

Modelo dinámico para analizar el desempleo en egresados de programas de educación superior

Dynamic model to analyze unemployment in graduates of higher education programs

Modelo dinâmico para analisar o desemprego em graduados de programas de ensino superior

Vinicius Silva*

José Joaquín Martínez lozano **

Mawency Vergel Ortega ***

G.E. Latinoamérica-Brasil

Universidad Francisco de Paula Santander

Resumen

La investigación se enmarca en un enfoque cuantitativo explicativo, cuyo objetivo fue

analizar un modelo para describir la tasa de desempleo condicionada a la probabilidad de pasar de un estado ocupacional a un estado de desocupación, ante distintas características del perfil de egreso de los individuos de universidades de Norte de Santander. Dentro de este marco de referencia se estudiaron los cambios de condición laboral en egresados para los años 2014 y 2016; a través de muestreo por conglomerados multietápico. Resultados: valores predictivos altos y ajustes adecuados caracterizaron los modelos tipo logit ajustados. A través de sus coeficientes se obtuvo una medida de las diferencias en cuanto a la inercia laboral entre diversos programas académicos. El modelo logit ajustado fue un modelo óptimo para medir tasa de desempleo en profesionales.

Fecha de recepción del artículo: 15 de febrero de 2017

Fecha de aceptación del artículo: 5 de Septiembre de 2017

DOI: <http://dx.doi.org/10.22335/rlct.v9i2.466>

El artículo es resultado del proyecto Estudio de modelos de ocupación-desempleo a través de mediciones repetidas en un tiempo t^ , evaluado por la Vicerrectoría de investigación de la Policía Nacional de Colombia (Acta 001-2017).

* Ingeniero Mecánico. (E). Filiación G.E. Latinoamerica- Brasil. Email: donroge@gmail.com
Orcid: <http://orcid.org/0000-0002-0922-2596>

** Licenciado en Biología y Química. Especialista en Biomatemática. Magister en gerencia educativa. Doctor en educación. Filiación. Universidad Francisco de Paula Santander. Email: checho.j.f@gmail.com Orcid: <http://orcid.org/0000-0002-1463-0914>

*** Licenciado en Matemáticas y Física. Especialista en Estadística aplicada. Magister en gerencia educativa. Doctor en educación. Filiación. Universidad Francisco de Paula Santander. Email: mawency@ufps.edu.co Orcid : <http://orcid.org/000-0003-2937-616X>

Palabras Clave: modelos logit; modelos dinámicos; matriz de transición; tasa de desempleo.

Abstract

The research is framed in a quantitative explanatory approach, whose objective was to analyze a model to describe the unemployment rate conditioned to the probability of moving from an occupational state to a state of unemployment, in face of different characteristics of the graduation profile of the individuals from universities of North of Santander. Within this frame of reference, the changes in work status in graduates for the years 2014 and 2016 were studied; through multistage conglomerate sampling. Results: high predictive values and adequate adjustments characterized logit-type models adjusted. Through their coefficients, a measure of the differences in labor inertia between different academic programs was obtained. The adjusted logit model was an optimal model for measuring unemployment rate in professionals.

Keywords: logit models; dynamic models; transition matrix; unemployment rate.

Resumo

A pesquisa é enquadrada em uma abordagem explicativa quantitativa, cujo objetivo era analisar um modelo para descrever a taxa de desemprego condicionada à probabilidade de passar de um estado ocupacional para um estado de desemprego, diante de diferentes características do perfil de graduação dos indivíduos das universidades do norte de Santander. Dentro deste quadro de referência, foram estudadas as mudanças no status do trabalho nos graduados para 2014 e 2016; através de amostragem de conglomerados de vários estágios. Resultados: altos valores preditivos e ajustes adequados caracterizaram os modelos de tipo logit ajustados. Através de seus coeficientes, foi obtida uma medida das diferenças de inércia do trabalho entre diferentes programas acadêmicos. O modelo de logit ajustado foi um ótimo modelo para medir a taxa de desemprego em profissionais.

Palavras-chave: modelos logit; modelos dinâmicos; matriz de transição; taxa de desemprego

Introducción

El Sistema Básico de indicadores para la educación superior de América Latina (Sierra, 2014; Carot, 2012), señala cómo los modelos de evaluación son diseños teóricos, metodológicos y operativos que incorporan instrumentos y técnicas de análisis de datos para evaluar un determinado conjunto de actuaciones o estrategia manteniendo alto grado de coherencia. Salmi (2009) observó que variables intervinientes que motivan la permanencia en un empleo además de la reputación investigativa y la formativa dada a instituciones de educación superior, son "la producción académica, el respaldo financiero, los logros, la capacidad instalada y de absorción de talento local e internacional" (Salmi, 2009, 35), donde producir graduados que acaban en posiciones de influencia, es factor fundamental en el quehacer de las instituciones de educación superior (IES) en cualquier lugar, en atención a que los egresados son su principal fruto del trabajo académico.

Estas variables se distinguen en modelos analíticos relacionados con paradigmas epistemológicos explicativos, cuya finalidad consiste en proporcionar explicaciones de funcionamiento de la realidad, en términos de alguna teoría o en relación con factores causales. De igual manera se encuentran modelos globales basados en paradigmas interpretativos cuya finalidad establece significado de actuaciones, pautas y procesos que se desarrollan (Rincón, Vergel & Zafra, 2017); siguen un enfoque holístico al buscar sinergias entre las partes focalizando relaciones, medios, fines o causas y efectos, a través de análisis cualitativos.

De otra parte, los censos nacionales de población, constituyen una herramienta de relevancia para el análisis del problema del desempleo, que surge para dar respuesta a necesidades de información sobre distintas problemáticas sociales, principalmente las relacionadas con el mercado del trabajo. La información ya sea a través de

censo poblacional (DANE, 2011), o como se realiza en la mayoría de países latinoamericanos, a través de una muestra de tipo estratificado, con etapas múltiples de selección. En este caso, el esquema de rotación de la encuesta impone que en cada onda salga de ella una submuestra, constituida por el 25% de los hogares, reemplazados por un número equivalente de hogares elegidos en forma independiente de modo que la muestra, después de cuatro ondas sea sustituida en su totalidad.

