



**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES**  
**GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS**  
**DEPARTAMENTO DE ANÁLISIS ECONÓMICO Y ECONOMÍA POLÍTICA**

“Una valoración del impacto de la proactividad del estudiante de ciencias jurídicas en la calificación obtenida en sus estudios de Economía. El caso de la Universidad de Sevilla” presentado por Jesús Cabra Guisasola, siendo el tutor del mismo el profesor D. José Manuel Cansino Muñoz-Repiso

Vº. Bº. Del Tutor:

Alumno:

D. José Manuel Cansino Muñoz-Repiso

D. Jesús Cabra Guisasola

Sevilla. Julio de 2016





**GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS  
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES**

**TRABAJO FIN DE GRADO  
CURSO ACADÉMICO [2015-2016]**

**TÍTULO:**

Una valoración del impacto de la proactividad del estudiante de ciencias jurídicas en la calificación obtenida en sus estudios de Economía. El caso de la Universidad de Sevilla

**AUTOR:**

**JESÚS CABRA GUIASOLA**

**TUTOR:**

**D. JOSÉ MANUEL CANSINO MUÑOZ-REPISO**

**DEPARTAMENTO:**

**DEPARTAMENTO DE ANÁLISIS ECONÓMICO Y ECONOMÍA POLÍTICA**

**ÁREA DE CONOCIMIENTO:**

**ECONOMÍA APLICADA**

**RESUMEN:**

Este trabajo evalúa los resultados de un experimento de innovación docente realizado con alumnos de la asignatura de Economía Política y Hacienda Pública que cursan el Grado en Derecho. La Universidad donde se ha realizado el experimento es la Universidad de Sevilla durante los cursos académicos 2014-2015 y 2015-2016. El experimento tiene como fin evaluar la influencia de la proactividad de los alumnos en la nota final. Para ello se diseñaron dos actividades de carácter voluntario: la realización de una presentación y la asistencia a clase. El resultado del experimento se evalúa estimando el impacto de estas dos actividades en la calificación obtenida por el alumno en la primera convocatoria oficial de examen. La metodología que se utiliza es el análisis de regresión estadístico.

**PALABRAS CLAVE:**

Grado en Derecho; Economía Política y Hacienda Pública; Innovación docente; Universidad de Sevilla.



## ÍNDICE

---

1. INTRODUCCIÓN.....	4 -
2. METODOLOGÍA.....	5 -
3. DATOS.....	7 -
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	9 -
4.1 ESTIMACIÓN PUNTUAL DEL MODELO.....	9 -
4.2 PROBLEMAS A ANALIZAR.....	11 -
4.2.1 MULTICOLINEALIDAD.....	12 -
4.2.2 AUTOCORRELACIÓN.....	13 -
4.2.3 HETEROCEDASTICIDAD.....	15 -
4.3 MÍNIMOS CUADRADOS GENERALES (MCG).....	16 -
4.3.1 REGRESIÓN PARCIAL.....	18 -
5. CONCLUSIONES.....	26 -
6. ÍNDICE DE TABLAS Y GRÁFICOS.....	27 -
7. BIBLIOGRAFÍA.....	29 -

## 1. INTRODUCCIÓN.

El objetivo de este estudio es valorar el impacto que tiene la asistencia a clase y la realización de un trabajo sobre la nota final de alumnos universitarios, siendo ambas actividades de carácter voluntario.

El experimento se ha realizado a partir de los datos obtenidos durante los cursos 2014-2015 y 2015-2016 en las clases de la asignatura de Economía Política y Hacienda Pública impartida en el Grado de Derecho de la Universidad de Sevilla, en concreto en los grupos 1, 2 y 5 de cada año. Esta asignatura equivale a 6 de los 162 créditos necesarios del Grado de Derecho dentro del Sistema Europeo de Transferencia y Acumulación de Créditos y que es impartida el primer cuatrimestre del primer año de dicho Grado.

El sistema de evaluación de esta asignatura consiste en un examen final único para todos los alumnos. Junto con la calificación del examen, los alumnos pueden obtener hasta un 10% de su calificación final si acreditan una actitud proactiva durante el desarrollo del curso académico. En el experimento conducido esta actitud se ha medido a través de la asistencia a clase, que no es obligatoria, y de la exposición pública de una presentación de las principales características y cifras de una empresa.

Las calificaciones de las presentaciones se modulan en función del idioma en el que se realiza así; si se realiza en español obtendrían 0,75 puntos más sobre la nota final o en una lengua extranjera 1 punto, la no realización del trabajo 0 puntos.

La estructura del trabajo es la siguiente. Tras la introducción, la sección 2 presenta la metodología utilizada para evaluar el experimento. La sección 3 describe los datos utilizados. Los resultados se exhiben y discuten en la sección 4. Finalmente, las principales conclusiones se recogen en el apartado 5.

## 2. METODOLOGÍA.

La metodología para evaluar el resultado del experimento consiste en un análisis de la correlación y regresión lineal entre las variables consideradas tanto múltiple como parcial.

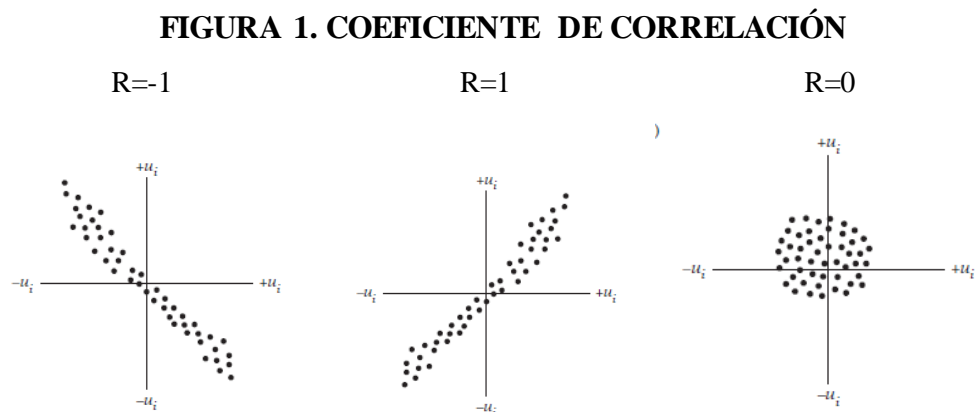
El análisis de la correlación múltiple mide el grado de intensidad de asociación entre dos o más variables. Está estrechamente vinculado con el análisis de regresión aunque conceptualmente son diferentes. El análisis permitirá establecer el grado de asociación que existe entre las variables independientes entrega de trabajo ( $X_1$ ), asistencia a clase ( $X_2$ ) y la variable dependiente nota final ( $Y$ ), los datos que se utilizan son de tipo transversales.

