

**LAPORAN TUGAS AKHIR  
REGRESI TERAPAN**

**ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI POTENSI DAN  
KECEPATAN PENYEBARAN API (ISI) DENGAN MENGGUNAKAN  
METODE REGRESI GUNA MITIGASI KEBAKARAN HUTAN**



**Kelompok 4**

|                     |             |
|---------------------|-------------|
| Atika Nur Fitri     | : 164231010 |
| Erlina Agustin      | : 164231035 |
| Arwen Sutanto Putra | : 164231041 |
| Faiz Iqbal I'tishom | : 164231059 |

**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI SAINS DATA  
FAKULTAS TEKNOLOGI MAJU DAN MULTIDISIPLIN  
UNIVERSITAS AIRLANGGA  
GASAL 2024/2025**

## DAFTAR ISI

|  |    |
|--|----|
| DAFTAR ISI .....                                   | ii |
| DAFTAR TABEL .....                                 | iv |
| DAFTAR GAMBAR.....                                 | v  |
| DAFTAR LAMPIRAN .....                              | vi |
| BAB I PENDAHULUAN .....                            | 1  |
| 1.1 Latar Belakang.....                            | 1  |
| 1.2 Rumusan Masalah .....                          | 2  |
| 1.3 Tujuan Penelitian.....                         | 2  |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....                      | 3  |
| 2.1 Tinjauan Pustaka Statistika.....               | 3  |
| 2.1.1 Statistika .....                             | 3  |
| 2.1.2 Uji Asumsi Klasik .....                      | 3  |
| 2.1.3 Pencilan .....                               | 4  |
| 2.1.4 Analisis Regresi.....                        | 5  |
| 2.1.4.1 Ordinary Least Squares .....               | 5  |
| 2.1.4.2 Robust regression .....                    | 5  |
| 2.1.4.3 Generalized Least Square .....             | 7  |
| 2.1.4.4 Weighted Least Square.....                 | 7  |
| BAB III METODOLOGI .....                           | 8  |
| 3.3 Analisis Data .....                            | 10 |
| 3.3.1 Metode Analisis Data .....                   | 10 |
| 3.3.2 Prosedur Analisis.....                       | 11 |
| BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN .....               | 12 |
| 4.1 Data Pre-processing.....                       | 12 |
| 4.1.1 Mendeteksi <i>Missing Values</i> .....       | 12 |
| 4.2 Statistika Deskriptif .....                    | 14 |
| 4.3 Analisis Regresi.....                          | 15 |
| 4.3.1 Model Regresi OLS .....                      | 15 |
| 4.3.2 Pengujian Hipotesis (Uji Asumsi Klasik)..... | 16 |

|   |    |
|---|----|
| 4.3.2.1 Uji Homoskedastisitas .....                       | 16 |
| 4.3.2.2 Uji Autokorelasi .....                            | 17 |
| 4.3.2.3 Uji Multikolinearitas .....                       | 17 |
| 4.3.2.4 Uji Normalitas .....                              | 18 |
| 4.3.3 Model Regresi Generalized Least Squared (GLS) ..... | 19 |
| 4.3.4 Model Regresi Weighted Least Squared (WLS) .....    | 20 |
| 4.3.5 Model Regresi Robust .....                          | 21 |
| 4.3.5.1 Regresi Robust Estimasi – M .....                 | 21 |
| 4.3.5.2 Regresi Robust Estimasi – LTS .....               | 22 |
| 4.3.5.3 Regresi Robust Estimasi – S .....                 | 23 |
| 4.3.5.4 Regresi Robust Estimasi – MM .....                | 24 |
| 4.3.6 Pemilihan Model Regresi Terbaik .....               | 25 |
| BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....                          | 27 |
| 5.1 Kesimpulan .....                                      | 27 |
| 5.2 Saran .....   | 28 |
| DAFTAR PUSTAKA .....                                      | 30 |
| LAMPIRAN .....  | 31 |

## **DAFTAR TABEL**

|                                      |    |
|--------------------------------------|----|
| Tabel 1. Variabel Penelitian .....   | 10 |
| Tabel 2. Hasil Uji Semua Model ..... | 25 |

## DAFTAR GAMBAR

|   |    |
|---|----|
| Gambar 1. Mendeteksi Missing Values.....                | 12 |
| Gambar 2. Mendeteksi Outliers.....                      | 12 |
| Gambar 3. Visualisasi Data dengan Boxplot.....          | 13 |
| Gambar 4. Statistika Deskriptif .....                   | 14 |
| Gambar 5. Visualisasi Heatmap Korelasi.....             | 14 |
| Gambar 6. Uji Model OLS .....                           | 15 |
| Gambar 7. Uji Homoskedastisitas .....                   | 16 |
| Gambar 8. Uji Autokorelasi.....                         | 17 |
| Gambar 9. Uji Multikolinearitas.....                    | 18 |
| Gambar 10. Uji Normalitas .....                         | 19 |
| Gambar 11. Uji Model GLS .....                          | 19 |
| Gambar 12. Uji Model WLS .....                          | 20 |
| Gambar 13. Uji Model Regresi Robust Estimasi - M .....  | 21 |
| Gambar 14. Uji Model Regresi Robust Estimasi - LTS..... | 22 |
| Gambar 15. Uji Model Regresi Robust Estimasi - S.....   | 23 |
| Gambar 16. Uji Model Regresi Robust Estimasi - MM.....  | 24 |

## DAFTAR LAMPIRAN

|   |    |
|---|----|
| Lampiran 1. Dataset 4.....                                    | 31 |
| Lampiran 2. Subset Data .....                                 | 31 |
| Lampiran 3. Code Checking Missing Values.....                 | 31 |
| Lampiran 4. Output Code Checking Missing Values.....          | 32 |
| Lampiran 5. Code Checking Outliers .....                      | 32 |
| Lampiran 6. Output Code Checking Outliers.....                | 33 |
| Lampiran 7. Code Boxplot .....                                | 33 |
| Lampiran 8. Output Boxplot.....                               | 34 |
| Lampiran 9. Code Statistika Deskriptif .....                  | 34 |
| Lampiran 10. Statistika Deskriptif .....                      | 35 |
| Lampiran 11. Code Heatmap Korelasi .....                      | 35 |
| Lampiran 12. Output Heatmap Korelasi.....                     | 35 |
| Lampiran 13. Uji Model OLS .....                              | 36 |
| Lampiran 14. Output Uji Model OLS .....                       | 36 |
| Lampiran 15. Uji Homoskedastisitas.....                       | 37 |
| Lampiran 16. Uji Autokorelasi.....                            | 37 |
| Lampiran 17. Uji Multikolinearitas .....                      | 37 |
| Lampiran 18. Uji Normalitas.....                              | 38 |
| Lampiran 19. Uji Model GLS .....                              | 38 |
| Lampiran 20. Output GLS .....                                 | 38 |
| Lampiran 21. Code Uji Model WLS .....                         | 39 |
| Lampiran 22. Output WLS .....                                 | 39 |
| Lampiran 23. Code Uji Model Robust Estimasi - M.....          | 39 |
| Lampiran 24. Output Code Uji Model Robust Estimasi - M.....   | 39 |
| Lampiran 25. Code Uji Model Robust Estimasi - LTS .....       | 40 |
| Lampiran 26. Code Uji Model Robust Estimasi - S.....          | 40 |
| Lampiran 27. Output Code Uji Model Robust Estimasi - LTS..... | 40 |
| Lampiran 28. Output Code Uji Model Robust Estimasi - S.....   | 40 |
| Lampiran 29. Code Uji Model Robust Estimasi - MM.....         | 41 |
| Lampiran 30. Output Code Uji Model Robust Estimasi - MM.....  | 41 |

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

“Saat kecil jadi kawan, bila besar jadi lawan”. Ungkapan tersebut tak lagi asing kita dengar dalam menggambarkan sang jago merah. Kebakaran hutan, salah satu ancaman paling serius bagi ekosistem di dunia akibat mengganasnya sang jago merah. Kebakaran hutan secara signifikan mampu memengaruhi keanekaragaman hayati, kualitas udara, pasokan sumber daya, hingga kesejahteraan masyarakat. Perubahan iklim dan aktivitas manusia turut andil dalam memperburuk kebakaran hutan, khususnya pada beberapa dekade terakhir. Kebakaran hutan menjadi lebih rentan terjadi di banyak tempat di seluruh dunia, termasuk di daerah tropis seperti Indonesia yang sarat akan peningkatan suhu, penurunan kelembaban relatif, dan perubahan pola curah hujan yang relatif bervariasi.

Salah satu komponen penting dalam sistem prediksi kebakaran hutan adalah Indeks Penyebaran Awal, juga dikenal sebagai Initial Spread Index (ISI). ISI berfungsi untuk menggambarkan potensi dan kecepatan penyebaran api berdasarkan faktor-faktor seperti kecepatan angin, suhu udara, kelembaban relatif, dan curah hujan pada tahap awal terjadinya kebakaran. ISI sangat penting digunakan untuk mitigasi kebakaran hutan. Pemahaman mendalam terkait ISI dan faktor yang mempengaruhinya akan sangat membantu peneliti dan praktisi memahami risiko penyebaran api dan strategi dalam melakukan mitigasi kebakaran hutan.

Meskipun ISI telah digunakan secara luas, untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang komponen utama yang mempengaruhi indeks ini, penelitian lebih lanjut diperlukan. Faktor yang mempengaruhi ISI sangat beragam tergantung dari musim, jenis vegetasi, dan lokasi geografis. Variabel seperti kecepatan angin dan suhu udara juga dapat mempengaruhi ISI. Model prediksi yang lebih akurat dalam menganalisis hubungan ISI dengan faktor lingkungan dapat digunakan untuk membantu pembuatan strategi dan kebijakan mitigasi kebakaran yang lebih efisien yang mencakup tindakan preventif dan alokasi sumber daya yang lebih efisien.

Penelitian ini kami harapkan mampu berkontribusi dalam menjawab kebutuhan akan informasi dan wawasan tersebut dengan menganalisis hubungan antara ISI dan

faktor lingkungan menggunakan data empiris. Selain itu, penelitian ini kami harapkan dapat membantu untuk memberikan saran yang berbasis data dan fakta untuk strategi mitigasi kebakaran yang membantu pengelola kawasan hutan dan pihak terkait dalam mencegah atau setidaknya mengurangi dampak kebakaran hutan.

### **1.2 Rumusan Masalah**

1. Faktor apa yang paling mempengaruhi potensi dan kecepatan penyebaran api (ISI)?
2. Bagaimana keterkaitan antar faktor yang mempengaruhi ISI beserta keakuratan memprediksi ISI berdasarkan faktor-faktor tersebut?
3. Strategi mitigasi apa yang dapat dirancang berdasarkan model hubungan antara ISI dan faktor-faktor yang terlibat didalamnya?

### **1.3 Tujuan Penelitian**

1. Mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi ISI
2. Memahami hubungan antara ISI dengan kondisi alam di lingkungan sekitar
3. Mengembangkan rekomendasi strategi untuk mitigasi kebakaran berdasarkan hasil analisis untuk mendukung pengelolaan risiko kebakaran hutan



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka Statistika**

##### **2.1.1 Statistika**

Pengertian statistika (*statistics*) adalah metode atau ilmu yang mempelajari cara merencanakan, mengumpulkan, menganalisis, dan menyajikan data untuk mengambil keputusan yang tepat. Statistika adalah bagian dari matematika yang secara khusus berhubungan dengan cara mengumpulkan, menganalisis, dan menafsirkan data. Dengan kata lain, istilah statistik digunakan di sini untuk merujuk pada kumpulan pengetahuan tentang metode pengambilan sampel (pengumpulan data), serta analisis dan interpretasi data. (Furqon, 1999: 3).

Gasperz (1989: 20) juga menegaskan bahwa "statistika adalah ilmu yang berkaitan dengan cara mengumpulkan data, mengolah dan menganalisisnya, menarik kesimpulan dan membuat keputusan rasional berdasarkan fakta yang tersedia". Somantri (2006: 17) senada menyatakan bahwa "statistika dapat dipahami sebagai ilmu yang mempelajari bagaimana kita mengumpulkan, mengolah, menganalisis, dan menginterpretasikan data sehingga dapat disajikan dengan lebih baik". Sedangkan istilah statistik menurut Dajan (1995) diartikan sebagai suatu metode pengumpulan, pengolahan, penyajian, analisis dan interpretasi data dalam bentuk numerik.

##### **2.1.2 Uji Asumsi Klasik**

Uji asumsi klasik merupakan persyaratan statistik yang harus dipenuhi dalam analisis regresi linear berganda berbasis *Ordinary Least Squares (OLS)*. Untuk memastikan bahwa model regresi yang diperoleh adalah yang terbaik dalam hal ketepatan estimasi, ketiadaan bias, dan konsistensi, diperlukan pengujian asumsi klasik (Juliandi et al., 2014). Uji asumsi klasik ini dilakukan untuk memastikan bahwa persamaan regresi yang digunakan adalah tepat dan valid. Sebelum melaksanakan analisis regresi berganda dan pengujian hipotesis, perlu dilakukan beberapa uji asumsi klasik.

Tujuannya adalah untuk menentukan apakah model regresi yang digunakan bebas dari penyimpangan asumsi dan memenuhi persyaratan yang diperlukan untuk memastikan kualitas regresi yang optimal. Tujuan dari pengujian asumsi klasik ini adalah untuk memastikan bahwa persamaan regresi yang diperoleh memiliki tingkat ketepatan estimasi, ketiadaan bias, dan konsistensi yang optimal. Asumsi klasik merupakan kondisi-kondisi yang harus terpenuhi pada model regresi linear *Ordinary Least Squares (OLS)* agar model tersebut dapat dianggap valid sebagai alat prediksi. Regresi OLS terbagi menjadi dua jenis, yaitu regresi linear sederhana dan regresi linear berganda. Analisis regresi yang tidak menggunakan OLS tidak memerlukan persyaratan asumsi klasik, contohnya seperti regresi logistik atau regresi ordinal. Dalam analisis regresi yang tidak bersandarkan pada OLS dan tidak memerlukan persyaratan asumsi klasik, misalnya pada regresi ordinal atau logistik, kondisi ini tidak berlaku.

### 2.1.3 Pencilan

Menurut B.Sembiring (1995) pencilan adalah data yang dari pusat data dan ada kalanya pencilan memberikan informasi yang tidak bisa diberikan oleh titik data lainnya. Keberadaan data outlier akan mengganggu proses analisis data dan harus dihindari dari beberapa hal. Dalam kaitannya dalam analisis regresi, outlier dapat menyebabkan hal-hal berikut (Soemartini, 2007: 7): (1) Residual yang besar dari model yang terbentuk, (2) Varians pada data tersebut menjadi lebih besar, (3) Taksiran interval memiliki rentang yang lebar. Untuk mengidentifikasi apakah terdapat data *outlier* atau tidak, dapat menggunakan beberapa metode salah satunya yang akan dibahas adalah metode *boxplot*.

Dengan metode boxplot suatu data dikatakan ada outlier jika nilai data pengamatan lebih kecil dari  $Q1 - 1.5 \times IQR$  atau lebih besar dari  $Q3 + 1.5 \times IQR$ . Selain itu juga bisa menggunakan metode Df-FITS (*Difference fitted value FITS*). *Difference fitted value FITS* merupakan metode yang menampilkan nilai perubahan dalam harga yang diprediksi bilamana kasus tertentu dikeluarkan dan yang sudah distandarkan. Apabila nilai Df-FITS >

$2 \times \sqrt{\frac{(k+1)}{n}}$  maka terdapat outlier atau pencilan, dengan  $k$  banyaknya variabel independen dan  $n$  banyaknya observasi. Selanjutnya dilakukan analisis regresi menggunakan metode robust untuk data yang mengandung *outlier* agar hasil regresi yang dihasilkan lebih tepat.