La información de estas encuestas, permitió calcular tasas de desocupación en el ámbito local y nacional, las cuales se desagregaron en distintos estratos para analizar la influencia de variables que definen esos estratos sobre la desocupación. Este procedimiento reveló información de la población sin involucrar el análisis en forma particular sobre tasas de desocupación de egresados de instituciones de educación superior, de manera que sirven de indicador para analizar la pertinencia de la oferta académica y su impacto en el medio. De otra parte, los modelos estadísticos permiten calcular las tasas de cada estrato haciendo uso de toda la información disponible y especular sobre situaciones posibles, aunque no realmente observadas.

Así mismo, se encuentran trabajos que analizan la tasa de desempleo de cada onda por separado, buscando explicar mediante variables socio-económicas este indicador. Estos estudios hacen uso de modelos de corte transversal, para cuya estimación se utilizan datos de cada onda en forma independiente. Sin embargo, para la comprensión de la dinámica del problema del desempleo, es conveniente analizar la información desde un punto de vista longitudinal, y que tenga en cuenta registros de cada individuo, tomados en diferentes años.

La investigación permitió encontrar modelos que dan respuesta a interrogantes sobre cómo cambia la probabilidad de pasar de un estado ocupacional a otro, ante distintas características de los individuos y de su perfil profesional de egreso. Esta clase de modelos dinámicos o modelos condicionales, describen la tasa de

desempleo pero condicionada al estado ocupacional del individuo en el período anterior (Vergel, Martínez, & Contreras, 2016). Por lo cual se requirió de información de dos ondas consecutivas, ya que incluyó el estado ocupacional en la onda anterior como variable explicativa. (Diggle et al., 1994; de Vries et al., 1998; Ware et al., 1988).

Es dentro de este marco de referencia que se estudiaron los cambios de condición laboral en el aglomerado instituciones de educación superior en Norte de Santander, para los años 2015 y 2016. Se estiman los cambios de estado ocupacional para tres transiciones posibles, se ajustaron modelos de tipo logit para explicar las probabilidades de pasar desde la ocupación al desempleo, y la de permanecer en la desocupación según programas académicos, en una población ubicada en una zona de frontera económicamente activa. Se explicaron tasas de desocupación en función de variables demográficas y socio-económicas, considerando, además, el estado ocupacional en la onda previa.

Metodología

La investigación siguió un enfoque cuantitativo, correlacional explicativo. A través de modelos para las probabilidades de desocupación condicionadas al estado ocupacional del individuo en el período anterior (Martínez, Vergel, & Zafra, T., 2016). Constó de tres fases, una primer fase descriptiva analizó satisfacción de egresados por programas académicos, a partir de series de tiempo se buscaron modelos asociados a variables programa, satisfacción con el perfil de egreso, variables socioeconómica y demográficas (Martínez, Vergel, & Zafra, T., 2015). Dado que el objetivo es construir un modelo para explicar las tasas de desempleo una segunda fase tuvo en cuenta la situación laboral del egresado en el período previo (onda anterior), ya sea ocupación o desempleo, en función de un conjunto de variables socio-económicas y demográficas.

El modelo propuesto para la descripción de desempleo, según haya sido la categoría ocupacional previa, consideró como variables explicativas características individuales y

laborales referentes al último empleo de los egresados (Vergel, Martínez, & Zafra, 2016). Las variables consideradas en la segunda etapa fueron:

Estado ocupacional anterior: Y_1 : 1 si es desempleado, 0 en otro caso.

Género: X_1 : 1 si es de género femenino, 0 en otro caso.

Edad: X_2 : variable continua medida en años; X_3 : X_2^2 edad al cuadrado.

Escolaridad: X_4 : 1 si posee primaria completa, 0 en otro caso; X_5 : 1 si posee secundaria incompleta, 0 en otro caso; X_6 : 1 si posee secundaria completa, 0 en otro caso; X_7 : 1 si posee nivel superior o universitario incompleto, 0 en otro caso; X_8 : 1 si posee nivel superior o universitario completo, 0 en otro caso.

Nivel de ingreso: X_9 : 1 si es medio, 0 en otro caso; X_{10} : 1 si es alto, 0 en otro caso.

Profesión: X_{11} : 1 si pertenece a Ingeniería, 0 en otro caso; X_{12} : 1 si pertenece Ciencias de la educación, 0 en otro caso; X_{13} : 1 si pertenece a Ciencias administrativas, 0 en otro caso; X_{14} : 1 si pertenece ciencias de la salud, si pertenece a la instrucción pública o servicios de salud, 0 en otro caso; X_{15} : 1 si pertenece a ciencias básicas, 0 en otro caso.

Institución de la cual egresó: X_{16} : 1 IES pública, 0 en otro caso; X_{17} : 1 IES privada, 0 en otro caso; X_{18} : 1 Institución acreditada, 0 en otro caso; X_{19} : 1 si la empresa tiene 15 o más programas académicos de pregrado ofertados, 0 en otro caso.

Interacciones dobles entre Género y Edad: $X_{20} = X_1 * X_2$; $X_{21} = X_1 * X_{22}$

Entre Género y Estado ocupacional anterior: $X_{22} = X_1 * Y_1$

Entre Edad y Estado ocupacional anterior: $X_{23} = X_2 * Y_1$; $X_{24} = X_3 * Y_1$

Entre Nivel de ingreso y Estado ocupacional anterior: $X_{30} = X_9 * Y_1$; $X_{31} = X_{10} * Y_1$

Entre Escolaridad y Estado ocupacional anterior: $X_{25} = X_4 * Y_1$; $X_{26} = X_5 * Y_1$; $X_{27} = X_6 * Y_1$;

$X_{28} = X_7 * Y_1$; $X_{29} = X_8 * Y_1$

Entre Profesión y Estado ocupacional anterior: $X_{32} = X_{11} * Y_1$; $X_{33} = X_{12} * Y_1$;

$X_{34} = X_{13} * Y_1$; $X_{35} = X_{14} * Y_1$; $X_{36} = X_{15} * Y_1$

Individuos egresados fueron encuestados en dos ondas consecutivas y pertenecieron a la población económicamente activa en ambas. Debido al esquema muestral rotativo, el tamaño de muestra de individuos en cada transición incluyó un 75% del total de individuos económicamente activos registrados por onda (Barrera et.al., 2015). Para designar los estados ocupacionales del período t-ésimo se utilizó una variable binaria: $Y_{it} = 1$ si el individuo i-ésimo estuvo desempleado en la onda t, $Y_{it} = 0$ en caso contrario.

