

# Universidades

## TP Final - Regresión Avanzada

Joaquin Bermejo, Franco Scarafia y Gerard Seward

### Introducción

Se nos presenta una base de datos sobre universidades públicas y privadas con las siguientes variables

Variable	Descripción
<code>privada</code>	indica si la universidad es privada o no.
<code>aplicaciones</code>	cantidad de aplicaciones recibidas por la universidad durante el último año (cada estudiante que aspira a ingresar debe presentar una aplicación formal, a partir de la cual es admitido/a o rechazado/a), medida en miles de personas.
<code>ingresantes</code>	cantidad de aplicaciones aceptadas, medida en miles de personas.
<code>estudiantes</code>	cantidad total de estudiantes en carreras de grado, medida en miles de personas.
<code>top10</code>	porcentaje de ingresantes que fueron parte del 10% de estudiantes con mejores calificaciones en sus respectivas escuelas secundarias.
<code>cuota</code>	costo de la cuota de la universidad, medida en miles de dólares.
<code>prof_dr</code>	porcentaje de profesores de la universidad que poseen título de doctorado.
<code>razon</code>	tasa de estudiantes por profesor.
<code>tasa_grad</code>	porcentaje de estudiantes que se gradúan.

La variable de interés es `tasa_grad` que indica el porcentaje de estudiantes que se gradúan.

# Regresión Lineal

## División en entrenamiento y prueba

```
set.seed(1234)
filas_train <- sample(x = 1:nrow(df), size = nrow(df)*0.7) #asignacion aleatoria

df_train <- slice(df, filas_train)
df_test <- slice(df, -filas_train)
```

## Ajustes de modelos

El **primer modelo** propuesto surge de aplicar un método de selección *stepwise* considerando solamente las variables originales, sin interacciones.

Call:

```
lm(formula = tasa_grad ~ cuota + top10, data = df_train)
```

Coefficients:

(Intercept)	cuota	top10
39.1618	1.8600	0.2487

El **segundo modelo** también surge de aplicar el método *stepwise* pero considerando como modelo maximal aquel con todas las interacciones de segundo orden.

Call:

```
lm(formula = tasa_grad ~ cuota + top10 + cuota:top10, data = df_train)
```

Coefficients:

(Intercept)	cuota	top10	cuota:top10
33.99731	2.33018	0.43030	-0.01453

El **tercer modelo** surge de aplicar la técnica de mejores subconjuntos. Visto que el modelo anterior incluye tres términos (dos efectos principales y una interacción entre ellos) se elige el mejor modelo con 3 variables explicativas.

```

Subset selection object
Call: regsubsets.formula(x = tasa_grad ~ ., data = df_train)
8 Variables (and intercept)
      Forced in Forced out
privadaTRUE    FALSE    FALSE
aplicaciones    FALSE    FALSE
ingresantes     FALSE    FALSE
estudiantes     FALSE    FALSE
top10           FALSE    FALSE
cuota           FALSE    FALSE
prof_dr         FALSE    FALSE
razon           FALSE    FALSE
1 subsets of each size up to 8
Selection Algorithm: exhaustive
      privadaTRUE aplicaciones ingresantes estudiantes top10 cuota prof_dr
1 ( 1 ) " "      " "      " "      " "      " "      "*"      " "
2 ( 1 ) " "      " "      " "      " "      "*"      "*"      " "
3 ( 1 ) "*"      " "      " "      " "      "*"      "*"      " "
4 ( 1 ) " "      "*"      " "      "*"      "*"      "*"      " "
5 ( 1 ) "*"      "*"      " "      "*"      "*"      "*"      " "
6 ( 1 ) "*"      "*"      " "      "*"      "*"      "*"      "*"
7 ( 1 ) "*"      "*"      "*"      "*"      "*"      "*"      "*"
8 ( 1 ) "*"      "*"      "*"      "*"      "*"      "*"      "*"
      razon
1 ( 1 ) " "
2 ( 1 ) " "
3 ( 1 ) " "
4 ( 1 ) " "
5 ( 1 ) " "
6 ( 1 ) " "
7 ( 1 ) " "
8 ( 1 ) "*"