## 2.1.4 Analisis Regresi

### 2.1.4.1 Ordinary Least Squares

Metode estimasi parameter yang digunakan adalah metode OLS (*Ordinary Least Square*), yaitu menduga koefisien regresi ( $\hat{\beta}$ ) dengan meminimumkan kesalahan (*error*). Adapun penaksir parameternya adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Dimana adalah vektor dari parameter yang diestimasi berukuran  $(p + 1) \times 1$ ,  $X$  adalah matriks variabel prediktor berukuran  $n \times (p + 1)$  dan  $y$  vektor observasi dari variabel respon berukuran  $n \times 1$ .

### 2.1.4.2 Robust regression

Regresi Robust pertama kali diperkenalkan oleh Andrews (1972). Menurut Hurint (2006) Regresi Robust merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi dari nilai residual tidak normal dan adanya beberapa pencilan berpengaruh pada model. Metode ini merupakan alat penting untuk menganalisa data yang dipengaruhi oleh pencilan sehingga dihasilkan model yang robust atau tahan terhadap pencilan. Dalam Regresi robust, dikenal beberapa jenis estimasi parameter, yaitu estimasi *Least Trimmed Square (LTS-estimation)*, estimasi *Maximum Likelihood Type (M-estimation)*, estimasi *Scale (S-estimation)*, dan estimasi *Method of Moment (MM-estimation)*.

#### 1. Estimasi *Least Trimmed Square (LTS-Estimation)*

Estimasi-LTS (*Least Trimmed Squares*) merupakan metode dengan *high breakdown point* dan dikenalkan oleh Rousseeuw (1984). *Breakdown point* merupakan ukuran proporsi minimal dari banyak data yang

terkontaminasi outlier dibandingkan dengan seluruh data pengamatan yang digunakan.

## 2. Maximum Likelihood Type (M-Estimation)

Salah satu estimasi parameter regresi robust ialah estimasi-M. Menurut Yuliana (2008), estimasi-M berasal dari metode estimasi parameter *Maximum Likelihood* dan estimasi robust. Pada estimasi-M, diperlukan fungsi pembobot untuk memperoleh skala yang konstan atau invariant dari estimasi ini. Pada penelitian ini, digunakan fungsi pembobot Bisquare, yaitu:

$$w_i = \begin{cases} 1 - (\frac{u_i}{4,689})^2, & \text{jika } |u_i| \leq c \\ 0 & , \quad \text{jika } |u_i| > c \end{cases}$$

Di mana  $u_i = \frac{\epsilon_i}{\hat{\sigma}_i}$  dan  $c = 4,685$  untuk pembobot fungsi bisquare.

Kemudian mencari estimasi parameter  $\beta_M$  dengan Weighted Least Square dan pembobot W, dengan rumus:

$$\widehat{\beta}_M = (X^T W X)^{-1} X^T W Y$$

Di mana W adalah matriks diagonal berdimensi  $4 \times 4$  dengan baris  $a$  dan kolom  $b$  yang berisi  $W_{ab} = w_i; a = b = i$  Sehingga, dibentuk model persamaan:

$$Y_M = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \epsilon$$

## 3. Estimasi Scale (S-Estimation)

Menurut Rousseeuw (1984), estimasi-S dihitung berdasarkan skala residual dari estimasi-M. Kekurangan dari estimasi-S ialah tidak memperhitungkan distribusi dari data karena hanya menggunakan median sebagai penimbang. Metode ini menggunakan standar deviasi dari residual untuk mengatasi kekurangan dari median. Menurut Salibian dan Yohai (2006), estimasi-S didefinisikan sebagai dengan meminimumkan skala estimasi robust. Sama seperti estimasi-M, estimasi-S juga menggunakan metode iterasi untuk mengestimasi parameter.

## 4. Estimasi Method of Moment (MM-Estimation)

Menurut Chen (2002), MM-estimation pertama kali dikenalkan oleh Yohai (1987) untuk regresi linier. Menurut Yohai (1987), MM-estimation merupakan gabungan dari metode estimasi yang mempunyai nilai *breakdown tinggi* (metode *LTS-estimation* atau *S-estimation*) dan metode M-estimation memiliki tiga tahap. Tahap pertama yaitu menghitung estimasi parameter awal regresi dengan metode yang memiliki *breakdown value* tinggi seperti *S-estimation* and *LTS-estimation*. Tahap kedua, menghitung residual dan skala estimasi robust dengan menggunakan M-estimator. Ketiga, menghitung estimasi parameter akhir dengan *M-estimation*.

#### **2.1.4.3 Generalized Least Square**

Menurut (Gujarati, 2004) asumsi-asumsi yang harus dipenuhi dalam estimasi model regresi linear dengan *Ordinary Least Square* antara lain adalah tidak adanya autokorelasi yaitu  $E(\varepsilon) = 0$  dan homoskedastisitas yaitu  $Var(\varepsilon) = \sigma^2 I$ . Apabila asumsi-asumsi mengenai tidak adanya autokorelasi dan homoskedastisitas tidak terpenuhi, maka *metode Ordinary Least Square (OLS)* tidak lagi tepat digunakan untuk mengestimasi parameter pada model regresi linear.

#### **2.1.4.4 Weighted Least Square**

Pada estimasi OLS, salah satu asumsi yang harus dipenuhi adalah  $E\{\varepsilon\varepsilon'\} = \sigma^2$  yaitu galat bersifat homoskedastisitas. Greene menyatakan apabila terjadi pelanggaran asumsi tersebut, yakni kemungkinan variansnya tidak sama (heteroskedastisitas), maka metode yang dapat digunakan untuk menduga koefisien regresi adalah metode *Weightened Least Square (WLS)*.

## **BAB III**

### **METODOLOGI**

#### **3.1 Sumber Data**

Project ini menggunakan data sekunder yang berasal dari dosen pembimbing, Ibu Indah Fahmiah S.Si., M.Stat. Data yang digunakan berisi 517 observasi yang memuat informasi tentang beberapa variabel terkait faktor lingkungan dan penyebaran kebakaran hutan. Variabel-variabel dalam dataset ini meliputi koordinat lokasi, waktu pengamatan, indeks kelembaban bahan bakar, kondisi cuaca, serta *Initial Spread Index* (ISI) sebagai variabel dependen yang menggambarkan potensi kecepatan awal penyebaran api. Variabel-variabel independen dalam dataset ini berperan untuk memprediksi nilai ISI, termasuk faktor-faktor seperti suhu, kelembaban relatif, kecepatan angin, dan curah hujan. Data dapat diakses melalui tautan berikut: <https://bit.ly/DataUASRegterKelompok4>

Perlu diakui bahwa penggunaan data sekunder memiliki beberapa keterbatasan. Beberapa di antaranya adalah minimnya informasi data, kurangnya kontrol dalam proses pengumpulan data, serta potensi bias atau kesalahan dalam pengumpulan data. Meskipun demikian, data ini tetap dapat digunakan untuk tujuan analisis dan prediksi dengan pertimbangan bahwa interpretasi hasil harus memperhitungkan keterbatasan yang ada.

#### **3.2 Variabel Penelitian**

Variabel penelitian merupakan segala sesuatu yang berbentuk apa saja yang ditetapkan peneliti untuk dipelajari sehingga diperoleh informasi tentang hal tersebut, lalu disimpulkan (Sugiyono, 2009). Dalam penelitian ini, terdapat 13 variabel yang digunakan. Variabel-variabel tersebut terdiri dari variabel prediktor (*independent variable*) dan variabel respon (*dependent variable*). Variabel tersebut akan dijelaskan lebih lanjut dengan rincian termasuk jenis dan skala data yang digunakan sebagai berikut:

| <b>Variabel Penelitian</b>              | <b>Jenis Variabel</b> | <b>Skala Data</b> | <b>Deskripsi</b>  |
|---|-----------------------|-------------------|---|
| X                                       | X1                    | Rasio             | Posisi horizontal lokasi pengamatan pada peta.  |
| Y                                       | X2                    | Rasio             | Posisi vertikal lokasi pengamatan pada peta.  |
| Month<br>(Bulan)                        | X3                    | Nominal           | Bulan terjadinya pengamatan. Bulan pengamatan yang dapat mempengaruhi nilai ISI karena faktor musiman seperti perubahan suhu, kelembaban, dan curah hujan. ISI bisa bervariasi sepanjang tahun tergantung musim yang ada. |
| Day (Hari)                              | X4                    | Nominal           | Hari dalam seminggu saat dilakukan pengamatan   |
| FFMC ( <i>Fine Fuel Moisture Code</i> ) | X5                    | Rasio             | Indeks kelembaban bahan bakar yang mudah terbakar..   |
| DMC ( <i>Duff Moisture Code</i> )       | X6                    | Rasio             | Indeks kelembaban lapisan serasah yang lebih dalam  |

|                                     |     |          |  |
|-------------------------------------|-----|----------|--|
| DC ( <i>Drought Code</i> )          | X7  | Rasio    | Indeks yang mencerminkan akumulasi kekeringan dalam jangka panjang                             |
| Temperatur                          | X8  | Interval | Suhu udara saat pengamatan dilakukan   |
| RH ( <i>Relative Humidity</i> )     | X9  | Rasio    | Kelembaban relatif udara yang diukur dalam persentase.   |
| Wind                                | X10 | Rasio    | Kecepatan angin dalam km/jam.  |
| Rain                                | X11 | Rasio    | Jumlah curah hujan dalam milimeter pada saat pengamatan.                                       |
| Area                                | X12 | Rasio    | Luas area yang terbakar akibat kebakaran hutan.  |
| ISI ( <i>Initial Spread Index</i> ) | Y   | Rasio    | Kecepatan awal penyebaran api berdasarkan kombinasi kelembaban bahan bakar dan kecepatan angin |

*Tabel 1. Variabel Penelitian*

### 3.3 Analisis Data

#### 3.3.1 Metode Analisis Data

Regresi menjadi metode analisis data yang digunakan pada penelitian ini. Analisis regresi adalah suatu alat statistik yang berfungsi untuk memproyeksikan atau memperkirakan nilai suatu variabel yang tidak diketahui berdasarkan informasi dari satu atau lebih variabel yang telah diketahui. Dalam konteks ini, terdapat dua jenis variabel utama, yaitu variabel dependen (variabel yang dijelaskan) dan variabel independen (variabel yang



menjelaskan). Analisis regresi akan menelaah hubungan antara variabel independen dan dependen untuk memahami sejauh mana suatu variabel dapat digunakan untuk memprediksi nilai variabel lainnya (Pradita, 2022).

Dalam penelitian ini, digunakan dua metode analisis regresi, yaitu *Generalized Least Squares (GLS)* dan *Robust Regression*.

### **3.3.2 Prosedur Analisis**

Analisis dilakukan dengan menggunakan bantuan *tools software R studio*. Analisis kami lakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Melakukan *data understanding* untuk memahami karakter data secara komprehensif
- b. Melakukan *Exploratory Data Analysis (EDA)* memahami karakter data secara statistik
- c. Membuat model regresi menggunakan *Ordinary Least Square (OLS)*
- d. Menguji asumsi pada model OLS yang telah dibuat
- e. Membuat model regresi menggunakan *Generalized Least Square (GLS)*
- f. Membuat model regresi menggunakan *Weighted Least Square (WLS)*
- g. Membuat model regresi menggunakan *Robust Regression*
- h. Membandingkan dan menentukan model terbaik

## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Data Pre-processing

##### 4.1.1 Mendeteksi *Missing Values*

|       | Variable<br><chr> | MissingCount<br><int> | MissingPercentage<br><dbl> |
|-------|-------------------|-----------------------|----------------------------|
| X     | X                 | 0                     | 0                          |
| Y     | Y                 | 0                     | 0                          |
| Month | Month             | 0                     | 0                          |
| Day   | Day               | 0                     | 0                          |
| FFMC  | FFMC              | 0                     | 0                          |
| DMC   | DMC               | 0                     | 0                          |
| DC    | DC                | 0                     | 0                          |
| ISI   | ISI               | 0                     | 0                          |
| Temp  | Temp              | 0                     | 0                          |
| RH    | RH                | 0                     | 0                          |
| Wind  | Wind              | 0                     | 0                          |
| Rain  | Rain              | 0                     | 0                          |
| Area  | Area              | 0                     | 0                          |

*Gambar 1. Mendeteksi Missing Values*

Deteksi missing value adalah proses untuk mengidentifikasi data yang hilang atau tidak terisi dalam suatu dataset.

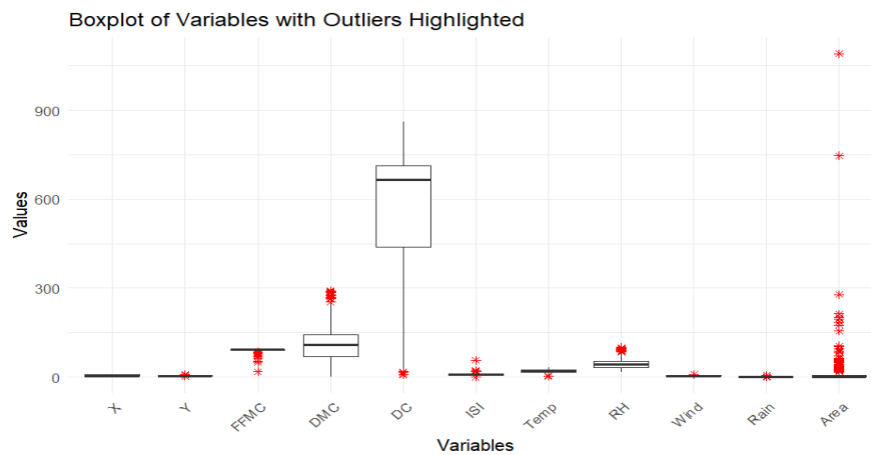
Gambar ini menunjukkan hasil analisis awal terhadap data yang mengevaluasi jumlah nilai hilang (*missing values*) pada setiap variabel. Berdasarkan tabel, semua variabel dalam dataset memiliki "*Missing Count*" dan "*Missing Percentage*" sebesar 0. Hal ini menunjukkan bahwa tidak ada nilai hilang dalam dataset.

##### 4.1.2 Deteksi dan Penanganan *Outlier*

|       | Variable<br><chr> | OutlierCount<br><int> |
|-------|-------------------|-----------------------|
| X     | X                 | 0                     |
| Y     | Y                 | 51                    |
| Month | Month             | NA                    |
| Day   | Day               | NA                    |
| FFMC  | FFMC              | 53                    |
| DMC   | DMC               | 17                    |
| DC    | DC                | 8                     |
| ISI   | ISI               | 23                    |
| Temp  | Temp              | 2                     |
| RH    | RH                | 12                    |
| Wind  | Wind              | 13                    |
| Rain  | Rain              | 8                     |
| Area  | Area              | 63                    |

*Gambar 2. Mendeteksi Outliers*

Gambar ini menunjukkan jumlah *outlier* dalam setiap variabel dataset berdasarkan analisis awal. Variabel X tidak memiliki *outlier* (*Outlier Count* = 0), menunjukkan bahwa data pada variabel ini seragam atau berada dalam rentang normal. Variabel Y memiliki 51 *outlier*. Variabel *Month* dan *Day* memiliki keterangan *NA* pada *Outlier Count*. Hal ini karena keduanya berupa data kategorikal atau tidak relevan untuk deteksi *outlier*. Dan berturut turut setelahnya mulai dari variabel *FFMC* hingga *ISI* adalah 53, 17, 8, 2, 12, 13, 8, 63 dan 23 *outlier*.