Las probabilidades a modelar indican la tasa de desempleo que corresponde a un egresado que en el período anterior haya estado ocupado o desempleado respectivamente. se designaron por:

$$\pi_{01}(t) = P(Y_{it} = 1 / Y_{(t-1)} = 0);$$

$$\pi_{11}(t) = P(Y_{it} = 1 / Y_{(t-1)} = 1) \quad (1)$$

Si se consideran solo individuos de la población económicamente activa resulta:

$$P(Y_{it} = 1 / Y_{(t-1)}) + P(Y_{it} = 0 / Y_{(t-1)}) = 1 \quad (2)$$

Fijadas las probabilidades (1) se determinaron probabilidades condicionadas (Tabla 2).

Tabla 1.

Probabilidades de estado ocupacional según estado ocupacional previo

Estado anterior	Estado actual		Σ
	Ocupado (0)	Desempleado (1)	
Ocupado (0)	π_{00}	π_{01}	1
Desempleado (1)	π_{10}	π_{11}	1

Fuente: Autores

El modelo utilizado es de tipo logit y utilizó variables socio-económicas y demográficas como variables explicativas. Se pretende describir los efectos sobre la tasa de desocupación de diferentes variables que caracterizaron a los individuos pertenecientes a la población de egresados económicamente activa género, edad, escolaridad, características propias de la última ocupación, programa académico de egreso, institución educativa de egreso, como así también el hecho de haber estado ocupado o desempleado en el período previo. La elección de las variables explicativas se basó en argumentos económicos explicitados en Servy et. al. (1999). Como una primera aproximación se utilizaron modelos para procesos en tiempo discreto, lo que determinó que el tiempo se considerara discreto como forma en que fueron obtenidos los valores de la variable respuesta. Los tiempos de observación fueron tales que sólo se determinó respuesta disponible en los meses de mayo y octubre (Agresti, 1990; Anderson, 1957) El modelo propuesto fue:

“logit” $P_i(Y_{it}=1/Y_{i(t-1)}, X_{i(t-1)}) =$

$$\ln \frac{P_i(Y_{it} = 1/Y_{i(t-1)}, X_{i(t-1)})}{P_i(Y_{it} = 0/Y_{i(t-1)}, X_{i(t-1)})} = \beta_{0i} + a_{(t-1)} Y_{i(t-1)} + \sum_{h=1}^H \beta_{ht} X_{hi(t-1)}$$

$$i=1, \dots, n \quad (3)$$

donde $\{X_{hi(t-1)}, h=1, \dots, H, t=2, \dots, T\}$ se constituyeron en valores de variables explicativas correspondientes al i-ésimo individuo en el período (t-1) y de algunas interacciones entre

ellas y con $Y_{i(t-1)}$. La definición de estas variables y su codificación. Dando valores a $Y_{i(t-1)}$, a las probabilidades modeladas para valores específicos de las variables en el vector $X_{i(t-1)}$. Si $Y_{i(t-1)}=1$, el primer miembro indica la probabilidad de estar desempleado en el tiempo t cuando también se estuvo desempleado en (t-1). Esta probabilidad, $\pi_{11}(t)$, se relacionó con la duración del desempleo. Si, en cambio, $Y_{i(t-1)} = 0$ la ecuación (1) requiere modelar $\pi_{01}(t)$, la probabilidad de desempleo de egresados en el período t de aquellos individuos ocupados en (t-1), está asociada al concepto de flujo hacia la desocupación.

Al condicionar con respecto a diferentes niveles de la variable $Y_{i(t-1)}$ se modificó el significado del evento cuya probabilidad se modeló, los efectos de las variables demográficas y económicas difieren al explicar $\pi_{11}(t)$ o $\pi_{01}(t)$. Se incluyó en el modelo interacciones de variables socio-económicas y demográficas con el estado ocupacional anterior; esto hace que el modelo admita que la influencia de las covariables pueda diferir, según se considerara el “logit” de $\pi_{11}(t)$ o de $\pi_{01}(t)$.

Inercia y cambio ocupacional, expresaron la oposición entre permanecer en el mismo estado ocupacional y cambiar de estado ocupacional. Si en un estrato de la sociedad la tendencia a permanecer en el mismo estado ocupacional es mayor que en otro, en el primero hay mayor inercia ocupacional. Dado un cierto estrato de la población y un tiempo t, se llama “indicador de la inercia ocupacional” a:

$$\delta_t = \ln(\pi_{11}(t)/\pi_{10}(t)) + \ln(\pi_{00}(t)/\pi_{01}(t)), \quad (4)$$

donde, $\pi_{00}(t)/\pi_{01}(t)$ es la posibilidad (“odds”) que tiene un individuo desempleado en (t-1) de seguir desempleado un período más, en vez de ocuparse, y $\pi_{00}(t)/\pi_{01}(t)$ es la posibilidad que tiene un individuo ocupado de permanecer en ese estado en el período siguiente, en vez de desocuparse.

