



PERÚ

Ministerio de Trabajo
y Promoción del Empleo

Viceministerio de Promoción del Empleo y Capacitación Laboral
Dirección General de Promoción del Empleo

TRANSICIONES LABORALES EN EL PERÚ: METODOLOGÍAS Y APLICACIONES

Boletín de Economía Laboral N° 45

**DIRECCIÓN GENERAL
DE PROMOCIÓN DEL EMPLEO**

DIRECCIÓN DE INVESTIGACIÓN
SOCIO ECONÓMICO LABORAL

Ministerio de Trabajo y Promoción del Empleo (MTPE)

Sylvia Elizabeth Cáceres Pizarro

Ministra de Trabajo y Promoción del Empleo

Javier Eduardo Palacios Gallegos

Viceministro de Promoción del Empleo y Capacitación Laboral

Gloria María Zambrano Rozas

Directora General de Promoción del Empleo

Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL)

Ramón Abraham Díaz Vásquez

Director de la Dirección de Investigación Socio Económico Laboral.

Rubén Alexis Ocampo Corrales

Área de Análisis

Ministerio de Trabajo y Promoción Del Empleo
Av. Salaverry N° 655, Jesús María
Teléfono: 630-6000 / 630-6030 - Anexo DISEL 2017
LIMA - PERÚ

Contenido

1. Introducción	4
2. Magnitud de la Transición	5
2.1. Matrices Transicionales	5
2.2. Índices paramétricos	7
3. Determinantes de la transición	8
3.1. Modelos Categóricos binomiales	8
3.2. Modelos categóricos multinomiales	9
3.2.1. Variables con categorías no agrupadas	9
3.2.2. Variables con categorías agrupadas	11
4. Aplicaciones	13
4.1. Base de datos a utilizar	13
4.2. Transición binomial: empleo informal	14
4.3. Transición multinomial: categoría de ocupación	18
5. Conclusiones y agenda pendiente.....	22
6. Bibliografía.....	24
7. Anexos	25

1. Introducción

La intuición detrás de cualquier proceso de transición es sencilla; básicamente, el cambio de un estado a otro; en el contexto de las transiciones laborales, es posible hablar de muchos tipos de cambios. Al respecto, algunas de las transiciones más importantes incluyen la del empleo hacia el desempleo, el paso de la informalidad hacia la formalidad o la transición del subempleo hacia el empleo adecuado. Así, en su definición más intuitiva, las transiciones laborales son cambios en la condición de actividad laboral de los individuos y su estudio es, naturalmente, el estudio de este cambio.

En términos de su relevancia, Marcel y Naudon (2016) mencionan que, desde un punto de vista práctico, los estudios de transición permiten identificar dinámicas laborales para grupos específicos, con lo que se gana eficiencia al momento de elaborar políticas laborales específicas. Una forma de entender este argumento, de acuerdo a los autores, es considerar los cambios en la tasa de desempleo de la economía. En términos generales, el desempleo varía en función a los cambios en la demanda de trabajo producto del ciclo económico; sin embargo, un análisis más preciso de la dinámica del desempleo implica observar su composición demográfica, pues no es lo mismo que haya aumentado el desempleo de los jóvenes, de los adultos mayores o de las mujeres. Cada uno de estos grupos tiene su propia dinámica laboral y factores determinantes cuyo entendimiento permite generar políticas mejor focalizadas y, en ese sentido, más eficientes.

Históricamente, la mayoría de los estudios sobre transiciones laborales para el caso peruano se concentraron a finales de los años noventa e inicios de la década de 2000. Ejemplos de este tipo incluyen MTPE (1998), Díaz y Maruyama (2000), Herrera e Hidalgo (2002), Herrera y Rosas (2003) y Chacaltana (2005). No obstante, en años más recientes estudios como el de Morales et al. (2010), Rodríguez y Rodríguez (2012) y Garavito (2016) sugieren un renovado interés por el tema en la academia nacional.

El repaso de la literatura especializada revela cierto patrón en la metodología que cada uno de los autores mencionados usa para aproximarse al fenómeno de la transición laboral. En el afán de sistematizar dicho patrón, el objetivo de este documento es revisar las principales metodologías para aproximarse al fenómeno de las transiciones laborales y, de esa forma, funcionar como guía para estudios posteriores, más especializados.

