

## **ANÁLISIS CUALITATIVO DEL SALARIO POR HORA EN ESPAÑA**

GARCÍA HIERNAUX, Alfredo  
Universidad Complutense de Madrid, España

---

### ***Resumen:***

El propósito de este artículo es explicar la ganancia en unidades monetarias por hora trabajada en función de las características de los individuos. Utilizando una encuesta del Instituto Nacional de Estadística del año 1995, y un modelo probit multinomial ordenado estimamos la probabilidad que cada característica ejerce sobre la ganancia por hora. Los resultados nos revelan interesantes conclusiones acerca de las características con mayor influencia sobre la variable explicativa.

### ***Abstract:***

The purpose of this paper is to explain the earnings – in monetary units by worked hour- through the individuals traits. Using an inquiry from the Spanish Statistical Office made in 1995, and an ordered multinomial probit model, we estimate the probability of each characteristic over the hourly earnings. Results present important conclusions concerning which individual traits have more influence over the explained variable.

*JEL classification:* C51, J3

*Palabras clave:* Probit multinomial ordenado, salario.

---

### **1. Introducción**

La estructura salarial ha motivado numerosos estudios desde el desarrollo del análisis cualitativo. Los cambios de esta misma han sido estudiados recientemente por Juhn *et al*(1993) en Estados Unidos o por Abadie(1997) en España. También ha crecido el interés en el estudio de la discriminación entre hombres y mujeres como muestran los trabajos de Khun(1990) ó de las diferencias entre el sector público y el privado [Mueller (1998)]. Uno de los focos de

atención más importantes dentro de esta literatura ha sido el estudio de la influencia de la educación sobre el salario como se puede observar en Garen(1984) ó más recientemente en Arjun(1997).

Lejos de replicar estos estudios, en este trabajo intentamos obtener las probabilidades de que un individuo con determinadas características se encuentre dentro de un tramo de nuestra variable dependiente, la ganancia en pesetas (ó euros) por hora trabajada. Las características que utilizamos para determinar esta probabilidad difieren en algunos casos de las utilizadas en la literatura con el fin de obtener nuevas relaciones. Las variables exógenas utilizadas son el tipo de empleo y de jornada, la región donde desarrolla su actividad y su sector económico y como variable continua, la ganancia por hora trabajada el año anterior.

Los datos pertenecen a la Encuesta Nacional de Salarios (NES) que realiza de forma trimestral el Instituto Nacional de Estadística (INE). En este estudio analizamos una muestra del año 1995, aunque una posible extensión del mismo sería disponer de años anteriores y posteriores para poder realizar una comparación entre los coeficientes en diferentes periodos y analizar así su evolución temporal. La metodología econométrica utilizada en el estudio se basa en un modelo probit–multinomial ordenado. La familia de modelos de elección discreta suele ser utilizada para predecir el comportamiento (la elección) de un determinado individuo a partir de unas variables explicativas. Sin embargo, estos modelos, como se explica en Gracia-Diez(1991), también se usan para prever la probabilidad de un hecho no elegido directamente por el individuo, sino profundamente influido por sus características.

El artículo se expone de la siguiente manera. En la sección 2 y 3 presentamos la metodología econométrica del modelo y los datos utilizados respectivamente. En la sección 4 se muestran los resultados de la estimación y finalmente, en la sección 5 las conclusiones del estudio.

## 2. Metodología Econométrica: El Modelo Probit Ordenado

### *El modelo*

Como mencionamos antes, para llevar a cabo nuestro análisis nos ayudamos de un tipo particular de modelos de elección múltiple: los llamados modelos ordenados. Esta clase de modelos multinomiales, que fueron introducidos por Aitchison y Silvey(1957), recogen el hecho de que la variable dependiente refleja un orden obteniendo, en la estimación, una ganancia de eficiencia al disponer de más información que los modelos más generales.

Como en los modelos de variable dependiente binaria, podemos modelar la respuesta observada considerando una variable latente  $y_i^*$  que depende linealmente de las variables explicativas  $x_i$ :

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i, \quad E[\varepsilon_i | x_i] = 0, \quad \varepsilon_i \text{ i.n.i.d. } N(0, \sigma^2_i)$$

donde 'i.n.i.d' indica que  $\varepsilon_i$  se distribuye independientemente pero no idénticamente como una normal.

