Tecnológico de Monterrey

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

Actividad 5. Regresión Logística

TC3007C.501 Inteligencia artificial avanzada para la ciencia de datos II

Profesores:

Iván Mauricio Amaya Contreras

Blanca Rosa Ruiz Hernández

Félix Ricardo Botello Urrutia

Edgar Covantes Osuna

Felipe Castillo Rendón

Hugo Terashima Marín

Alumno:

Alberto H Orozco Ramos - A00831719

19 de Octubre de 2023

Actividad 5: Regresión Logística

Instrucciones

Trabaja con el set de datos Weekly, que forma parte de la librería ISLR. Este set de datos contiene información sobre el rendimiento porcentual semanal del índice bursátil S&P 500 entre los años 1990 y 2010. Se busca predecir el tendimiento (positivo o negativo) dependiendo del comportamiento previo de diversas variables de la bolsa bursátil S&P 500.

Encuentra un modelo logístico para encontrar el mejor conjunto de predictores que auxilien a clasificar la dirección de cada observación.

Se cuenta con un set de datos con 9 variables (8 numéricas y 1 categórica que será nuestra variable respuesta: Direction). Las variables Lag son los valores de mercado en semanas anteriores y el valor del día actual (Today). La variable volumen (Volume) se refiere al volumen de acciones. Realiza:

```
library(ISLR)
library(tidyverse)
```

```
## -- Attaching core tidyverse packages ------------------------ tidyverse 2.0.0 --
## v dplyr     1.1.3     v readr     2.1.4
## v forcats   1.0.0     v stringr   1.5.0
## v ggplot2   3.4.3     v tibble    3.2.1
## v lubridate 1.9.3     v tidyr     1.3.0
## v purrr     1.0.2
## -- Conflicts ------------------------------------------ tidyverse_conflicts() --
## x dplyr::filter() masks stats::filter()
## x dplyr::lag()    masks stats::lag()
## i Use the conflicted package (<http://conflicted.r-lib.org/>) to force all conflicts to become errors
```

```
library(vcd)
```

```
## Loading required package: grid
##
## Attaching package: 'vcd'
##
## The following object is masked from 'package:ISLR':
##
##     Hitters
```

1. El análisis de datos. Estadísticas descriptivas y coeficiente de correlación entre las variables.

```
data<- Weekly
head(data, 10)
```

```
##    Year   Lag1   Lag2   Lag3   Lag4   Lag5    Volume  Today Direction
## 1  1990  0.816  1.572 -3.936 -0.229 -3.484 0.1549760 -0.270      Down
## 2  1990 -0.270  0.816  1.572 -3.936 -0.229 0.1485740 -2.576      Down
## 3  1990 -2.576 -0.270  0.816  1.572 -3.936 0.1598375  3.514        Up
## 4  1990  3.514 -2.576 -0.270  0.816  1.572 0.1616300  0.712        Up
## 5  1990  0.712  3.514 -2.576 -0.270  0.816 0.1537280  1.178        Up
## 6  1990  1.178  0.712  3.514 -2.576 -0.270 0.1544440 -1.372      Down
## 7  1990 -1.372  1.178  0.712  3.514 -2.576 0.1517220  0.807        Up
## 8  1990  0.807 -1.372  1.178  0.712  3.514 0.1323100  0.041        Up
## 9  1990  0.041  0.807 -1.372  1.178  0.712 0.1439720  1.253        Up
## 10 1990  1.253  0.041  0.807 -1.372  1.178 0.1336350 -2.678      Down
```