Otra forma equivalente de escribir δ_t es en términos de la función "logit". Siendo

"logit" $\pi = \ln(\pi/(1-\pi))$ y teniendo en cuenta que $\pi_{10} = (1-\pi_{11})$ y $\pi_{00} = (1-\pi_{01})$, resulta:

$$\delta_t = \text{"logit"} \pi_{11}(t) - \text{"logit"} \pi_{01}(t), \quad (5)$$

El indicador δ_t permite comparar la inercia en diferentes estratos poblacionales por ejemplo, A y B. Se dice que la inercia en el estrato A es mayor, igual o menor que en B si δ_t es mayor, igual o menor que 0, siendo los indicadores calculados en los estratos A y B respectivamente. Es decir

$$\delta_t^A - \delta_t^B = (\text{logit } \pi_{11}^A(t) - \text{logit } \pi_{01}^A(t)) - (\text{logit } \pi_{11}^B(t) - \text{logit } \pi_{01}^B(t)) \quad (6)$$

o equivalente

$$\delta_t^A - \delta_t^B = (\text{logit } \pi_{11}^A(t) - \text{logit } \pi_{11}^B(t)) - (\text{logit } \pi_{01}^A(t) - \text{logit } \pi_{01}^B(t)) \quad (7)$$

La segunda descomposición permitió determinar cómo los cambios en la inercia ocupacional se afectaron por el cambio que produce pasar del estrato A al B sobre las probabilidades de permanecer desempleado si se lo estaba en el período previo y de pasar a la desocupación por despido o abandono del trabajo, si se encontraba ocupado en el período anterior.

Relación entre $(\delta_t^A - \delta_t^B)$ y los coeficientes del modelo

A los efectos de presentar la vinculación entre los indicadores con los parámetros del modelo se recurre a definir el estrato A como aquél constituido por los individuos que trabajan en empresas del sector productivo, es decir, que tienen asignados los siguientes valores para las variables asociadas a rama de actividad $\{X_{11}=1, X_{12}=0, \dots, X_{15}=0\}$, y como B el estrato compuesto por individuos que se ocuparon en arquitectura,

minas o ingeniería civil, definido por $\{X_{11}=0, \dots, X_{15}=0\}$. Si en el modelo (3) se fijaron todas las variables excepto las relativas a rama de actividad $(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{15})$ y estado ocupacional anterior $(y_{i(t-1)})$, se obtuvieron los siguientes sub-modelos:

i. para la industria y estado anterior "desempleado",

$$\text{logit } \pi_{11}^A(t) = \gamma + a_1 + \beta_{11} + \beta_{32} \quad (8)$$

ii. para la industria y estado anterior "ocupado",

$$\text{logit } \pi_{01}^A(t) = \gamma + \beta_{11} \quad (9)$$

Por lo tanto, de (6) se obtiene:

$$\delta_t^A = \text{logit } \pi_{11}^A(t) - \text{logit } \pi_{01}^A(t) = a_1 + \beta_{32} \quad (10)$$

Para administración, civil o arquitectura, resulta $\delta_t^B = 0$, por lo que entonces

$$\delta_t^A - \delta_t^B = \beta_{32} \quad (11)$$

Luego, el coeficiente de la interacción entre el estado ocupacional y la rama de actividad, β_{32} , midió el cambio en la inercia laboral entre estratos A y B. Por otro lado, en términos de los coeficientes del modelo:

$$\beta_{11} + \beta_{32} = (\text{logit } \pi_{11}^A(t) - \text{logit } \pi_{11}^B(t)) \quad (12)$$

$$\beta_{11} = (\text{logit } \pi_{01}^A(t) - \text{logit } \pi_{01}^B(t)). \quad (13).$$

La evaluación de los modelos se realizó a través del test de bondad de ajuste de Hosmer y Lemeshow, (Hosmer & Lemeshow, 2013) y del cálculo de la estadística c , que mide el nivel predictivo del modelo. Valores de c , mayores del 50% proporcionaron evidencias crecientes de niveles predictivos aceptables (Vergel, Martínez y Zafra, 2014).

Resultados

Las tasas de transición empíricas de pasar de un estado a otro, calculadas con datos suministrados por observatorio laboral de Colombia (Barón, 2012; Observatorio laboral, 2016) y el Departamento Nacional de Estadística (DANE, 2016) se observan en Tabla 3. Se consideran como estados ocupacionales posibles que corresponden a estar ocupado, desempleado o inactivo, las probabilidades de transición de un estado a otro se pueden ubicar en una matriz de orden tres por tres. Dichos cambios de un estado ocupacional a otro en ondas consecutivas para el conjunto de individuos en estudio da lugar a matrices de transición.

No se observaron diferencias significativas en el porcentaje de personas que pasan de un estado ocupacional a otro en las transiciones mayo 2014 y octubre 2015, Noviembre 2015-mayo 2016, y Junio 2016-octubre 2016. Sin embargo, teniendo en cuenta procedimientos de Servy et al (1999) se rechaza la estacionalidad de las tasas de transición, donde los cambios de la condición de

actividad no se dan de la misma forma en todas las transiciones, la heterogeneidad atribuida a la transición octubre 2014-mayo 2016 ($p > 0.05$). Entre los meses de mayo a octubre del mismo año, no difieren significativamente entre sí.

Para cada transición (tabla 4), los valores de las probabilidades asociadas (test de razón de verosimilitud) a cada grupo de covariables del modelo propuesto. También presenta las estadísticas de bondad de ajuste (Boni, & Kouakou, 2009). La estadística "c" para las tres transiciones resultó cercana a 0,8, valor que señala un aceptable poder predictivo de los modelos. En cuanto a la estadística de Hosmer y Lemeshow (HL), presentó altas probabilidades asociadas, razón por la cual se considera que la bondad del ajuste de los modelos es buena. Según se observa en la Tabla 2, las interacciones entre el estado ocupacional anterior con variables género, edad y nivel de ingreso no resultaron significativas ($p > 0,05$).

