Modul 09 - Multiple Linear Regression

Roni Yunis

12/11/2023

Pengantar

Regresi Liner Berganda adalah bentuk lain dari regresi liner sederhana yang digunakan untuk memprediksi viariabel Y (dependent), berdasarkan beberapa variabel prediktor X (independent) Kalau dengan 3 variabel prediktor, maka prediksi Y bisa dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$y = \beta 0 + \beta 1.x1 + \beta 2.x2 + \beta 3.x3 + \epsilon$$

Nilai β disebut dengan bobot regresi (koefisien beta), digunakan untuk mengukur hubungan antara variabel prediktor dan hasil. bj dapat diartikan sebagai efek rata-rata pada y dari peningkatan satu unit dalam xj, dimana semua prediktor lainnya tetap. Dalam Modul 09 ini kita akan membahas:

1. Bagaimana membangun model regresi berganda dan bagaimana cara menginterpretasikannya
2. Memeriksa kualitas dari model yang sudah dihasilkan

Data Preparation

Dalam kasus ini, kita akan menggunakan dataset yang ada pada packages datarium, nama datasetnya adalah **marketing**, sebelum kita menggunakan dataset tersebut, kita akan install dulu `library (datarium)`

```
#Split dataset
library (caTools)
```

```
## Warning: package 'caTools' was built under R version 4.3.2
```

```
#Predicting result visualization
library(ggplot2)
```

```
## Warning: package 'ggplot2' was built under R version 4.3.2
```

```
#dataset marketing
library(datarium)
```

```
## Warning: package 'datarium' was built under R version 4.3.2
```

```r
#menampilkan isi dataset 6 baris teratas
head(marketing)
```

```
##   youtube facebook newspaper sales
## 1  276.12    45.36     83.04 26.52
## 2   53.40    47.16     54.12 12.48
## 3   20.64    55.08     83.16 11.16
## 4  181.80    49.56     70.20 22.20
## 5  216.96    12.96     70.08 15.48
## 6   10.44    58.68     90.00  8.64
```

Kita akan melihat ringkasan data dari dataset marketing

```r
summary(marketing)
```

```
##     youtube          facebook       newspaper          sales      
##  Min.   :  0.84   Min.   : 0.00   Min.   :  0.36   Min.   : 1.92  
##  1st Qu.: 89.25   1st Qu.:11.97   1st Qu.: 15.30   1st Qu.:12.45  
##  Median :179.70   Median :27.48   Median : 30.90   Median :15.48  
##  Mean   :176.45   Mean   :27.92   Mean   : 36.66   Mean   :16.83  
##  3rd Qu.:262.59   3rd Qu.:43.83   3rd Qu.: 54.12   3rd Qu.:20.88  
##  Max.   :355.68   Max.   :59.52   Max.   :136.80   Max.   :32.40
```

Bisa dilihat bahwa, ada 4 buah kolom youtube, facebook, newspaper, dan sales

```r
library(corrplot)
```

```
## corrplot 0.92 loaded
```

```r
# Membuat korelasi dengan matrik
marketing_cor <- cor(marketing)
corrplot(marketing_cor, method = "color", addCoef.col = "red")
```


```
library(GGally)
```

