RLM SERVICIOS DIARIOS

Miguel Angel Villegas

2025-03-11

library(tsDyn), library(tidyverse), library(dplyr), library(readxl), library(EnvStats), library(corrplot), library(caTools), library(GGally), library(forecast)

Introducción

Seleccionando.

Este modelo abarca todos las ventas de los servicios, se utilizan las variables: Valor Unitario y Cantidad. Se realizan las correlaciones entre las tres variables y se determina el modelo lineal múltiple. El conjunto de entrenamiento y prueba esta dividido en una proporción de 80/20, sin embargo, la división es aleatoria, lo hace que el resultado sea mas confiable. Se siembra una semilla para permitir que los valores de la muestra sean los mismos.

```
ruta <- "/cloud/project/Ventas_Suministros_Totales.xlsx"</pre>
excel sheets(ruta)
## [1] "Ventas Totales Original"
                                     "Servicios Totales Original"
# "Ventas Totales Original"
                                "Servicios Totales Original"
Servicios_Totales <- as.data.frame(read_xlsx(ruta,
                                              sheet = "Servicios Totales Original"))
Servicios_Totales$Semana <- format(Servicios_Totales$Fecha, format = "%Y-%U")
Servicios_Totales$mes <- format(Servicios_Totales$Fecha, format = "%Y-%m")
Servicios_Totales <- Servicios_Totales %>%
  group_by(Fecha = as.Date(Fecha)) %>%
  summarize(Ventas_Totales = sum(Total),
            Ventas_Unitario = sum(ValorUnitario),
            Ventas_Cantidad = sum(Cantidad),
            .groups = "keep")
head(Servicios_Totales)
## # A tibble: 6 x 4
## # Groups: Fecha [6]
    Fecha
                Ventas_Totales Ventas_Unitario Ventas_Cantidad
##
     <date>
                                          <dbl>
                         <dbl>
                                                          <dbl>
## 1 2019-07-01
                        20590
                                           4550
                                                              27
## 2 2019-07-03
                        10962
                                            450
                                                              21
## 3 2019-07-11
                         2494
                                           2150
                                                              2
## 4 2019-07-20
                         8839.
                                           7620
                                                              1
## 5 2019-07-22
                                            450
                                                             22
                        11484
## 6 2019-07-31
                        24457.
                                           8828
                                                              5
```

```
Servicios_Totales <- data.frame(Ventas_Totales = Servicios_Totales$Ventas_Totales, Ventas_Unitario = Servicios_Totales)
```

```
##
     Ventas_Totales Ventas_Unitario Ventas_Cantidad
## 1
            20590.00
                                  4550
                                                      27
## 2
            10962.00
                                   450
                                                      21
## 3
             2494.00
                                  2150
                                                       2
## 4
             8839.20
                                  7620
                                                      1
                                                     22
## 5
            11484.00
                                   450
           24457.44
                                  8828
## 6
                                                      5
```

Se calcula el valor del parámetro lambda para la transformación Boxcox.

Se obtiene la transformación boxcox para los servicios, valor unitario de los servicios y cantidad de venta de los servicios, todos por dia.

```
RLM_serv_dia <- Servicios_Totales %>%
  mutate(
    Ventas_Totales = boxcoxTransform(Servicios_Totales$Ventas_Totales, lambda = 0.05740459),
    Ventas_Unitario = boxcoxTransform(Servicios_Totales$Ventas_Unitario, lambda = 0.08905469),
    Ventas_Cantidad = boxcoxTransform(Servicios_Totales$Ventas_Cantidad, lambda = -0.7605906)
    )
    head(RLM_serv_dia)
```

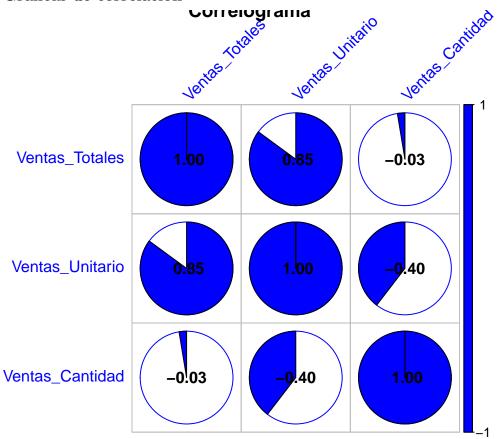
```
##
     Ventas_Totales Ventas_Unitario Ventas_Cantidad
          13.388751
                           12.545165
## 1
                                            1.2075746
## 2
          12.293823
                            8.118417
                                            1.1849956
## 3
           9.872762
                           11.009803
                                            0.5387200
## 4
          11.928945
                           13.662355
                                            0.0000000
## 5
          12.373279
                            8.118417
                                            1.1895070
## 6
          13.694683
                           13.990694
                                            0.9282059
```

Se crea una matriz para el cálculo y visualización de las correlaciones, además se siembra la semilla para garantizar que los valores sean los mismos.