Tabla 2. Matrices de transición correspondientes a las ondas 2014 y 2016

<i>Transición Mayo 2014 - Octubre 2015</i>				
Estado ocupacional Mayo 2014	Estado ocupacional Octubre 2015			Total (%)
	Ocupado (%)	Desempleado (%)	Inactivo (%)	
Ocupado	87.3	7.7	5.0	100.0
Desempleado	30.0	40.0	30.0	100.0
Inactivo	4.5	4.5	91.0	100.0
<i>Transición Noviembre 2015 – Mayo 2016</i>				
Estado ocupacional Noviembre 2015	Estado ocupacional Diciembre 2015			Total (%)
	Ocupado (%)	Desempleado (%)	Inactivo (%)	
Ocupado	85.0	8.1	6.9	100.0
Desempleado	38.0	37.0	25.0	100.0
Inactivo	4.5	4.2	91.3	100.0
<i>Transición Junio 2016 – Octubre 2016</i>				
Estado ocupacional Junio 2016	Estado ocupacional Octubre			Total (%)
	Ocupado (%)	Desempleado (%)	Inactivo (%)	
Ocupado	88.0	5.9	6.1	100.0
Desempleado	38.9	34.9	26.2	100.0
Inactivo	4.2	2.9	92.9	100.0

Fuente: Autores

Tabla 3. Significación de covariables y bondad de ajuste del modelo para cada transición

Variables	Probabilidad asociada (p)		
	Mayo 14–Octubre 15	Noviembre 15–mayo 2016	Junio 2016–Octubre 16
Género (X ₁)	0.7537	0.4643	0.8276
Edad (X ₂)	0.0017	0.0063	0.0192
Edad cuadrado (X ₂ ² =X ₃)	0.0040	0.0130	0.0393
Escolaridad (X ₄ , ..., X ₈)	0.4350	0.0740	0.0209
Nivel de ingreso (X ₉ , X ₁₀)	0.0016	0.1619	0.1300
Profesión (X ₁₁ , ..., X ₁₅)	0.0006	0.0483	0.0012
Institución de educación superior de la cual egresó (X ₁₆ , ..., X ₁₉)	0.0458	0.2272	0.1674
Estado ocupacional anterior (Y ₁)	0.1827	0.8199	0.1158
Género*Edad (X ₂₀)	0.6302	0.1403	0.7036
Género*Edad cuadrado (X ₂₁)	0.8667	0.1074	0.6185
Género*Estado ocupacional anterior (X ₂₂)	0.5696	0.3259	0.9557
Edad*Estado ocupacional anterior (X ₂₃)	0.1173	0.3398	0.6048
Edad cuad.*Estado ocup. Anterior (X ₂₄)	0.1250	0.3050	0.9184
Escolaridad*Estado ocup. Anterior (X ₂₅ , X ₂₆ , X ₂₇ , X ₂₈ , X ₂₉)	0.3598	0.0685	0.1032
Nivel ingreso*Estado ocup. Anterior (X ₃₀ , X ₃₁)	0.4856	0.6527	0.5917
Profesión*Estado ocup. Anterior (X ₃₂ , X ₃₃ , X ₃₄ , X ₃₅ , X ₃₆)	0.0577	0.3175	0.0009
Institución de egreso* Estado ocup. Anterior	0.0673	0.1278	0.7605
Género*Edad* Estado ocup. Anterior	0.7562	0.3839	0.8900
Género*Edad cuadrado* Estado ocup. Anterior	0.7553	0.2010	0.7359
C	0.849	0.803	0.845
HL	1.5378 (p=0.891)	9.4767 (p=0.2037)	3.0256 (p=0.8317)

Nota: Si p < 0.05, el coeficiente se considera significativamente diferente de cero. Fuente: Autores

Tabla 4. Probabilidades de pasar a la desocupación según el nivel de educación

Escolaridad	Mayo 2014 – Octubre 2015		Noviembre 2015 – Mayo 2016		Junio 2016 – Octubre 2016	
	Estado anterior		Estado anterior		Estado anterior	
	Ocupado	Desempleado	Ocupado	Desempleado	Ocupado	Desempleado
Hasta pregrado	0.0392	0.1648	0.0815	0.4269	0.0706	0.2293
Especialización completa	0.0602	0.3041	0.0759	0.3528	0.0456	0.2788
Maestría incompleta	0.0498	0.3310	0.0637	0.2889	0.0273	0.3495
Maestría completa	0.0412	0.2975	0.0404	0.3865	0.0686	0.3551
Doctorado incompleto	0.0319	0.5325	0.0584	0.2225	0.0515	0.4141
Doctorado completo	0.0523	0.1597	0.0198	0.5406	0.0243	0.3886

¹ Individuos de 30 años, con nivel de ingreso alto, con actividad comercial y perteneciente a medianas y pequeñas empresas (de 2 a 5 personas, de 15 a 30). Fuente: Autores

La interacción entre profesión de egreso y estado ocupacional anterior resulta significativa en las dos transiciones mayo- Octubre. En relación a escolaridad e institución de educación superior de la cual egresó, sus interacciones con estado anterior presentan probabilidades asociadas entre 0.05 y 0.10 en algunas transiciones. Es decir, género, edad y nivel de ingreso afectan de igual forma tanto a la probabilidad de estar desempleado cuando antes estaba ocupado, (π_{01}) como a cuando previamente estaba desempleado (π_{11}). Escolaridad e institución afectan en forma diferente a π_{01} y π_{11} . En tanto que la profesión tiene influencia diferente sobre π_{01} y π_{11} en las dos transiciones de mayo a octubre.

Por otro lado, los coeficientes asociados a género y a su interacción con edad resultan no significativos en todas las transiciones en estudio, lo que implica que el género no explica ninguna de las probabilidades π_{01} o π_{11} . Contrariamente, el nivel de ingreso afecta a π_{01} y π_{11} en la primera transición y la edad afecta a π_{01} como a π_{11} en todas las transiciones estudiadas.

El modelo (6) permitió estimar las probabilidades de estar desempleado en la onda siguiente, desde un estado ocupacional dado, para diferentes configuraciones de las variables explicativas. Se calcularon las probabilidades de pasar a la desocupación para los individuos de 30 años, con nivel de ingreso alto, pertenecientes a programas de administración de empresas y con trabajo en empresas que tienen entre dos y cinco empleados, y entre 15 y 30 empleados para los diferentes niveles de escolaridad, desde pregrado hasta doctorado completo.

Se apreció que para una persona, que haya estado ocupada en el período previo, la probabilidad de pasar a la desocupación en la onda siguiente tiende a disminuir en la medida que el nivel de educación es más alto. En cambio la relación entre el nivel de educación y la probabilidad de continuar desempleado en una cierta onda, cuando se estuvo desempleado en la onda anterior tiene comportamientos dispares, según la transición que se considere.