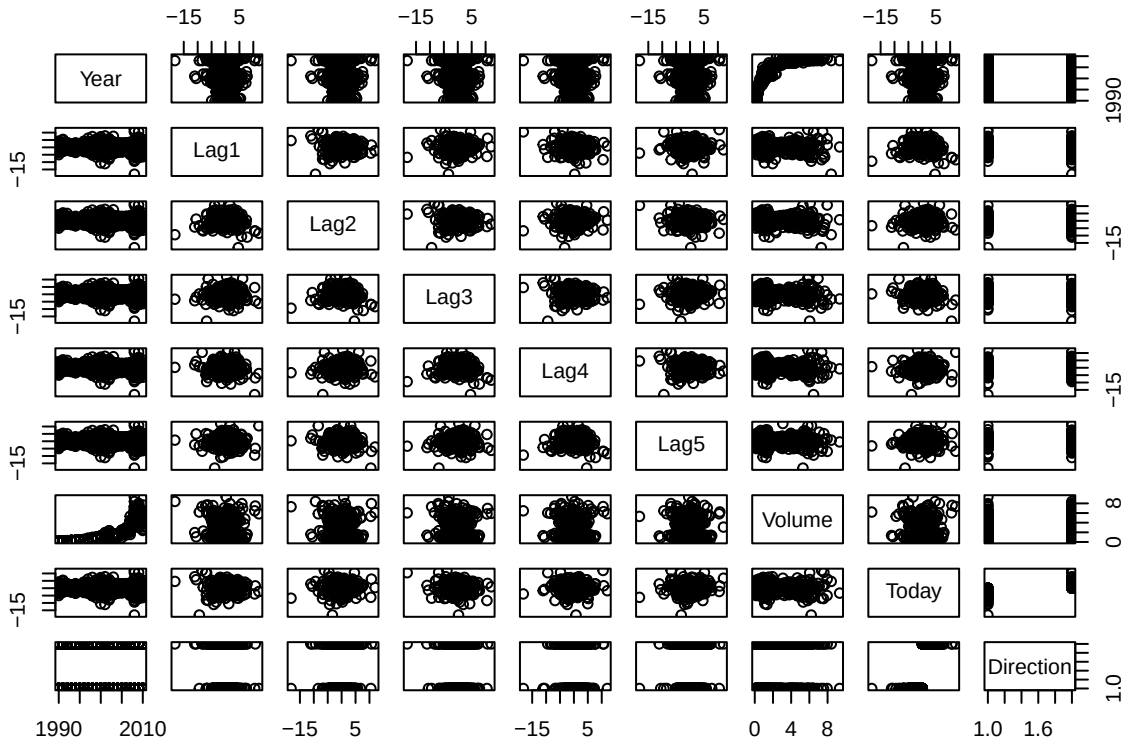
```
glimpse(Weekly)
```

```
## Rows: 1,089
## Columns: 9
## $ Year      <dbl> 1990, 1990, 1990, 1990, 1990, 1990, 1990, 1990, 1990, 1990, ~
## $ Lag1      <dbl> 0.816, -0.270, -2.576, 3.514, 0.712, 1.178, -1.372, 0.807, 0~
## $ Lag2      <dbl> 1.572, 0.816, -0.270, -2.576, 3.514, 0.712, 1.178, -1.372, 0~
## $ Lag3      <dbl> -3.936, 1.572, 0.816, -0.270, -2.576, 3.514, 0.712, 1.178, -~
## $ Lag4      <dbl> -0.229, -3.936, 1.572, 0.816, -0.270, -2.576, 3.514, 0.712, ~
## $ Lag5      <dbl> -3.484, -0.229, -3.936, 1.572, 0.816, -0.270, -2.576, 3.514,~
## $ Volume    <dbl> 0.1549760, 0.1485740, 0.1598375, 0.1616300, 0.1537280, 0.154~
## $ Today     <dbl> -0.270, -2.576, 3.514, 0.712, 1.178, -1.372, 0.807, 0.041, 1~
## $ Direction <fct> Down, Down, Up, Up, Up, Down, Up, Up, Up, Down, Down, Up, Up~
```

```
summary(Weekly)
```

```
##       Year           Lag1               Lag2               Lag3          
##  Min.   :1990   Min.   :-18.1950   Min.   :-18.1950   Min.   :-18.1950  
##  1st Qu.:1995   1st Qu.: -1.1540   1st Qu.: -1.1540   1st Qu.: -1.1580  
##  Median :2000   Median :  0.2410   Median :  0.2410   Median :  0.2410  
##  Mean   :2000   Mean   :  0.1506   Mean   :  0.1511   Mean   :  0.1472  
##  3rd Qu.:2005   3rd Qu.:  1.4050   3rd Qu.:  1.4090   3rd Qu.:  1.4090  
##  Max.   :2010   Max.   : 12.0260   Max.   : 12.0260   Max.   : 12.0260  
##       Lag4               Lag5              Volume            Today          
##  Min.   :-18.1950   Min.   :-18.1950   Min.   :0.08747   Min.   :-18.1950  
##  1st Qu.: -1.1580   1st Qu.: -1.1660   1st Qu.:0.33202   1st Qu.: -1.1540  
##  Median :  0.2380   Median :  0.2340   Median :1.00268   Median :  0.2410  
##  Mean   :  0.1458   Mean   :  0.1399   Mean   :1.57462   Mean   :  0.1499  
##  3rd Qu.:  1.4090   3rd Qu.:  1.4050   3rd Qu.:2.05373   3rd Qu.:  1.4050  
##  Max.   : 12.0260   Max.   : 12.0260   Max.   :9.32821   Max.   : 12.0260  
##  Direction
##  Down:484
##  Up  :605
##
##
##
##
```