Las categorías observadas en  $y_i$  están relacionadas con  $y_i^*$  de acuerdo a la regla siguiente

$$y_i = \begin{cases} z_1 & \text{si } y_i^* \in A_1, \\ z_2 & \text{si } y_i^* \in A_2, \\ \cdot & \cdot \\ z_m & \text{si } y_i^* \in A_m, \end{cases}$$

donde los conjuntos  $A_j$  forman una partición del espacio  $\Omega$  de  $y_i^*$ , es decir,  $\Omega = \bigcup_{j=1}^m A_j$  y además,  $A_j \cap A_k = \emptyset$  para  $i \neq k$ , y los  $z_j$  son los valores discretos comprendidos en  $\Omega$ .

La motivación de utilizar un modelo ordenado se centra en poder utilizar una discretización de la ganancia media por hora

trabajada lo que nos permite analizar la influencia de las variables explicativas sobre cada uno de los tramos de la partición. De esta forma definimos la partición de  $\Omega$  con los intervalos

$$\begin{aligned} A_1 &\equiv (-\infty, \gamma_1), \\ A_2 &\equiv (\gamma_1, \gamma_2], \\ &\vdots \\ A_m &\equiv (\gamma_{m-1}, \infty). \end{aligned}$$

La distribución condicionada de la variable observada  $y_i$  está determinada por la distribución del error  $\varepsilon_i$ . Para un  $\varepsilon_i$  Gaussiano, la distribución condicional es

$$\begin{aligned} P(y_i = z_j | x_i, \beta, \gamma) &= P(x_i' \beta + \varepsilon_i \in A_j | x_i, \beta, \gamma) \\ &= \begin{cases} P(x_i' \beta + \varepsilon_i \leq \gamma_1 | x_i, \beta, \gamma) & \text{si } j = 1, \\ P(\gamma_{j-1} < x_i' \beta + \varepsilon_i \leq \gamma_j | x_i, \beta, \gamma) & \text{si } 1 < j < m, \\ P(\gamma_{m-1} < x_i' \beta + \varepsilon_i | x_i, \beta, \gamma) & \text{si } j = m, \end{cases} \\ &= \begin{cases} \Phi\left(\frac{\gamma_1 - x_i' \beta}{\sigma_i}\right) & \text{si } j = 1, \\ \Phi\left(\frac{\gamma_j - x_i' \beta}{\sigma_i}\right) - \Phi\left(\frac{\gamma_{j-1} - x_i' \beta}{\sigma_i}\right) & \text{si } 1 < j < m, \\ 1 - \Phi\left(\frac{\gamma_{m-1} - x_i' \beta}{\sigma_i}\right) & \text{si } j = m, \end{cases} \end{aligned}$$

donde  $\Phi(-)$  es la función de distribución de la normal estándar; en nuestro caso práctico, añadimos la hipótesis de que la varianza del error de cada individuo es constante y normalizando, le damos el valor 1 con lo que el término de error se distribuye idéntica e independiente con media 0 y varianza 1.

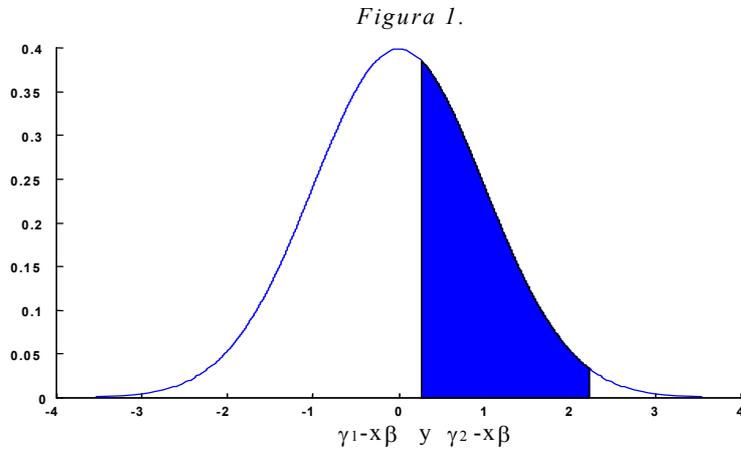


Figura 1. Ilustración de las probabilidades del modelo probit ordenado para los límites  $\gamma_1$  y  $\gamma_2$ . El modelo probit ordenado captura los efectos de las variables explicativas sobre la variable dependiente y coloca suficiente estructura en las probabilidades como para permitir su estimación por máxima verosimilitud.