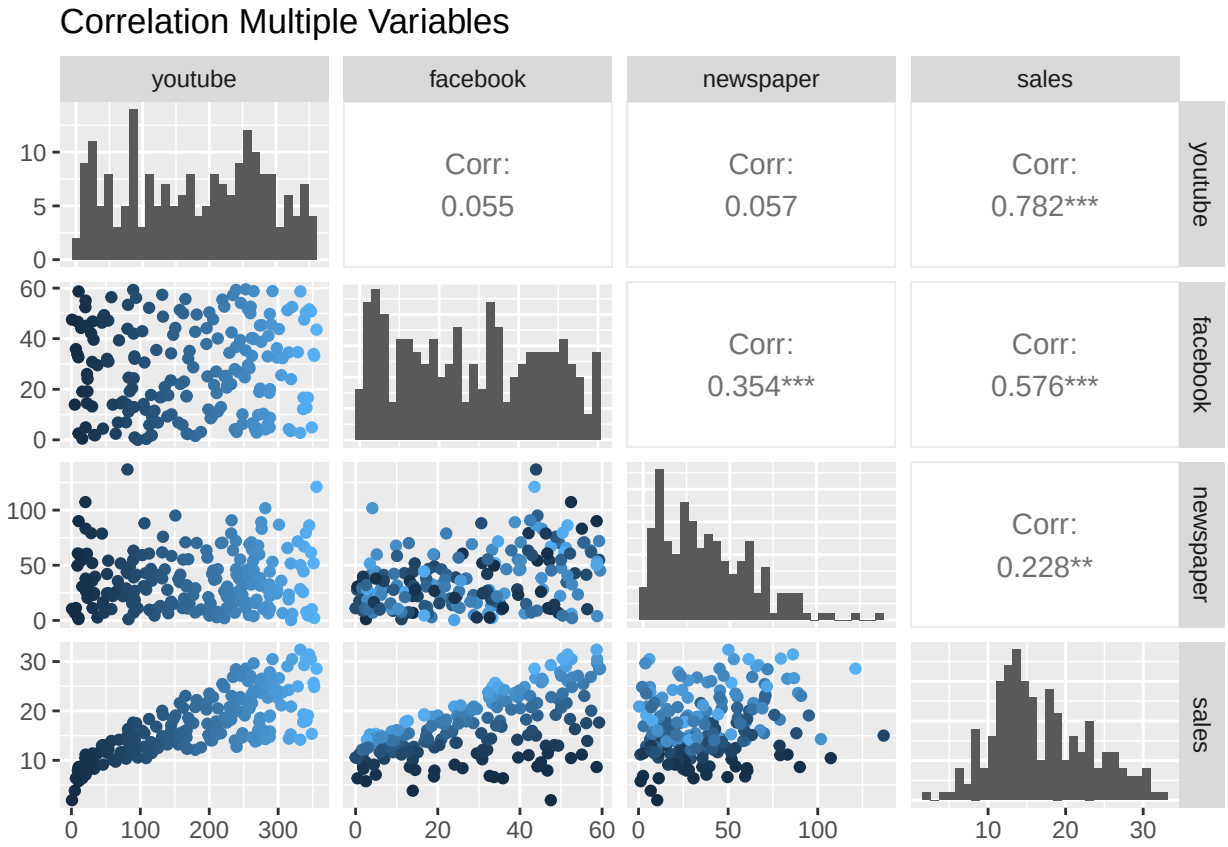
```
## Warning: package 'GGally' was built under R version 4.3.2
```

```
## Registered S3 method overwritten by 'GGally':
##   method from
##   +.gg   ggplot2
```

```
# Buat correlogram
ggpairs(marketing,
        columns = 1:4,  # Pilih kolom yang akan diplot
        title = "Correlation Multiple Variables",
        lower = list(continuous = "points", mapping = aes(color = youtube)),
        diag = list(continuous = "barDiag"))
```