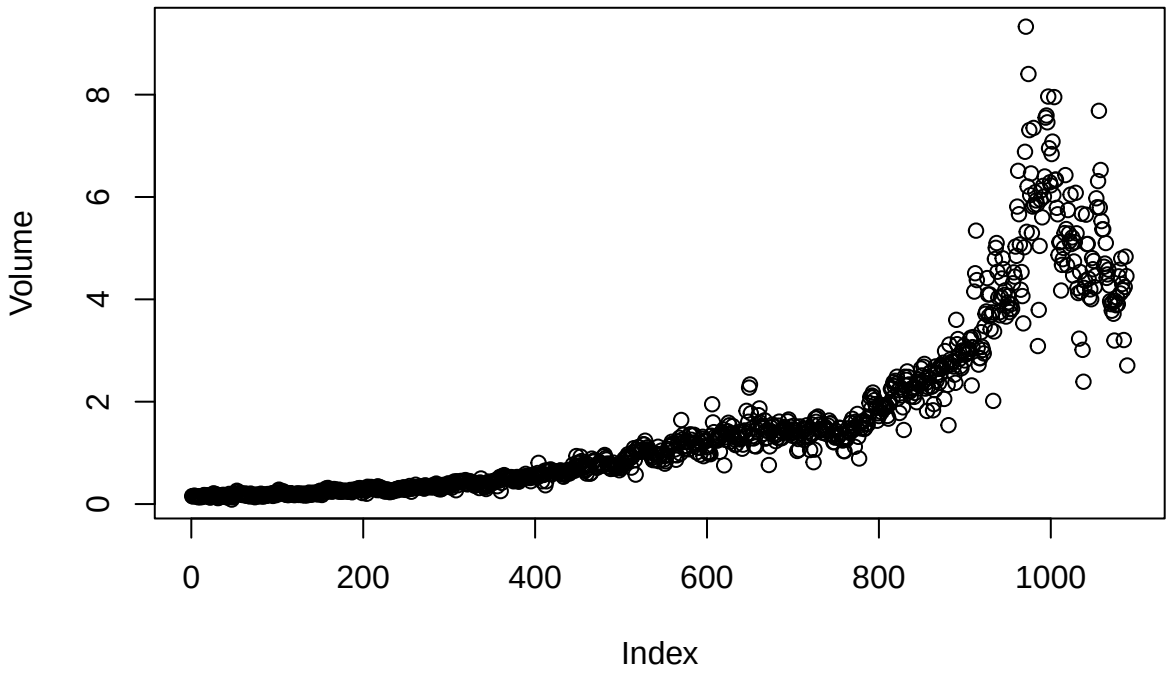
```
pairs(Weekly)
```




```
cor(Weekly[, -9])
```

```
##                Year         Lag1        Lag2        Lag3         Lag4
## Year    1.00000000 -0.032289274 -0.03339001 -0.03000649 -0.031127923
## Lag1   -0.03228927  1.000000000 -0.07485305  0.05863568 -0.071273876
## Lag2   -0.03339001 -0.074853051  1.00000000 -0.07572091  0.058381535
## Lag3   -0.03000649  0.058635682 -0.07572091  1.00000000 -0.075395865
## Lag4   -0.03112792 -0.071273876  0.05838153 -0.07539587  1.000000000
## Lag5   -0.03051910 -0.008183096 -0.07249948  0.06065717 -0.075675027
## Volume  0.84194162 -0.064951313 -0.08551314 -0.06928771 -0.061074617
## Today  -0.03245989 -0.075031842  0.05916672 -0.07124364 -0.007825873
##                Lag5      Volume        Today
## Year   -0.030519101  0.84194162 -0.032459894
## Lag1   -0.008183096 -0.06495131 -0.075031842
## Lag2   -0.072499482 -0.08551314  0.059166717
## Lag3    0.060657175 -0.06928771 -0.071243639
## Lag4   -0.075675027 -0.06107462 -0.007825873
## Lag5    1.000000000 -0.05851741  0.011012698
## Volume -0.058517414  1.00000000 -0.033077783
## Today   0.011012698 -0.03307778  1.000000000
```

```
attach(Weekly)
plot(Volume)
```