### *La función de verosimilitud*

Si definimos  $W_{ji}$  como una variable binaria que toma valor 1 si la realización de la observación  $i$ -ésima toma el valor  $z_j$ , y 0 en otro caso, entonces, la función de log-verosimilitud  $L$  para el vector  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]'$ , condicionado a las variables explicativas  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]'$ , viene dada por

$$L(Y | X) =$$

$$\sum_{i=1}^n W_{li} \log F(g_1 - x_i \beta) + \sum_{j=2}^{m-1} W_{ji} \cdot \log [F(g_j - x_i \beta) - F(g_{j-1} - x_i \beta)] + W_{mi} \cdot \log [1 - F(g_{m-1} - x_i \beta)]$$

Las estimaciones de los parámetros se obtienen de la maximización de esta función, donde ya hemos incorporado la restricción  $\sigma_i^2=1$ . Utilizamos el algoritmo Quadratic Hill Climbing. Este método es una variación del algoritmo Newton-Raphson atribuido a Goldfeld y Quandt (Quant, 1983) con segundas derivadas analíticas que, en este caso, muestra estabilidad numérica para diferentes condiciones iniciales.

### 3. Los Datos

Los datos utilizados en este trabajo provienen de la Encuesta Nacional de Salarios realizada trimestralmente por el INE. En principio disponíamos de 273 datos, sin embargo, análisis posteriores de la muestra nos obligaron a eliminar algunos individuos por diversos problemas en la encuesta.

La muestra que utilizamos finalmente se compone de 203 datos de ganancia salarial por hora trabajada en pesetas dependiendo de si el trabajador tiene jornada extraordinaria o normal, si es empleado u obrero, su región de trabajo, el sector del mismo y su ganancia por hora del año anterior. Los datos corresponden al año 1995 y están disponibles en la red (la dirección del INE es <http://www.ine.es>).

La encuesta se realiza en centros de cotización de cinco o más asalariados y nos proporciona información a nivel de comunidades autónomas en cuanto a la región de trabajo. Los sectores investigados son la industria, la construcción y los servicios, este último engloba a su vez subsectores como el comercio, la hostelería, el transporte, las comunicaciones o los bancos y empresas aseguradoras.

*Definición de las variables utilizadas*

Para poder discretizar nuestra variable dependiente nos ayudamos de su histograma, Figura 2, a fin de obtener un número suficiente de individuos en cada tramo para poder estimar eficientemente el modelo. El resultado es una variable dependiente que toma los valores:

$$Y_i = \begin{cases} 0 & \text{si } y_i \in [\text{min}, 1200) \\ 1 & \text{si } y_i \in [1200, 1700) \\ 2 & \text{si } y_i \in [1700, \text{max}] \end{cases}$$

donde min y max corresponden a los valores mínimo y máximo respectivamente de la variable dependiente. Los límites dados para la variable endógena están en pesetas del año 1995, los valores en euros son 7.2 y 10.2 para 1200 y 1700 respectivamente.

Una vez creada la variable endógena del modelo, pasamos a definir las variables explicativas. Tanto el nombre como el tipo de variable quedan reflejados en la Tabla 1.