```

## Comparación de modelos

	CME	PRESS	Cp	AIC	BIC
1	177.1570	96972.46	92.92821	4359.097	4376.286
2	175.8549	96567.48	90.29824	4357.091	4378.577
3	176.6482	97082.87	93.11895	4359.535	4381.021

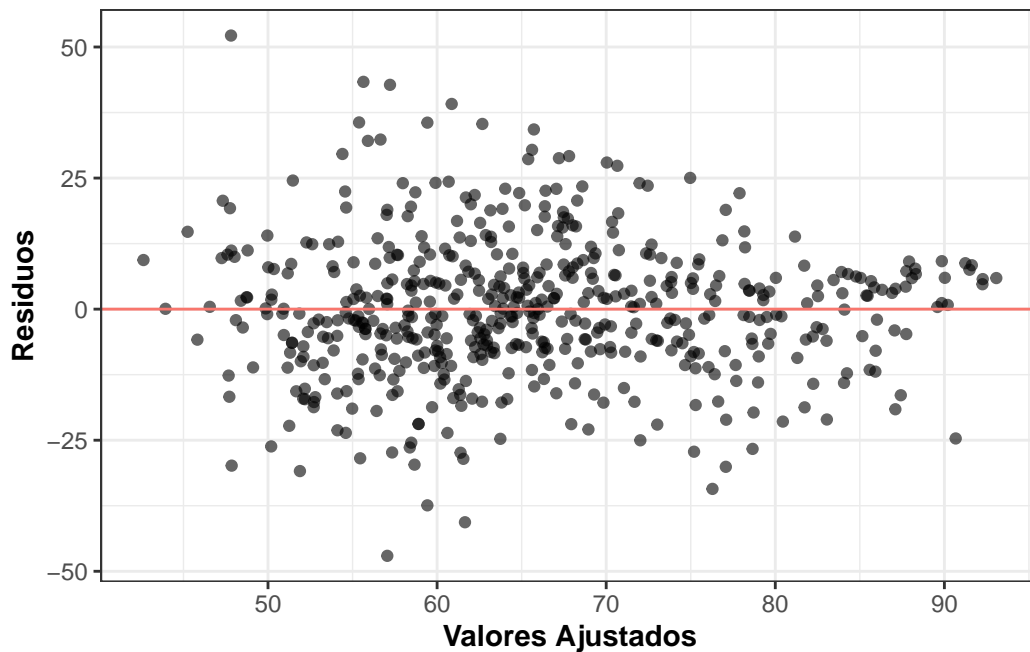
Puede verse que para casi todas las métricas, el mejor modelo (en términos de desempeño) es el segundo: aquel que considera dos explicativas y su interacción. Por lo tanto, el modelo

seleccionado queda de la forma:

$$tasa\_grad = \beta_0 + \beta_1 cuota + \beta_2 top10 + \beta_3 cuota * top10 + \epsilon$$

## Análisis de residuos

### Residuos versus valores ajustados



Se puede ver que la variancia de los residuos no es constante para todos los valores ajustados. En particular, se evidencia una mayor variabilidad para tasas de graduación predichas en el rango 55% a 65%.