2. Formula un modelo logístico con todas las variables menos la variable "Today". Calcula los intervalos de confianza para las . Detecta variables que influyen y no influyen en el modelo. Interpreta el efecto de la variables en los odds (momios).

```
modelo.log.m <- glm(Direction ~ . -Today, data
= Weekly, family = binomial)
summary(modelo.log.m)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Direction ~ . - Today, family = binomial, data = Weekly)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) 17.225822  37.890522   0.455   0.6494
## Year        -0.008500   0.018991  -0.448   0.6545
## Lag1        -0.040688   0.026447  -1.538   0.1239
## Lag2         0.059449   0.026970   2.204   0.0275 *
## Lag3        -0.015478   0.026703  -0.580   0.5622
## Lag4        -0.027316   0.026485  -1.031   0.3024
## Lag5        -0.014022   0.026409  -0.531   0.5955
## Volume       0.003256   0.068836   0.047   0.9623
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 1496.2  on 1088  degrees of freedom
## Residual deviance: 1486.2  on 1081  degrees of freedom
## AIC: 1502.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

```
contrasts(Direction)
```

```
##      Up
## Down  0
## Up    1
```

```
confint(object = modelo.log.m, level = 0.95)
```

```
## Waiting for profiling to be done...
```

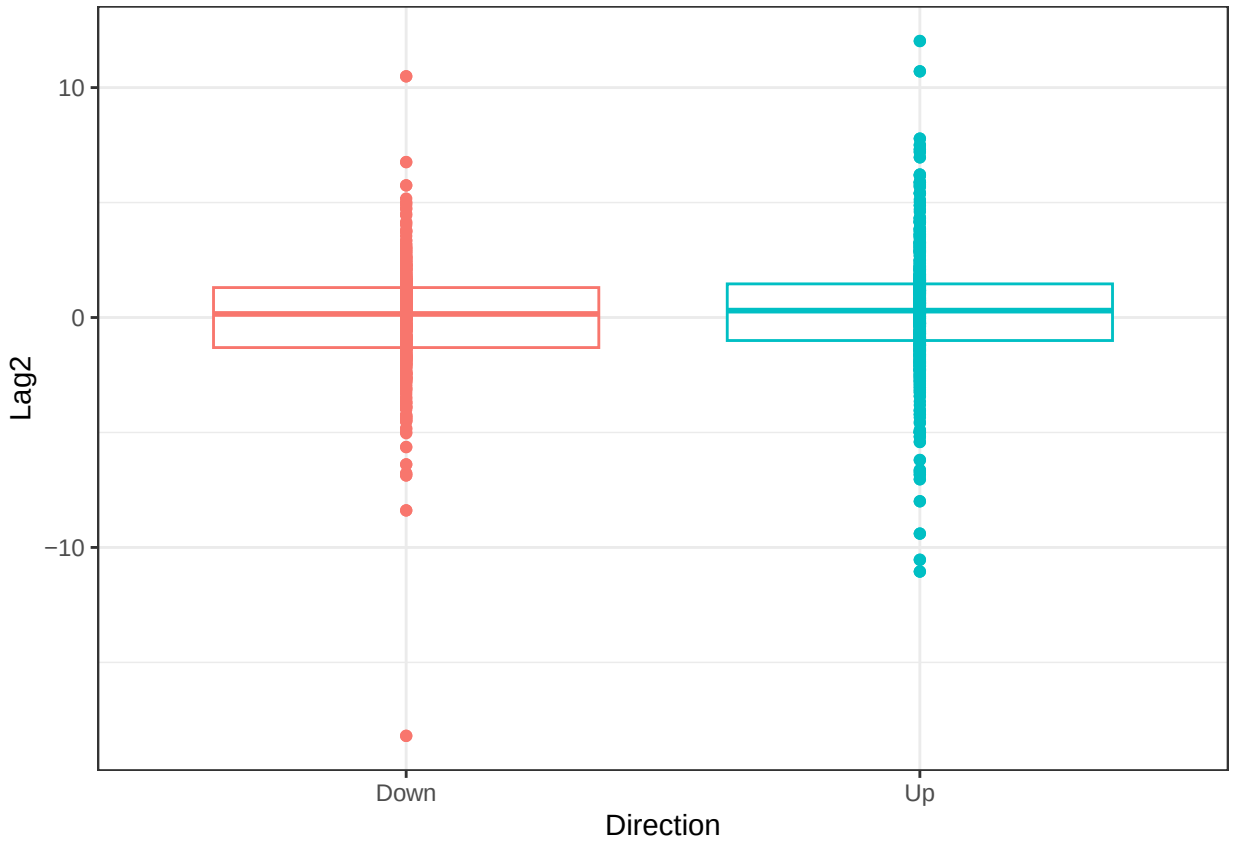
```
##                       2.5 %      97.5 %
## (Intercept) -56.985558236 91.66680901
## Year         -0.045809580  0.02869546
## Lag1         -0.092972584  0.01093101
## Lag2          0.007001418  0.11291264
## Lag3         -0.068140141  0.03671410
## Lag4         -0.079519582  0.02453326
## Lag5         -0.066090145  0.03762099
## Volume       -0.131576309  0.13884038
```