El grado de asociación vendrá establecido por la expresión (1).

$$R = \frac{\text{cov}(x_i, x_j)}{s_{x_i} s_{x_j}} \quad (1)$$

- A) Así si  $R=-1$  existe una relación lineal negativa entre  $X_i$  y  $X_j$
- B) Así si  $R=0$  no existe relación ninguna entre  $X_i$  y  $X_j$  (independientes)
- C) Así si  $R=1$  existe una relación lineal positiva entre  $X_i$  y  $X_j$

La Figura 1 ilustra los valores extremos de  $R$ .



*Fuente: Damodar N. Gujarati y Dawn C. Porter (1978)*

La regresión lineal múltiple permite estimar los coeficientes de una función. En nuestro caso contamos con dos variables independientes predictorias como son la realización de la presentación ( $X_1$ ) y la asistencia a clase ( $X_2$ ) y la nota final del alumno ( $Y$ ) será la variable dependiente.

Se han aplicado test econométricos para conocer la contribución de las variables explicativas en la nota final de los alumnos:

- Primero, realizaremos el análisis de regresión múltiple.
  1. MCO, para estimar los parámetros del modelo de regresión.
  2. Test White, para comprobar la existencia de hetoredasticidad.
  3. MCG, para corregir el problema de la heterocedasticidad.
- Segundo, regresión parcial: necesaria cuando hay más de una variable regresora y para aislar el efecto que puede tener una variable explicativa sobre la variable dependiente (problema de la multicolinealidad) lo que dificulta el saber la inferencia sobre la contribución de cada variable regresora sobre la dependiente.

El modelo de regresión múltiple desarrollado se ajusta a la expresión habitual (2):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + e \quad (2)$$

Dónde:

$Y$  = Nota final obtenida por cada alumno

$\beta_0$  = Ordenada de origen

$\beta_1$  = Coeficiente de regresión de la variable independiente  $X_1$  (puntos obtenidos por trabajo)

$X_1$  = Variable independiente (puntos obtenidos por trabajo)

$\beta_2$  = Coeficiente de regresión de la variable independiente  $X_2$  (puntos obtenidos p asistencia a clase)

$X_2$  = Variable independiente  $X_2$  (puntos obtenidos p asistencia a clase)

$e$  = Término de error



### 3. DATOS.

La muestra objeto de este experimento está conformada por los alumnos matriculados en tres de los ocho grupos en los que se imparte la asignatura de Economía Política y Hacienda Pública en el Grado de Derecho de la Universidad de Sevilla para los cursos 2014-2015 y 2015-2016. Los cursos académicos elegidos para la realización del experimento son representativos, no se registraron shocks asociados a cambios en los planes de estudio, cambios en los criterios de admisión o huelgas. La población total relevante en este experimento está conformada por el total de alumnos matriculados que para el curso 2014-2015 y 2015-2016 fueron de 506 y 523 alumnos respectivamente.

Para el curso 2014-2015 la muestra total fue de 178 alumnos de tres grupos diferentes (1, 2 y 5), de los cuales 53 realizaron presentaciones, 36 en lengua extranjera y 17 en español. El resto de alumnos no lo realizaron.

Para el curso 2015-2016 la muestra total fue de 203 alumnos de tres grupos diferentes (1, 2 y 5), de los cuales 31 realizaron trabajos, 29 en lengua extranjera y 2 en español. El resto de alumnos no lo realizaron. La variable independiente  $X_1$  ha tomado los siguientes valores:

**TABLA 1. VALORES VARIABLE PRESENTACIÓN ( $X_1$ )**

<b>VALORES</b>	<b>2014-2015 (178 ALUMNOS)</b>	<b>2015-2016 (203 ALUMNOS)</b>
<b>1</b>	Lengua extranjera (36 alumnos)	Lengua extranjera (29 alumnos)
<b>0,75</b>	Español (17 alumnos)	Español (2 alumnos)
<b>0</b>	No realizaron trabajo (125 alumnos)	No realizaron trabajo (172 alumnos)

En cuanto a los valores para la variable  $X_2$  asignados a cada alumno en función del número de asistencias que ha tenido a clase ha sido por intervalos para ambos años.

**TABLA 2. VALORES VARIABLE PRESENTACIÓN ( $X_2$ )**

<b>VALORES</b>	<b>2014-2015</b> <i>(178 ALUMNOS)</i>	<b>2015-2016</b> <i>(203 ALUMNOS)</i>
<b>0,33</b>	[0-1] asistencias (126 alumnos)	[0-2] asistencias (88 alumnos)
<b>0,67</b>	[2-3] asistencias (44 alumnos)	[3-5] asistencias (109 alumnos)
<b>1</b>	[4-5] asistencias (9 alumnos)	[6-8] asistencias (6 alumnos)

#### 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

##### 4.1 ESTIMACIÓN PUNTUAL DEL MODELO

Al realizar la regresión del modelo obtenemos los siguientes resultados:

**TABLA 3. Coeficiente de regresión entre nota final y variables explicativas conjunto (2014-2015)**

	<b>B</b>	<b>error típico</b>	<b>t</b>	<b>p-valor</b>
$\beta_0$	3,8022	0,5044	7,5379	.000
$X_1$	1,4700	0,5821	2,5250	0,0124
$X_2$	1,6154	1,2813	1,2607	0,2090

*Fuente: Elaboración propia*

**TABLA 4. Coeficiente de regresión entre nota final y variables explicativas conjunto (2015-2016)**

	<b>B</b>	<b>error típico</b>	<b>t</b>	<b>p-valor</b>
$\beta_0$	1,7148	0,4332	3,9578	.000
$X_1$	0,7933	0,4154	1,9009	0,0575
$X_2$	4,6431	0,7946	5,8431	.000

*Fuente: Elaboración propia*

Los coeficientes betas para el año 2014-2015 y 2015-2016 son positivos:

- $\beta_0 = 3,8022$  y  $\beta_0 = 1,7148$  Es el valor medio de la variable nota final cuando el valor de las variables explicativas  $X_1$  y  $X_2$  es cero.
- $\beta_1 = 1,4700$  y  $\beta_1 = 0,7933$  Si aumentamos la variable trabajo en una unidad la nota final de cada alumno aumenta en 1,4700 o en 0,7933 respectivamente, siempre y cuando la variable asistencia permanezca constante.
- $\beta_2 = 1,6154$  y  $\beta_2 = 4,6431$  Si aumentamos la variable asistencia en una unidad la nota final de cada alumno aumenta en 1,6154 o en 4,6431 respectivamente, siempre y cuando la variable trabajo permanezca constante.