*Figura 2. Histograma de la ganancia/hora trabajada y estadísticos*

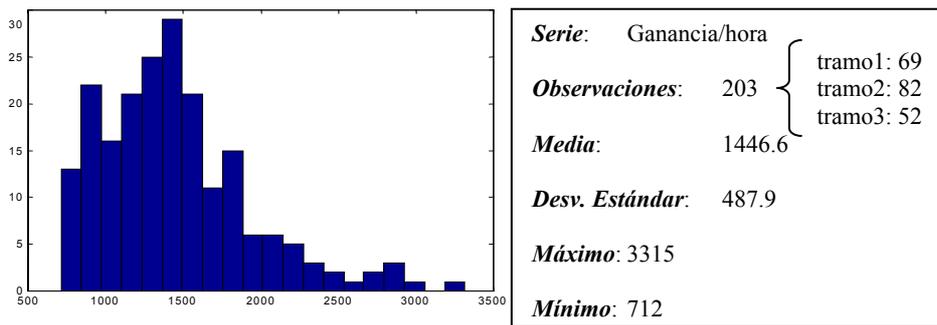


Tabla 1. Definición de las variables explicativas

<b>Empleo:</b>
Variable ficticia tomando los valores: OBRERO = 1 si el individuo es obrero y 0 si es empleado <sup>a</sup> .
<b>Jornada:</b>
Variable ficticia tomando los valores: JORNADA = 1 si el individuo tiene jornada extraordinaria <sup>b</sup> y 0 si tiene jornada normal.
<b>Región<sup>c</sup>:</b>
4 Variables ficticias tomando los valores: $R_j = 1$ si el individuo trabaja en la región $j$ , con $j = 1, 2, \dots, 4$ y 0 en cualquier otro caso.
<b>Sector:</b>
3 Variables ficticias que toman los valores: $S_1 = 1$ si el individuo trabaja en la industria (sin construcción), $S_2 = 1$ si el individuo trabaja en la construcción, $S_3 = 1$ si el individuo trabaja en el sector servicios y 0 en cualquier otro caso.
<b>Ganancia por hora trabajada, año anterior:</b>
Variable continua: $GAA^d$ para cada individuo $i$ .

a) Se entiende por empleado a todo trabajador cuyo grupo de cotización de la Seguridad Social es 1-7, y por obrero a todo trabajador cuyo grupo de cotización es 8-12. b) Con jornada extraordinaria se refiere a horas trabajadas fuera de la jornada laboral de una empresa, generalmente pagadas a tasas más elevadas. c) Ver cuadro 1 de construcción de variables. d) Para evitar efectos de escala en los coeficientes dividimos por 1000 la ganancia/hora del año anterior y trabajamos con esta variable transformada.

Las variables *Región* se construyeron a partir de la agregación en cuatro variables definidas como  $R_1, R_2, \dots, R_4$  de los diferentes individuos según realicen su actividad en una comunidad autónoma que denominamos con una renta per cápita baja, media-baja, media-alta o alta respectivamente.

La construcción de estas variables queda detallada en el siguiente cuadro. La idea de agrupar las diferentes CC.AA. en cuatro regiones se centra en la posibilidad de dividir el mapa geográfico español en regiones con una renta per cápita baja, media-baja, media-alta o alta.

Cuadro 1.  
Construcción de las variables Región

Variable	Nivel de renta p.c. asociado	CC.AA. que la integran
$R_1$	Bajo	Andalucía Castilla La Mancha Extremadura
$R_2$	Medio-bajo	Principado de Asturias Canarias Cantabria Castilla León Galicia Murcia
$R_3$	Medio-alto	Aragón Comunidad Valenciana País Vasco La Rioja
$R_4$	Alto	Baleares Cataluña Madrid Navarra

Fuente: Instituto Nacional de Estadística.

#### 4. Resultados de la estimación máximo-verisímil

En esta sección se muestran los resultados de la estimación del modelo probit ordenado por máxima verosimilitud, de la variable dependiente discretizada, explicada por las variables exógenas que se presentaron en la Tabla 1. Antes, presentamos las siguientes tablas cruzadas que describen la muestra empleada.

Tabla 2a: Ganancia/Hora por Empleo y Jornada

<i>Ganancia / hora</i>	<i>Obrero</i>	<i>Jornada</i>
$Y = 0$	62 (90 %)	18 (26 %)
$Y = 1$	23 (28 %)	41 (50 %)
$Y = 2$	17 (33 %)	42 (81 %)

Nota: Los porcentajes se refieren al peso relativo de individuos con la característica  $x$  sobre el total del tramo  $y=k$  ( $k=0,1,2$ )

Tabla 2b: Ganancia/Hora por Región de trabajo

<i>Ganancia/hora</i>	<i>Región 1</i>	<i>Región 2</i>	<i>Región 3</i>	<i>Región 4</i>
$Y = 0$	9 (23 %)	16 (41 %)	5 (13 %)	9 (23 %)
$Y = 1$	23 (17 %)	51 (37 %)	32 (23 %)	33 (24 %)
$Y = 2$	4 (16 %)	5 (20 %)	10 (40 %)	6 (24 %)

Tabla 2c: Ganancia/Hora por Sector de trabajo

<i>Ganancia/hora</i>	<i>Sector 1</i>	<i>Sector 2</i>	<i>Sector 3</i>
$Y = 0$	8 (21 %)	13 (33 %)	18 (46 %)
$Y = 1$	40 (29 %)	51 (37 %)	48 (35 %)
$Y = 2$	20 (80 %)	3 (12 %)	2 (8 %)

Las tablas 2a, 2b y 2c muestran la variable dependiente desagregada en cada variable explicativa en términos absolutos y relativos. En la tabla 2a, por el tipo de empleo y de jornada, en la tabla 2b por la región de trabajo y en la tabla 2c por el sector. Estas tablas nos muestran la evolución del peso relativo de cada característica según incrementa la renta salarial. Como ejemplo, se puede observar como el peso relativo de la característica obrero va

disminuyendo o como va incrementando el de la región 3 cuando avanzamos en los tramos de renta. Por otro lado, las tablas nos han ayudado a decidir la partición de la variable dependiente y fueron útiles a la hora de interpretar los coeficientes estimados del modelo.