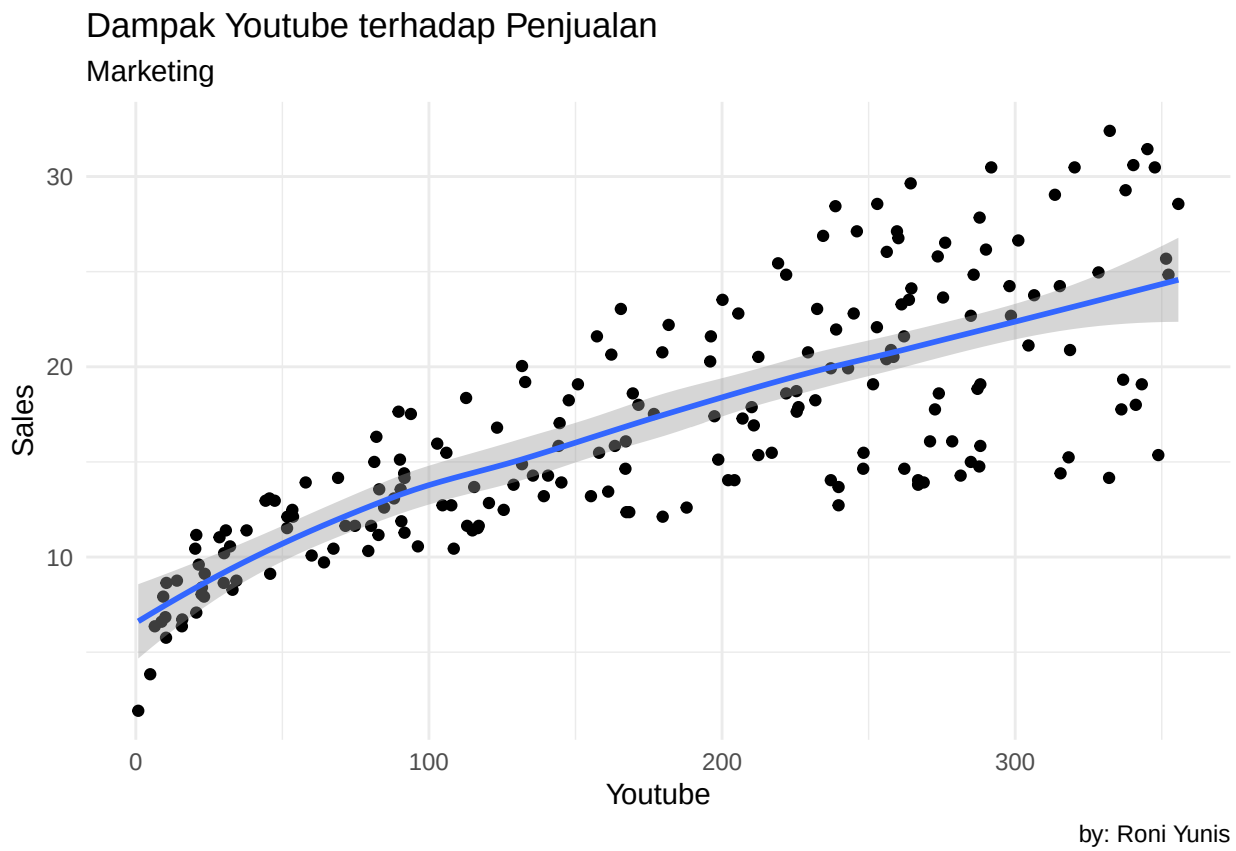
```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



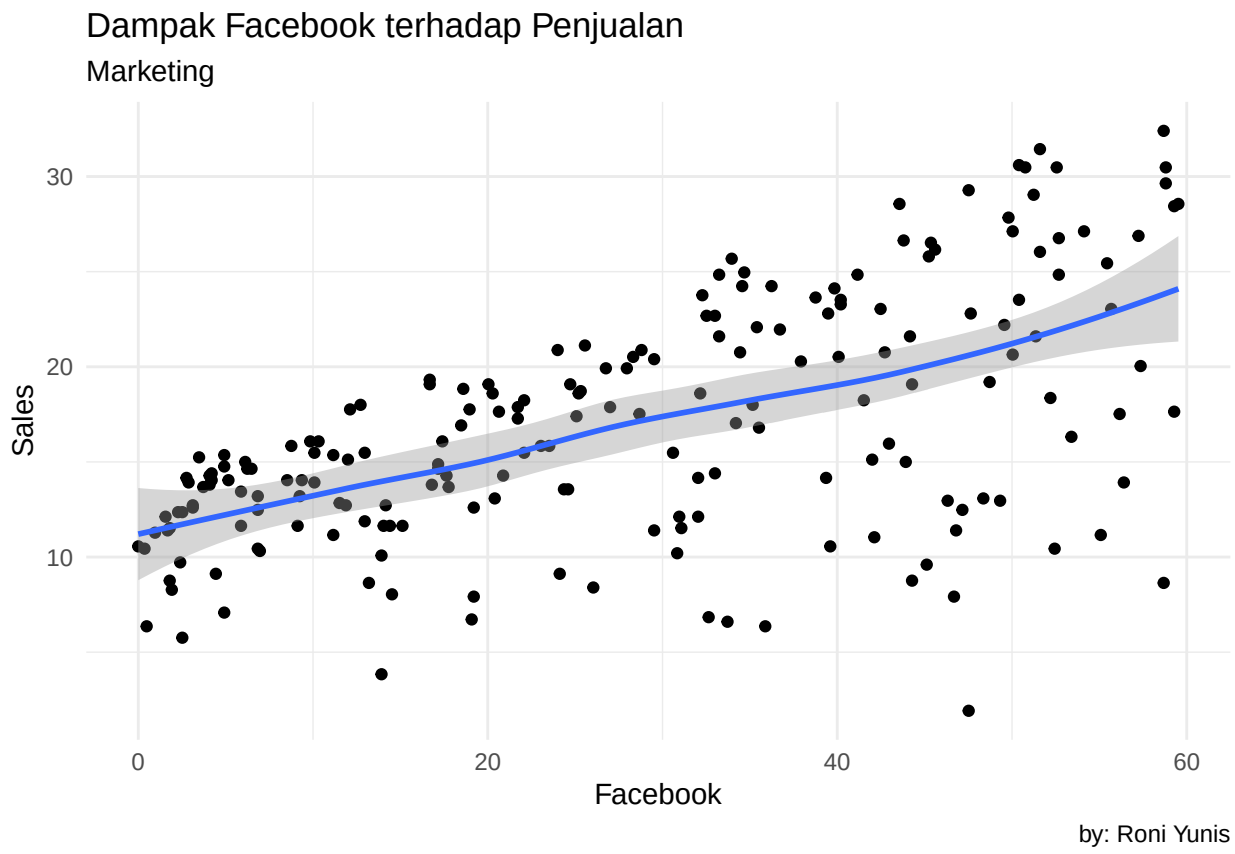