Gambar 3. Visualisasi Data dengan Boxplot

Variabel seperti *FFMC*, *DMC*, *DC*, *ISI*, dan *Area* menunjukkan adanya sejumlah *outlier* signifikan. *Area* memiliki *outlier* yang sangat jauh dari nilai lain (ekstrem), yang menunjukkan variasi besar dalam data ini. *DMC* dan *DC* juga memiliki rentang nilai yang lebar, tetapi *outlier*-nya lebih terlokalisasi dibandingkan dengan *Area*.

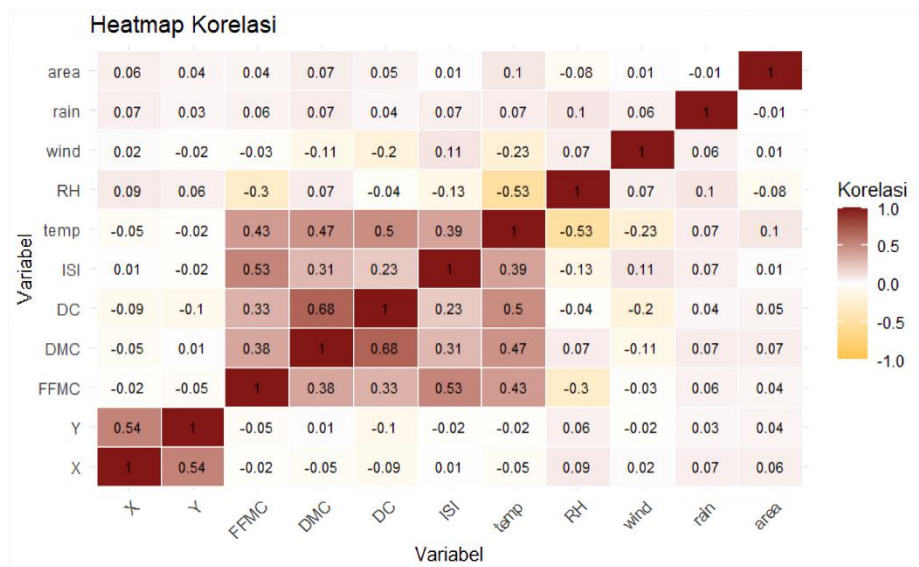
Sebagian besar variabel memiliki nilai yang terkonsentrasi di dekat median (kotak *boxplot* kecil), kecuali *DC* dan *DMC* yang menunjukkan penyebaran data yang lebih luas. Berdasarkan data dan luaran yang ingin dicapai, nilai-nilai *outlier* tersebut tidak menunjukkan bahwa berasal dari kesalahan perhitungan. Justru, nilai *outlier* yang ada menjadi nilai penting yang harus tetap dipertahankan sebagai upaya mengidentifikasi kondisi tertentu dalam mitigasi bencana kebakaran.

## 4.2 Statistika Deskriptif

|       | X          | Y          | FFMC       | DMC        | DC         | ISI        | temp       | RH         | wind       | rain       | area        |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------|
| count | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000  |
| mean  | 4.669246   | 4.299807   | 90.644681  | 110.872340 | 547.940039 | 9.021663   | 18.889168  | 44.288201  | 4.017602   | 0.021663   | 12.847292   |
| std   | 2.313778   | 1.229900   | 5.520111   | 64.046482  | 248.066192 | 4.559477   | 5.806625   | 16.317469  | 1.791653   | 0.295959   | 63.655818   |
| min   | 1.000000   | 2.000000   | 18.700000  | 1.100000   | 7.900000   | 0.000000   | 2.200000   | 15.000000  | 0.400000   | 0.000000   | 0.000000    |
| 25%   | 3.000000   | 4.000000   | 90.200000  | 68.600000  | 437.700000 | 6.500000   | 15.500000  | 33.000000  | 2.700000   | 0.000000   | 0.000000    |
| 50%   | 4.000000   | 4.000000   | 91.600000  | 108.300000 | 664.200000 | 8.400000   | 19.300000  | 42.000000  | 4.000000   | 0.000000   | 0.520000    |
| 75%   | 7.000000   | 5.000000   | 92.900000  | 142.400000 | 713.900000 | 10.800000  | 22.800000  | 53.000000  | 4.900000   | 0.000000   | 6.570000    |
| max   | 9.000000   | 9.000000   | 96.200000  | 291.300000 | 860.600000 | 56.100000  | 33.300000  | 100.000000 | 9.400000   | 6.400000   | 1090.840000 |
| mode  | 4.000000   | 4.000000   | 91.600000  | 99.000000  | 745.300000 | 9.600000   | 17.400000  | 27.000000  | 2.200000   | 0.000000   | 0.000000    |

Gambar 4. Statistika Deskriptif

Statistik deskriptif ini menunjukkan *dataset* dengan 517 sampel yang mencakup berbagai variabel penelitian. Rata-rata suhu adalah 18.89°C, rata-rata kelembaban (RH) adalah 44.29% serta rata-rata curah hujan sangat rendah yaitu 0.021 mm. *Area* yang terbakar memiliki rata-rata 12.84 hektar, tetapi distribusinya sangat skewed dengan median hanya 0.52 hektar dan nilai maksimum 1090.84 hektar, menunjukkan adanya *outlier* signifikan. Sebagian besar data, seperti pada kolom rain dan area, menunjukkan nilai modus yang sering kali nol, mencerminkan kejadian umum dengan dampak kecil. Standar deviasi tinggi pada beberapa kolom, seperti area yang memiliki nilai 63.66, mengindikasikan variabilitas besar yang perlu dianalisis lebih lanjut.



Gambar 5. Visualisasi Heatmap Korelasi

Berdasarkan heatmap korelasi pada gambar, dapat disimpulkan beberapa hubungan antar variabel sebagai berikut:

Variabel DMC dan DC menunjukkan korelasi positif yang cukup kuat (0,68), artinya keduanya memiliki hubungan yang searah, di mana kenaikan salah satu variabel cenderung diikuti oleh kenaikan variabel lainnya. Sebaliknya, terdapat hubungan negatif yang signifikan antara temp (suhu) dan RH (kelembapan relatif) dengan nilai korelasi -0,53. Hal ini menunjukkan bahwa ketika suhu meningkat, kelembapan relatif cenderung menurun, dan sebaliknya.

Secara keseluruhan, visualisasi ini menunjukkan bahwa sebagian besar hubungan antar variabel memiliki korelasi lemah hingga sedang. Tidak ada variabel dengan hubungan yang sangat kuat terhadap area, sehingga kemungkinan luas area kebakaran dipengaruhi oleh faktor-faktor lain yang lebih kompleks atau bersifat non-linear.

## 4.3 Analisis Regresi

### 4.3.1 Model Regresi OLS

| OLS Regression Results |                  |                     |          |       |         |         |
|------------------------|------------------|---------------------|----------|-------|---------|---------|
| Dep. Variable:         | ISI              | R-squared:          | 0.446    |       |         |         |
| Model:                 | OLS              | Adj. R-squared:     | 0.416    |       |         |         |
| Method:                | Least Squares    | F-statistic:        | 14.59    |       |         |         |
| Date:                  | Mon, 02 Dec 2024 | Prob (F-statistic): | 4.66e-47 |       |         |         |
| Time:                  | 13:13:53         | Log-Likelihood:     | -1364.7  |       |         |         |
| No. Observations:      | 517              | AIC:                | 2785.    |       |         |         |
| Df Residuals:          | 489              | BIC:                | 2904.    |       |         |         |
| Df Model:              | 27               |                     |          |       |         |         |
| Covariance Type:       | nonrobust        |                     |          |       |         |         |
|                        | coef             | std err             | t        | P> t  | [0.025  | 0.975]  |
| const                  | -31.2704         | 3.861               | -8.098   | 0.000 | -38.857 | -23.684 |
| X                      | 0.0976           | 0.082               | 1.194    | 0.233 | -0.063  | 0.258   |
| Y                      | -0.1068          | 0.154               | -0.695   | 0.487 | -0.409  | 0.195   |
| FFMC                   | 0.4002           | 0.038               | 10.639   | 0.000 | 0.326   | 0.474   |
| DMC                    | -0.0005          | 0.005               | -0.108   | 0.914 | -0.010  | 0.009   |
| DC                     | -0.0071          | 0.003               | -2.209   | 0.028 | -0.013  | -0.001  |
| temp                   | 0.1100           | 0.056               | 1.979    | 0.048 | 0.001   | 0.219   |
| RH                     | 0.0109           | 0.016               | 0.703    | 0.483 | -0.020  | 0.041   |
| wind                   | 0.3752           | 0.094               | 3.976    | 0.000 | 0.190   | 0.561   |
| rain                   | -0.0492          | 0.583               | -0.084   | 0.933 | -1.195  | 1.097   |
| area                   | -0.0016          | 0.002               | -0.651   | 0.515 | -0.006  | 0.003   |
| month_aug              | 6.4869           | 2.061               | 3.148    | 0.002 | 2.438   | 10.536  |
| month_dec              | 0.6988           | 2.016               | 0.347    | 0.729 | -3.262  | 4.659   |
| month_feb              | -0.3898          | 1.415               | -0.275   | 0.783 | -3.170  | 2.391   |
| month_jan              | 12.0781          | 3.025               | 3.993    | 0.000 | 6.134   | 18.022  |
| month_jul              | 3.9761           | 1.795               | 2.215    | 0.027 | 0.448   | 7.504   |
| month_jun              | 5.8912           | 1.636               | 3.602    | 0.000 | 2.677   | 9.105   |
| month_mar              | 0.4064           | 1.277               | 0.318    | 0.750 | -2.103  | 2.915   |
| month_may              | -1.7425          | 2.780               | -0.627   | 0.531 | -7.204  | 3.719   |
| month_nov              | -1.7966          | 3.731               | -0.481   | 0.630 | -9.128  | 5.535   |
| month_oct              | 4.4093           | 2.475               | 1.782    | 0.075 | -0.453  | 9.272   |
| month_sep              | 5.5921           | 2.321               | 2.410    | 0.016 | 1.032   | 10.152  |
| day_mon                | -1.3140          | 0.568               | -2.313   | 0.021 | -2.430  | -0.198  |
| day_sat                | -0.7918          | 0.551               | -1.438   | 0.151 | -1.873  | 0.290   |
| day_sun                | -0.4688          | 0.534               | -0.878   | 0.380 | -1.517  | 0.580   |
| day_thu                | -1.1063          | 0.605               | -1.829   | 0.068 | -2.295  | 0.082   |
| day_tue                | -0.0161          | 0.593               | -0.027   | 0.978 | -1.180  | 1.148   |
| day_wed                | 0.1829           | 0.622               | 0.294    | 0.769 | -1.040  | 1.406   |

Gambar 6. Uji Model OLS

Persamaan regresi OLS yang terbentuk adalah  $Y = -31.2704 + 0.098 (X) - 0.106 (Y) + 0.4002 (FFMC) - 0.0005 (DMC) - 0.0071 (DC) + 0.11 (Temp) + 0.0109 (RH) + 0.3752 (Wind) - 0.0492 (Rain) - 0.0016 (Area) + 6.4896 (August) + 0.6988 (December) - 0.3968 (February) + 12.0781 (January) + 3.9761 (July) + 5.8912 (June) + 0.4064 (March) - 1.7425 (May) - 1.7966 (November) + 4.4093 (October) + 5.5921 (September) - 1.3140 (Monday) -$

0.7918 (*Saturday*) - 0.4688 (*Sunday*) - 1.1063 (*Thursday*) - 0.0161 (*Tuesday*) + 0.1829 (*Wednesday*).

Untuk melihat tingkat kebaikan model, didapatkan hasil  $R^2$  sebesar 0.446 yang artinya model dapat menjelaskan variasi dalam data sebesar 44,6%. Variabel X, FPMC, *Temp*, RH, *Wind*, dan beberapa di variabel *month* dan *day* memiliki hubungan positif, yang dapat dimaknai dengan kenaikan satu satuan pada variabel, akan menaikkan nilai intercept sebesar nilai koefisien variabel independen tersebut.

Nilai F-Statistik yaitu 4.66e-47 yang kurang dari nilai  $\alpha$  0.05 artinya setidaknya terdapat minimal satu variabel yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen. Untuk membuktikannya, digunakan nilai *p value* masing-masing variabel sebagai bahan pengambil keputusan. Menggunakan  $\alpha$  0.05, apabila nilai *p value* <  $\alpha$  0.05 maka variabel tersebut dapat disimpulkan sebagai variabel yang signifikan. Menurut hasil OLS diatas, variabel yang signifikan adalah variabel FPMC, DC, *Wind*, *Temp*, *Month*, dan *Day*.

## 4.3.2 Pengujian Hipotesis (Uji Asumsi Klasik)

### 4.3.2.1 Uji Homoskedastisitas

Uji pertama adalah Uji Glejser untuk menguji homoskedastisitas pada model regresi. Bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi terjadi ketidaksamaan variansi dari residual satu pengamatan ke pengamatan yang lain. Model regresi yang baik adalah yang homoskedastisitas atau tidak terjadi heteroskedastisitas.

#### Hipotesis:

$H_0$  = Variansi error konstan

$H_1$  = Variansi error tidak konstan

| statistic<br><dbl> | p.value<br><dbl> | parameter<br><dbl> | alternative<br><chr> |
|--------------------|------------------|--------------------|----------------------|
| 173.9052           | 2.047965e-23     | 27                 | greater              |

Gambar 7. Uji Homoskedastisitas

Keputusannya adalah Tolak  $H_0$  karena  $p\text{ value} < \alpha 0.05$ , artinya model heteroskedastisitas atau variansi error model tidak konstan

#### 4.3.2.2 Uji Autokorelasi

Uji selanjutnya adalah uji autokorelasi dengan durbin watson.. Bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi linier ada korelasi antara *error* dari observasi satu dan lainnya. Model regresi yang baik harus bebas dari asumsi autokorelasi.