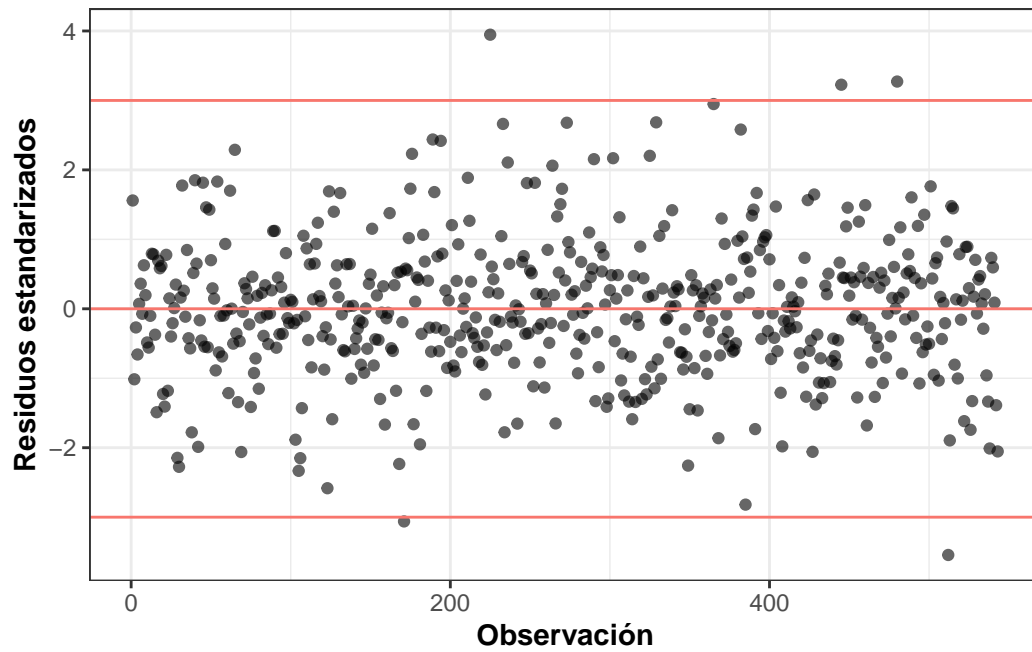
La hipótesis anterior puede evaluarse mediante el test de Breusch-Pagan.

studentized Breusch-Pagan test

```
data: sel_mod  
BP = 11.965, df = 3, p-value = 0.007503
```

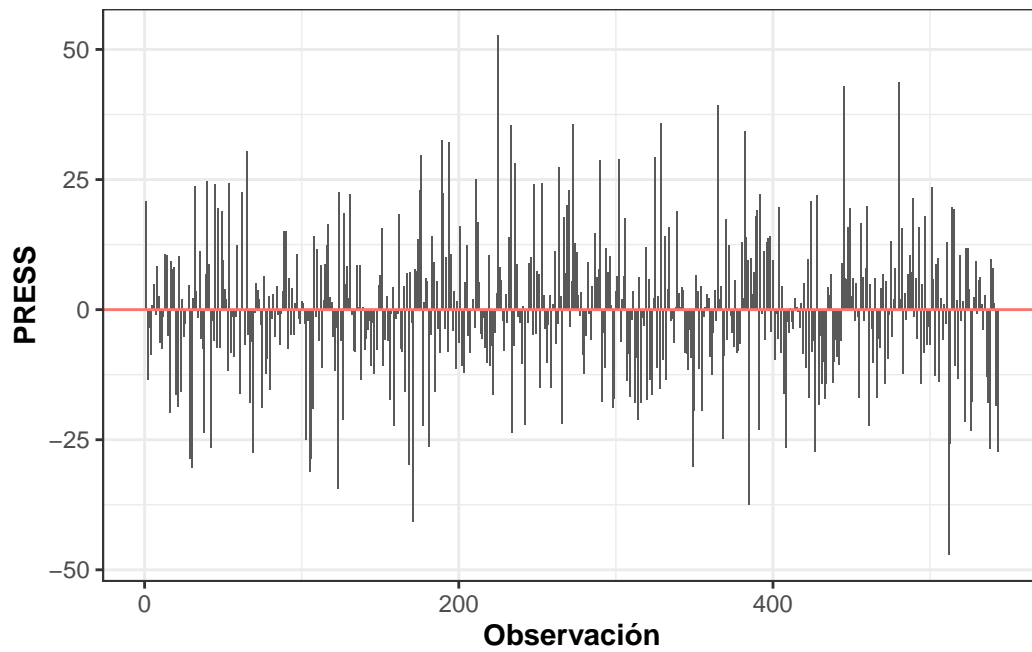
Como el p-value resulta inferior al nivel de significación 5%, se rechaza la hipótesis nula, indicando que posiblemente no se esté cumpliendo el supuesto de homocedasticidad de los residuos.