```
# Visualisasi dampak youtube pada sales
library(ggplot2)
ggplot(marketing,
       aes(youtube, sales)) +
  geom_point() +
  geom_smooth() +
  labs(
    title = "Dampak Youtube terhadap Penjualan",
    subtitle = "Marketing",
    caption = "by: Roni Yunis",
    x = "Youtube",
    y = "Sales"
  ) +
  theme_minimal()
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```



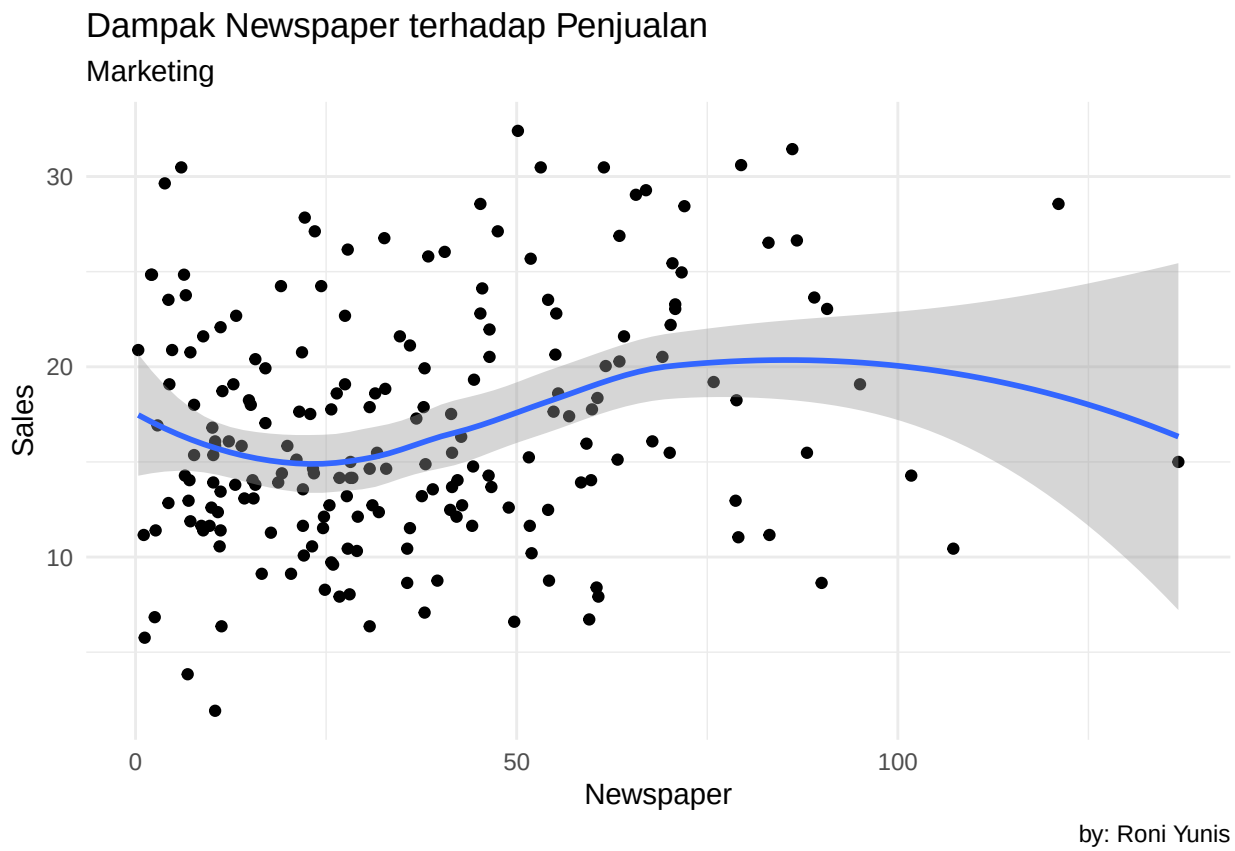

```
# Visualisasi dampak facebook pada sales
library(ggplot2)
ggplot(marketing,
       aes(facebook, sales)) +
  geom_point() +
  geom_smooth() +
  labs(
    title = "Dampak Facebook terhadap Penjualan",
    subtitle = "Marketing",
    caption = "by: Roni Yunis",
    x = "Facebook",
    y = "Sales"
  ) +
  theme_minimal()
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```