Los valores  $\beta_0$  y  $\beta_1$  disminuyen con respecto al año anterior, pero  $\beta_2$  aumenta en mayor proporción que el descenso de las anteriores variables.

A partir de estos datos podremos calcular los intervalos de confianza para un 95% de grado de significación:

**TABLA 5. INTERVALO DE CONFIANZA (2014-2015)**

	Extremo inferior	Extremo superior
$\beta_0$	2,8067	4,7977
$\beta_1$	0,3210	2,6190
$\beta_2$	-0,9133	4,1442

*Fuente: Elaboración propia*

**TABLA 6. INTERVALO DE CONFIANZA (2015-2016)**

	Extremo inferior	Extremo superior
$\beta_0$	0,8604	2,5692
$\beta_1$	-0,0257	1,6125
$\beta_2$	3,0762	6,2100

*Fuente: Elaboración propia*

**Interpretación:**

- $\beta_0 = [2,8067, 4,7977] [0,8604, 2,5692]$  Existe un 95% de confianza en que el verdadero valor del parámetro  $\beta_0$  esté dentro del intervalo calculado.
- $\beta_1 = [0,3210, 2,6190] [-0,0257, 1,6125]$  Existe un 95% de confianza en que el verdadero valor del parámetro  $\beta_1$  esté dentro del intervalo calculado.
- $\beta_2 = [-0,9133, 4,1442] [3,0762, 6,2100]$  Existe un 95% de confianza en que el verdadero valor del parámetro  $\beta_2$  esté dentro del intervalo calculado.

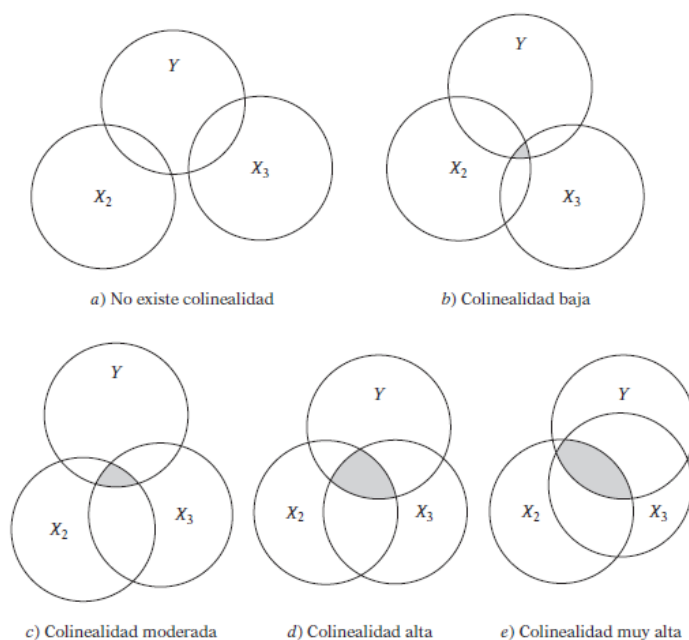
## 4.2 PROBLEMAS A ANALIZAR

A continuación se analiza la posible existencia de multicolinealidad, autocorrelación y heterocedasticidad.

### 4.2.1 MULTICOLINEALIDAD

Para determinar si existe el problema de la **multicolinealidad**, se realiza la regresión parcial controlando una de las variables explicativas. La Figura 2 ilustra este problema que aparece cuando existe más de una relación lineal exacta en el modelo, es decir, que las variables explicativas no solo influyen en la variable dependiente, sino también entre ellas.

**FIGURA 2. GRÁFICO DE BALLENTINE DE MULTICOLINEALIDAD**



*Fuente: Damodar N. Gujarati y Dawn C. Porter (1978)*

Habitualmente las fuentes originarias de este problema pueden ser:

- El método de recolección de información
- Restricciones en el modelo o en la población objeto de muestreo
- Especificaciones del modelo
- Un modelo con más variables explicativas que observaciones
- Que las regresoras tengan una tendencia común

Para detectar el problema de la multicolinealidad existen una serie de indicios:

- Una  $R^2$  elevada por encima de 0,8 en el que la prueba de hipótesis  $F$  es significativa pero las pruebas  $t$  no.
- Altas correlaciones entre variables regresoras superior a 0,8. En nuestro caso calculamos el coeficiente de correlación de orden cero entre las variables  $X_1$  y  $X_2$  y para el curso 2014-2015 obtuvimos un coeficiente alto de 0,7115 y para el año 2015-2016 un coeficiente bajo de 0,2851.
- Hacer una prueba de correlación parcial ya que si  $R^2$  es alto pero el coeficiente de determinación parcial es bajo ( $r^2$ ) puede sugerir que las variables están muy intercorrelacionadas.

En nuestro caso como veremos posteriormente no aparece ese problema ya que  $R^2$  y  $r^2$  son muy bajas.

Las siguientes Tablas muestran con valores positivos de  $X_1$  y  $X_2$  que tienen una relación positiva en ambos cursos, siendo en el segundo aun mayor que en el anterior.