- La intercepción representa las probabilidades de registro de la dirección hacia arriba cuando todas las variables predictoras son 0. Sin embargo, no es estadísticamente significativo (p-value = 0.6494), por lo que no se puede establecer confidentemente si difiere de 0.
- A su vez, el año ("Year") es -0.008500, pero tampoco resulta estadísticamente significativo (p-value = 0.6545), lo que sugiere que el año no tiene un impacto significativo en las probabilidades de registro para una dirección hacia arriba.
- Los coeficientes *Lag1*, *Lag2*, *Lag3*, *Lag4* y *Lag5* representan el cambio en las probabilidades de registro para arriba por una unidad de cambio en cada variable respectivamente. El coeficiente para *Lag2* es estadísticamente significativo (p-value) = 0.0275 , lo que sugiere que posee un gran impacto.
- El coeficiente del volumen es 0.003256, y según su p-value (p-value = 0.9623) no es estadísticamente significativo, indicando que su impacto en las probabilidades de registro para una dirección hacia arriba tampoco tienen un gran impacto.

En resumen, según los p-values, "Year" y "Volume" no son predictores significativos. "Lag2" es significativo, lo que indica que el valor rezagado de hace dos semanas está asociado con un cambio en las probabilidades logarítmicas de la dirección "arriba".

3. Divide la base de datos en un conjunto de entrenamiento (datos desde 1990 hasta 2008) y de prueba (2009 y 2010). Ajusta el modelo encontrado.
4. Formula el modelo logístico sólo con las variables significativas en la base de entrenamiento.