```
# Visualisasi dampak Newspaper pada sales
library(ggplot2)
ggplot(marketing,
       aes(newspaper, sales)) +
  geom_point() +
  geom_smooth() +
  labs(
    title = "Dampak Newspaper terhadap Penjualan",
    subtitle = "Marketing",
    caption = "by: Roni Yunis",
    x = "Newspaper",
    y = "Sales"
  ) +
  theme_minimal()
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula = 'y ~ x'
```



Model Regresi dan Interpretasi

Sekarang kita akan membuat model regresi untuk memprediksi tingkat penjualan dari biaya iklan yang sudah dimuat pada youtube, facebook dan newspaper. Kalau kita buat model regresinya, maka sales adalah variabel dependen (y), youtube, facebook, dan newspaper adalah variabel independen (x). Sehingga model regresinya bisa didefinisikan menjadi seperti persamaan berikut:

$$sales = \beta 0 + \beta 1.youtube + \beta 2.facebook + \beta 3.newspaper$$

Model regresinya akan kita simpan kedalam objek *liner*

```
liner_1 <- lm(sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = marketing)
summary(liner_1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = marketing)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5932  -1.0690   0.2902   1.4272   3.3951
##
## Coefficients:
```

```
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.526667   0.374290   9.422   <2e-16 ***
## youtube      0.045765   0.001395  32.809   <2e-16 ***
## facebook     0.188530   0.008611  21.893   <2e-16 ***
## newspaper   -0.001037   0.005871  -0.177     0.86
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.023 on 196 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8956
## F-statistic: 570.3 on 3 and 196 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Langkah pertama yang dapat kita gunakan untuk menafsirkan analisis regresi berganda yang sudah kita lakukan, adalah memeriksa nilai statik F dan nilai p yang terkait, hal ini bisa kita lihat pada baris terakhir dari hasil model regresi. Dalam contoh kali ini, didapat bahwa nilai p-value dari F-Statistik adalah $< 2.2e\text{-}16$, artinya nilai ini adalah sangat signifikan. Jadi bisa disimpulkan bahwa salah satu dari variabel prediktor (independen) berhubungan secara signifikan dengan variabel hasil (dependen).

Untuk melihat variabel prediktor mana yang paling signifikan, kita dapat memeriksa nilai koefisiennya, tabel koefisien digunakan untuk melihat estimasi koefisien beta regresi dan nilai t-statistik p-value yang terkait. Untuk menghitung nilai koefisien regresi tsb, maka bisa kita tulis seperti ini:

```
summary(liner_1)$coefficient
```

```
##                 Estimate  Std. Error    t value     Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.526667243 0.374289884  9.4222884 1.267295e-17
## youtube      0.045764645 0.001394897 32.8086244 1.509960e-81
## facebook     0.188530017 0.008611234 21.8934961 1.505339e-54
## newspaper   -0.001037493 0.005871010 -0.1767146 8.599151e-01
```

Kalau kita lihat dari hasil diatas (t value), terlihat bahwa anggaran iklan melalui youtube dan facebook berhubungan secara signifikan dengan perubahan penjualan. Tetapi anggaran untuk surat kabar tidak berhubungan signifikan. Sehingga bisa kita simpulkan bahwa jika anggaran \$1000 untuk iklan di *facebook* maka akan menyebabkan peningkatan rata-rata penjualan sebesar $0{,}1885x1000 = 189$ unit penjualan. Jika kita lihat dari koefisien *youtube*, maka rata-rata peningkatan penjualan sebesar $0.045x1000 = 45$ unit penjualan.

Jadi dari ketiga variabel yang ada, hanya 2 variabel yang mempengaruhi tingkat penjualan. Karena variabel *newspaper* tidak signifikan maka kita bisa perbaiki model regresi sebelumnya dengan cara tidak memasukkan variabel *newspaper* kedalamnya.

```
liner_2 <- lm(sales ~ youtube + facebook, data = marketing)
summary(liner_2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ youtube + facebook, data = marketing)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -10.5572  -1.0502   0.2906   1.4049   3.3994
##
## Coefficients:
```

```
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.50532    0.35339   9.919   <2e-16 ***
## youtube      0.04575    0.00139  32.909   <2e-16 ***
## facebook     0.18799    0.00804  23.382   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.018 on 197 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8972, Adjusted R-squared:  0.8962
## F-statistic: 859.6 on 2 and 197 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Sehingga berdasarkan model tersebut, maka kita bisa defenisikan persamaan dari model tersebut menjadi:

$$sales = 3.505 + 0,046.youtube + 0,188.facebook$$

Nilai confiden interval dari model tersebut, bisa kita hitung dengan fungsi `confint()`