Las estimaciones del modelo especificado se encuentran en la Tabla 3. Estas estimaciones se realizaron con diversas condiciones iniciales y todas convergieron a los mismos resultados probando la estabilidad numérica del modelo. El estadístico ratio de verosimilitudes (LR) rechaza ampliamente la hipótesis de no significación conjunta. Como medida de bondad de ajuste podemos utilizar tanto el pseudo  $R^2$  de MacFadden como el valor del estadístico  $\chi^2$  del LR anterior aunque sus valores no son demasiado altos.

Los coeficientes estimados parecen ser coherentes con la intuición tanto en magnitud como en signo, sin embargo la interpretación en este tipo de modelos no es tan aparente.

Tabla 3. Coeficientes estimados del modelo probit ordenado:

Obrero	Jornada	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$S_1$	$S_2$	$S_3$	$GAA$
-1.49*	1.24*	-0.41*	-0.14	0.34**	0.22	0.91*	-0.35*	-0.56*	0.81*
(-6.4)	(5.2)	(-2.2)	(-1.0)	(1.9)	(1.3)	(5.8)	(-2.6)	(3.9)	(3.5)

$\gamma_1$	$\gamma_2$	Estadístico LR	Pseudo $R^2$	Ln verosimilitud
0.27 (0.8)	2.22* (6.0)	182.8 ( $\chi^2(8)$ )	0.42	-128.2

Nota: (1) Entre paréntesis los valores del estadístico z; (2) \* y \*\* indican un coeficiente significativamente distinto de 0 al 95% y 90% de confianza respectivamente.

Para conocer mejor la influencia de estos coeficientes realizamos en la Tabla 4 la presentación de todos los individuos tipo de la muestra y las respectivas probabilidades de que se encuentren en uno u otro tramo de salario/hora. Los individuos tipo que, en la tabla, tienen una probabilidad 0 de pertenecer a un tramo se explica tan sólo por el efecto redondeo. Esta representación nos permite disponer fácilmente de una gran cantidad de información.

Por un lado, podemos analizar que características tienen los individuos que tienen una mayor o una menor probabilidad de pertenecer a cualquiera de los tres grupos de salario/hora que hemos definido. El lector puede ver que los individuos que mayor probabilidad tienen de pertenecer al primer tramo, con .94, son los que trabajan como obreros con jornada de trabajo normal, que desarrollan su actividad laboral en  $R_1$  y que trabajan en el sector servicios ( $S_3$ ). Paralelamente, los que tienen una mayor probabilidad de pertenecer al tercer tramo, con .88, son los individuos que trabajando como empleados, tienen jornada extraordinaria desarrollan su actividad en  $R_4$  y en el sector de la industria ( $S_1$ ).

a) Las características de los individuos son las siguientes: E si es empleado, O si es obrero,  $R_i$  si trabaja en la región  $i$  ( $i=1,2,3,4$ ) y  $S_j$  si trabaja en el sector  $j$  ( $j=1,2,3$ ). Tomamos en todos los individuos tipo RAA/1000 que es la ganancia / hora trabajada el año anterior evaluada en su media muestral (1.434).

Tabla 4.1.  
Resultados del cálculo de probabilidades para individuos tipo. Sector 1.

INDIVIDUOS TIPO	Prob[y=0]	Prob[y=1]	Prob[y=2]
<i>O-JN-R1-S1<sup>a</sup></i>	.54	.44	.02
<i>E-JN-R1-S1</i>	.08	.66	.28
<i>O-JE-R1-S1</i>	.13	.66	.21
<i>E-JE-R1-S1</i>	.00	.25	.75
<i>O-JN-R2-S1</i>	.43	.53	.04
<i>E-JN-R2-S1</i>	.05	.57	.38
<i>O-JE-R2-S1</i>	.08	.63	.29
<i>E-JE-R2-S1</i>	.00	.17	.83
<i>O-JN-R3-S1</i>	.26	.65	.09
<i>E-JN-R3-S1</i>	.02	.41	.57
<i>O-JE-R3-S1</i>	.03	.50	.47
<i>E-JE-R3-S1</i>	.00	.08	.92
<i>O-JN-R4-S1</i>	.30	.64	.06
<i>E-JN-R4-S1</i>	.02	.51	.47
<i>O-JE-R4-S1</i>	.04	.59	.37
<i>E-JE-R4-S1</i>	.00	.12	.88

Tabla 4.2. Sector 2.