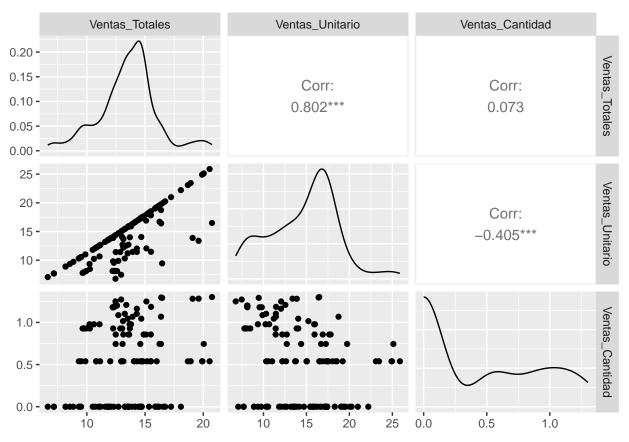
```
##
        Ventas Totales Ventas Unitario Ventas Cantidad
## [1,]
                              12.545165
             13.388751
                                              1.2075746
## [2,]
             12.293823
                               8.118417
                                              1.1849956
## [3,]
              9.872762
                              11.009803
                                              0.5387200
## [4,]
             11.928945
                              13.662355
                                              0.000000
```

[5,] 12.373279 8.118417 1.1895070 ## [6,] 13.694683 13.990694 0.9282059

Gráficas de correlación



RLM_serv_dia <- as.data.frame(RLM_serv_dia_mtx)
RLM_serv_dia %>% GGally::ggpairs(cardinality_threshold = 10)



Se hace la división del conjunto de datos en una proporción de 80-20.

```
ms_lm <- sample.split(RLM_serv_dia$Ventas_Totales, SplitRatio = 0.80)
es_lm <- subset(RLM_serv_dia, ms_lm == T)
ps_lm <- subset(RLM_serv_dia, ms_lm == F)</pre>
```

Modelo

Se determina el modelo lineal.

```
Moslm <- lm(Ventas_Totales ~ ., data = es_lm)</pre>
```

Resumen del modelo obtenido.

```
print(summary(Moslm))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Ventas_Totales ~ ., data = es_lm)
##
## Residuals:
##
       Min
                1Q Median
                                ЗQ
                                       Max
## -2.0734 -0.7261 0.2291 0.4174 4.7764
##
  Coefficients:
##
                   Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
##
## (Intercept)
                    3.26531
                               0.36482
                                          8.95 1.62e-15 ***
## Ventas_Unitario 0.63310
                               0.02162
                                         29.29 < 2e-16 ***
## Ventas_Cantidad 2.40697
                               0.18347
                                         13.12 < 2e-16 ***
```

```
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.9642 on 144 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.8565, Adjusted R-squared: 0.8545
## F-statistic: 429.8 on 2 and 144 DF, p-value: < 2.2e-16
# Multiple R-squared: 0.8565, Adjusted R-squared: 0.8545
```

Pronostico

```
pronostico_lms <- predict(Moslm, ps_lm)</pre>
Se crea una data frame con los resultados y los valores actuales.
resultados_s <- cbind(pronostico_lms, ps_lm$Ventas_Totales)
resultados_s <- as.data.frame(resultados_s)</pre>
colnames(resultados_s) <- c("prediccion", "actual")</pre>
head(resultados_s)
##
      prediccion
                      actual
## 2
        11.25735 12.293823
        11.91498 11.928945
        11.26821 12.373279
## 5
        12.55675 11.136800
## 8
```

Si es hay valores menores que cero se subtituyen por cero.

```
any(resultados_s < 0)</pre>
```

11.24093 9.507298 11.28752 12.522466

```
## [1] FALSE
```

Función.

11

16

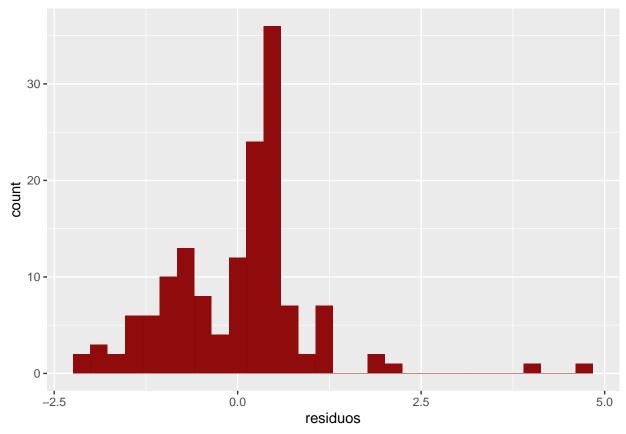
Exactitud del modelo.

```
summary(Moslm)$r.squared
```

```
## [1] 0.8565253
```