**TABLA 7. Curso 2014-2015 Coeficiente de correlación  $-1 < R < 1$**

<b>CONJUNTO <math>X_1</math> Y <math>X_2</math></b>	0,3546
<b>VARIABLE EXPLICATIVA <math>X_1</math> (TRABAJO)</b>	0,3432
<b>VARIABLE EXPLICATIVA <math>X_2</math> (ASISTENCIA)</b>	0,3067

*Fuente: Elaboración propia*

**TABLA 8. Curso 2015-2016 Coeficiente de correlación  $-1 < R < 1$**

<b>CONJUNTO <math>X_1</math> Y <math>X_2</math></b>	0,4401
<b>VARIABLE EXPLICATIVA <math>X_1</math> (TRABAJO)</b>	0,2368
<b>VARIABLE EXPLICATIVA <math>X_2</math> (ASISTENCIA)</b>	0,4231

*Fuente: Elaboración propia*

Podemos concluir en lo referido al coeficiente de correlación parcial ó coeficiente de correlación de orden cero, se observa que la variable  $X_1$  en ambos años tiene la misma relación positiva, pero en cuanto a la variable  $X_2$  en el segundo curso tiene una mayor correlación respecto al primero salvo en el coeficiente de correlación de la regresión parcial respecto a la variable  $X_2$  que es menor.

#### 4.2.2 AUTOCORRELACIÓN

A continuación se aborda el problema de la autocorrelación. En el modelo teórico partimos de la hipótesis de no autocorrelación, y se somete a contraste.

$$\text{Cov}(\epsilon_i \epsilon_j) = E[\epsilon_i \epsilon_j] = 0 \text{ siendo } i \neq j \quad (3)$$

Se rechaza la hipótesis cuando hay correlación positiva o negativa. Las causas que pueden llevar a la existencia de esto pueden ser:

- La naturaleza de los datos. Datos temporales suelen ser independientes.
- La no inclusión en el modelo de variables relevantes.
- Cuando se omite la variable endógena como variable explicativa.
- La manipulación de los datos, agregaciones o promedios de estos.

La consecuencia de la existencia de autocorrelación será que al aplicar MCO la regresión sigue siendo lineal e insesgada, pero el de  $\sigma^2$  es sesgado, por lo que los estimadores de variancias y covariancias de  $\beta$  son incorrectos y sesgados. En estos casos hay que aplicar MCG.

Para determinar si existe o no autocorrelación se calcula el estadístico  $d$  de Durbin-Watson que detecta la correlación serial, que es la razón de la suma de las diferencias al cuadrado de residuos sucesivos sobre la SCR. El numerador del estadístico es el número de observaciones menos uno, ya que se pierde una observación al obtener las diferencias consecutivas.

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (\hat{\epsilon}_i - \hat{\epsilon}_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2} \quad (4)$$

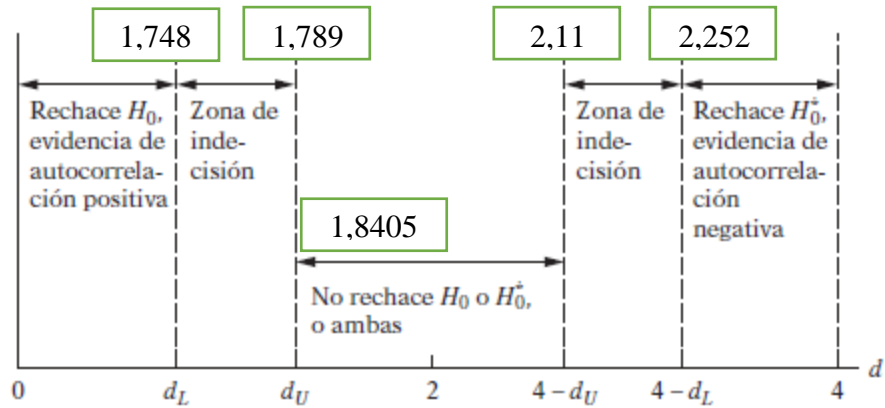
Las hipótesis que se pueden dar son:

- $H_0$ : no hay autocorrelación positiva
- $H^*_0$ : no hay autocorrelación negativa

A partir de los residuos obtenidos en el análisis de regresión menos una observación, aplicando la fórmula del estadístico  $d$  de Durbin-Watson y buscando en las tablas estadísticas de estas obtenemos para cada año los resultados que se muestran en las Tablas.

**TABLA 9. TEST DURBIN WATSON (2014-2015)**

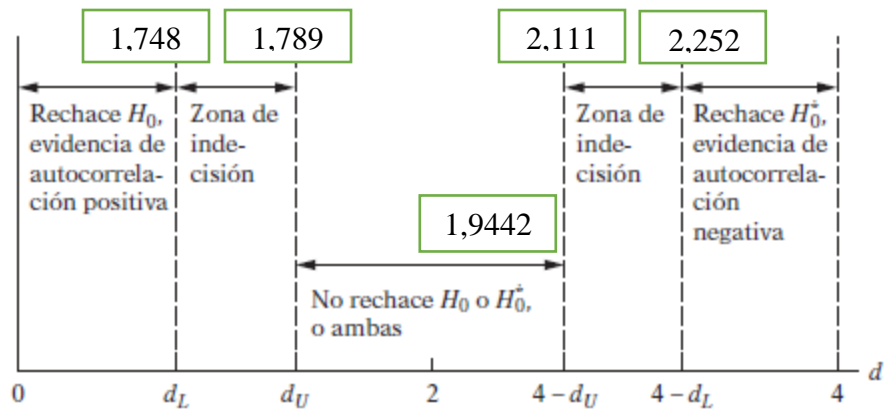
Estadístico  $d$ : 1,8405



Fuente: Elaboración propia

**TABLA 10. TEST DURBIN WATSON (2015-2016)**

Estadístico  $d$ : 1,9442



Fuente: Elaboración propia

De los resultados obtenidos se observa que para el curso 2014-2015 y 2015-2016 ha caído en la zona en la que no podemos rechazar ninguna de las dos hipótesis, por lo que podemos suponer que no hay autocorrelación de primer orden, positiva o negativa.

A luz de estos resultados se realiza la regresión parcial controlando una de las variables independientes, no obstante, antes trataremos el problema de la heterocedasticidad en el modelo.



