# Regresi Linear

#### Stevanus Sembiring/162112133099

2022-10-05

```
library(readxl)
df = read_excel("Tingkat Pengangguran.xlsx")
```

### 1. Model regresi dan menentukan variabel prediktor dan respon

```
# Menentukan variabel prediktor dan respon
x1 = df$`Kepadatan (Jiwa/m2)`
x2 = df$`Proporsi remaja dengan TIK (%)`
y = df$`Tingkat Pengangguran Terbuka (%)`
```

Variabel Tingkat Pengangguran Terbuka adalah sebagai Variabel respon (y) sedangkan variabel Proporsi remaja dengan TIK dan Kepadatan adalah variabel prediktor (x).

# 2. Estimasi model menggunakan excel

Hasil estimasi model menggunakan excel ada di dalam folder

# 3. Uji Asumsi Klasik

#### Uji Variansi error konstan

1. Menguji ketidaksamaan variansi dari residual dengan menggunakan **uji glejser** 

```
H_0: Data\ bersifat\ Homogen

H_1: Data\ bersifat\ Heterogen

\alpha: 5\%
```

```
# Uji Glejser
library(skedastic)
glejser(model1)
```

```
## # A tibble: 1 x 4
## statistic p.value parameter alternative
## <dbl> <dbl> <dbl> <chr>
## 1 2.11 0.348 2 greater
```

Dari hasil uji glejser didapatkan P-Value = 0.3477001, sehingga kesimpulannya **Gagal Tolak H0**, karena P-Value $(0.3477001) > \alpha(0,05)$ . Kesimpulannya, data ini **tidak** melanggar asumsi Homoskedastisitas (data bersifat homogen).

#### Uji Independensi Error (autokorelasi)

menguji apakah dalam model regresi linier ada korelasi antara error dari observasi satu dan lainnya. Uji yang digunakan adalah **Uji Durbin-Watson**.

 $H_0: Tidak \ ada \ autokorelasi$ 

 $H_1: Terdapat\ autokorelasi$ 

 $\alpha:5$ 

```
# Uji Durbin Watson
library(lmtest)
dwtest(model1)
```

```
##
## Durbin-Watson test
##
## data: model1
## DW = 2.0095, p-value = 0.4524
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Dari hasil pengujian Durbin-Watson, P-Value yang didapat adalah 0.4524. Sehingga kesimpulan adalah Gagal Tolak  $\mathbf{H_0}$ , karena P-Value(0.4524) > (0,05). Sehingga dapat disimpulkan bahwa data tersebut Tidak ada autokorelasi.

#### Uji Normalitas

Menguji error berdistribusi normal.

 $H_0: Error\ berdistribusi\ normal$ 

 $H_1: Error\ tidak\ berdistribusi\ normal$ 

 $\alpha:5\%$ 

```
# Uji Kolmogorov-Smirnov (KS)
error = model1$residuals
library(stats)
ks.test(error, "pnorm")
```

```
##
## One-sample Kolmogorov-Smirnov test
##
## data: error
## D = 0.17509, p-value = 0.2207
## alternative hypothesis: two-sided
```

Dari pengujian Kolmogorov-Smirnov (KS) di atas, P-Value yang didapat sama dengan 0.2207, maka **Gagal Tolak H**<sub>0</sub> karena P-value(0.2207)  $> \alpha(0.05)$  dan dapat disimpulkan bahwa dalam data ini error telah berdistribusi normal.

#### Uji Multikolinieritas

Menguji hubungan antara variabel prediktor dengan melihat nilai Variance Inflation Factor (VIF), Nilai VIF ketika tidak terjadi Multikolinieritas adalah < 5.

```
# Nilai VIF
library(regclass)
VIF(model1)
```

```
## x1 x2
## 1.041007 1.041007
```

Dari hasil Uji Multikolinieritas di dapatkan hasil VIF dari variabel X1 dan X2 < 5 sehingga dapat disimpulkan bahwa **Tidak terjadi Multikolinieritas** 

Dari hasil pengujian asumsi klasik yang telah dilakukan didapatkan TIDAK ADANYA pelanggaran pada Uji Asumsi Klasik (Semua Asumsi Terpenuhi)

### 4. Hasil Estimasi

```
# hasil estimasi
summary(model1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ x1 + x2, data = df)
##
## Residuals:
## Min 1Q Median 3Q Max
## -2.4484 -1.0422 -0.4126 0.9772 4.1546
##
```