### Residuos estandarizados



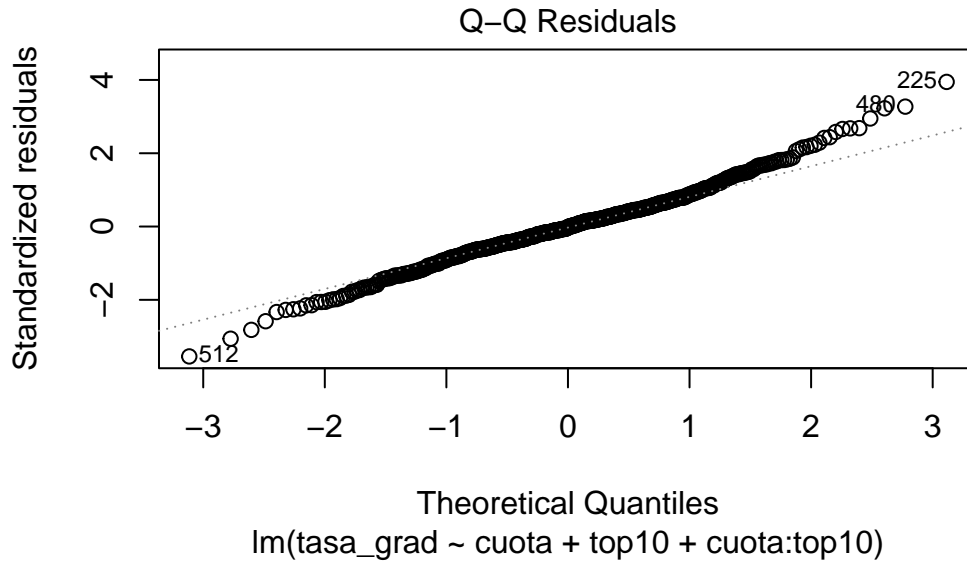
Se encuentran 5 valores con residuos estandarizados mayores a 3 unidades, en valor absoluto. Esto corresponde a un 0.92% de la totalidad de las observaciones de entrenamiento.

### Residuos PRESS



No se ve ninguna observación que arroje un residuo PRESS considerablemente mayor (en valor absoluto) al resto.

## Análisis de normalidad



Anderson-Darling normality test

```
data: sel_mod$residuals
A = 1.6877, p-value = 0.0002482
```

Dado que el p-value es inferior al nivel de significación del 5%, se rechaza la hipótesis nula de distribución Normal para los errores.

## Análisis de colinealidad

cuota	top10	cuota:top10
4.178070	9.384239	16.856884

Los términos `top10` y `cuota:top10` presentan un valor de VIF mayor a 5 unidades. Esto indicaría una colinealidad entre estos términos, lo cual resulta lógico dado que el segundo término refiere a la interacción entre el primer término y la variable explicativa restante. De hecho, puede verse que los valores de VIF para el modelo sin interacción se ven reducidos.

```
cuota    top10
1.46823  1.46823
```

## Interpretación de los predictores

Call:

```
lm(formula = tasa_grad ~ cuota + top10 + cuota:top10, data = df_train)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-47.054	-7.871	-0.285	7.113	52.186

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	33.997311	3.043330	11.171	< 2e-16 ***
cuota	2.330176	0.292218	7.974	9.24e-15 ***
top10	0.430303	0.098965	4.348	1.64e-05 ***
cuota:top10	-0.014531	0.007274	-1.998	0.0462 *

---

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

Residual standard error: 13.3 on 539 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3907, Adjusted R-squared: 0.3873

F-statistic: 115.2 on 3 and 539 DF, p-value: < 2.2e-16

Los tres términos resultan significativos al 5%. Por lo tanto, debido a la presencia de interacción, las interpretaciones de los coeficientes del modelo son las siguientes:

- Aumentar mil dólares la cuota se asocia con un incremento promedio en la tasa de graduación igual a  $2,33 - 0,015 * \text{top10}$  unidades porcentuales.
- Aumentar en una unidad porcentual el porcentaje de ingresantes que fueron parte del top 10% de estudiantes en sus escuelas secundarias se asocia con un incremento promedio en la tasa de graduación igual a  $0,43 - 0,015 * \text{top10}$  unidades porcentuales.

## Regularización y Predicción

### Ajuste con técnica Ridge