### 4.2.3 HETEROCEDASTICIDAD

Es necesario tener en cuenta el principio de homocedasticidad como hipótesis básica en la regresión lineal, es decir, que las varianzas de las perturbaciones sea constantes condicionada a las variables independientes:

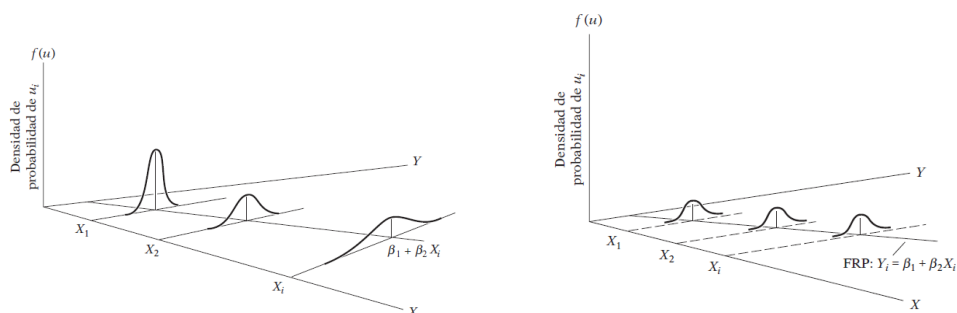
$$\text{Var } u_i / X_i = \sigma^2 \quad (5)$$

Ó

$$2 \text{ Var } u_i = \sigma^2 \quad (6)$$

Lo que significa que la recta de regresión de Y sobre  $X_i$  va a representar con igual precisión la relación entre X e Y independientemente de los valores de X. La Figura 3 muestra en primer lugar un modelo con homocedasticidad y otro con heterocedasticidad:

**FIGURA 3. HOMOCEDASTICIDAD Y HETEROCEDASTICIDAD**



*Fuente: Damodar N. Gujarati y Dawn C. Porter (1978)*

Es importante tener en cuenta este principio ya que al realizar el análisis de regresión este es un análisis condicional de Y sobre las variables X, por lo que si se desea obtener un parámetro de relación estable y útil entre las variables, los valores de Y deben estar igualmente dispersos ante los cambios de las variables X.

Las causas que pueden llevar a que un modelo sea heterocedástico suelen ser:

- Omisión de variables relevantes en el modelo especificado.
- Cambio de estructura.
- Forma funcional incorrecta.
- Variables explicativas con distribución asimétrica.

- Presencia de puntos atípicos.
- Modelo de aprendizaje sobre los errores.

Los efectos sobre el modelo provocarían que el estimador de MCO siga siendo lineal, insesgado y consistente pero deja de ser eficiente. Por lo que procede aplicar el *test de White* para comprobar si nuestro modelo es heterocedástico u homocedástico.

En primer lugar obtendremos los residuos del modelo aplicando el análisis de regresión y a partir de estos elevados al cuadrado efectuaremos una nueva regresión auxiliar a partir del siguiente modelo:

$$U^2 = \alpha_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \alpha_4 X_2^2 + \alpha_5 X_3^2 + \alpha_6 X_2 X_3 + v_i \quad (7)$$

En segundo lugar la hipótesis nula de que no existe heterocedasticidad se puede demostrar a partir de la siguiente expresión:

$$n \cdot R^2 \sim \chi_{gl}^2 \quad (8)$$

Obteniendo para los respectivos años los siguientes resultados:

#### **CURSO 2014-2015**

Ji cuadrado: 6,4084

Ji crítico: 0,7107

Dado que  $6,4084 > 0,71072302$  hay heterocedasticidad

#### **CURSO 2015-2016**

Ji cuadrado: 12,3782

Ji crítico: 0,7107

Dado que  $12,3782 > 0,7107$  hay heterocedasticidad

### **4.3 MÍNIMOS CUADRADOS GENERALES (MCG)**

A la luz de los resultados obtenidos por el test de white deberemos corregir los efectos de la heterocedasticidad a partir de aplicación de los mínimos cuadrados generalizados (MCG). Este procedimiento atribuye mayor peso a las observaciones que provienen de poblaciones con menor variabilidad y menor ponderación a las que vienen de poblaciones con mayor variabilidad, para ello utiliza la información sobre desigual variabilidad de la distribuciones condicionadas de Y.

Los estimadores que obtenemos mediante este procedimiento son lineales insesgados y de variancia mínima:

**TABLA 11. MCG (2014-2015)**

	<i>Coeficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Valor p</i>
$\beta_0$	4,0120	0,4487	8,9413	<0,0001
$\beta_1$	1,6450	0,4956	3,3188	0,0011
$\beta_2$	1,0305	1,097	0,9387	0,3492

$R^2$	0,1387	$R^2$ ajustado	0,1289
	F	14,1802	

*Fuente: Elaboración propia*

Interpretación de los valores betas para el curso 2014-2015:

- $\beta_0 = 4,0120$  Es el valor medio de la variable nota final cuando el valor de las variables explicativas  $X_1$  y  $X_2$  es cero.
- $\beta_1 = 1,6450$  Si aumentamos la variable trabajo en una unidad la nota final de cada alumno aumenta en 1,6450, siempre y cuando la variable asistencia permanezca constante.
- $\beta_2 = 1,0305$  Si aumentamos la variable asistencia en una unidad la nota final de cada alumno aumenta en 1,0305, siempre y cuando la variable trabajo permanezca constante.

**TABLA 12. MCG (2015-2016)**

	<i>Coficiente</i>	<i>Desv. Típica</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Valor p</i>
$\beta_0$	1,8266	0,4903	3,7256	0,0003
$\beta_1$	0,6257	0,3470	1,8031	0,0729
$\beta_2$	4,5219	0,8215	5,5042	<0,0001

$R^2$	0,1759	$R^2$ ajustado	0,1677
	F	21,3556	

*Fuente: Elaboración propia*

Interpretación de los valores betas para el curso 2015-2016:

- $\beta_0 = 1,8266$  Es el valor medio de la variable nota final cuando el valor de las variables explicativas  $X_1$  y  $X_2$  es cero.
- $\beta_1 = 0,6257$  Si aumentamos la variable trabajo en una unidad la nota final de cada alumno aumenta en 0,6257, siempre y cuando la variable asistencia permanezca constante.
- $\beta_2 = 5,5219$  Si aumentamos la variable asistencia en una unidad la nota final de cada alumno aumenta en 5,5219, siempre y cuando la variable trabajo permanezca constante.