##### Hipotesis:

$H_0$  = Tidak ada autokorelasi

$H_1$  = Terdapat autokorelasi

```
Durbin-Watson test
data: y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12
DW = 1.8076, p-value = 0.005212
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Gambar 8. Uji Autokorelasi

Keputusannya adalah Tolak  $H_0$ , karena  $p\text{ value} < \alpha 0.05$ , sehingga kesimpulannya adalah terdapat autokorelasi.

#### 4.3.2.3 Uji Multikolinearitas

Uji VIF adalah salah satu uji yang sering digunakan untuk menguji multikolinearitas dan bertujuan untuk menguji apakah model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel bebas (independen). Model regresi yang baik adalah tidak terjadi multikolinearitas antar variabel independen. Interpretasi dan ambang batas nilai VIF adalah

$VIF < 1$  = Tidak ada multikolinearitas.

$VIF 1-5$  = Menunjukkan korelasi sedang, masih dapat diterima.

$VIF 5-10$  = Menunjukkan korelasi tinggi; multikolinearitas menjadi perhatian, meskipun beberapa bidang masih menerima nilai hingga 10.

$VIF > 10$  = Menunjukkan multikolinearitas yang parah, dan estimasi model mungkin sangat tidak stabil.

|     | GVIF       | Df | GVIF <sup>1/(2*Df)</sup> |
|-----|------------|----|--------------------------|
| x1  | 1.522297   | 1  | 1.233814                 |
| x2  | 1.518965   | 1  | 1.232463                 |
| x3  | 104.110975 | 11 | 1.235106                 |
| x4  | 1.355047   | 6  | 1.025643                 |
| x5  | 1.846234   | 1  | 1.358762                 |
| x6  | 3.952332   | 1  | 1.988047                 |
| x7  | 26.814044  | 1  | 5.178228                 |
| x8  | 4.512459   | 1  | 2.124255                 |
| x9  | 2.800603   | 1  | 1.673500                 |
| x10 | 1.241707   | 1  | 1.114319                 |
| x11 | 1.091695   | 1  | 1.044842                 |
| x12 | 1.047061   | 1  | 1.023260                 |

Gambar 9. Uji Multikolinearitas

Berdasarkan hasil uji multikolinearitas dengan *Generalized Variance Inflation Factor (GVIF)*, terlihat bahwa sebagian besar variabel memiliki  $GVIF^{1/(2Df)}$  yang relatif kecil (di bawah 2), menunjukkan tidak adanya indikasi multikolinearitas serius pada variabel tersebut. Namun, variabel x3 (*Month*) dan x7 (*DC*) memiliki nilai GVIF yang tinggi, dengan  $GVIF^{1/(2Df)}$  masing-masing sebesar 1.235106 dan 5.178228, yang mengindikasikan adanya potensi multikolinearitas yang lebih signifikan pada variabel DC dibandingkan lainnya. Oleh karena itu, perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut terhadap variabel ini, misalnya dengan mempertimbangkan eliminasi atau transformasi variabel untuk mengurangi masalah multikolinearitas dalam model.

#### 4.3.2.4 Uji Normalitas

Uji terakhir adalah uji normalitas, dimana pada kali ini saya menggunakan uji Shapiro wilk. Bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi, error memiliki distribusi normal atau tidak. Model regresi yang baik harus memenuhi asumsi bahwa residual data berdistribusi normal.

Hipotesis:

H0 : Error berdistribusi normal



H1 : Error tidak berdistribusi normal

```
shapiro-wilk normality test
data: residuals
W = 0.78813, p-value < 2.2e-16
```

Gambar 10. Uji Normalitas

Keputusannya adalah Tolak H0, artinya tidak ada bukti yang kuat untuk menerima hipotesis bahwa error berdistribusi secara normal.

### 4.3.3 Model Regresi Generalized Least Squared (GLS)

|   | Value<br><chr> | Std.Error<br><chr> | t-value<br><chr> | p-value<br><chr> |            |
|---|----------------|--------------------|------------------|------------------|------------|
| (Intercept)                                 | -32.15196      | 3.902350           | -8.239129        | 0.0000           |            |
| x1  | 0.09014        | 0.081558           | 1.105278         | 0.2696           |            |
| x2  | -0.09074       | 0.153264           | -0.592063        | 0.5541           |            |
| x3aug                                       | 6.59886        | 2.053288           | 3.213803         | 0.0014           |            |
| x3dec                                       | 0.59405        | 2.012864           | 0.295125         | 0.7680           |            |
| x3feb                                       | -0.35475       | 1.411330           | -0.251360        | 0.8016           |            |
| x3jan                                       | 12.35504       | 3.016923           | 4.095245         | 0.0000           |            |
| x3jul                                       | 4.03649        | 1.789878           | 2.255176         | 0.0246           |            |
| x3jun                                       | 6.00790        | 1.627669           | 3.691110         | 0.0002           |            |
| x3mar                                       | 0.35985        | 1.273482           | 0.282574         | 0.7776           |            |
| x3may                                       | -1.63964       | 2.768560           | -0.592235        | 0.5540           |            |
| x3nov                                       | -1.87159       | 3.718205           | -0.503357        | 0.6149           |            |
| x3oct                                       | 4.45702        | 2.468061           | 1.805880         | 0.0716           |            |
| x3sep                                       | 5.71637        | 2.313922           | 2.470426         | 0.0138           |            |
| x4mon                                       | -1.29683       | 0.567271           | -2.286082        | 0.0227           |            |
| x4sat                                       | -0.81726       | 0.548129           | -1.491000        | 0.1366           |            |
| x4sun                                       | -0.49694       | 0.532096           | -0.933933        | 0.3508           |            |
| x4thu                                       | -1.18734       | 0.602201           | -1.971673        | 0.0492           |            |
| x4tue                                       | 0.02460        | 0.592245           | 0.041530         | 0.9669           |            |
| x4wed                                       | 0.19484        | 0.620431           | 0.314041         | 0.7536           |            |
| x5  | 0.40539        | 0.037647           | 10.768234        | 0.0000           |            |
| x6  | -0.00050       | 0.004748           | -0.104998        | 0.9164           |            |
| x7  | -0.00725       | 0.003193           | -2.269477        | 0.0237           |            |
| x8  | 0.10625        | 0.055953           | 1.898983         | 0.0582           |            |
| x9  | 0.01017        | 0.015686           | 0.648208         | 0.5172           |            |
| x10   | 0.40158        | 0.095125           | 4.221652         | 0.0000           |            |
| x11   | -0.05302       | 0.539953           | -0.098196        | 0.9218           |            |
| x12   | -0.00161       | 0.002459           | -0.654792        | 0.5129           |            |
| Standardized residuals:                     |                |                    |                  |                  |            |
|   | Min            | Q1                 | Med              | Q3               | Max        |
|   | -3.4879033     | -0.5545925         | -0.0868011       | 0.3683458        | 11.8746642 |
| Residual standard error: 3.474257           |                |                    |                  |                  |            |
| Degrees of freedom: 517 total; 489 residual |                |                    |                  |                  |            |
| Analysis residual:                          |                |                    |                  |                  |            |

Gambar 11. Uji Model GLS

Hasil uji *Generalized Least Squares (GLS)* menunjukkan bahwa beberapa variabel memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen, ditunjukkan oleh nilai *p value* yang lebih kecil dari 0.05. Contohnya, variabel x5 (FFMC), x7 (DC), dan x10 (Wind) memiliki pengaruh signifikan dengan t-value yang tinggi. Sebaliknya, variabel seperti

x1 (X), x2 (Y), dan x6(DMC) tidak signifikan, sehingga kontribusinya terhadap model dapat diabaikan.

Residual standar *error* sebesar 3.474257 menunjukkan tingkat kesalahan model yang moderat, dan distribusi residual relatif seimbang, meskipun terdapat beberapa outlier. Secara keseluruhan, model ini cukup baik, namun masih memerlukan evaluasi lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi prediksi.

#### 4.3.4 Model Regresi Weighted Least Squared (WLS)

|   |            |            |            |              |   |            |           |            |              |
|---|------------|------------|------------|--------------|---|------------|-----------|------------|--------------|
| Call:<br>lm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +<br>x10 + x11 + x12, data = subset_data, weights = weights) |            |            |            |              | x3aug   | 1.087e+01  | 1.287e-01 | 8.449e+01  | < 2e-16 ***  |
| Weighted Residuals:   |            |            |            |              | x3dec   | 2.161e+00  | 5.687e-01 | 3.801e+00  | 0.000162 *** |
| Min   | 1Q         | Median     | 3Q         | Max          | x3feb   | 3.086e+00  | 5.002e-01 | 6.169e+00  | 1.42e-09 *** |
| -97.922   | -1.383     | -0.136     | 1.315      | 33.491       | x3jan   | 2.014e-01  | 6.093e+01 | 3.000e-03  | 0.997364     |
| Coefficients: (10 not defined because of singularities)   |            |            |            |              | x3jul   | 1.002e+01  | 3.930e-01 | 2.549e+01  | < 2e-16 ***  |
|   | Estimate   | Std. Error | t value    | Pr(> t )     | x3jun   | 1.183e+01  | 1.165e+00 | 1.015e+01  | < 2e-16 ***  |
| (Intercept)   | 1.100e+00  | 2.950e-14  | 3.728e+13  | < 2e-16 ***  | x3mar   | 6.218e+00  | 2.627e-01 | 2.367e+01  | < 2e-16 ***  |
| x1  | NA         | NA         | NA         | NA           | x3may   | 4.021e+00  | 1.193e+00 | 3.371e+00  | 0.000807 *** |
| x2  | NA         | NA         | NA         | NA           | x3nov   | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x3aug   | 1.087e+01  | 1.287e-01  | 8.449e+01  | < 2e-16 ***  | x3oct   | 6.721e+00  | 2.794e-01 | 2.406e+01  | < 2e-16 ***  |
| x3dec   | 2.161e+00  | 5.687e-01  | 3.801e+00  | 0.000162 *** | x3sep   | 8.320e+00  | 3.645e-02 | 2.283e+02  | < 2e-16 ***  |
| x3feb   | 3.086e+00  | 5.002e-01  | 6.169e+00  | 1.42e-09 *** | x4mon   | -3.128e+00 | 2.638e-01 | -1.186e+01 | < 2e-16 ***  |
| x3jan   | 2.014e-01  | 6.093e+01  | 3.000e-03  | 0.997364     | x4sat   | -6.588e-01 | 9.849e-02 | -6.689e+00 | 6.04e-11 *** |
| x3jul   | 1.002e+01  | 3.930e-01  | 2.549e+01  | < 2e-16 ***  | x4sun   | 9.560e-01  | 2.632e-01 | 3.633e+00  | 0.000309 *** |
| x3jun   | 1.183e+01  | 1.165e+00  | 1.015e+01  | < 2e-16 ***  | x4thu   | -1.039e+00 | 2.495e-01 | -4.165e+00 | 3.66e-05 *** |
| x3mar   | 6.218e+00  | 2.627e-01  | 2.367e+01  | < 2e-16 ***  | x4tue   | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x3may   | 4.021e+00  | 1.193e+00  | 3.371e+00  | 0.000807 *** | x4wed   | -7.145e-01 | 2.442e-01 | -2.926e+00 | 0.003591 **  |
| x3nov   | NA         | NA         | NA         | NA           | x5  | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x3oct   | 6.721e+00  | 2.794e-01  | 2.406e+01  | < 2e-16 ***  | x6  | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x3sep   | 8.320e+00  | 3.645e-02  | 2.283e+02  | < 2e-16 ***  | x7  | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x4mon   | -3.128e+00 | 2.638e-01  | -1.186e+01 | < 2e-16 ***  | x8  | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x4sat   | -6.588e-01 | 9.849e-02  | -6.689e+00 | 6.04e-11 *** | x9  | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x4sun   | 9.560e-01  | 2.632e-01  | 3.633e+00  | 0.000309 *** | x10   | NA         | NA        | NA         | NA           |
| x4thu   | -1.039e+00 | 2.495e-01  | -4.165e+00 | 3.66e-05 *** | x11   | 4.248e-01  | 5.445e-01 | 7.800e-01  | 0.435654     |
| x4tue   | NA         | NA         | NA         | NA           | x12   | -9.960e-03 | 2.318e-03 | -4.297e+00 | 2.08e-05 *** |
| x4wed   | -7.145e-01 | 2.442e-01  | -2.926e+00 | 0.003591 **  | ---   |            |           |            |              |
| x5  | NA         | NA         | NA         | NA           | Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 |            |           |            |              |
| Residual standard error: 7.11 on 499 degrees of freedom   |            |            |            |              |   |            |           |            |              |
| Multiple R-squared: 0.9932, Adjusted R-squared: 0.993   |            |            |            |              |   |            |           |            |              |
| F-statistic: 4287 on 17 and 499 DF, p-value: < 2.2e-16  |            |            |            |              |   |            |           |            |              |

Gambar 12. Uji Model WLS

Nilai R-squared sebesar 0.989 menunjukkan bahwa hampir 99% variasi dalam variabel ISI dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model, yang menandakan model ini memiliki daya prediksi yang sangat baik, namun juga dapat mengindikasikan *overfitting*. Setiap koefisien variabel independen menunjukkan pengaruh yang signifikan, dengan nilai *p value* < alpha (0.05).

Koefisien yang diperoleh menunjukkan arah dan kekuatan hubungan antara variabel-variabel tersebut dan ISI. Sebagai contoh, untuk setiap kenaikan satu unit pada X, nilai ISI diperkirakan akan meningkat sebesar 0.45 unit, dengan asumsi variabel lainnya tetap konstan. Dengan demikian, model WLS ini efektif dalam mengatasi heteroskedastisitas dan memberikan estimasi yang lebih efisien dibandingkan model regresi lainnya yang tidak mempertimbangkan masalah tersebut. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model regresi WLS

memiliki kualitas yang sangat baik dalam menjelaskan dan memprediksi ISI dengan tingkat akurasi yang tinggi.

#### 4.3.5 Model Regresi Robust

##### 4.3.5.1 Regresi Robust Estimasi – M