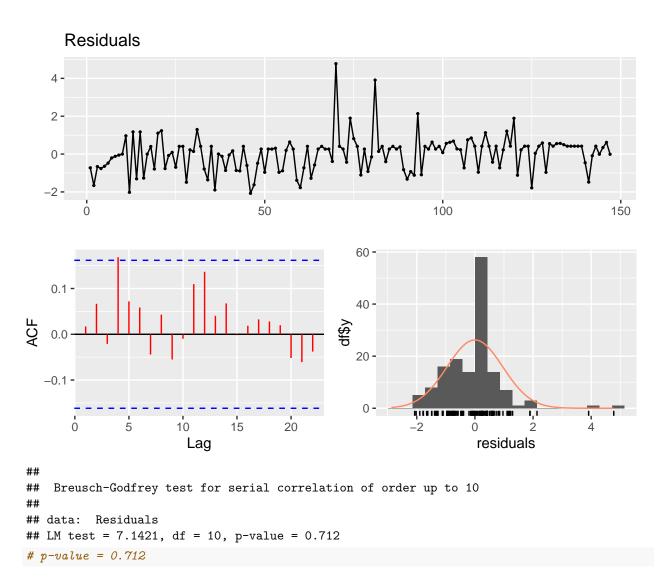
```
# [1] 0.8565253
```

Inspección de los residuales.



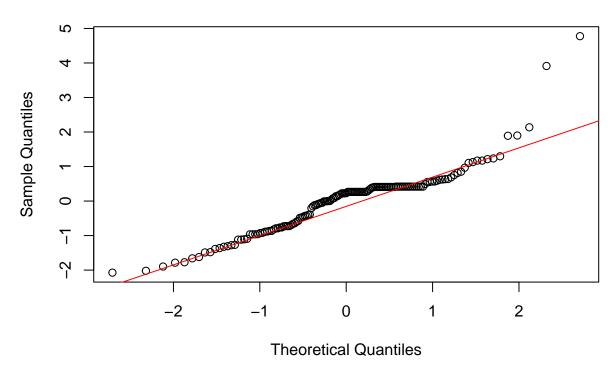
Residuales

checkresiduals(Moslm, col = "red")



Inspeccionando si existe normalidad en los residuales

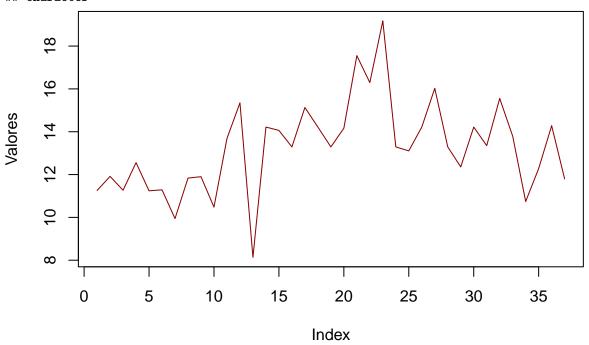
Normal Q-Q Plot



Se grafican los pronósticos.

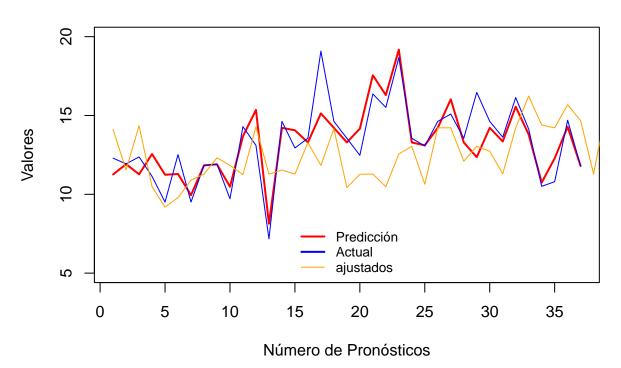
```
pronostico_serv_lm <- predict(Moslm, ps_lm)
plot(pronostico_serv_lm, type = "lines", col = "darkred", ylab = "Valores")</pre>
```

Warning in plot.xy(xy, type, \dots): plot type 'lines' will be truncated to first ## character

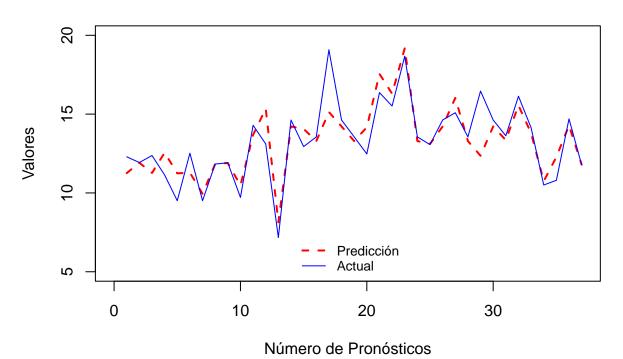


Gráfica de los pronósticos junto con los valores reales.

Predicción vs Actual por Regresión Multi-Lineal



Predicción vs Actual por Regresión Multi-Lineal



Se determina la exactitud del modelo.

accuracy(resultados_s\$prediccion[1:37], ps_lm\$Ventas_Totales[1:37])

```
## ME RMSE MAE MPE MAPE

## Test set 0.0223222 1.269369 0.8632803 -0.7184874 6.515798

# ME RMSE MAE MPE MAPE

# Test set 0.0223222 1.269369 0.8632803 -0.7184874 6.515798
```

Conclusiones

El modelo captura 86.97% la dinámica de la serie, los residuales están muy por encima del valor ideal de p > 0.05, lo que indica que no existe una correlación entre los residuos.