#### 4.3.1 REGRESIÓN PARCIAL

Dada la existencia de autocorrelación se lleva a cabo la regresión parcial controlando una de las variables independientes, así expondremos los principales indicadores para ver si son significativas cada una de las variables explicativas.

TABLA 13. MCG entre nota final y variable explicativa trabajo (2014-2015)

	<b>Coficiente</b>	<b>Desv. Típica</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Valor p</b>
$\beta_0$	<b>4,3745</b>	<b>0,2205</b>	<b>19,7001</b>	<b>&lt;0,0001</b>
$X_1$	<b>1,9654</b>	<b>0,3749</b>	<b>5,2417</b>	<b>&lt;0,0001</b>

*Fuente: Elaboración propia*

TABLA 14. MCG entre nota final y variable explicativa asistencia (2014-2015)

	<b>Coficiente</b>	<b>Desv. Típica</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Valor p</b>
$\beta_0$	<b>3,1701</b>	<b>0,5291</b>	<b>5,9908</b>	<b>&lt;0,0001</b>
$X_2$	<b>3,8485</b>	<b>0,8897</b>	<b>4,3256</b>	<b>&lt;0,0001</b>

*Fuente: Elaboración propia*

TABLA 15. MCG entre nota final y variable explicativa trabajo (2015-2016)

	<b>Coficiente</b>	<b>Desv. Típica</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Valor p</b>
$\beta_0$	<b>4,0714</b>	<b>0,1784</b>	<b>22,8108</b>	<b>&lt;0,0001</b>
$X_1$	<b>1,4844</b>	<b>0,2670</b>	<b>5,5577</b>	<b>&lt;0,0001</b>

*Fuente: Elaboración propia*

TABLA 16. MCG entre nota final y variable explicativa asistencia (2015-2016)

	<b>Coficiente</b>	<b>Desv. Típica</b>	<b>Estadístico t</b>	<b>Valor p</b>
$\beta_0$	<b>1,7014</b>	<b>0,6593</b>	<b>2,5803</b>	<b>0,0106</b>
$X_2$	<b>4,9447</b>	<b>1,0069</b>	<b>4,9105</b>	<b>&lt;0,0001</b>

*Fuente: Elaboración propia*

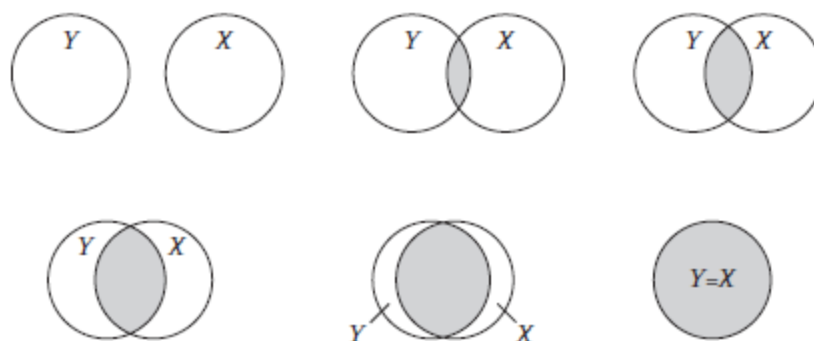
TABLA 17. Coeficientes de correlación (2014-2015) Y (2015-2016)

	NOTA FINAL (2014-2015)	NOTA FINAL (2015-2016)
VARIABLE TRABAJO	0,3432	0,2368
VARIABLE ASISTENCIA	0,3067	0,4231

*Fuente: Elaboración propia*

De la Tabla 17 se infiere que quien presenta mayor coeficiente de correlación es la variable  $X_2$  con la nota final del curso 2015-2016.

Ahora se calcula el coeficiente de determinación,  $R^2$  en el caso de la regresión múltiple y  $r^2$  en el caso de dos variables, que expresa cuán bien se ajusta la línea de regresión muestral a los datos. Una explicación gráfica la ofrece el diagrama de Ballentine, en el que el círculo Y representa la variación en la variable dependiente Y, y el círculo X, la variación en la variable explicativa X. La intersección entre ambas explica cuanto de la variación de Y esta explicada por de X, por lo que cuanto mayor sea esta, más se explica la variación de Y en función de X.



*Fuente: Damodar N. Gujarati y Dawn C. Porter (1978)*

El coeficiente de determinación puede tomar valores entre 0 y 1, así pues podemos decir que:

- Si  $R^2=1$ , la línea de regresión ajustada explica el 100% de la variación de Y.
- Si  $R^2=0$ , la línea de regresión ajustada explica el 0% de la variación de Y.

El ajuste del modelo será mejor cuanto más cercano a 1 esté  $R^2$ .

También consideraremos el valor del coeficiente de determinación ajustado, que tiende a ser menos optimista de lo que es sin ajustar ya que está ajustado por los grados de libertad asociados a las sumas de cuadrados que se consideran.

Tomará los mismos valores que  $R^2$ , es decir, entre 0 y 1, si  $R^2=1$ ,  $R^2$  ajustado=1. En cambio cuando  $R^2=0$ ,  $R^2$  ajustado=  $(1-K)/(n-k)$ , en tal caso este será negativo, pero se consideraría igual a cero.

En nuestro caso la nota final de los alumnos es la variable Y y las variables independientes son  $X_1$  (trabajo) y  $X_2$  (asistencia a clase). Obtenemos para el curso 2014-2015 un coeficiente de determinación de 0,1387, lo que indica que el 13,87% de la nota final de los alumnos esta explicada por las variables trabajo y asistencia

**TABLA 18. Coeficiente determinación (2014-2015)**

Coeficiente de determinación $R^2$	0,1387
$R^2$ ajustado	0,1289

*Fuente: Elaboración propia*

En cambio para el curso 2015-2016 el coeficiente de determinación aumentó respecto al año anterior a 0,1759, lo que indica que el 17,59% de la nota final esta explicada por las variables trabajo y asistencia.

**TABLA 19. Coeficiente determinación (2015-2016)**

Coeficiente de determinación $R^2$	0,1759
$R^2$ ajustado	0,1677

*Fuente: Elaboración propia*

Como se afirmó al abordar la multicolinealidad podía haber presencia de esta si  $R^2$  es alto y  $r^2$  bajo. Sin embargo en este experimento, al llevar a cabo la regresión parcial controlando en primer lugar la variable asistencia y en segundo lugar el trabajo, se observa que no se da ya que en todo momento son bajos ambos.