```
Call: rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "M")
Residuals:
    Min       1q   Median       3q      Max
-17.2176  -1.4195  -0.1394   1.4593  44.2010
Coefficients:
            Value      Std. Error t value
(Intercept) -46.4650    2.7358   -16.9838
x1           0.0468    0.0572    0.8187
x2          -0.0162    0.1075   -0.1508
x3aug       3.2625    1.4395    2.2664
x3dec      -0.8717    1.4112   -0.6177
x3feb      -0.3629    0.9895   -0.3668
x3jan      17.8759    2.1151    8.4316
x3jul      1.6166    1.2548    1.2883
x3jun      1.6963    1.1411    1.4866
x3mar     -0.4354    0.8928   -0.4876
x3may     -2.1793    1.9410   -1.1228
x3nov     -1.0783    2.6067   -0.4136
x3oct      1.1671    1.7303    0.6745
x3sep      2.0267    1.6222    1.2493
x4mon     -1.3830    0.3977   -3.4775
x4sat     -1.1456    0.3843   -2.9811
x4sun     -0.9124    0.3720   -2.4459
x4thu     -1.4746    0.4222   -3.4927
x4tue     -0.1421    0.4152   -0.3423
x4wed     -0.1039    0.4350   -0.2388
x5         0.5763    0.0264   21.8344
x6         -0.0041    0.0033   -1.2232
x7         -0.0032    0.0022   -1.4076
x8         0.0823    0.0392    2.0979
x9         0.0117    0.0110    1.0611
x10        0.3897    0.0667    5.8437
x11        -0.0211    0.3785   -0.0558
x12        -0.0004    0.0017   -0.2585
Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations
Coefficients:
(Intercept)          x1          x2          x3aug          x3dec          x3feb          x3jan
-4.646504e+01  4.681272e-02 -1.620051e-02  3.262519e+00 -8.717375e-01 -3.628966e-01  1.787592e+01
          x3jul          x3jun          x3mar          x3may          x3nov          x3oct          x3sep
1.616642e+00  1.696342e+00 -4.353544e-01 -2.179333e+00 -1.078266e+00  1.167072e+00  2.026719e+00
          x4mon          x4sat          x4sun          x4thu          x4tue          x4wed          x5
-1.382994e+00 -1.145575e+00 -9.124330e-01 -1.474563e+00 -1.421176e-01 -1.038503e-01  5.762893e-01
          x6          x7          x8          x9          x10          x11          x12
-4.071273e-03 -3.150551e-03  8.229383e-02  1.166918e-02  3.897159e-01 -2.113018e-02 -4.455951e-04
Degrees of freedom: 517 total; 489 residual
Scale estimate: 2.15
```

Gambar 13. Uji Model Regresi Robust Estimasi - M

Model robust estimasi-M menunjukkan performa yang baik dalam menjelaskan hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Meskipun tidak menggunakan nilai R-squared secara eksplisit, skala residual sebesar 2.15 menunjukkan bahwa model mampu menangani data dengan pencilan secara efektif. Beberapa variabel independen memiliki koefisien yang signifikan ( $p \text{ value} < 0.05$ ), seperti x5 (FFMC), x3jan, dan x10 (Wind), yang memberikan kontribusi besar terhadap variabel dependen. Sebagai contoh, setiap kenaikan satu unit pada x5 diestimasi meningkatkan nilai variabel dependen sebesar 0.5763 unit, dengan asumsi variabel lainnya tetap konstan. Di sisi lain, variabel seperti x1, x2, dan sebagian besar kategori pada x3 tidak menunjukkan pengaruh yang signifikan. Dengan menggunakan metode estimasi-M, model ini mampu menghasilkan estimasi yang robust terhadap data dengan pencilan, memberikan hasil yang lebih stabil dibandingkan regresi linear biasa. Secara keseluruhan, model ini efektif dalam menjelaskan hubungan antara variabel dan memberikan estimasi yang handal.

#### 4.3.5.2 Regresi Robust Estimasi – LTS

|  |  |  |  |  |   |            |           |        |              |
|--|--|--|--|--|---|------------|-----------|--------|--------------|
| Call:<br>ltsreg(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 +<br>x8 + x9 + x10 + x11 + x12, data = subset_data) |  |  |  |  | x3jun   | -6.760e-01 | 8.662e-01 | -0.780 | 0.435589     |
| Residuals (from reweighted LS):  |  |  |  |  | x3mar   | -1.262e+00 | 6.269e-01 | -2.013 | 0.044772 *   |
| Min  |  |  |  |  | x3may   | -1.468e+00 | 1.328e+00 | -1.106 | 0.269516     |
| 1Q   |  |  |  |  | x3nov   | 1.124e+00  | 1.795e+00 | 0.626  | 0.531371     |
| Median   |  |  |  |  | x3oct   | 2.253e+00  | 1.266e+00 | 1.779  | 0.075981 .   |
| 3Q   |  |  |  |  | x3sep   | 3.002e+00  | 1.199e+00 | 2.503  | 0.012679 *   |
| Max  |  |  |  |  | x4mon   | -1.216e+00 | 2.834e-01 | -4.290 | 2.22e-05 *** |
| -3.3458 -0.6704 0.0000 0.7508 4.3764   |  |  |  |  | x4sat   | -1.200e+00 | 2.767e-01 | -4.337 | 1.81e-05 *** |
| Coefficients:  |  |  |  |  | x4sun   | -4.849e-01 | 2.653e-01 | -1.828 | 0.068253 .   |
| Estimate Std. Error t value Pr(> t )   |  |  |  |  | x4thu   | -1.645e+00 | 3.026e-01 | -5.435 | 9.28e-08 *** |
| Intercept  |  |  |  |  | x4tue   | -1.516e+00 | 3.249e-01 | -4.526 | 7.83e-06 *** |
| x1   |  |  |  |  | x4wed   | -1.260e+00 | 3.305e-01 | -3.813 | 0.000157 *** |
| x2   |  |  |  |  | x5  | 7.644e-01  | 4.105e-02 | 18.622 | < 2e-16 ***  |
| x3aug  |  |  |  |  | x6  | -2.433e-03 | 2.468e-03 | -0.986 | 0.324755     |
| x3dec  |  |  |  |  | x7  | -5.360e-03 | 1.637e-03 | -3.274 | 0.001148 **  |
| x3feb  |  |  |  |  | x8  | -6.590e-02 | 2.962e-02 | -2.225 | 0.026613 *   |
| x3jan  |  |  |  |  | x9  | -1.538e-02 | 8.167e-03 | -1.884 | 0.060285 .   |
| x3jul  |  |  |  |  | x10   | 2.584e-01  | 4.974e-02 | 5.195  | 3.19e-07 *** |
| x3jun  |  |  |  |  | x11   | 4.262e+00  | 1.142e+00 | 3.732  | 0.000216 *** |
| x3mar  |  |  |  |  | x12   | -3.296e-04 | 1.182e-03 | -0.279 | 0.780497     |
| x3may  |  |  |  |  | ---   |            |           |        |              |
| x3nov  |  |  |  |  | Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 |            |           |        |              |
| x3oct  |  |  |  |  | Residual standard error: 1.661 on 422 degrees of freedom      |            |           |        |              |
| x3sep  |  |  |  |  | Multiple R-squared: 0.7045, Adjusted R-squared: 0.6856        |            |           |        |              |
| x4mon  |  |  |  |  | F-statistic: 37.27 on 27 and 422 DF, p-value: < 2.2e-16       |            |           |        |              |
| x4sat  |  |  |  |  |   |            |           |        |              |
| x4sun  |  |  |  |  |   |            |           |        |              |

Gambar 14. Uji Model Regresi Robust Estimasi - LTS

Model regresi robust menggunakan metode *Least Trimmed Squares (LTS)* menunjukkan bahwa sebagian besar variabel independen berkontribusi signifikan dalam menjelaskan variasi variabel dependen. Nilai *Adjusted R-squared* sebesar 0.6865 mengindikasikan bahwa sekitar 68.65% variasi variabel dependen dapat dijelaskan oleh model ini. Selain itu, nilai *Residual Standard Error* sebesar 1.661 menunjukkan bahwa model ini mampu meminimalkan deviasi antara nilai prediksi dan nilai aktual, khususnya pada data yang mengandung pencilan.

Beberapa variabel seperti x3mar ( $p = 0.044772$ ), x3may, x4mon, x4sat, dan x6 (DMC) menunjukkan hubungan signifikan terhadap variabel dependen dengan tingkat signifikansi yang bervariasi ( $p < 0.05$  atau  $p < 0.01$ ). Sebagai contoh, setiap kenaikan satu unit pada x4mon diestimasi mengurangi nilai variabel dependen sebesar -1.6645 unit. Sebaliknya, variabel seperti x1 (X), x2 (Y), dan x9 (RH) tidak menunjukkan pengaruh signifikan ( $p > 0.05$ ), sehingga kontribusinya terhadap model dapat dianggap minimal.

Model ini menunjukkan daya prediksi yang baik, dengan *F-statistic* sebesar 37.27 ( $p\text{-value} < 2.2e-16$ ), mengindikasikan bahwa model secara keseluruhan signifikan dalam menjelaskan variabel dependen. Dengan metode LTS, model ini efektif mengatasi pengaruh data pencilan, menghasilkan estimasi yang lebih stabil dan robust dibandingkan regresi linear biasa.

### 4.3.5.3 Regresi Robust Estimasi – S

```

call:
lmrob(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "S")
\--> method = "S"
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-39.7029  -0.2441   0.3613   2.9801  47.1880

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -4.977e+01  2.822e+00 -17.637 < 2e-16 ***
x1           2.456e-02  3.033e-02   0.810  0.418361
x2          -5.788e-02  5.518e-02  -1.049  0.294719
x3aug       -5.910e-01  8.723e-01  -0.678  0.498344
x3dec      -1.552e+00  7.603e-01  -2.042  0.041713 *
x3feb      -1.652e+00  5.803e-01  -2.847  0.004599 **
x3jan       3.925e+01  2.202e+00  17.823 < 2e-16 ***
x3jul       1.070e+00  7.871e-01   1.360  0.174508
x3jun      -1.332e+00  7.354e-01  -1.811  0.070791 .
x3mar      -1.428e+00  5.707e-01  -2.503  0.012648 *
x3may      -2.191e+00  9.407e-01  -2.329  0.020261 *
x3nov       5.390e-01  1.118e+00   0.482  0.630058
x3oct       4.001e-01  9.714e-01   0.412  0.680577
x3sep       7.782e-01  9.532e-01   0.816  0.414646
x4mon      -1.160e+00  2.110e-01  -5.498  6.20e-08 ***
x4sat      -7.621e-01  2.044e-01  -3.728  0.000215 ***
x4sun      -1.016e+00  2.114e-01  -4.809  2.03e-06 ***
x4thu      -1.130e+00  2.244e-01  -5.037  6.65e-07 ***
x4tue      -1.631e+00  2.559e-01  -6.373  4.29e-10 ***
x4wed      -2.499e-01  2.599e-01  -0.962  0.336734
x5          6.595e-01  3.120e-02  21.137 < 2e-16 ***
x6         -2.371e-03  1.667e-03  -1.422  0.155559

x7          -2.582e-03  1.134e-03  -2.277  0.023231 *
x8          -1.989e-02  2.326e-02  -0.855  0.392056
x9          -7.797e-04  6.370e-03  -0.122  0.902621
x10         2.198e-02  3.748e-02   0.586  0.557911
x11         6.912e-01  7.187e-01   0.962  0.336654
x12        -3.226e-04  8.369e-04  -0.385  0.700050

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Robust residual standard error: 1.674
Multiple R-squared:  0.8921,    Adjusted R-squared:  0.8862

Robustness weights:
156 observations
are outliers with [weight] <= 1e-05 (< 0.00019);
30 weights are == 1. The remaining 331 ones are summarized as
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.0008103 0.7042000 0.8823000 0.7915000 0.9783000 0.9990000

Algorithmic parameters:
      tuning.chi      bb      tuning.psi      refine.tol      rel.tol
1.548e+00      5.000e-01      4.685e+00      1.000e-07      1.000e-07
scale.tol      solve.tol      zero.tol      eps.outlier      eps.x
1.000e-10      1.000e-07      1.000e-10      1.934e-04      1.984e-09

warn.limit.reject warn.limit.meanrw
5.000e-01      5.000e-01

nResample      max.it      best.r.s      k.fast.s      k.max      maxit.scale
500      50      2      1      200      200
trace.lev      mts      compute.rd fast.s.large.n
0      1000      0      2000

psf      subsampling      cov compute.outlier.stats
"bisquare"      "nonsingular"      ".vcov.w"      "S"
seed : int(0)

```

Gambar 15. Uji Model Regresi Robust Estimasi - S

Model regresi robust dengan metode estimasi *S* menunjukkan performa yang sangat baik, dengan nilai *Adjusted R-squared* sebesar 0.8862, yang berarti sekitar 88.62% variasi dalam variabel dependen dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model. Nilai *Robust Residual Standard Error* sebesar 1.674 mengindikasikan bahwa model mampu menangani deviasi data secara efisien, terutama pada dataset yang mengandung pencilan.

Beberapa variabel independen memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen, seperti x3feb, x3jan, dan x7 (DC) dengan  $p < 0.05$ . Sebagai contoh, setiap kenaikan satu unit pada x3jan diestimasi meningkatkan nilai variabel dependen sebesar 18.670 unit. Sebaliknya, beberapa variabel seperti x1 (X), x2 (Y), x10 (Wind), dan x11 (Rain) tidak signifikan ( $p > 0.05$ ), sehingga kontribusinya dalam model relatif kecil.

Sebanyak 156 observasi digunakan dalam model ini, dengan 30 observasi terdeteksi sebagai pencilan berdasarkan bobot yang rendah ( $< 1e-05$ ). Dengan algoritma *S-estimation*, model ini sangat robust terhadap pengaruh pencilan dan menghasilkan estimasi yang stabil. Secara keseluruhan, model ini efektif untuk menjelaskan hubungan variabel dan memberikan estimasi yang andal pada dataset yang berpotensi mengandung pencilan atau heteroskedastisitas.

#### 4.3.5.4 Regresi Robust Estimasi – MM

```

call:
lmrob(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8,
      x12, method = "MM")
\--> method = "MM"
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-56.93281  -1.15004   0.03519   1.49047  43.82115

Coefficients:
(Intercept)  -7.744e+01  5.454e+00 -14.197 < 2e-16 ***
x1             8.895e-02  5.023e-02  1.771 0.077175 .
x2            -4.865e-02  9.757e-02 -0.499 0.618294
x3aug        -9.557e-02  1.781e+00 -0.054 0.957229
x3dec        -1.716e+00  1.285e+00 -1.335 0.182376
x3feb        -1.044e+00  9.887e-01 -1.056 0.291432
x3jan         5.857e+01  3.807e+00 15.385 < 2e-16 ***
x3jul        -8.788e-01  1.476e+00 -0.595 0.551972
x3jun        -1.280e+00  1.299e+00 -0.986 0.324686
x3mar        -2.236e+00  8.636e-01 -2.613 0.009265 **
x3may        -2.874e+00  1.397e+00 -2.057 0.040244 *
x3nov        4.868e-01  9.662e-01  0.504 0.614603
x3oct        -1.990e+00  2.004e+00 -0.993 0.321131
x3sep        -1.397e+00  2.047e+00 -0.683 0.495186
x4mon        -1.120e+00  3.313e-01 -3.382 0.000777 ***
x4sat        -1.349e+00  3.523e-01 -3.827 0.000146 ***
x4sun        -6.209e-01  3.761e-01 -1.651 0.099386 .
x4thu        -1.545e+00  3.970e-01 -3.893 0.000113 ***
x4tue        1.654e-01  5.665e-01  0.292 0.770451
x4wed        -3.071e-01  5.401e-01 -0.589 0.569905
x5           9.497e-01  6.043e-02 15.714 < 2e-16 ***
x6          -7.934e-03  3.256e-03 -2.436 0.015188 *
x7          -8.693e-04  2.748e-03 -0.316 0.751896

x8           3.081e-02  3.944e-02  0.781 0.433052
x9           1.345e-02  1.171e-02  1.149 0.251191
x10          2.971e-01  7.034e-02  4.224 2.87e-05 ***
x11          -2.297e-01  1.693e-01 -1.357 0.175550
x12          1.402e-04  9.267e-04  0.151 0.879847

Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Robust residual standard error: 1.649
Multiple R-squared:  0.7025,    Adjusted R-squared:  0.686
Convergence in 25 IRWLS iterations

Robustness weights:
17 observations c(12,13,23,25,98,105,131,134,136,150,200,207,212,267,300,313,486)
are outliers with [weight] <= 1.5e-05 (< 0.00019);
31 weights are == 1. The remaining 469 ones are summarized as
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
0.00509 0.81730 0.94080 0.86460 0.98410 0.99900