<i>INDIVIDUOS TIPO</i>	<i>Prob[y=0]</i>	<i>Prob[y=1]</i>	<i>Prob[y=2]</i>
<i>O-JN-R1-S2</i>	.91	.09	.00
<i>E-JN-R1-S2</i>	.45	.52	.03
<i>O-JE-R1-S2</i>	.55	.43	.02
<i>E-JE-R1-S2</i>	.08	.64	.28
<i>O-JN-R2-S2</i>	.86	.14	.00
<i>E-JN-R2-S2</i>	.34	.60	.06
<i>O-JE-R2-S2</i>	.44	.53	.03
<i>E-JE-R2-S2</i>	.05	.57	.38
<i>O-JN-R3-S2</i>	.73	.26	.01
<i>E-JN-R3-S2</i>	.20	.66	.14
<i>O-JE-R3-S2</i>	.26	.64	.10
<i>E-JE-R3-S2</i>	.02	.42	.56
<i>O-JN-R4-S2</i>	.77	.23	.00
<i>E-JN-R4-S2</i>	.22	.66	.12
<i>O-JE-R4-S2</i>	.31	.62	.07
<i>E-JE-R4-S2</i>	.02	.46	.52

Tabla 4.3. Sector 3.

<i>INDIVIDUOS TIPO</i>	<i>Prob[y=0]</i>	<i>Prob[y=1]</i>	<i>Prob[y=2]</i>
<i>O-JN-R1-S3</i>	.94	.06	.00
<i>E-JN-R1-S3</i>	.53	.45	.02
<i>O-JE-R1-S3</i>	.63	.36	.01
<i>E-JE-R1-S3</i>	.12	.66	.22
<i>O-JN-R2-S3</i>	.90	.10	.00
<i>E-JN-R2-S3</i>	.42	.54	.04
<i>O-JE-R2-S3</i>	.52	.46	.02
<i>E-JE-R2-S3</i>	.08	.62	.30
<i>O-JN-R3-S3</i>	.79	.20	.01
<i>E-JN-R3-S3</i>	.25	.65	.10
<i>O-JE-R3-S3</i>	.33	.60	.07
<i>E-JE-R3-S3</i>	.03	.49	.48
<i>O-JN-R4-S3</i>	.82	.17	.01
<i>E-JN-R4-S3</i>	.29	.63	.08
<i>O-JE-R4-S3</i>	.38	.57	.05
<i>E-JE-R4-S3</i>	.04	.53	.43

Por otro lado, y con un breve cálculo como se muestra en la tabla 5, también podemos llevar a cabo un estudio sobre el efecto marginal de las variables. En esta tabla podemos ver como varía la probabilidad de pertenecer a un determinado tramo de salario/hora cuando varía el sector en el que el individuo desarrolla su actividad laboral, caeteris paribus.

En el caso del individuo tipo de la tabla 5, podemos apreciar que el paso de  $S_1$  a  $S_2$  aumenta  $P[y=0]$  y  $P[y=1]$ , y disminuye  $P[y=2]$ . Esto quiere decir que el cambio de trabajar en la industria a hacerlo en la construcción (manteniendo constante el resto de características) aumenta la probabilidad de estar en los tramos bajo y medio de renta, mientras que disminuye la de pertenecer al tramo más alto. Sin embargo, el efecto marginal debido al cambio de  $S_2$  a  $S_3$  es menor en valor absoluto al de  $S_1$  a  $S_2$ , y es negativo en  $P[y=1]$  y  $P[y=2]$ . De esta forma se pueden obtener las derivadas ante variaciones de las variables binarias.