**TABLA 20. Regresión sobre Y (nota final) y X<sub>2</sub> (trabajo)**

	<u>2014-2015</u>	<u>2015-2016</u>
<b>COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R<sup>2</sup></b>	0,1343	0,1332
<b>R<sup>2</sup> AJUSTADO</b>	0,1294	0,1288

*Fuente: Elaboración propia*

**TABLA 21. Regresión sobre Y (nota final) y X<sub>3</sub> (asistencia)**

	<u>2014-2015</u>	<u>2015-2016</u>
<b>COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN R<sup>2</sup></b>	0,0956	0,1071
<b>R<sup>2</sup> AJUSTADO</b>	0,0904	0,1026

*Fuente: Elaboración propia*

A la luz de estos resultados en ambos años, el modelo no es muy generoso, ya que los valores de R<sup>2</sup> son pequeños y el coeficiente de correlación nos indica que ninguno de los factores es muy significativo.

A continuación llevaremos a cabo las pruebas de significación de los coeficientes de regresión por separado y en conjunto. Las pruebas de significación son procedimientos que permiten a partir de los resultados muestrales verificar la verdad o falsedad de la hipótesis nula.

Por tanto lo haremos por separado a partir de la prueba *t* y en conjunto con la prueba *F*.

#### **Prueba *t***

Estadístico T-student: este contraste trata de conocer con una cierta fiabilidad si alguna variable regresora es significativa a la hora de explicar la variable endógena.



Los datos obtenidos a partir del análisis de regresión son los siguientes:

**TABLA 22. Prueba t (2014-2015)**

<b>2014-2015</b>	<b>T-STUDENT</b>
<b>B<sub>0</sub></b>	8,9413
<b>B<sub>1</sub></b>	3,3188
<b>B<sub>2</sub></b>	0,9387

*Fuente: Elaboración propia*

Como T-student crítico es 0,67 podremos decir: si  $|T_{\text{exp}}| > T_{(1-\alpha)}$  rechazo  $H_0$

$$\alpha = 0,05 \quad \text{g.d.l.} = 179 \quad t_{0,95} = 0,674$$

$$H_0: B_0 = 0 \quad H_1: B_0 \neq 0$$

$|T_{\text{exp}}| = 8,9413 > 0,67$  rechazo  $H_0$   $B_0$  -> es significativo.

$$H_0: B_1 = 0 \quad H_1: B_1 \neq 0$$

$|T_{\text{exp}}| = 3,3188 > 0,67$  rechazo  $H_0$   $B_1$  -> es significativo.

$$H_0: B_2 = 0 \quad H_1: B_3 \neq 0$$

$|T_{\text{exp}}| = 0,9387 > 0,67$  rechazo  $H_0$   $B_2$  -> es significativo.

Por lo que podemos decir que para el curso 2014-2015 las variables independientes son explicativas sobre la variable dependiente.

**TABLA 23. Prueba t (2015-2016)**

<b>2015-2016</b>	<b>T-STUDENT</b>
<b>B<sub>0</sub></b>	3,7256
<b>B<sub>1</sub></b>	1,8031
<b>B<sub>2</sub></b>	5,5042

*Fuente: Elaboración propia*

Como T-student crítico es 0,67 podremos decir: si  $|T_{\text{exp}}| > T_{(1-\alpha)}$  rechazo  $H_0$

$$\alpha = 0,05 \quad \text{g.d.l.} = 203 \quad t_{0,95} = 0,674$$

$$H_0: B_0 = 0 \quad H_1: B_0 \neq 0$$

$|T_{\text{exp}}| = 3,7256 > 0,67$  rechazo  $H_0$   $B_0$  -> es significativo.

$H_0: B_1 = 0$   $H_1: B_1 \neq 0$

$|T_{\text{exp}}| = 1,8031 > 0,67$  rechazo  $H_0$   $B_1$  -> es significativo.

$H_0: B_2 = 0$   $H_1: B_2 \neq 0$

$|T_{\text{exp}}| = 6,5042 > 0,67$  rechazo  $H_0$   $B_2$  -> es significativo.

Por lo que podemos decir que para el curso 2015-2016 las variables independientes son explicativas sobre la variable dependiente.

### **Prueba $F$**

Una vez analizado el nivel de significación de las variables independientes por separado y comprobar que son explicativas sobre la variable dependiente, abordaremos la prueba  $F$  para ver si el modelo lo es en conjunto.

Esta prueba guarda una estrecha relación con el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), ya que las dos varían en relación directa, cuando  $R^2=0$ ,  $F=0$ . Y cuanto mayor sea  $R^2$ , mayor será el valor de  $F$ .

Así podemos averiguar mediante la prueba  $F$  el nivel de significación del modelo en conjunto y también del coeficiente de determinación.

La regla de decisión será  $F_{\text{experimental}} > F_{1-\alpha}$  con la que se rechazará la  $H_0$  y será significativo en conjunto.

Por tanto los datos obtenidos para cada curso son:

### **2014-2015**

Buscamos en las tablas estadísticas  $F$  crítico para un nivel de significación del 95%, 2 grados de libertad en el numerador y 200 en el denominador.

- $F < k$ : se acepta  $H_0$  no es significativo
- $F > k$ : se rechaza  $H_0$  es significativo

$F = 14,1802$   $F_{1-\alpha} = 3,04$

$14,1802 > 3,014$  por lo que rechazaremos la  $H_0$  y el modelo es significativo en conjunto.

### **2015-2016**

Buscamos en las tablas estadísticas  $F$  crítico para un nivel de significación del 95%, 2 grados de libertad en el numerador y 200 en el denominador.

- $F < k$ : se acepta  $H_0$  no es significativo
- $F > k$ : se rechaza  $H_0$  es significativo

$$F = 21,3556 \quad F_{1-\alpha} = 3,04$$

$21,3556 > 3,041$  por lo que rechazaremos la  $H_0$  y el modelo es significativo en conjunto.

Por tanto podemos afirmar que las variables independientes por separado mediante la prueba  $t$  y en su conjunto por la prueba  $F$  arrojan unos resultados en los que se puede apreciar que son significativos.

