential	**0,272**	**0,074**	**1,019**	**1,009455**
	Logistic	**0,272**	**0,074**	**1,019**	**1,009455**
	Linear	0,357	0,128	2,311	1,520197
	Logarithmic	0,294	0,086	2,421	1,555956
	Invers	0,238	0,056	2,5	1,581139
	Quadratic	0,446	0,199	2,182	1,477159
	Cubic	0,46	0,211	2,212	1,487279
X_5	Compound	**0,652**	**0,425**	**0,633**	**0,795613**
	Power	0,521	0,271	0,802	0,895545
	S	0,394	0,155	0,93	0,964365
	Growth	**0,652**	**0,425**	**0,633**	**0,795613**
	Exponential	**0,652**	**0,425**	**0,633**	**0,795613**
	Logistic	**0,652**	**0,425**	**0,633**	**0,795613**
	Linear	0,139	0,019	2,598	1,611831
	Logarithmic	0,147	0,022	2,592	1,609969
	Invers	0,155	0,024	2,585	1,607794
	Quadratic	0,173	0,03	2,643	1,625731
	Cubic	0,173	0,03	2,643	1,625731
X_6	Compound	0,248	0,061	1,033	1,016366
	Power	0,261	0,068	1,025	1,012423
	S	**0,274**	**0,075**	**1,017**	**1,008464**
	Growth	0,248	0,061	1,033	1,016366
	Exponential	0,248	0,061	1,033	1,016366
	Logistic	0,248	0,061	1,033	1,016366

Lampiran 13 Surat Pernyataan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMIPA ITS:

Nama : Desi Puji Hastuti
NRP : 1315 105 021

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/~~Thesis~~ ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian/buku/Tugas Akhir~~/~~Thesis~~/publikasi lainnya yaitu:

Sumber : 1. Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Timur
2. Badan Ketahanan Pangan (BKP) Provinsi Jawa Timur

Keterangan : 1. Data indeks daya beli Provinsi Jawa Timur tahun 2013, kepadatan penduduk Provinsi Jawa Timur tahun 2013, dan rata-rata produksi padi Provinsi Jawa Timur tahun 2013.
2. Data luas area puso padi akibat banjir, kekeringan, dan organisme pengganggu tanaman Provinsi Jawa Timur tahun 2013, persentase penduduk hidup di bawah garis kemiskinan Provinsi Jawa Timur tahun 2013, angka harapan hidup Provinsi Jawa Timur tahun 2013.

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui Pembimbing Tugas Akhir	Surabaya, Juni 2017
Irhamah, M.Si, Ph.D NIP. 19780406 200112 2 002	Desi Puji Hastuti NRP. 1315 105 021

*(coret yang tidak perlu)

BIODATA PENULIS

Penulis Tugas Akhir ini bernama Desi Puji Hastuti lahir di Surabaya, 24 Desember 1993. Penulis merupakan anak ketiga dari pasangan Bapak Suratman dan Ibu Djasmi. Riwayat pendidikan formal penulis ditempuh di wilayah Surabaya dimulai dari TK Puspita Wijaya, SDN Simo Mulyo II, SMPN 25, SMAN 1, D-III Statistika-ITS dan hingga kini sedang menempuh pendidikan di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya program studi Lintas Jalur Jurusan Statistika angkatan 2015 dengan NRP 1315105021. Pada semester 3 penulis berkesempatan melaksanakan kerja praktek di salah satu *bank* ternama di Surabaya sebagai upaya pengaplikasian ilmu statistika di dunia nyata. Sedangkan untuk menyelesaikan pendidikan di jenjang Sarjana ini, penulis mengambil Tugas Akhir dengan judul **"Pemodelan Indeks Ketahanan Pangan Beras di Jawa Timur Menggunakan Regresi Non Linear dan Algoritma Genetika"**. Jika pembaca ingin memberikan kritik dan saran mengenai Tugas Akhir ini, maka dapat menghubungi melalui *email*: desi.tutut@gmail.com. Kritik dan saran sangat penulis harapkan demi perbaikan ke depannya.