```
confint(liner_2)
```

```
##                  2.5 %     97.5 %
## (Intercept) 2.80841159 4.20222820
## youtube     0.04301292 0.04849671
## facebook    0.17213877 0.20384969
```

Model Akurasi

Untuk melihat akurasi dari model liner yang sudah dihasilkan secara statistik bisa melihat pada hasil *Adjusted R-squared*, dalam contoh kasus ini nilainya adalah 0,896 artinya 89,6% dari nilai penjualan dapat ditingkatkan oleh anggaran dari iklan *youtube* dan *facebook*.

Selanjutnya adalah bagaimana cara kita mengukur kesalahan prediksi atau **Residual Standard Error (RSE)** atau menggunakan fungsi `sigma()`. Dalam sebuah model regresi yang baik, semakin rendah nilai RSE, maka akan semakin akurat model regresi tersebut. Untuk menghitungnya kita bisa membagi nilai RSE dengan rata-rata variabel hasil.

```
sigma(liner_2)/mean(marketing$sales)
```

```
## [1] 0.1199045
```

Jadi bisa dilihat bahwa tingkat kesalahan (error rate) dari model yang sudah dihasilkan adalah sebesar 12 %. Bisa kita simpulkan tingkat akurasi dari model adalah 100% - 12% = 88%

Latihan Dari model regresi yang sudah kita bahas sebelumnya, kelihatan bahwa hanya 2 variabel yang berpengaruh pada penjualan. Variabel yang tidak berpengaruh adalah variabel *newspaper*, sekarang coba Anda buktikan kalau hanya ada satu varibel yaitu *newspaper* saja apakah benar-benar tidak berpengaruh pada nilai penjualan?

$$sales = b0 + b1 * newspaper$$

```
# your code
```

Jika nilai iklan di newspaper 1000, maka berapa nilai penjualan (sales)?

Model Regresi dengan Model GLM (Generalized Linear Model)

Bagi dataset kedalam data training dan data testing

```
splitdata <- sample.split(marketing$sales, SplitRatio = 0.7)
trainingset <- subset(marketing, splitdata == TRUE)
testingset <- subset(marketing, splitdata == FALSE)
```

```
dim(trainingset)
```

```
## [1] 140   4
```

```
dim(testingset)
```

```
## [1] 60  4
```

Model Regresi

```
# library model GLM
library(glm2)

# model GLM untuk memprediksi variabel sales pada data training
model_glm <- glm(sales ~ youtube + facebook + newspaper, data = trainingset,
                 family = gaussian(link = "identity"), # distribusi probabilitas dari variabel respons
                 control = list(epsilon = 1e-8, # nilai batasan toleransi kesalahan
                                maxit =100)     # jumlah iterasi
                 )

# melihat hasil model prediksi
summary(model_glm)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = sales ~ youtube + facebook + newspaper, family = gaussian(link = "identity"),
##     data = trainingset, control = list(epsilon = 1e-08, maxit = 100))
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  3.5420545  0.4602761   7.695 2.58e-12 ***
## youtube      0.0458320  0.0017058  26.869  < 2e-16 ***
## facebook     0.1894195  0.0102292  18.517  < 2e-16 ***
## newspaper   -0.0006679  0.0072122  -0.093    0.926
```

```
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 4.030166)
##
##     Null deviance: 5356.3  on 139  degrees of freedom
## Residual deviance:  548.1  on 136  degrees of freedom
## AIC: 598.38
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