## 5. CONCLUSIONES.

A partir de los resultados expuestos se puede afirmar que las variables que capturan la proactividad del alumno no están muy correlacionadas ni en conjunto, (0,3546 - 2014/2015- y 0,4401 -2015/2016-) ni cuando se consideran separadamente. No obstante, la variable asistencia presenta el que mayor coeficiente en el curso 2015-2016. Precisamente la variable asistencia es la que explica en mayor medida la nota final de los alumnos.

Ambas variables son estadísticamente significativas por lo que la evaluación del experimento arroja evidencia empírica en el sentido de que la proactividad del alumno medida a través de la realización de presentaciones públicas y la asistencia a clase repercuten positivamente en la nota final.

Es posible que el cambio en la magnitud del impacto de las variables independientes sobre la calificación final se deba, al menos en parte, a variables no observables como el nivel de motivación del profesor a que los alumnos participen en las actividades de carácter voluntario. No obstante, al tratarse del mismo profesorado el que ha participado en el experimento en dos cursos académicos consecutivos, puede esperarse que el grado de motivación no haya sufrido cambios significativos.

Para próximos cursos académicos se considera de interés trasladar los resultados de este experimento a los profesores del resto de grupos de la asignatura. En el caso de que decidiesen incorporar estas prácticas en el desarrollo de sus clases, se considera relevante trasladar los resultados del experimento a los alumnos para que puedan mejorar sus resultados académicos.

## ÍNDICE DE TABLAS Y GRÁFICOS

### FIGURAS:

FIGURA 1. COEFICIENTE DE CORRELACIÓN

FIGURA 2. DE BALLENTINE DE MULTICOLONIALIDAD

FIGURA 3. HOMOCEDASTICIDAD Y HETEROCEDASTICIDAD

### TABLAS:

TABLA 1. VALORES VARIABLE PRESENTACIÓN ( $X_1$ )

TABLA 2. VALORES VARIABLE PRESENTACIÓN ( $X_2$ )

TABLA 3. COEFICIENTE DE REGRESIÓN ENTRE NOTA FINAL Y VARIABLES EXPLICATIVAS CONJUNTO (2014-2015)

TABLA 4. COEFICIENTE DE REGRESIÓN ENTRE NOTA FINAL Y VARIABLES EXPLICATIVAS CONJUNTO (2015-2016)

TABLA 5. INTERVALO DE CONFIANZA (2014-2015)

TABLA 6. INTERVALO DE CONFIANZA (2015-2016)

TABLA 7. COEFICIENTE DE CORRELACIÓN  $-1 < R < 1$

TABLA 8. COEFICIENTE DE CORRELACIÓN  $-1 < R < 1$

TABLA 9. TEST DURBIN WATSON (2014-2015)

TABLA 10. TEST DURBIN WATSON (2015-2016)

TABLA 11. MCG (2014-2015)

TABLA 12. MCG (2015-2016)

TABLA 13. MCG ENTRE NOTA FINAL Y VARIABLE EXPLICATIVA TRABAJO (2014-2015)

TABLA 14. MCG ENTRE NOTA FINAL Y VARIABLE EXPLICATIVA ASISTENCIA (2014-2015)

TABLA 15. MCG ENTRE NOTA FINAL Y VARIABLE EXPLICATIVA TRABAJO (2015-2016)

TABLA 16. MCG ENTRE NOTA FINAL Y VARIABLE EXPLICATIVA ASISTENCIA (2015-2016)

**TABLA 17. COEFICIENTES DE CORRELACIÓN (2014-2015) Y (2015-2016)**

**TABLA 18. COEFICIENTE DETERMINACIÓN (2014-2015)**

**TABLA 19. COEFICIENTE DETERMINACIÓN (2015-2016)**

**TABLA 20. REGRESIÓN SOBRE Y (NOTA FINAL) Y X2 (TRABAJO)**

**TABLA 21. REGRESIÓN SOBRE Y (NOTA FINAL) Y X3 (ASISTENCIA)**

**TABLA 22. PRUEBA T (2014-2015)**

**TABLA 23. PRUEBA T (2015-2016)**

## Bibliografía

---

- DAMODAR N. GUJARATI Y DAWN C. PORTER. (2010): “Econometría” (5ª edición). Mcgrawhill.
- DIMITROS ASTERIOU Y STEPHEN G. HALL. (2016): “Applied econometrics” (3ª edición). Macmillan Education.
- ISABEL CRISTINA MONTES GUTIÉRREZ Y JEANNETTE LERNER MATIZ. (2010-2011): “Rendimiento académico de los estudiantes de pregrado de la universidad EAFIT”. Universidad EAFIT.
- MANUEL TRILLO, ABC (2014) “*Informe PISA: Los alumnos españoles, a la cola de la OCDE en «resolución de problemas»*”  
<http://www.abc.es/sociedad/20140401/abci-informe-pisa-resolucion-problemas-201404011110.html>
- PEARSON, The Economist (2014) “The Learning Curve 2014”  
<http://thelearningcurve.pearson.com/index/index-ranking>
- PROGRAMA DE ESTIMULOS AL DESEMPEÑO DOCENTE (PROED). (2007): “Análisis del rendimiento académico de los estudiantes y la calidad del desempeño docente”.
- THOMAS B. FOMBY, R. CARTER HILL Y STANLEY R. JOHNSON. (1984): “Advanced econometric methods”, Springer-Verlag, nueva york,
- UNIVERSIA ESPAÑA, (2013) “Los estudiantes de Shanghai son los más capacitados del mundo”  
<http://noticias.universia.es/en-portada/noticia/2013/12/03/1067016/estudiantes-shanghai-son-mas-capacitados-mundo.html#>
- UNIVERSIA ESPAÑA, (2013) “Una mirada positiva al informe PISA 2012”  
<http://noticias.universia.es/en-portada/noticia/2013/12/11/1069001/mirada-positiva-informe-pisa-2012.html>
- UNIVERSIA ESPAÑA, (2014) “¿Cuáles son los mejores sistemas educativos del mundo?”  
<http://noticias.universia.es/en-portada/noticia/2014/05/21/1097138/cuales-mejores-sistemas-educativos-mundo.htm#>