```
[1] "Mejor valor de lambda: 0.9"
```



## Ajuste con técnica Lasso

```
[1] "Mejor valor de lambda: 0"
```

Para la técnica Lasso, el valor óptimo del parámetro de regularización es  $\lambda = 0$ , lo cual implica estimaciones equivalentes a Mínimos Cuadrados Ordinarios. En otras palabras, bajo la técnica Lasso se concluye que no sería necesario aplicar regularización.

## Comparación de modelos

### Ajuste

```
2 x 4 sparse Matrix of class "dgCMatrix"
      (Intercept)   cuota   top10  cuota:top10
MCO      33.99731 2.330176 0.4303031 -0.014530641
Ridge    40.35142 1.750391 0.2400150  0.000611321
```

Los coeficientes asociados a los efectos principales se ven reducidos al aplicar regularización por Ridge.

### Capacidad predictiva

```
# A tibble: 1 x 2
  rmse_MCO rmse_ridge
  <dbl>     <dbl>
1    14.1      14.1
```

Los valores de RMSE son muy similares para ambos métodos de estimación, aunque es menor para Mínimos Cuadrados Ordinarios, indicando que la regularización no mejora la capacidad predictiva del modelo.

## Regresión Logística

### Definición de variable respuesta (dicotómica)

```
df <- df %>% mutate(tasa_grad_binaria = if_else(tasa_grad < 75, F, T))
```

## División en entrenamiento y prueba

```
set.seed(1492)
particion_logreg <- createDataPartition(df$tasa_grad_binaria, p = 0.7, list = F)
logreg_train <- df[particion_logreg,]
logreg_test <- df[-particion_logreg,]
```

## Ajuste e interpretación del modelo

Call:

```
glm(formula = tasa_grad_binaria ~ privada + aplicaciones + ingresantes +
     estudiantes + top10 + cuota + prof_dr + razon, family = binomial(link = "logit"),
     data = logreg_train)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-4.1625097	0.9516771	-4.374	1.22e-05	***
privadaTRUE	0.1911998	0.4721906	0.405	0.6855	
aplicaciones	0.1508995	0.0751209	2.009	0.0446	*
ingresantes	0.8752909	0.6650412	1.316	0.1881	
estudiantes	-0.3377068	0.1429975	-2.362	0.0182	*
top10	0.0206241	0.0086945	2.372	0.0177	*
cuota	0.2008847	0.0457842	4.388	1.15e-05	***
prof_dr	0.0005592	0.0093520	0.060	0.9523	
razon	0.0266573	0.0362013	0.736	0.4615	

---

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

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 673.29 on 544 degrees of freedom