Coeficientes que fueron significativamente diferentes de cero en algunas de las transiciones bajo estudio, muestran que el género y la edad afectan de la misma manera a la probabilidad de pasar del desempleo, cualquiera sea el estado ocupacional anterior (ocupado o desempleado). No se observa interacción entre el género y la edad, luego los efectos de ambas variables sobre el desempleo pueden analizarse de manera individual. En este contexto, el coeficiente respectivo en variable género no difiere significativamente de cero. Por el contrario, la edad influye en las probabilidades de transición a la desocupación. Las ecuaciones siguientes describen para cada transición la trayectoria de la probabilidad de pasar al desempleo según la edad del trabajador

Tabla 5. Evolución de los logit de las probabilidades condicionales de desocupación según la edad

Transición	$\text{logit } P_t(Y_{it}=1/Y_{i(t-1)}, X_{i(t-1)})$
Mayo 14 – Octubre 31	$\gamma_1 - 0.1210 X_I + 0.00143 X_I^2$
Noviembre 01 – Mayo 29	$\gamma_1 - 0.1341 X_I + 0.00155 X_I^2$
Junio 01 – Octubre 16	$\gamma_1 - 0.1283 X_I + 0.00216 X_I^2$

γ_1 incluye todos los términos del modelo salvo los relacionados con la covariable "Edad". Fuente: Autores

Se observó que los coeficientes son significativamente diferentes de cero, existe entonces una influencia alta de la edad sobre el paso hacia el desempleo. Las tres curvas son muy similares, cóncavas hacia arriba, con punto mínimo en edad 45 años, para las dos primeras transiciones y en 50 años en la tercera. Esto indicaría que, independientemente del género y el estado ocupacional previo del egresado, la probabilidad de desempleo disminuye hasta edades alrededor de los 45 años y, a partir de esa edad, dicha probabilidad comienza a aumentar.

Tabla 6. Diferencias en logit - probabilidad de pasar del desempleo según estado ocupacional previo y cambio en inercia laboral debido a niveles de escolaridad diferentes y de diferentes programas (Aj) en comparación con Ingenierías (B).

		Est. previo desempleado $\logit \pi_{11}^A(t) - \logit \pi_{11}^B(t)$	Est. previo ocupado $\logit \pi_{01}^A(t) - \logit \pi_{01}^B(t)$	Cambio en la inercia laboral $\delta^A - \delta^B$
Transición	Mayo 14 – Octubre 31	1.0712	-0.6530	1.8996 *
	Noviembre 01 – Mayo 29	0.5573	-1.5802	1.7379 *
	Junio 01 – Octubre 16	0.7391	-1.2130	1.9730 *
Rama de Actividad a oct 2015	Manufactura (A1)	0.3721	-1.337	1.4291 *
	Ss. Comerciales (A2)	-0.5606	-1.0106	0.5408 ns
	Interm. Financiera (A3)	-0.0182	-0.3325	0.3121 ns
	Adm. Pública y Defensa + Inst. Pública y Salud (A4)	-0.4143	-1.2957	1.1625 ns
	Otros Servicios(A5)	0.3407	-1.112	1.3535 *
Actividad oct. 2015 – mayo 2016	Manufactura (A1)	-0.5236	0.6527	0.491 ns
	Ss. Comerciales (A2)	-0.2920	-0.7353	0.533 ns
	Interm. Financiera (A3)	-0.4530	-0.7502	0.372 ns
	Adm. Pública y Defensa + Inst. Pública y Salud (A4)	-0.0345	-0.6227	0.7572 ns
	Otros Servicios (A5)	0.1275	-1.1187	1.3662 *
Actividad junio 2016 – Oct. 2016	Manufactura (A1)	0.5108	-0.8693	1.5296 *
	Ss. Comerciales (A2)	0.8529	-1.0798	2.0117 *
	Interm. Financiera (A3)	1.3698	-2.1605	3.4109 *
	Adm. Pública y Defensa + Inst. Pública y Salud (A4)	0.4228	-1.7259	2.0397 *
	Otros Servicios (A5)	0.4266	1.1091	1.6046 *

* significativo al 5%. Fuente: Autores

De acuerdo a coeficientes asociados a categoría escolaridad, existen sólo diferencias significativas en la probabilidad de pasar al desempleo, si el egresado estuvo ocupado o desempleado en la onda anterior, entre las categorías más extremas de escolaridad (al menos doctorado incompleto versus magister incompleto) se resalta que un bajo porcentaje de egresados ha accedido o culminado estudios doctorales.

El signo positivo de los coeficientes de estado anterior desempleado, indica que entre un desempleado con estudios de maestría y otro que no concluyó la escuela primaria, la probabilidad de continuar desempleado es mayor en el que posee mejor nivel educacional. En cambio, el signo negativo indicó que si ambos están ocupados el más vulnerable al despido es el menos instruido. Signos positivos de coeficientes de inercia laboral, según (6), indicó que los individuos con alto nivel de escolaridad tienen,

con respecto a los que no alcanzan el nivel primario, una mayor tendencia a mantener en el período t el mismo estado laboral del período anterior (t-1).

Las interacciones que corresponden a nivel de ingreso con estado ocupacional anterior, resultaron no significativas estadísticamente, es decir, los efectos principales del ingreso, representaron una medida del cambio, en escala logit, en la probabilidad de pasar al desempleo, entre diferentes niveles de ingreso donde (medio versus bajo ingreso = - 0.59 entre mayo 2014 y octubre 2015, - 0.3 entre noviembre 2015 y mayo 2016, y -0.29 entre junio 2016 y oct 2016; alto versus bajo ingreso = - 1.19 entre mayo 2014 y octubre 2015, -0.5 entre noviembre 2015 y mayo 2016, y -0.79 entre junio 2016 y oct 2016). Este factor mostró interacción con el estado ocupacional anterior. Esto indica que la influencia de la profesión sobre las probabilidades de desempleo en t difiere según el estado ocupacional anterior.

Institución educativa

Entre mayo 2014 y octubre 2014, existe leve indicio de interacción entre institución educativa y estado ocupacional anterior. Es decir las diferencias de institución, consideradas globalmente, provocan cambios en las probabilidades de transitar hacia el desempleo que dependen del estado laboral previo del individuo, esta interacción no resulta significativa, pero instituciones se asociaron a valores de las estadísticas significativos.