Tabla 5: Efecto marginal de una variable binaria

INDIVIDUOS TIPO	$Prob[y=0]$	$Prob[y=1]$	$Prob[y=2]$
<i>E-JN-R4-S1</i>	0.02	0.51	0.47
<i>E-JN-R4-S2</i>	0.22	0.66	0.12
<i>CAMBIO:</i>	<i>0.20</i>	<i>0.15</i>	<i>-0.35</i>
<i>E-JN-R4-S2</i>	0.22	0.66	0.12
<i>E-JN-R4-S3</i>	0.29	0.63	0.08
<i>CAMBIO:</i>	<i>0.07</i>	<i>-0.03</i>	<i>-0.04</i>

## 5. Conclusiones

Como se presentó en la introducción, el objetivo del trabajo era estudiar las coeficientes así como las probabilidades generadas por el modelo Probit ordenado de que un individuo pertenezca a un tramo determinado de salario/hora trabajada dadas sus características de empleo. El cálculo de las probabilidades y de los cambios de las mismas ante cambios en las variables explicativas nos dan una gran cantidad de información acerca de la influencia de estas últimas que el lector podrá desarrollar a su interés.

Pese a que la medida de bondad de ajuste no es muy grande, si podemos decir que en conjunto las variables explicativas son significativas y nos dan una relativa nueva visión de su influencia sobre la probabilidad de pertenecer a un determinado tramo de renta. Como hemos visto, los signos de los coeficientes son coherentes con la intuición aunque las magnitudes de los mismos permitan diferentes interpretaciones.

Cabe destacar en el estudio el signo de los coeficientes relacionados con las variables que hacen referencia al sector de trabajo. Como hemos visto, un individuo tiene más probabilidad de tener una renta mayor si trabaja en el sector de la industria que en el sector de la construcción o el sector servicios.

Finalmente, como enunciamos en el Apéndice, este tipo de estudio puede restringirse a zonas concretas (Comunidades Autónomas), subsectores concretos, etc. Aquí, tan sólo presentamos un modelo muy general, sin embargo, un modelo más detallado del mismo puede explicar las migraciones regionales o entre los diferentes sectores económicos así como fundamentar cualquier medida de redistribución de la renta.

### **Bibliografía**

ABADIE, A.(1997). "Changes in the Spanish Labour Structure During the 1980's: a Quantile Regression Approach". *Investigaciones Económicas*, 21, pp. 253-272.

AITCHISON, J. y SILVERY, S.D.(1957). "The Generalization of Probit Analysis to the Case of Multiple Responses". *Biometrika*, 44, pp. 131-140.

ARJUN, B.S. y GASTON, N.(1997). "Returns to Endogenous Education: The Case of Honduras". *Applied Economics*, 29, 4, pp. 519-528.

- García Hiernaux, A. *Análisis Cuantitativo del Salario por hora en España*
- CHESHER, A. y IRISH, M.(1987). “Residual Analysis in the Grouped Data and Censored Normal Linear Model”. *Journal of Econometrics*, 34, pp.33–62.
- GAREN, J.E.(1984). “The Return to Schooling: A Selectivity Bias Approach with a Continuous Choice Variable”. *Econometrica*, 52, pp. 1199-1298.
- GOURIEROUX, C., MONFORT, A., RENAULT, E. y TROGNON, A.(1987). “Generalized Residuals”. *Journal of Econometrics*, 34, pp.5–32.
- GRACIA-DÍEZ, M.(1991). “A Qualitative Analysis of Unemployment in Spain”. *Review of Labour Economics and Industrial Relations*, 7, pp. 159-173.
- JOHNSTON, J. y DINARDO, J. E.(1997). “*Econometric Methods*”. 4th edition, cap. 13, pp. 412-452. McGraw-Hill.
- JUDGE, G., GRIFFITHS, W.E., HILL, R., LUTKEPOHE, H. y LEE, T.(1985). “*The Theory and Practice of Econometrics*”. 2nd edition. John Wiley & Sons.
- JUHN, C., MURPHY, K. y PIERCE, B.(1993). “Wage Inequality and the rise in Return to skill”. *Journal of Political Economy*, 101, pp. 410-422.
- KHUN, P.(1990). “Sex Discrimination in Labour Markets: The Role of Statistical Evidence Reply”. *American Economic Review*, 80, pp. 290-297.
- MUELLER, R.(1998). “Public-Private Sector Wage Differentials in Canada: Evidence from Quantile Regression”. *Economics Letters*, 60, pp. 229-235.
- QUANDT, R.(1983). “*Computational Problems and Methods*”. Handbook of Econometrics, cap. 12, Vol. 1. North-Holland.