Latihan Coba diidentifikasi jenis family secara umum dalam GLM

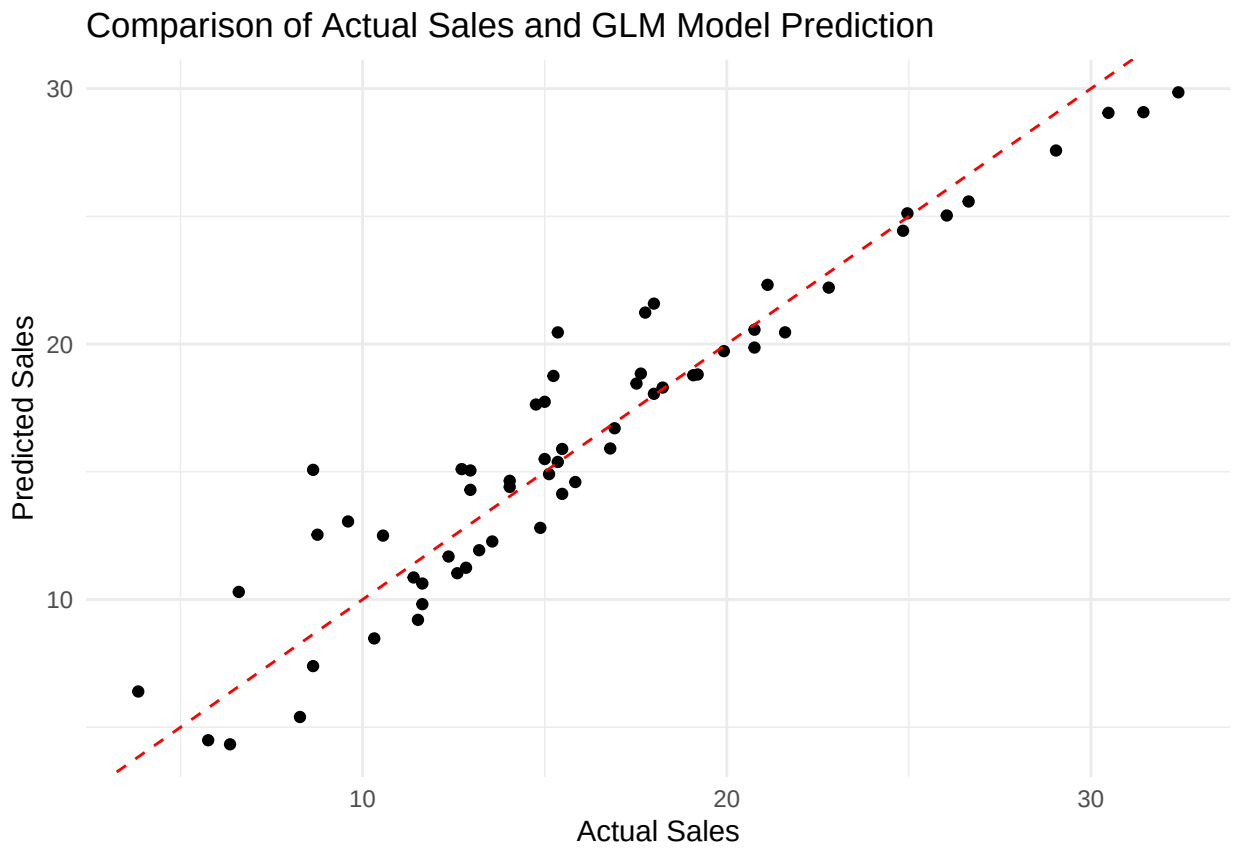
Prediksi data testing dengan model

```r
# Melakukan prediksi produksi dengan model GLM pada data testing
predicted_glm <- predict(model_glm, newdata = testingset, type = "response")

# Menampilkan hasil prediksi
head(predicted_glm)
```

```
##         5         6         8         9        10        11
## 15.893842 15.075563 14.598716  4.491577 15.104741  8.476415
```