Existe diferencia en los coeficientes de inercia ocupacional positiva y significativa cuando se compara una empresa grande (101 personas o más) con una unipersonal de 2014 a 2015 tal

como lo manifiestan Vergel y Gallardo (2007). En transición 2015-2016, no hay diferencias significativas en relación a coeficientes de inercia de las empresas con diferentes tamaños. Sin embargo, la inercia es menor en las empresas unipersonales que en las de mayor tamaño. De otra parte, signos negativos de los elementos de estado previo ocupado indican que, es decir la probabilidad de ser despedido o abandonar el trabajo es mayor en empresas unipersonales. Por otro lado, el signo positivo en la primera columna, indica que la probabilidad de permanecer desempleado es menor para trabajadores de empresas unipersonales que para quienes trabajan en empresas grandes.

Tabla 7. Diferencias en los logit de la probabilidad de pasar a desempleo según estado ocupacional previo y cambios en la inercia ocupacional de diferentes instituciones (A_j) en comparación con empresas unipersonales (B)

Tamaño de empresa mayo 2014 – octubre 2015	Est. Previo desempleado $\text{logit } \pi_{11}^{A_j}(t) - \text{logit } \pi_{11}^B(t)$	Est. Previo ocupado $\text{logit } \pi_{01}^{A_j}(t) - \text{logit } \pi_{01}^B(t)$	Cambio en la inercia laboral $\delta^{A_j} - \delta^B$
2 a 5 personas (A ₁)	0.8203	0.1910	0.6293 ns
6 a 25 personas (A ₂)	-0.4933	-0.4066	0.8999 (*)
26 a 100 personas (A ₃)	0.6696	-0.1609	0.8305 ns
101 o más personas (A ₄)	1.1208	-0.8995	2.0203 *
2 a 5 personas (A ₁)	0.0642	-0.0565	0.1207 ns
6 a 25 personas (A ₂)	0.6805	-0.2557	0.9362 (*)
26 a 100 personas (A ₃)	0.8193	-0.4719	1.2912 *
101 o más personas (A ₄)	0.3742	-0.7988	1.1730 ns
Tamaño de la empresa mayo 97 – octubre 97	Est. Previo desempleado $\text{logit } \pi_{11}^{A_j}(t) - \text{logit } \pi_{11}^B(t)$	Est. previo ocupado $\text{logit } \pi_{01}^{A_j}(t) - \text{logit } \pi_{01}^B(t)$	Cambio en la inercia laboral $\delta^{A_j} - \delta^B$
2 a 5 personas (A ₁)	-0.0297	-0.2352	0.2055 ns
6 a 25 personas (A ₂)	0.0124	-0.6690	0.6814 ns
26 a 100 personas (A ₃)	-0.4766	-0.7184	0.2418 ns
101 o más personas (A ₄)	-0.6963	-0.7179	0.0216 ns

* significativo al 5%; (*) significativo al 10%; ns; no significativo.

El género no modifica las probabilidades de pasar a desempleo, contrario a manifiesto por (Vergel, Martínez & Nieto, 2016), así, la relación entre edad y la probabilidad de pasar a desempleo no depende del estado

ocupacional anterior y es muy similar en las tres transiciones estudiadas. La edad más vulnerable para pasar a un estado de desempleo es cuarenta y cinco años. Similar a Vergel, Martínez y Duarte, (2016), niveles de educación superior con el nivel pregrado, la probabilidad de permanecer en el desempleo es mayor para quien tiene estudios

superiores que para quien solo ha cursado un pregrado, asociados a conclusiones de Guillén et.al (2016). En términos de inercia laboral, el más instruido tiene una mayor inercia laboral que el menos instruido.

Cuando variables como género, edad, escolaridad, están fijas, el cambio en nivel de ingreso no produce cambios en el coeficiente de inercia laboral. Es decir los cambios de nivel de ingreso afectan de la misma manera a las probabilidades de estar desempleado de los trabajadores cuyo estado ocupacional previo era desempleado u ocupado.

Independiente del estado ocupacional anterior, la probabilidad de pasar a la desocupación es menor en los de ingreso superior que en los de menores ingresos. El signo negativo de la diferencia de probabilidades muestra que esa tendencia es válida también cuando se comparan los ingresos medios con los bajos (Arroyave & Barbadío, 2015). Pero en este último caso, la única diferencia significativa corresponde a la primera transición.

En general, el programa del cual egresó, determina diferencias de comportamiento entre las probabilidades de pasar al desempleo desde la ocupación y las de pasar al desempleo desde la desocupación. Se observa que la inercia laboral es siempre menor en ingeniería civil, arquitectura, minas, que en otros programas, aunque esa diferencia no sea siempre estadísticamente significativa. Por el contrario, el estrato constituido por la administración pública, defensa, otras ingenierías y salud presenta coeficientes de inercia altos.

Por otro lado, ingeniería civil, arquitectura, presenta una probabilidad alta de despido (o abandono del trabajo) superior a la del resto de programas. La probabilidad de continuar desempleado un periodo más suele ser menor para aquellos que estaban en minas en el periodo previo. Se evidencia que la inercia laboral es menor en la empresa unipersonal que en las de mayor número de empleados. Egresados que laboran en empresas unipersonales tienen más alta probabilidad de pasar a desempleo y a la vez

menor probabilidad de permanecer desempleados en comparación con trabajadores de empresas de mayor tamaño.

Conclusiones

Modelo logit, tiene poder explicativo alto para determinar probabilidades de desempleo en egresados universitarios, mediante un conjunto de variables socio-económicas. El estado ocupacional del individuo en el período previo como variable explicativa, permite analizar la probabilidad de desempleo estimada por el modelo desde una probabilidad condicional al estado ocupacional anterior. Los modelos ajustados tuvieron valores predictivos altos y ajustes adecuados.

Agradecimientos

Esta investigación se realizó en el marco del proyecto "Estudio de modelos de ocupación-desempleo a través de mediciones repetidas en un tiempo t", evaluado por la Vicerrectoría de investigación de la Policía Nacional de Colombia (Acta 001-2017).