Residual deviance: 526.96 on 536 degrees of freedom

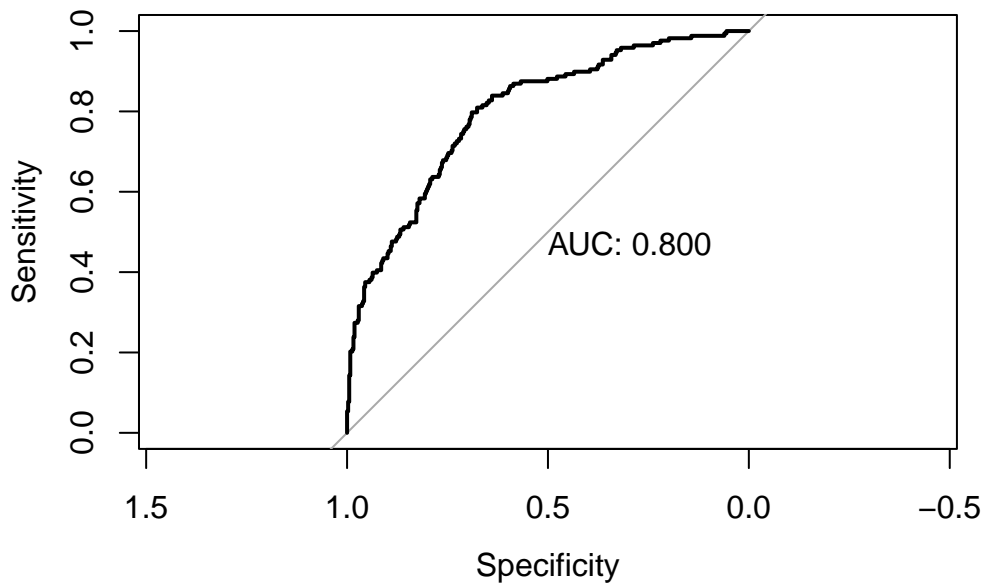
AIC: 544.96

Number of Fisher Scoring iterations: 5

aplicaciones	estudiantes	top10	cuota
1.1628798	0.7134045	1.0208383	1.2224839

- Ante un aumento de mil aplicaciones recibidas, la chance de que una universidad tenga una buena tasa de graduación aumenta en un 16%.
- Ante un aumento de mil estudiantes en carreras de grado, la chance de que una universidad tenga una buena tasa de graduación disminuye en un 29%.
- Ante un aumento en una unidad porcentual del porcentaje de ingresantes que fueron parte del top 10% de estudiantes en sus escuelas secundarias, la chance de que una universidad tenga una buena tasa de graduación aumenta en un 2%.
- Ante un aumento de mil dólares en la cuota, la chance de que una universidad tenga una buena tasa de graduación aumenta en un 22%.

### Curva ROC y punto de corte óptimo



Se obtiene un valor de AUC (área bajo la curva) igual a 0,8, lo cual habla de un buen clasificador.

Bajo el método de Youden se obtiene un punto de corte óptimo igual a 0.257. Este valor es lejano al punto de corte por defecto: 0,5.

### Métricas de capacidad predictiva

Confusion Matrix and Statistics

	Reference	
Prediction	Mala tasa	Buena tasa
Mala tasa	152	44
Buena tasa	9	27

Accuracy : 0.7716  
 95% CI : (0.7121, 0.8239)  
 No Information Rate : 0.694  
 P-Value [Acc > NIR] : 0.005386

Kappa : 0.3762

McNemar's Test P-Value : 3.008e-06

Sensitivity : 0.3803  
 Specificity : 0.9441  
 Pos Pred Value : 0.7500  
 Neg Pred Value : 0.7755  
 Precision : 0.7500  
 Recall : 0.3803  
 F1 : 0.5047  
 Prevalence : 0.3060  
 Detection Rate : 0.1164  
 Detection Prevalence : 0.1552  
 Balanced Accuracy : 0.6622

'Positive' Class : Buena tasa

- **Precisión:** El modelo clasifica correctamente al 77% de las universidades del conjunto de prueba según si tienen o no una buena tasa de graduación.
- **Sensibilidad:** Entre las universidades con buena tasa de graduación, sólo un 38% de ellas fueron clasificadas correctamente.
- **Especificidad:** Entre las universidades con mala tasa de graduación, un 94% fueron clasificadas correctamente.
- **VPP:** Cuando el modelo predice que una universidad tiene una buena tasa de graduación, acierta un 75% de las veces.
- **VPN:** Cuando el modelo predice que una universidad tiene una mala tasa de graduación, acierta un 78% de las veces.
- **F1:** La media armónica entre la sensibilidad y el VPP resulta igual a 50%.
- **Kappa:** La capacidad predictiva del modelo propuesto es aceptable.