Algorithmic parameters:
      tuning.chi      bb      tuning.psi      refine.tol      rel.tol
1.548e+00      5.000e-01      4.685e+00      1.000e-07      1.000e-07
scale.tol      solve.tol      zero.tol      eps.outlier      eps.x
1.000e-10      1.000e-07      1.000e-10      1.934e-04      1.984e-09
warn.limit.reject warn.limit.meanrw
5.000e-01      5.000e-01
nResample      max.it      best.r.s      k.fast.s      k.max      maxit.scale
500            50            2            1            200            200
trace.lev      mts      compute.rd fast.s.large.n
0              1000          0            2000
psi      subsampling      cov compute.outlier.stats
"bisquare"      "nonsingular"      ".vcov.avari"      "sn"
seed : int(0)

```

Gambar 16. Uji Model Regresi Robust Estimasi - MM

Model robust estimasi dengan metode MM menunjukkan performa yang baik dalam menjelaskan hubungan antara variabel dependen (y) dan variabel independen, dengan nilai *Multiple R-squared* sebesar 70.07% dan *Adjusted R-squared* sebesar 68.41%, yang menandakan bahwa sekitar 70% variasi dalam variabel dependen dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki daya prediksi yang baik, meskipun beberapa variabel independen tidak signifikan.

Beberapa variabel independen memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel dependen. Misalnya, x3jan menunjukkan signifikansi yang sangat besar. Sedangkan variabel x3mar (Estimate = -2.248, p = 0.009\*) dan x3may (Estimate = -2.873, p = 0.039\*) memiliki pengaruh negatif yang signifikan. Selain itu, variabel hari seperti x4mon (Estimate = -1.122, p = 0.0007\*), x4sat (Estimate = -1.350, p = 0.0001\*), dan x4thu (Estimate = -1.546, p = 0.0001\*) menunjukkan pengaruh negatif signifikan terhadap variabel dependen. Di sisi lain, variabel x5 dan x10 menunjukkan pengaruh positif yang signifikan. Namun, beberapa variabel lain seperti x1, x2, dan x3aug tidak menunjukkan pengaruh yang signifikan pada tingkat kepercayaan 95%.

Model ini juga berhasil menangani pengaruh pencilan dalam dataset, dengan mendeteksi 17 observasi sebagai pencilan yang memiliki bobot nol. Sebagian besar data lainnya memiliki bobot yang mendekati 1,

menunjukkan kontribusi yang signifikan terhadap estimasi model. Dengan nilai *Robust Residual Standard Error* sebesar 1.675, model ini menunjukkan stabilitas yang baik meskipun terdapat pencilan dan variabilitas dalam data.

#### 4.3.6 Pemilihan Model Regresi Terbaik

Berdasarkan pembentukan model melalui metode *OLS*, *GLS*, *WLS*, dan *robust regression* yang telah dilakukan, berikut tabel perbandingan seluruh model tersebut:

| Model Regresi       | RMSE  | <i>R-Squared</i> | <i>Adjusted R-Squared</i> |
|---------------------|-------|------------------|---------------------------|
| OLS                 | 3,474 | 0.446            | 0,416                     |
| GLS                 | 3,474 | -                | -                         |
| WLS                 | 7,11  | 0,9932           | 0,993                     |
| Robust Estimasi-M   | 2,147 | -                | -                         |
| Robust Estimasi-LTS | 1,661 | 0,7045           | 0,6856                    |
| Robust Estimasi-S   | 1,674 | 0,8921           | 0,8862                    |
| Robust Estimasi-MM  | 1,649 | 0,7025           | 0,686                     |

*Tabel 2. Hasil Uji Semua Model*

Kriteria model terbaik yaitu:

1. Model memiliki nilai RMSE terkecil. Karena semakin kecil RMSE atau kesalahan prediksi maka semakin baik model.
2. Model memiliki *R-Squared* yang paling mendekati 1. Karena semakin *R-Squared* mendekati 1 maka semakin besar model dapat menjelaskan variansi dalam variabel dependen.
3. Model memiliki *Adjusted R-Squared* yang paling mendekati 1. Karena semakin *Adjusted R-Squared* mendekati 1 maka semakin besar model dapat menjelaskan variansi dalam variabel setelah mempertimbangkan jumlah variabel independen yang digunakan dalam model.

Berdasarkan kriteria tersebut, maka model dengan nilai *R-Squared* dan *Adjusted R-Squared* adalah model WLS dengan nilai masing-masing 0,9932 dan 0,993 dapat menjadi model terbaik. Kendati demikian, nilai RMSE model tersebut merupakan yang tertinggi diantara seluruh model yang digunakan. Hal ini menandakan nilai kesalahan prediksi yang dimilikinya cukup besar meski memiliki keterwakilan variansi yang hampir sempurna.

Atas dasar pertimbangan tersebut, kami merasa model regresi terbaik pada penelitian ini jatuh pada model regresi robust estimasi-S. Hal ini dikarenakan model regresi robust estimasi-S memiliki keterwakilan variansi tertinggi kedua dengan nilai *R-Squared* dan *Adjusted R-Squared* masing-masing 0,8921 dan 0,8862. Tidak hanya keterwakilan variansi yang tinggi, model ini juga memiliki nilai RMSE yang rendah di angka 1,674. Kombinasi tingginya nilai *R-Squared* dan *Adjusted R-Squared* dan rendahnya nilai RMSE lah yang menyebabkan kami memilih model regresi robust estimasi-S sebagai model terbaik dengan hasil model sebagai berikut:

$$Y = -4,977e+01 + 2,456e-02 (X) - 5,788e-02 (Y) + 6,595e-01 (FFMC) - 2,371e-03 (DMC) - 2,582e-03 (DC) - 1,989e-02 (Temp) - 7,797e-04 (RH) + 2,198e-02 (Wind) + 6,912e-01 (Rain) - 3,226e-04 (Area) - 5,910e-01 (August) - 1,552e+00 (December) - 1,652e+00 (February) + 3,925e+01 (January) + 1,070e+00 (July) - 1,332e+00 (June) - 1,428e+00 (March) - 2,191e+00 (May) + 5,390e-01 (November) + 4,001e-01 (October) + 7,782e-01 (September) - 1,160e+00 (Monday) - 7,621e-01 (Saturday) - 1,016e+00 (Sunday) - 1,130e+00 (Thursday) - 1,631e+00 (Tuesday) - 2,499e-01 (Wednesday).$$



## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

##### **1. Pemilihan Model Terbaik**

Berdasarkan analisis kriteria evaluasi model, yaitu RMSE, R-Squared, dan Adjusted R-Squared, model regresi robust estimasi-S dipilih sebagai model terbaik. Meskipun nilai R-Squared dan Adjusted R-Squared model ini tidak setinggi model WLS, nilai RMSE yang rendah (1,674) menunjukkan bahwa model ini memiliki tingkat kesalahan prediksi yang lebih kecil, sehingga memberikan hasil prediksi yang lebih akurat.

##### **2. Karakteristik Model Robust Estimasi-S**

Model robust estimasi-S mampu menjelaskan 89,21% variansi data ( $R\text{-Squared} = 0,8921$ ) dengan memperhitungkan variabel-variabel prediktor yang signifikan. Faktor-faktor seperti Rain, FFMC, dan beberapa bulan tertentu (contoh: January) serta hari tertentu (contoh: Monday) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen, yaitu Y. Variabel-variabel ini mencerminkan faktor-faktor yang penting dalam memodelkan data.

##### **3. Kinerja Model WLS**

Meskipun model WLS memiliki nilai R-Squared dan Adjusted R-Squared yang sangat tinggi (0,9932 dan 0,993), nilai RMSE yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model tersebut kurang mampu meminimalkan kesalahan prediksi. Hal ini menjadi dasar mengapa model ini tidak dipilih sebagai model terbaik.

##### **4. Langkah Mitigasi Kebakaran**

Pihak berwenang dapat melakukan mitigasi kebakaran untuk mengurangi potensi penyebaran api dengan berfokus mengantisipasi faktor-faktor signifikan pada model yang kamu buat. Sebagai contoh, pihak berwenang dapat menyiagakan personil lebih pada waktu tertentu seperti bulan Januari maupun hari Senin. Selain itu, faktor lingkungan seperti adanya bahan ringan mudah terbakar dan kekeringan tanah suatu wilayah juga perlu menjadi perhatian utama dalam melakukan mitigasi kebakaran hutan.

## 5.2 Saran

Model robust estimasi-S yang dipilih menunjukkan kinerja baik dalam meminimalkan kesalahan prediksi dengan nilai RMSE yang rendah. Oleh karena itu, model ini dapat digunakan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan yang lebih akurat, terutama dalam situasi di mana data mengandung outlier atau tidak sepenuhnya memenuhi asumsi regresi klasik. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi dalam memetakan faktor-faktor penting yang mempengaruhi variabel dependen.

FFMC, DMC, dan DC merupakan indikator yang berkaitan dengan kadar kelembaban bahan bakar hutan seperti dedaunan kering, ranting, dan kelembaban lapisan tanah. Ketika tingkat kelembaban ini rendah, resiko kebakaran hutan akan meningkat. Variabel tersebut juga memiliki pengaruh yang signifikan terhadap ISI. Oleh karena itu diperlukan pemantauan keadaan hutan secara real – time menggunakan teknologi sensor atau satelit yang dilengkapi dengan alarm peringatan saat indikator tersebut rendah.

Strategi lain yang dapat dilakukan ialah pemeliharaan vegetasi hutan. Melakukan pemangkasan vegetasi yang kering untuk mengurangi potensi bahan bakar hutan. Penanaman jenis pohon yang lebih tahan terhadap kebakaran juga dapat membantu mengurangi resiko meningkatnya ISI dan kebakaran hutan.

Masyarakat perlu diajak berpartisipasi aktif dalam pencegahan kebakaran hutan pula dengan memberikan mereka sosialisasi dan pelatihan. Sosialisasi mengenai risiko kebakaran hutan, dan penyebabnya (pembakaran sampah sembarangan, membuang puntung rokok sembarangan, pembukaan lahan dengan api, dan aktivitas manusia lainnya) perlu diberikan agar masyarakat lebih teredukasi dan waspada terhadap ancaman kebakaran hutan. Pelatihan seperti cara membuka lahan yang aman dan mendeteksi tanda tanda kebakaran sejak dini akan menambah pengalaman Masyarakat sekaligus mengimplementasikan materi yang telah didapatkan dengan harapan mampu menekan angka kebakaran hutan.

Selanjutnya, penelitian dapat diperluas dengan menambahkan variabel lain yang relevan untuk meningkatkan kemampuan prediktif model. Selain itu, pendekatan machine learning seperti Random Forest atau Gradient Boosting dapat

dijajaki sebagai alternatif untuk mengevaluasi apakah model yang lebih kompleks dapat memberikan hasil yang lebih baik.

Akhirnya, untuk meningkatkan keandalan model, disarankan untuk memperbarui dataset dengan pengamatan yang lebih baru atau lebih beragam. Hal ini akan membantu memastikan bahwa model tetap relevan dan dapat diterapkan untuk analisis data di masa mendatang.

## DAFTAR PUSTAKA

- Marhawati, I. H., Mahmud, R., Nurdiana, S. P., Sri Astuty, S. E., STrKes, P., Fahradina, N., ... & Rahmatina, S. (2022). Statistika Terapan. *Penerbit Tahta Media Group*.
- MAZIYYA, PUTU & Sukarsa, Komang & Asih, Ni. (2015). MENGATASI HETEROSKEDASTISITAS PADA REGRESI DENGAN MENGGUNAKAN WEIGHTED LEAST SQUARE. *E-Jurnal Matematika*. 4. 20. 10.24843/MTK.2015.v04.i01.p083.
- Sari, E. A., Rahma, H. I., Firdaus, M. R., Winarto, W., Indiyani, Y., & Nooraeni, R. (2020). Perbandingan Regresi OLS dan Robust MM-Estimation Dalam Kasus DBD di Indonesia 2018. *Jurnal Education and Development*, 8(2), 68-68.
- Setyawan, Rino & Hadijati, Mustika & Switrayni, Ni Wayan. (2019). Analisis Masalah Heteroskedastisitas Menggunakan Generalized Least Square dalam Analisis Regresi. *EIGEN MATHEMATICS JOURNAL*. 1. 61. 10.29303/emj.v1i2.43.
- Sholihah, S. M. A., Aditiya, N. Y., Evani, E. S., & Maghfiroh, S. (2023). Konsep Uji Asumsi Klasik Pada Regresi Linier Berganda. *Jurnal Riset Akuntansi Soedirman*, 2(2), 102-110.

## LAMPIRAN

<https://bit.ly/DataUASRegterKelompok4>

*Lampiran 1. Dataset 4*

### Subset Data

```
##{r}
y = data4$ISI
x1 = data4$X
x2 = data4$Y
x3 = data4$Month
x4 = data4$Day
x5 = data4$FFMC
x6 = data4$DMC
x7 = data4$DC
x8 = data4$Temp
x9 = data4$RH
x10 = data4$Wind
x11 = data4$Rain
x12 = data4$Area
```

*Lampiran 2. Subset Data*

```
##{r}
detect_outliers <- function(column) {
  Q1 <- quantile(column, 0.25, na.rm = TRUE)
  Q3 <- quantile(column, 0.75, na.rm = TRUE)
  IQR <- Q3 - Q1
  lower_bound <- Q1 - 1.5 * IQR
  upper_bound <- Q3 + 1.5 * IQR
  sum(column < lower_bound | column > upper_bound, na.rm = TRUE)
}

outlier_summary <- sapply(data4, function(x) {
  if (is.numeric(x)) detect_outliers(x) else NA
})
outliers <- data.frame(
  Variable = names(outlier_summary),
  OutlierCount = outlier_summary
)
print("Summary of Outliers:")
print(outliers)
```

*Lampiran 3. Code Checking Missing Values*

|       | Variable<br><chr> | MissingCount<br><int> | MissingPercentage<br><dbl> |
|-------|-------------------|-----------------------|----------------------------|
| X     | X                 | 0                     | 0                          |
| Y     | Y                 | 0                     | 0                          |
| Month | Month             | 0                     | 0                          |
| Day   | Day               | 0                     | 0                          |
| FFMC  | FFMC              | 0                     | 0                          |
| DMC   | DMC               | 0                     | 0                          |
| DC    | DC                | 0                     | 0                          |
| ISI   | ISI               | 0                     | 0                          |
| Temp  | Temp              | 0                     | 0                          |
| RH    | RH                | 0                     | 0                          |
| Wind  | Wind              | 0                     | 0                          |
| Rain  | Rain              | 0                     | 0                          |
| Area  | Area              | 0                     | 0                          |

Lampiran 4. Output Code Checking Missing Values

outlier dengan IQR

```

~~~{r}
detect_outliers <- function(column) {
  Q1 <- quantile(column, 0.25, na.rm = TRUE)
  Q3 <- quantile(column, 0.75, na.rm = TRUE)
  IQR <- Q3 - Q1
  lower_bound <- Q1 - 1.5 * IQR
  upper_bound <- Q3 + 1.5 * IQR
  sum(column < lower_bound | column > upper_bound, na.rm = TRUE)
}

outlier_summary <- sapply(data4, function(x) {
  if (is.numeric(x)) detect_outliers(x) else NA
})
outliers <- data.frame(
  Variable = names(outlier_summary),
  OutlierCount = outlier_summary
)
print("Summary of Outliers:")
print(outliers)

```

Lampiran 5. Code Checking Outliers

|       | Variable<br><chr> | OutlierCount<br><int> |
|-------|-------------------|-----------------------|
| X     | X                 | 0                     |
| Y     | Y                 | 51                    |
| Month | Month             | NA                    |
| Day   | Day               | NA                    |
| FFMC  | FFMC              | 53                    |
| DMC   | DMC               | 17                    |
| DC    | DC                | 8                     |
| ISI   | ISI               | 23                    |
| Temp  | Temp              | 2                     |
| RH    | RH                | 12                    |
| Wind  | Wind              | 13                    |
| Rain  | Rain              | 8                     |