```
## Coefficients:
##
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 1.7346537 2.2664993 0.765
              0.0002008 0.0001102
                                    1.822
                                             0.0781 .
              0.0407785 0.0255746
                                    1.594 0.1210
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 1.688 on 31 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.1907, Adjusted R-squared: 0.1385
## F-statistic: 3.652 on 2 and 31 DF, p-value: 0.03767
\beta_0 = 1.734653685
\beta_1 = 0.000200775 \ \beta_2 = 0.040778518
R-squared=0.1907
```

### 5. pemodelan

Pemodelan dengan polinom derajat 2

```
# Model Regresi Kuadrat (Polinom derajat dua)
polinom_model = lm(y~x1+I(x1^2)+x2+I(x2^2), data=df)
summary(polinom_model)
##
```

```
## Call:
## lm(formula = y \sim x1 + I(x1^2) + x2 + I(x2^2), data = df)
##
## Residuals:
      Min
               1Q Median
                               3Q
## -2.5863 -1.0651 -0.1261 1.0701 4.4363
##
## Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 1.313e+00 5.715e+00 0.230
                                             0.8198
## x1
               1.957e-03 8.925e-04
                                     2.193
                                             0.0365 *
## I(x1^2)
              -1.087e-07 5.441e-08 -1.998
                                             0.0552 .
## x2
              7.264e-02 1.696e-01 0.428
                                             0.6716
              -3.597e-04 1.216e-03 -0.296
## I(x2^2)
                                             0.7694
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 1.632 on 29 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.2925, Adjusted R-squared: 0.1949
## F-statistic: 2.998 on 4 and 29 DF, p-value: 0.0347
```

Pemodelan dengan interaksi

```
# Model Regresi dengan Interaksi
linmod_Interaksi = lm(y~x1+x2+x1*x2, data = df)
summary(linmod_Interaksi)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = y \sim x1 + x2 + x1 * x2, data = df)
## Residuals:
##
      Min
               1Q Median
                               3Q
                                      Max
## -3.0974 -0.9409 -0.2114 0.8772 4.5854
##
## Coefficients:
##
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 1.3077642 2.1190801
                                      0.617
                                              0.5418
## x1
               0.0430352 0.0179153
                                      2.402
                                              0.0227 *
## x2
               0.0395024 0.0238321
                                              0.1078
                                      1.658
## x1:x2
              -0.0004353 0.0001821
                                     -2.391
                                              0.0233 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 1.573 on 30 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.3202, Adjusted R-squared: 0.2522
## F-statistic: 4.71 on 3 and 30 DF, p-value: 0.00824
```

Dari 2 pemodelan yang dilakukan di dapatkan bahwa model regresi dengan interaksi memiliki R-Squared lebih tinggi.

## 6. Membandingkan hasil no.4 dan 5

Dari hasil kedua Model Regresi di atas, ketika data pengamatan yang diregresikan dengan Regresi dengan interaksi mendapatkan nilai kebaikan model (R-Squared) **lebih baik atau lebih tinggi** jika dibandingkan dengan Model Regresi Linier dan Model regresi polinomial 2 derajat. model yang didapatkan adalah **0,3202** atau **32,20%**. Sehingga model ini lebih baik untuk dimodelkan ke dalam **model regresi dengan interaksi** 

## 7. Interpretasi model terbaik dari no.6

```
_
```

linmod Interaksi

```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ x1 + x2 + x1 * x2, data = df)
##
## Coefficients:
## (Intercept) x1 x2 x1:x2
## 1.3077642 0.0430352 0.0395024 -0.0004353
```

 $y(Tingkat\ Pengangguran) = 1.3077642 - 0.0430352x1 + 0.0395024x2 + -0.0004353x1 : x2$ 

- Ketika seluruh variabel prediktor konstan maka Tingkat Pengangguran Terbuka bernilai 1.3077642%.
- Ketika variabel prediktor lainnya konstan, maka Kepadatan akan menambah Tingkat Pengangguran Terbuka sebesar 0.0430352 setiap Jiwa/m^2.
- Ketika variabel prediktor lainnya konstan, maka Proporsi Remaja dengan TIK akan akan menambah Tingkat Pengangguran Terbuka sebesar 0,0395024 setiap Persen(%).
- Ketika variabel prediktor lainnya konstan, maka Interaksi antara Kepadatan dan Proporsi Remaja dengan TIK akan mengurangi Tingkat Pengangguran Terbuka sebesar 0,0004353.