Referencias bibliográficas

- Agresti, A. (1990). Models for matched pairs. *Categorical Data Analysis, Second Edition*, 409-454.
- Anderson, T. W., & Goodman, L. A. (1957). Statistical inference about Markov chains. *The Annals of Mathematical Statistics*, 89-110.
- Barón, J. (2012). Primeras experiencias laborales de los profesionales colombianos: probabilidad de empleo formal y salarios. *Lecturas de Economía*, 76, 55.
- Barrera Ortiz, L., Carrillo González, G. M., Chaparro Díaz, L., Sánchez Herrera, B., Vargas Rosero, E., & Patricia Carreño, S. (2015). Construct validity and reliability of quality of life instrument family version in spanish. [Validez de constructo y confiabilidad del instrumento calidad de vida versión familiar en Español] *Enfermería Global*, 14(1), 227-238.

Boni, T. K., & Kouakou, T. K. (2009). Numerical quenching for a semilinear parabolic equation with a potential and general nonlinearities. *Proyecciones*, 27(3), 259-287. doi:10.4067/S0716-09172008000300004

Carot, J. M., Henríquez, P., Haug, G., Mora, J. G., Ristoff, D., Vidal, J. & González, E. (2012). Sistema Básico de Indicadores para la Educación Superior de América Latina. Valencia: Editorial Universitat Politècnica de Valencia. Consultado en <http://www.infoaces.org/descargas>.

DANE, (2011). <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia>.

DANE, (2016). <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia>.

de Vries, S. O., Fidler, V., Kuipers, W. D., & Hunink, M. G. (1998). Fitting multistate transition models with autoregressive logistic regression: supervised exercise in intermittent claudication. *Medical decision making*, 18(1), 52-60.

Diggle, P. J., & Liang, K. (8). *zeger SL (1994) Analysis of longitudinal data*. University Press, Oxford, UK. M. Ho, and Sziklai, O, 1(97), 1.

Guillén, J. C., Miranda, M. B., Lirios, C. G., Romero, G. H., Vázquez, F. R. S., Crisanto, G. P., & Ambrosio, O. V. (2016). Reliability and validity of an instrument that measures perceptions of occupational health in migrant huehuetoca, state of México. [Confiabilidad y validez de un instrumento que mide percepciones de salud ocupacional en migrantes de huehuetoca, estado de México] *OBETS*, 11(2), 569-581. doi:10.14198/OBETS2016.11.2.08

Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression (Vol. 398)*. John Wiley & Sons.

Rincón, O., Vergel, M., & Zafra, S. (2017). Modelo de calidad servqual para evaluar factores que influyen en el uso de blogs como recurso didáctico del cálculo. Bogotá: Grupo Editorial Ibañez.

Salmi, Jamil. (2009). El desafío de crear universidades de rango mundial, Washington: Banco Mundial, en coedición con Mayo Ediciones S.A., p. 65.

Servy, E., Hachuel, L., Boggio, G., & Cuesta, C. (1999). Modelos de transición para el estudio del evento ocupado-desocupado en el Gran Buenos Aires. *Actas clatse IV*. Mendoza.

Servy, E., Hachuel, L., Boggio, G., Cuesta, C., & Leone, G. (1999). Modelos estadísticos para el estudio de la desocupación. Parte I: Modelos para cortes transversales.

Sierra, J. M. C. (2014). Conferencia Internacional INFOACES. Un Sistema de Información para las Universidades Latinoamericanas. Libro de Actas.

Swets, J. A. (1988). Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 240(4857), 1285.

Vergel-Ortega, M., Martínez Lozano, J., & Zafra Tristancho, S. (2016). Factores asociados al rendimiento académico en adultos. *Revista Científica*, 2(25). doi:<http://dx.doi.org/10.14483/udistrital.jour.RC.2016.25.a4>

Vergel, M., Martínez, J. & Zafra, S. (2016). Factores asociados al bullying en instituciones de educación superior. *Revista Criminalidad*, 58 (2): 197-208. http://www.policia.gov.co/imagenes_ponal/dijin/revista_criminalidad/v58n2/v58n2a11.pdf

Vergel Ortega, M., Duarte, H., & Martínez Lozano, J. (2016). Desarrollo del pensamiento matemático en estudiantes de cálculo integral su relación con la planificación docente. *Revista Científica*, 3(23), 17-29. doi:<http://dx.doi.org/10.14483/udistrital.jour.RC.2015.23.a2>

Vergel-Ortega, M., Martínez Lozano, J., & Contreras Díaz, M. (2016). Percepciones y características del espacio público y ambiente urbano entre habitantes de la ciudad de Cúcuta-Colombia. *Prospectiva. Revista de Trabajo Social e intervención social* No. 21 abril 2016: pp. 213-

239 file:///C:/Users/HOME/Downloads/3968-11330-1-SM%20(1).pdf

Vergel, M. Gallardo, H. (2007) Modelación en un museo interactivo. Imaginarios. X Reunión de la RED POP y IV Taller "Ciencia, Comunicación y Sociedad". Visto en <http://www.cientec.or.cr/pop/2007/CO-MawencyVergel.pdf> 2014.

Vergel-Ortega, M. Autoconcepto y juventud: el papel de los contenedores de IBERCIENCIA. IBERCIENCIA. Organización de Estados Iberoamericanos. Recuperado de: <http://sostenible12.rssing.com/browser.php?indx=17939156&item=1580>

Vergel-Ortega, M., Martínez Lozano, J., & Nieto, J.F., M. (2016). Validez de instrumento para medir el aprendizaje creativo. Revista comunicaciones en Estadística. 9, 2, pp. 239–254. Recuperado de: <http://revistas.usantotomas.edu.co/index.php/estadistica/article/view/2669/3126>

Vergel Ortega, M., Martínez Lozano, J., & Zafra Trisancho, S. (2017). Cultivo de cebolla y su comportamiento en la provincia de Ocaña. Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas, 10(2), 333-344. doi: <http://dx.doi.org/10.17584/rcch.2016v10i2.5070>

Ware, J. H., Lipsitz, S., & Speizer, F. E. (1988). Issues in the analysis of repeated categorical outcomes. *Statistics in Medicine*, 7(1-2), 95-107