Lampiran 6. Output Code Checking Outliers

#### Outlier dengan Boxplot

```

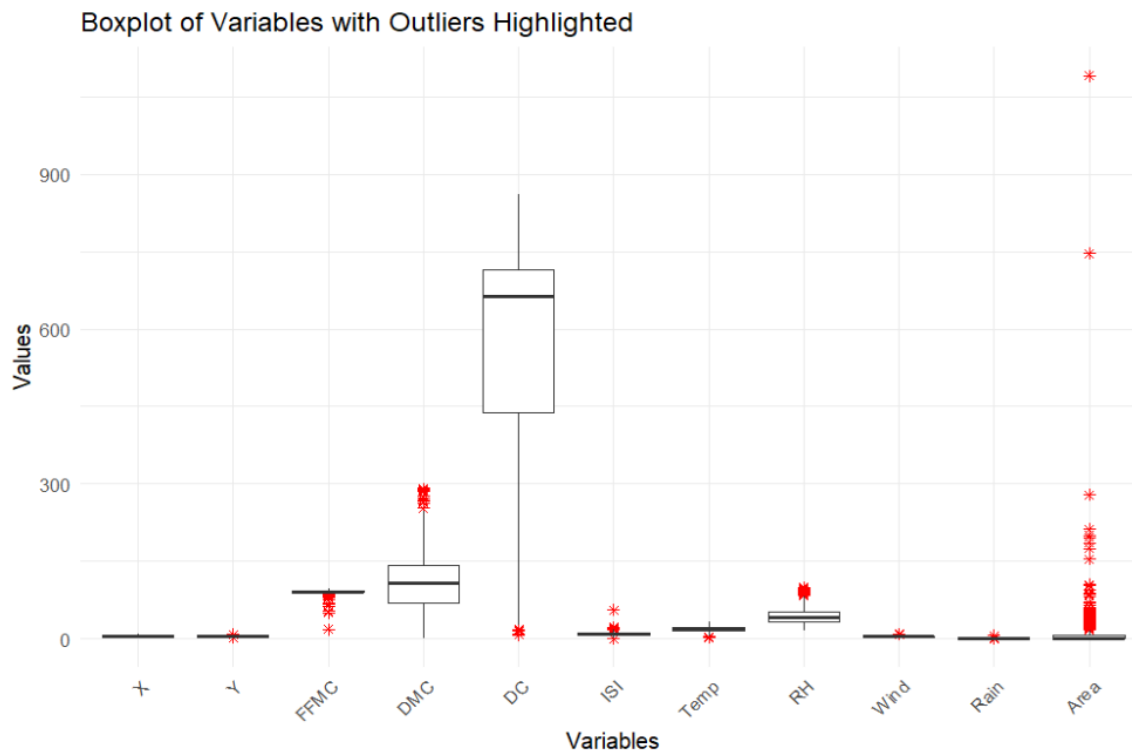
{r}
numeric_columns <- sapply(data4, is.numeric)
numeric_data <- data4[, numeric_columns]

boxplot_data <- data.frame(stack(numeric_data))
names(boxplot_data) <- c("Value", "Variable")

ggplot(boxplot_data, aes(x = Variable, y = Value)) +
  geom_boxplot(outlier.color = "red", outlier.shape = 8) +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Boxplot of Variables with Outliers Highlighted",
    x = "Variables",
    y = "Values"
  ) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))

```

Lampiran 7. Code Boxplot



Lampiran 8. Output Boxplot

```

1 def describe_with_mode(Data):
2     """
3     Fungsi untuk menghitung statistik deskriptif termasuk modus untuk setiap kolom numerik.
4
5     Args:
6         Data: DataFrame yang akan dianalisis.
7
8     Returns:
9         DataFrame yang berisi statistik deskriptif beserta modus.
10    """
11
12    desc = Data.describe()
13    modus_series = Data.mode().iloc[0] # Ambil baris pertama (modus pertama)
14    desc.loc['mode'] = modus_series
15    return desc
16
17 result = describe_with_mode(Data)
18 result

```

Lampiran 9. Code Statistika Deskriptif



|       | X          | Y          | FFMC       | DMC        | DC         | ISI        | temp       | RH         | wind       | rain       | area        |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------|
| count | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000 | 517.000000  |
| mean  | 4.669246   | 4.299807   | 90.644681  | 110.872340 | 547.940039 | 9.021663   | 18.889168  | 44.288201  | 4.017602   | 0.021663   | 12.847292   |
| std   | 2.313778   | 1.229900   | 5.520111   | 64.046482  | 248.066192 | 4.559477   | 5.806625   | 16.317469  | 1.791653   | 0.295959   | 63.655818   |
| min   | 1.000000   | 2.000000   | 18.700000  | 1.100000   | 7.900000   | 0.000000   | 2.200000   | 15.000000  | 0.400000   | 0.000000   | 0.000000    |
| 25%   | 3.000000   | 4.000000   | 90.200000  | 68.600000  | 437.700000 | 6.500000   | 15.500000  | 33.000000  | 2.700000   | 0.000000   | 0.000000    |
| 50%   | 4.000000   | 4.000000   | 91.600000  | 108.300000 | 664.200000 | 8.400000   | 19.300000  | 42.000000  | 4.000000   | 0.000000   | 0.520000    |
| 75%   | 7.000000   | 5.000000   | 92.900000  | 142.400000 | 713.900000 | 10.800000  | 22.800000  | 53.000000  | 4.900000   | 0.000000   | 6.570000    |
| max   | 9.000000   | 9.000000   | 96.200000  | 291.300000 | 860.600000 | 56.100000  | 33.300000  | 100.000000 | 9.400000   | 6.400000   | 1090.840000 |
| mode  | 4.000000   | 4.000000   | 91.600000  | 99.000000  | 745.300000 | 9.600000   | 17.400000  | 27.000000  | 2.200000   | 0.000000   | 0.000000    |

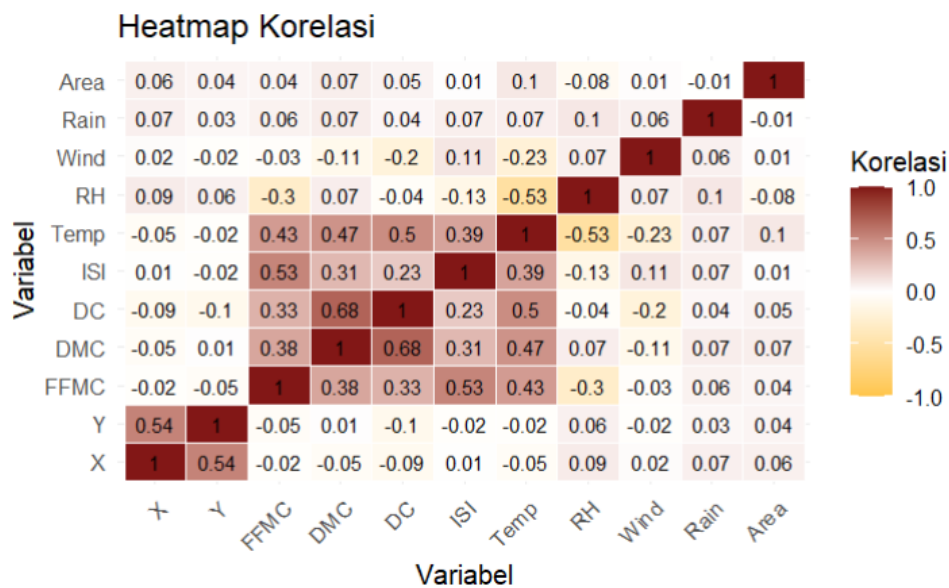
Lampiran 10. Statistika Deskriptif

```

{r}
heatmap_plot <- ggplot(cor_data, aes(x = Variable1, y = Variable2,
fill = Correlation)) +
  geom_tile(color = "white") +
  scale_fill_gradient2(low = "#ffc54a", high = "#821716", mid =
"white",
                      midpoint = 0, limit = c(-1, 1), space =
"Lab",
                      name = "Korelasi") +
  geom_text(aes(label = round(Correlation, 2)), color = "black",
size = 3) +
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, vjust = 1, hjust =
1)) +
  labs(title = "Heatmap Korelasi", x = "Variabel", y = "Variabel")
print(heatmap_plot)

```

Lampiran 11. Code Heatmap Korelasi



Lampiran 12. Output Heatman Korelasi

```

import numpy as np
import pandas as pd
import statsmodels.api as sm
import statsmodels.formula.api as smf
from statsmodels.stats.outliers_influence import variance_inflation_factor
from statsmodels.stats.diagnostic import het_breuschpagan, normal_ad
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# MODEL OLS
data = pd.read_excel("/content/data 4.xlsx")

# Membangun model regresi
x = data[['X','Y','FFMC','DMC','DC','temp','RH','wind','rain','month','day','area']] # Variabel independen
y = data['ISI'] # Variabel dependen

# Dummy Encoding untuk variabel 'Category'
dummies = pd.get_dummies(x, drop_first=True)
dummies = dummies.astype(int)

# Menambahkan intercept (konstanta) ke model
intercept = sm.add_constant(dummies)

# Membuat model regresi linier
model = sm.OLS(y, intercept).fit()
print(model.summary())

```

Lampiran 13. Uji Model OLS

OLS Regression Results

Dep. Variable: ISI

R-squared: 0.446

Model: OLS

Adj. R-squared: 0.416

Method: Least Squares

F-statistic: 14.59

Date: Mon, 02 Dec 2024

Prob (F-statistic): 4.66e-47

Time: 13:13:53

Log-Likelihood: -1364.7

No. Observations: 517

AIC: 2785.

Df Residuals: 489

BIC: 2904.

Df Model: 27

Covariance Type: nonrobust

|           | coef     | std err | t      | P> t  | [0.025  | 0.975]  |
|-----------|----------|---------|--------|-------|---------|---------|
| const     | -31.2704 | 3.861   | -8.098 | 0.000 | -38.857 | -23.684 |
| X         | 0.0976   | 0.082   | 1.194  | 0.233 | -0.063  | 0.258   |
| Y         | -0.1068  | 0.154   | -0.695 | 0.487 | -0.409  | 0.195   |
| FFMC      | 0.4002   | 0.038   | 10.639 | 0.000 | 0.326   | 0.474   |
| DMC       | -0.0005  | 0.005   | -0.108 | 0.914 | -0.010  | 0.009   |
| DC        | -0.0071  | 0.003   | -2.209 | 0.028 | -0.013  | -0.001  |
| temp      | 0.1100   | 0.056   | 1.979  | 0.048 | 0.001   | 0.219   |
| RH        | 0.0109   | 0.016   | 0.703  | 0.483 | -0.020  | 0.041   |
| wind      | 0.3752   | 0.094   | 3.976  | 0.000 | 0.190   | 0.561   |
| rain      | -0.0492  | 0.583   | -0.084 | 0.933 | -1.195  | 1.097   |
| area      | -0.0016  | 0.002   | -0.651 | 0.515 | -0.006  | 0.003   |
| month_aug | 6.4869   | 2.061   | 3.148  | 0.002 | 2.438   | 10.536  |
| month_dec | 0.6988   | 2.016   | 0.347  | 0.729 | -3.262  | 4.659   |
| month_feb | -0.3898  | 1.415   | -0.275 | 0.783 | -3.170  | 2.391   |
| month_jan | 12.0781  | 3.025   | 3.993  | 0.000 | 6.134   | 18.022  |
| month_jul | 3.9761   | 1.795   | 2.215  | 0.027 | 0.448   | 7.504   |
| month_jun | 5.8912   | 1.636   | 3.602  | 0.000 | 2.677   | 9.105   |
| month_mar | 0.4064   | 1.277   | 0.318  | 0.750 | -2.103  | 2.915   |
| month_may | -1.7425  | 2.780   | -0.627 | 0.531 | -7.204  | 3.719   |
| month_nov | -1.7966  | 3.731   | -0.481 | 0.630 | -9.128  | 5.535   |
| month_oct | 4.4093   | 2.475   | 1.782  | 0.075 | -0.453  | 9.272   |
| month_sep | 5.5921   | 2.321   | 2.410  | 0.016 | 1.032   | 10.152  |
| day_mon   | -1.3140  | 0.568   | -2.313 | 0.021 | -2.430  | -0.198  |
| day_sat   | -0.7918  | 0.551   | -1.438 | 0.151 | -1.873  | 0.290   |
| day_sun   | -0.4688  | 0.534   | -0.878 | 0.380 | -1.517  | 0.580   |
| day_thu   | -1.1063  | 0.605   | -1.829 | 0.068 | -2.295  | 0.082   |
| day_tue   | -0.0161  | 0.593   | -0.027 | 0.978 | -1.180  | 1.148   |
| day_wed   | 0.1829   | 0.622   | 0.294  | 0.769 | -1.040  | 1.406   |

Lampiran 14. Output Uji Model OLS

#### Uji Homoskedastisitas

```
##{r}
glejser(ols)
```

A tibble: 1 × 4

| statistic<br><dbl> | p.value<br><dbl> | parameter<br><dbl> | alternative<br><chr> |
|--------------------|------------------|--------------------|----------------------|
| 173.9052           | 2.047965e-23     | 27                 | greater              |

1 row

Lampiran 15. Uji Homoskedastisitas

#### Uji Autokorelasi

```
##{r}
dwtest(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 +
x12, data = data4)
```

#### Durbin-Watson test

data: y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 +  
+ x12  
DW = 1.8076, p-value = 0.005212  
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

Lampiran 16. Uji Autokorelasi

#### Uji Multikolinearitas

```
##{r}
VIF(ols)
```

|     | GVIF       | Df | GVIF <sup>1/(2*Df)</sup> |
|-----|------------|----|--------------------------|
| x1  | 1.522297   | 1  | 1.233814                 |
| x2  | 1.518965   | 1  | 1.232463                 |
| x3  | 104.110975 | 11 | 1.235106                 |
| x4  | 1.355047   | 6  | 1.025643                 |
| x5  | 1.846234   | 1  | 1.358762                 |
| x6  | 3.952332   | 1  | 1.988047                 |
| x7  | 26.814044  | 1  | 5.178228                 |
| x8  | 4.512459   | 1  | 2.124255                 |
| x9  | 2.800603   | 1  | 1.673500                 |
| x10 | 1.241707   | 1  | 1.114319                 |
| x11 | 1.091695   | 1  | 1.044842                 |
| x12 | 1.047061   | 1  | 1.023260                 |

Lampiran 17. Uji Multikolinearitas

### Uji Normalitas

```

{r}
residuals <- resid(ols)

shapiro_test <- shapiro.test(residuals)
print(shapiro_test)

```

### Shapiro-Wilk normality test

data: residuals  
W = 0.78827, p-value < 2.2e-16

Lampiran 18. Uji Normalitas

```

{r}
model_gls <- gls(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, data = subset_data,
               method = "REML") # Method 'REML' adalah default untuk estimasi parameter

# Menampilkan ringkasan model GLS
cat("Ringkasan model GLS:\n")
summary(model_gls)

# Periksa struktur residuals untuk mengevaluasi heteroskedastisitas
cat("\nAnalisis residual:\n")
plot(model_gls, which = 1:2) # Grafik residual dan QQ plot