```
ggplot(data = Weekly, mapping = aes(x = Direction, y = Lag2)) +
geom_boxplot(aes(color = Direction)) +
geom_point(aes(color = Direction)) +
theme_bw() +
theme(legend.position = "null")
```




```
# Training: observaciones desde 1990 hasta 2008
datos.entrenamiento <- (Year < 2009)
# Test: observaciones de 2009 y 2010
datos.test <- Weekly[!datos.entrenamiento, ]
# Verifica:
nrow(datos.entrenamiento) + nrow(datos.test)
```

```
## integer(0)
```

```
# Ajuste del modelo logístico con variables significativas
modelo.log.s <- glm(Direction ~ Lag2, data = Weekly, family = binomial, subset = datos.entrenamiento)
summary(modelo.log.s)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Direction ~ Lag2, family = binomial, data = Weekly,
##     subset = datos.entrenamiento)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)  0.20326    0.06428   3.162  0.00157 **
## Lag2         0.05810    0.02870   2.024  0.04298 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 1354.7  on 984  degrees of freedom
```

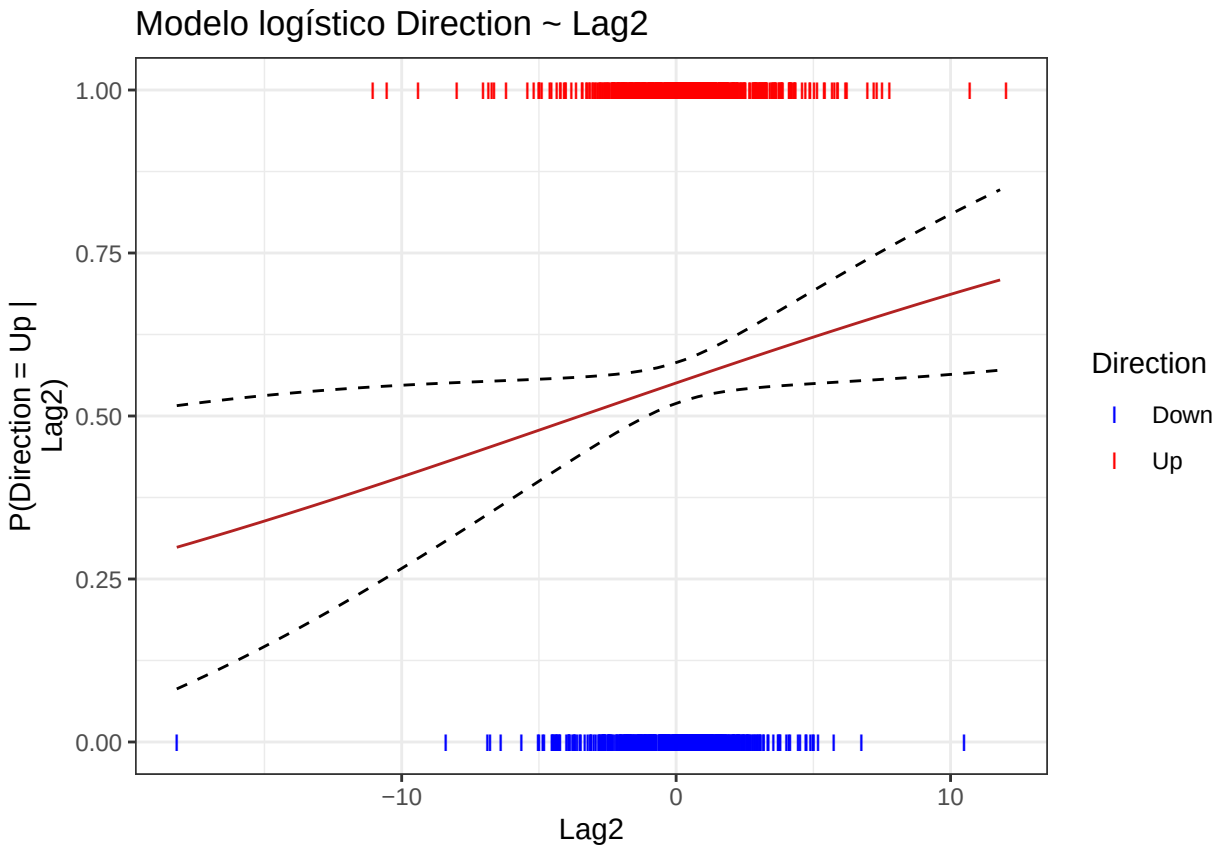
```
## Residual deviance: 1350.5  on 983  degrees of freedom
## AIC: 1354.5
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

5. Representa gráficamente el modelo:

```r
# Vector con nuevos valores interpolados en el rango del predictor Lag2:
nuevos_puntos <- seq(from = min(Weekly$Lag2), to = max(Weekly$Lag2),
by = 0.5)
# Predicción de los nuevos puntos según el modelo con el comando predict() se
#calcula la probabilidad de que la variable respuesta pertenezca al nivel de referencia (en este caso "
predicciones <- predict(modelo.log.s, newdata = data.frame(Lag2 =
nuevos_puntos),se.fit = TRUE, type = "response")

# Límites del intervalo de confianza (95%) de las predicciones
CI_inferior <- predicciones$fit - 1.96 * predicciones$se.fit
CI_superior <- predicciones$fit + 1.96 * predicciones$se.fit
# Matriz de datos con los nuevos puntos y sus predicciones
datos_curva <- data.frame(Lag2 = nuevos_puntos, probabilidad =
predicciones$fit, CI.inferior = CI_inferior, CI.superior = CI_superior)

# Codificación 0,1 de la variable respuesta Direction
Weekly$Direction <- ifelse(Weekly$Direction == "Down", yes = 0, no = 1)
ggplot(Weekly, aes(x = Lag2, y = Direction)) +
geom_point(aes(color = as.factor(Direction)), shape = "I", size = 3) +
geom_line(data = datos_curva, aes(y = probabilidad), color = "firebrick") +
geom_line(data = datos_curva, aes(y = CI.superior), linetype = "dashed") +
geom_line(data = datos_curva, aes(y = CI.inferior), linetype = "dashed") +
labs(title = "Modelo logístico Direction ~ Lag2", y = "P(Direction = Up |
Lag2)", x = "Lag2") +
scale_color_manual(labels = c("Down", "Up"), values = c("blue", "red")) +
guides(color=guide_legend("Direction")) +
theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5)) +
theme_bw()
```