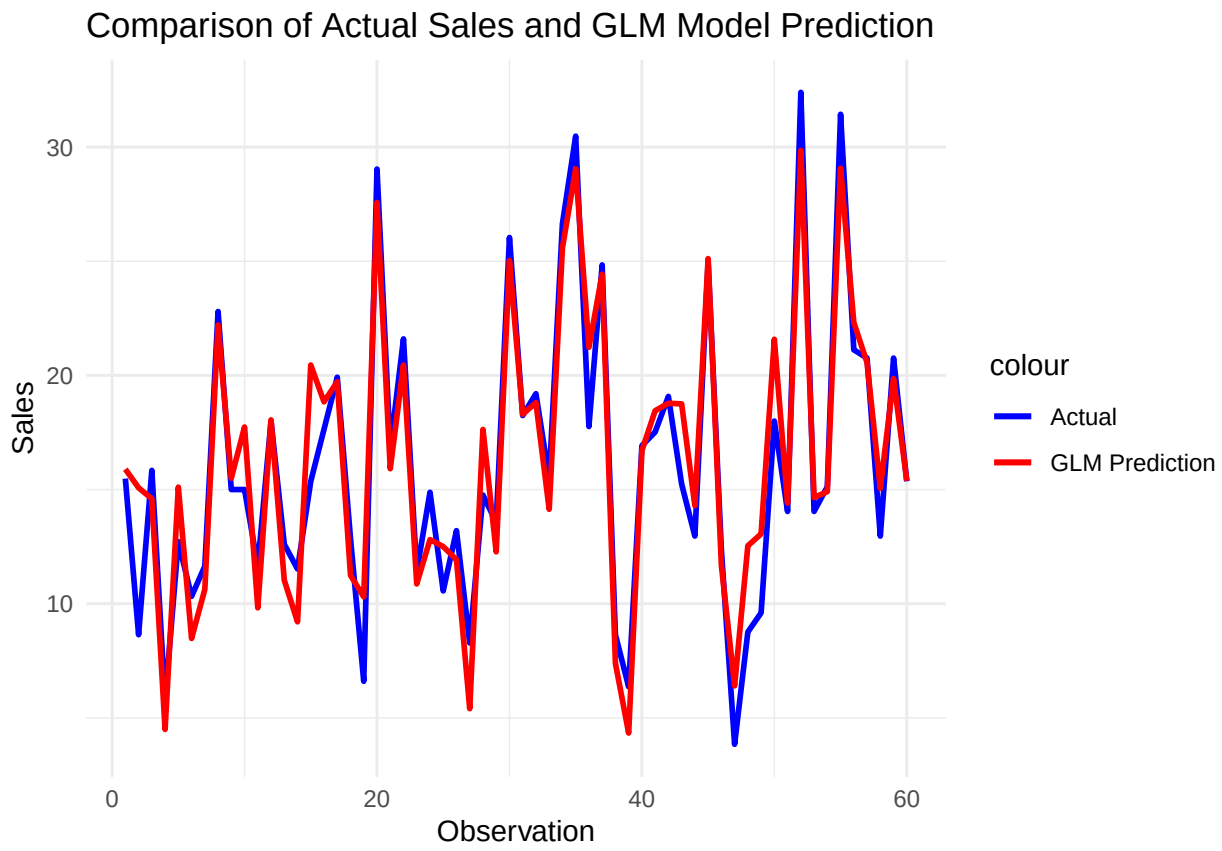
Visualisasi Hasil Prediksi

```r
# Visualisasi Hasil
result_data_glm <- data.frame(sales = testingset$sales, Predictions = predicted_glm)

# Visualisasi Perbandingan Produksi Aktual dengan Hasil Prediksi
ggplot(data = result_data_glm, aes(x = sales, y = Predictions)) +
  geom_point() +
  geom_abline(intercept = 0, slope = 1, color = "red", linetype = "dashed") +
  scale_x_continuous(labels = scales::comma) +
  scale_y_continuous(labels = scales::comma) +
  labs(x = "Actual Sales", y = "Predicted Sales") +
  ggtitle("Comparison of Actual Sales and GLM Model Prediction") +
  theme_minimal()
```




```
# Visualisasi Produksi Aktual dengan Hasil Prediksi
ggplot(data = result_data_glm, aes(x = 1:length(sales))) +
  geom_line(aes(y = sales, color = "Actual"), size = 1) +
  geom_line(aes(y = Predictions, color = "GLM Prediction"), size = 1) +
  labs(x = "Observation", y = "Sales") +
  scale_color_manual(values = c("Actual" = "blue", "GLM Prediction" = "red")) +
  ggtitle("Comparison of Actual Sales and GLM Model Prediction") +
  theme_minimal()
```

```
## Warning: Using ‘size‘ aesthetic for lines was deprecated in ggplot2 3.4.0.
## i Please use ‘linewidth‘ instead.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call ‘lifecycle::last_lifecycle_warnings()‘ to see where this warning was
## generated.
```



Evaluasi Model

```
# Evaluasi GLM Model
library(Metrics)
```

```
## Warning: package 'Metrics' was built under R version 4.3.2
```

```
# Hitung MAE
mae_value_glm <- mae(testingset$sales, predicted_glm)

# Hitung MSE
mse_value_glm <- mse(testingset$sales, predicted_glm)

# Hitung RMSE
rmse_value_glm <- rmse(testingset$sales, predicted_glm)

# Hitung MAPE
mape_value_glm <- mape(testingset$sales, predicted_glm)

# Tampilkan hasil evaluasi
cat(paste("MAE: ", mae_value_glm, "\n"))
```

```
## MAE:  1.59653665383493
```

```r
cat(paste("MSE: ", mse_value_glm, "\n"))
```

```
## MSE:  4.2448618905158
```

```r
cat(paste("RMSE: ", rmse_value_glm, "\n"))
```

```
## RMSE:  2.06030626133975
```

```r
cat(paste("MAPE: ", mape_value_glm, "%\n"))
```

```
## MAPE:  0.135965611137568 %
```