```

Lampiran 19. Uji Model GLS

```

x3oct
x3sep
x4mon
x4sat 0.485
x4sun 0.488 0.517
x4thu 0.446 0.467 0.461
x4tue 0.441 0.466 0.475 0.424
x4wed 0.429 0.452 0.459 0.425 0.416
x5 0.048 0.041 0.074 0.016 0.048 -0.025
x6 0.013 -0.017 -0.004 -0.028 0.016 0.038 -0.246
x7 0.011 0.033 0.043 -0.008 0.045 -0.003 0.160 -0.625
x8 0.051 -0.002 -0.085 0.094 0.019 -0.001 -0.014 -0.107 -0.011
x9 0.045 0.043 -0.075 0.150 0.051 0.054 0.184 -0.198 0.044 0.734
x10 0.161 0.118 0.062 0.124 0.044 0.086 -0.006 -0.034 0.059 0.094 0.008
x11 -0.006 0.009 0.025 -0.008 -0.109 0.011 -0.071 0.029 -0.044 -0.185 -0.203
-0.060
x12 -0.029 -0.089 -0.025 -0.042 -0.032 -0.021 0.021 -0.104 0.096 -0.054 0.022
-0.045 0.013

Standardized residuals:
      Min      Q1      Med      Q3      Max
-3.4879033 -0.5545925 -0.0868011  0.3683458 11.8746642

Residual standard error: 3.474257
Degrees of freedom: 517 total; 489 residual

Analisis residual:

```

Lampiran 20. Output GLS

```

{r}
model_ols <- lm(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, data = subset_data)
residuals_ols <- abs(resid(model_ols))
weights <- 1 / (residuals_ols^2)
model_wls <- lm(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, data = subset_data, weights
= weights)
summary(model_wls)

```

Lampiran 21. Code Uji Model WLS

```

Call:
lm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9
    x10 + x11 + x12, data = subset_data, weights = weights)

Weighted Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-97.922  -1.383   -0.136    1.315   33.491

Coefficients: (10 not defined because of singularities)
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.100e+00  2.950e-14  3.728e+13 < 2e-16 ***
x1            NA           NA      NA      NA
x2            NA           NA      NA      NA
x3aug         1.087e+01  1.287e-01  8.449e+01 < 2e-16 ***
x3dec         2.161e+00  5.687e-01  3.801e+00  0.000162 ***
x3feb         3.086e+00  5.002e-01  6.169e+00  1.42e-09 ***
x3jan         2.014e-01  6.093e+01  3.000e-03  0.997364
x3jul         1.002e+01  3.930e-01  2.549e+01 < 2e-16 ***
x3jun         1.183e+01  1.165e+00  1.015e+01 < 2e-16 ***
x3mar         6.218e+00  2.627e-01  2.367e+01 < 2e-16 ***
x3may         4.021e+00  1.193e+00  3.371e+00  0.000807 ***
x3nov         NA           NA      NA      NA
x3oct         6.721e+00  2.794e-01  2.406e+01 < 2e-16 ***
x3sep         8.320e+00  3.645e-02  2.283e+02 < 2e-16 ***
x4mon        -3.128e+00  2.638e-01 -1.186e+01 < 2e-16 ***
x4sat        -6.588e-01  9.849e-02 -6.689e+00  6.04e-11 ***
x4sun         9.560e-01  2.632e-01  3.633e+00  0.000309 ***
x4thu        -1.039e+00  2.495e-01 -4.165e+00  3.66e-05 ***
x4tue         NA           NA      NA      NA
x4wed        -7.145e-01  2.442e-01 -2.926e+00  0.003591 **
x5            NA           NA      NA      NA
x6            NA           NA      NA      NA
x7            NA           NA      NA      NA
x8            NA           NA      NA      NA
x9            NA           NA      NA      NA
x10           NA           NA      NA      NA
x11           4.248e-01  5.445e-01  7.800e-01  0.435654
x12          -9.960e-03  2.318e-03 -4.297e+00  2.08e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 7.11 on 499 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9922, Adjusted R-squared:  0.993
F-statistic: 4287 on 17 and 499 DF, p-value: < 2.2e-16

```

Lampiran 22. Output WLS

```

{r}
EM <- rlm(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "M")
summary(EM)
print(EM)

```

Lampiran 23. Code Uji Model Robust Estimasi - M

```

Call: rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-17.2176  -1.4195  -0.1394   1.4593  44.2010

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -46.4650      2.7358   -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
x11           -0.0211      0.3785   -0.0558
x12           -0.0004      0.0017   -0.2585

Residual standard error: 2.147 on 489 degrees of freedom
Call:
rlm(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 +
    x10 + x11 + x12, method = "M")
Converged in 16 iterations

Coefficients:
              value      Std. Error t value
(Intercept) -4.646504e+01  2.7358e+00 -16.9838
x1            0.0468      0.0572    0.8187
x2           -0.0162      0.1075   -0.1508
x3aug         3.2625      1.4395   2.2664
x3dec        -0.8717      1.4112   -0.6177
x3feb        -0.3629      0.9895   -0.3668
x3jan        17.8759      2.1151   8.4516
x3jul         1.6166      1.2548   1.2883
x3jun         1.6963      1.1411   1.4866
x3mar        -0.4354      0.8928   -0.4876
x3may        -2.1793      1.9410   -1.1228
x3nov        -1.0783      2.6067   -0.4136
x3oct         1.1671      1.7303   0.6745
x3sep         2.0267      1.6222   1.2493
x4mon        -1.3830      0.3977   -3.4775
x4sat        -1.1456      0.3843   -2.9811
x4sun        -0.9124      0.3730   -2.4459
x4thu        -1.4746      0.4152   -3.4927
x4tue        -0.1421      0.4152   -0.3423
x4wed        -0.1039      0.4350   -0.2388
x5            0.5763      0.0264   21.8344
x6           -0.0041      0.0033   -1.2232
x7           -0.0032      0.0022   -1.4076
x8            0.0823      0.0392    2.0979
x9            0.0117      0.0110    1.0611
x10           0.3897      0.0667    5.8437
```

```

library(r)
subset_data <- data.frame(y, x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8, x9, x10, x11, x12)

subset_data$x3 <- as.factor(subset_data$x3)
subset_data$x4 <- as.factor(subset_data$x4)

lts_model <- ltsReg(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, data = subset_data)

summary(lts_model)

```

Lampiran 25. Code Uji Model Robust Estimasi - LTS

```

call:
ltsReg(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, data = subset_data)

Residuals (from reweighted LS):
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.3458 -0.6704  0.0000  0.7508  4.3764

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
Intercept -5.879e+01  3.703e+00 -15.877 < 2e-16 ***
x1          4.574e-02  4.193e-02  1.091 0.276000
x2         -2.853e-02  7.883e-02 -0.362 0.717624
x3aug       3.252e+00  1.053e+00  3.089 0.002140 **
x3dec      -1.694e+00  9.881e-01 -1.714 0.087223 .
x3feb      -1.121e+00  7.012e-01 -1.598 0.110792
x3jan       9.689e-01  1.784e+00  0.543 0.587337
x3ju1       2.831e+00  9.140e-01  3.098 0.002079 **
x3jun      -6.760e-01  8.662e-01 -0.780 0.435589
x3mar      -1.262e+00  6.269e-01 -2.013 0.044772 *
x3may      -1.468e+00  1.328e+00 -1.106 0.269516
x3nov       1.124e+00  1.795e+00  0.626 0.531371
x3oct       2.253e+00  1.266e+00  1.779 0.075981 .
x3sep       3.002e+00  1.199e+00  2.503 0.012679 *
x4mon      -1.216e+00  2.834e-01 -4.290 2.22e-05 ***
x4sat      -1.200e+00  2.767e-01 -4.337 1.81e-05 ***
x4sun      -4.849e-01  2.653e-01 -1.828 0.068253 .
x4thu      -1.645e+00  3.026e-01 -5.435 9.28e-08 ***
x4tue      -1.516e+00  3.349e-01 -4.526 7.83e-06 ***
x4wed      -1.260e+00  3.305e-01 -3.813 0.000157 ***
x5          7.644e-01  4.105e-02 18.622 < 2e-16 ***
x6         -2.433e-03  2.468e-03 -0.986 0.324755
x7         -5.360e-03  1.637e-03 -3.274 0.001148 **
x8         -6.590e-02  2.962e-02 -2.225 0.026613 *
x9         -1.538e-02  8.167e-03 -1.884 0.060285 .
x10         2.584e-01  4.974e-02  5.195 3.19e-07 ***
x11         4.262e+00  1.142e+00  3.732 0.000216 ***
x12        -3.296e-04  1.182e-03 -0.279 0.780497
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.661 on 422 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.7045,    Adjusted R-squared: 0.6856
F-statistic: 37.27 on 27 and 422 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Lampiran 27. Output Code Uji Model Robust Estimasi - LTS

```

library(r)
S <- lmrob(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "S")
summary(S)

```

Lampiran 26. Code Uji Model Robust Estimasi - S

```

call:
lmrob(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "S")
\>-> method = "S"
Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-39.7029 -0.2441  0.3613  2.9801 47.1880

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -4.977e+01  2.822e+00 -17.637 < 2e-16 ***
x1           2.456e-02  3.033e-02  0.810 0.418361
x2          -5.788e-02  5.518e-02 -1.049 0.294719
x3aug        5.910e-01  8.723e-01  0.678 0.498344
x3dec       -1.552e+00  7.603e-01 -2.042 0.041713 *
x3feb       -1.652e+00  5.803e-01 -2.847 0.004599 **
x3jan       3.925e+01  2.202e+00 17.823 < 2e-16 ***
x3ju1       1.070e+00  7.871e-01  1.360 0.174508
x3jun      -1.332e+00  7.354e-01 -1.811 0.070791 .
x3mar      -1.428e+00  5.707e-01 -2.503 0.012648 *
x3may      -2.191e+00  9.407e-01 -2.329 0.020261 *
x3nov       5.390e-01  1.118e+00  0.482 0.630058
x3oct       4.001e-01  9.714e-01  0.412 0.680577
x3sep       7.782e-01  9.532e-01  0.816 0.414646
x4mon      -1.160e+00  2.110e-01 -5.498 6.20e-08 ***
x4sat      -7.621e-01  2.044e-01 -3.728 0.000215 ***
x4sun      -1.016e+00  2.114e-01 -4.809 2.03e-06 ***
x4thu      -1.130e+00  2.244e-01 -5.037 6.65e-07 ***
x4tue      -1.631e+00  2.559e-01 -6.373 4.29e-10 ***
x4wed      -2.499e-01  2.599e-01 -0.962 0.336734
x5          6.595e-01  3.120e-02 21.137 < 2e-16 ***
x6         -2.371e-03  1.667e-03 -1.422 0.155559
x7         -2.582e-03  1.134e-03 -2.277 0.023231 *
x8         -1.989e-02  2.328e-02 -0.855 0.393056
x9         -7.797e-04  6.370e-03 -0.122 0.902621
x10        2.198e-02  3.748e-02  0.586 0.557911
x11        6.912e-01  7.187e-01  0.962 0.336654
x12       -3.226e-04  8.369e-04 -0.385 0.700050
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Robust residual standard error: 1.674
Multiple R-squared: 0.8921,    Adjusted R-squared: 0.8862

Robustness weights:
156 observations
c(5,6,8,12,13,16,23,25,26,27,31,43,46,61,62,67,68,69,71,72,74,75,76,79,81,83,93,94,98,99,100)
are outliers with |weight| <= 1e-05 (< 0.00019);
30 weights are == 1. The remaining 331 ones are summarized as
      Min.      1st Qu.      Median      Mean      3rd Qu.      Max.
0.0008103 0.7042000 0.8823000 0.7915000 0.9783000 0.9990000

Algorithmic parameters:
      tuning.ch1      bb      tuning.psi      refine.tol      rel.tol
1.548e+00      5.000e-01      4.685e+00      1.000e-07      1.000e-07
scale.tol      solve.tol      zero.tol      eps.outlier      eps.x
1.000e-10      1.000e-07      1.000e-10      1.934e-04      1.984e-09
warn.limit.reject warn.limit.meanw
5.000e-01      5.000e-01
nResample      max.it      best.r.s      k.fast.s      k.max      maxit.scale
500      50      2      1      200      200
trace.lev      mts      compute.rd      fast.s.large.n
0      1000      0      2000
psi      subampling      cov      compute.outlier.stats
"bisquare"      "nonsingular"      ".vcov.w"      "S"
seed : int(0)

```

Lampiran 28. Output Code Uji Model Robust Estimasi - S

```

####{r}
MM <- lmrob(y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "MM")
summary(MM)
####

```

Lampiran 29. Code Uji Model Robust Estimasi - MM

```

####
lmrob(formula = y ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8 + x9 + x10 + x11 + x12, method = "MM")
\--> method = "MM"
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-56.93281  -1.15004   0.03519   1.49047  43.82115

Coefficients:
(Intercept) -7.744e+01  5.454e+00 -14.197 < 2e-16 ***
x1           8.895e-02  5.023e-02  1.771 0.077175 .
x2          -4.865e-02  9.757e-02 -0.499 0.618294 .
x3aug       -9.557e-02  1.781e+00 -0.054 0.957229
x3dec       -1.716e+00  1.285e+00 -1.335 0.182376
x3feb       -1.044e+00  9.887e-01 -1.056 0.291432
x3jan       5.857e+01  3.807e+00 15.385 < 2e-16 ***
x3jul       -8.788e-01  1.476e+00 -0.595 0.551972
x3jun       -1.280e+00  1.299e+00 -0.986 0.324686
x3mar       -2.256e+00  8.636e-01 -2.613 0.009265 **
x3may       -2.874e+00  1.397e+00 -2.057 0.040244 *
x3nov       4.868e-01  9.662e-01  0.504 0.614603
x3oct       -1.990e+00  2.004e+00 -0.993 0.321131
x3sep       -1.397e+00  2.047e+00 -0.683 0.495186
x4mon       -1.120e+00  3.313e-01 -3.382 0.000777 ***
x4sat       -1.349e+00  3.523e-01 -3.827 0.000146 ***
x4sun       -6.209e-01  3.761e-01 -1.651 0.099386 .
x4thu       -1.545e+00  3.970e-01 -3.893 0.000113 ***
x4tue       1.654e-01  5.665e-01  0.292 0.770451
x4wed       -3.071e-01  5.401e-01 -0.569 0.569905
x5           9.497e-01  6.043e-02 15.714 < 2e-16 ***
x6          -7.934e-03  3.256e-03 -2.436 0.015188 *
x7          -8.693e-04  2.748e-03 -0.316 0.751896

Robust residual standard error: 1.649
Multiple R-squared: 0.7025, Adjusted R-squared: 0.686
Convergence in 25 IRLS iterations

Robustness weights:
17 observations c(12,13,23,25,98,105,131,134,136,150,200,207,212,267,300,313,486)
are outliers with |weight| <= 1.5e-05 (< 0.00019);
31 weights are == 1, the remaining 469 ones are summarized as
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
0.00509 0.81730 0.94080 0.86460 0.98410 0.99900

Algorithmic parameters:
tuning.chi 1.548e+00 tuning.psi 5.000e-01 tuning.refine.tol 1.000e-07 tuning.rel.tol 1.000e-07
scale.tol 1.000e-10 solve.tol 1.000e-07 zero.tol 1.000e-10 eps.outlier 1.934e-04 eps.x 1.984e-09
warn.limit.reject warn.limit.meanrw 5.000e-01 5.000e-01
nResample 500 max.it 50 best.r.s 2 k.fast.s 1 k.max 200 maxit.scale 200
trace.lev 0 mts compute.rd fast.s.large.n 0 2000
psi subsampling cov compute.outlier.stats "bisquare" "nonsingular" ".vcov.avari" "SM"
seed : int(0)

```

Lampiran 30. Output Code Uji Model Robust Estimasi - MM