6. Evalúa el modelo con las pruebas de verificación correspondientes (Prueba de chi cuadrada, matriz de confusión).

```
# Chi cuadrada: Se evalúa la significancia del modelo con predictores con respecto al modelo nulo ("Res
anova(modelo.log.s, test ='Chisq')
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model: binomial, link: logit
##
## Response: Direction
##
## Terms added sequentially (first to last)
##
##
##      Df Deviance Resid. Df Resid. Dev Pr(>Chi)
## NULL                  984     1354.7
## Lag2  1   4.1666       983     1350.5  0.04123 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Cálculo de las predicciones correctas así como de los falsos negativos y positivos. Normalmente se usa un límite de 0.5.

```
# Cálculo de la probabilidad predicha por el modelo con los datos de test
prob.modelo <- predict(modelo.log.s, newdata = datos.test, type = "response")
# Vector de elementos "Down"
pred.modelo <- rep("Down", length(prob.modelo))
# Sustitución de "Down" por "Up" si la p > 0.5
```

```
pred.modelo[prob.modelo > 0.5] <- "Up"
Direction.0910 = Direction[!datos.entrenamiento]
# Matriz de confusión
matriz.confusion <- table(pred.modelo, Direction.0910)
matriz.confusion
```

```
##            Direction.0910
## pred.modelo Down Up
##        Down    9  5
##        Up     34 56
```

```
mosaic(matriz.confusion, shade = T, colorize = T,
gp = gpar(fill = matrix(c("green3", "red2", "red2", "green3"), 2, 2)))
```


```
mean(pred.modelo == Direction.0910)
```

```
## [1] 0.625
```

7. Escribe (ecuación), grafica el modelo significativo e interprétalo en el contexto del problema. Añade posibles es buen modelo, en qué no lo es, cuánto cambia)

```
# Escribir la ecuación del modelo de regresión logística significante
cat("Ecuación de Regresión Logística:\n")
```

```
## Ecuación de Regresión Logística:
```

```
cat("logit(P(Direction = Up | Lag2)) = ", coef(modelo.log.s)[1], " + ", coef(modelo.log.s)[2], " * Lag2
```

```
## logit(P(Direction = Up | Lag2)) =  0.2032574  +  0.05809527  * Lag2
```

```
# Graficar el modelo de regresión logística significante
ggplot(Weekly[datos.entrenamiento, ], aes(x = Lag2, y = Direction)) +
  geom_point(aes(color = as.factor(Direction)), shape = "I", size = 3) +
  geom_smooth(method = "glm", method.args = list(family = "binomial"), formula = y ~ Lag2, se = TRUE, c
```

```
  labs(title = "Significant Logistic Regression Model Direction ~ Lag2", y = "P(Direction = Up | Lag2)"
  scale_color_manual(labels = c("Down", "Up"), values = c("blue", "red")) +
  guides(color=guide_legend("Direction")) +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5)) +
  theme_bw()
```

```
## Warning: Computation failed in `stat_smooth()`
## Caused by error in `model.frame.default()`:
## ! variable lengths differ (found for 'Lag2')
```

Interpretación:

La ecuación de regresión logística indica que tanto cambian las probabilidades de registro del evento hacia arriba con respecto a 'Lag2'.

```
cat("Por cada unidad de incremento en Lag2, las probabilidades de registro para 'Up' cambian por ", rou
```

```
## Por cada unidad de incremento en Lag2, las probabilidades de registro para 'Up' cambian por  0.0581
```

Interpretación adicional basada en el coeficiente de significancia

Evaluación del Modelo:

El modelo esta basado en la variable Lag2, la cual es estadísticamente significativo. Esto sugiere que el rendimiento de mercado de la semana previa (Lag2) es un predictor significativo de la probabilidad del mercado yendo arriba. Sin embargo, el p-value para el intercepto no es significante, indicando que cuando Lag2 es 0, las probabilidades de registro para 'Up' no son significativamente diferentes de 0.

Es crucial que se considere el contexto del problema y potencialmente explorar otras variables para obtener un modelo más comprensivo.