Contando a la introducción, este documento está compuesto por 5 secciones. En la segunda sección se presentan algunas medidas relacionadas a la magnitud de las transiciones laborales; en la tercera, se introducen algunas metodologías para el análisis de los determinantes de dichas transiciones; en la cuarta sección se muestran algunas aplicaciones de las metodologías presentadas anteriormente y; finalmente, en la quinta sección, se muestran las conclusiones.

2. Magnitud de la Transición

2.1. Matrices Transicionales

Para definir formalmente una matriz de transición es necesario delimitar, primero, lo que se entiende por un proceso de transición. Siguiendo a Fields y Ok (1999), es posible definir un conjunto R_+^n como el espacio de todas las posibles alternativas laborales en las que se puede encontrar un individuo en una sociedad de n habitantes ($n \geq 1$). Adicionalmente, se define $i = (i_1, \dots, i_n) \in R_+^n$ como todas aquellas condiciones de actividad laboral en las que se encuentran las personas de dicha sociedad. Si cualquier individuo cambia hacia una actividad laboral j en un lapso de tiempo dado, se dice que i ha sido *transformada* a $j = (j_1, \dots, j_n) \in R_+^n$. Esta transformación distribucional se denota por la expresión $i \rightarrow j$. Cualquier estudio de transición laboral puede ser definido como el estudio de este tipo de transformaciones.

A partir de la definición de transición laboral, es posible delimitar el concepto de *matriz transicional*. Siguiendo con Fields y Ok (1999), para una transformación $i \rightarrow j$, se puede definir una matriz $A = [a_{ij}] \in R_+^{m \times m}$ donde m es la cantidad total de estados que puede adoptar un individuo y a_{ij} es la proporción de individuos que estaba en un estado i que ahora pasaron a un nuevo estado j . Así definido, cada elemento a_{ij} puede ser entendido como la probabilidad de transición de i a j , por lo que la matriz de transición A es estocástica y se debe cumplir que $\sum_{j=1}^m a_{ij} = 1$ para todo i .

Es necesario notar que una matriz transicional representa cambios discretos de un estado a otro de grupos poblacionales específicos. Estos cambios podrían incluir, por ejemplo, la transición de ocupados hacia el desempleo, la del paso de la informalidad hacia la formalidad o la transición del empleo adecuado hacia el subempleo.

Una forma usual de usar una matriz transicional es incluirla en una expresión del tipo:

$$\mathbf{s}_t^T = \mathbf{s}_{t-1}^T A \quad (1)$$

Donde \mathbf{s}_t es el vector de estados y cada elemento s_{it} es la cantidad de personas que se encuentran en el estado i en el momento t . Análogamente, \mathbf{s}_{t-1} es el vector de estados en el momento $t - 1$. Así, por ejemplo, si el individuo puede, potencialmente, adoptar cuatro estados ($m = 4$), la expresión expandida sería:

$$[s_{1t} \ s_{2t} \ s_{3t} \ s_{4t}] = [s_{1t-1} \ s_{2t-1} \ s_{3t-1} \ s_{4t-1}] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix}$$

Como fue descrito, a_{ij} representa la probabilidad de transitar desde el estado i hacia el estado j y la suma de cada fila es igual a 1.

¿Cómo medir el tamaño de transición a partir de una matriz como la A ? La forma más obvia de evaluar la dependencia temporal de las clases en transición es la observación de la diagonal principal. Elementos cercanos a la unidad sugieren un alto nivel de auto correlación entre los estados evaluados y, en consecuencia, baja movilidad inter

temporal. Análogamente, elementos de la diagonal muy distintos de la unidad sugieren alta movilidad inter temporal.

La matriz A no es el único tipo de matriz de transición que se puede definir para la transformación $i \rightarrow j$. Rodríguez y Rodríguez (2012) definen una matriz Q cuyas filas contienen la población relativa en cada clase en el momento t y en sus columnas la población relativa en cada clase en el momento $t + 1$. Por ejemplo, si como en el caso anterior, hubiera 4 clases, entonces:

$$Q = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} & q_{24} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} & q_{34} \\ q_{41} & q_{42} & q_{43} & q_{44} \end{bmatrix}$$

Donde para cada q_{ij} , i representa el estado en t y j , el estado en $t + 1$. A diferencia de la matriz de transición A , la matriz Q refleja las distribuciones relativas de la población en total, por lo que se debe cumplir:

$$\sum \sum_{i,j}^m q_{ij} = 1 \quad (2)$$

A partir de la matriz Q , los autores definen un Índice de Movilidad Total T , que es calculado como la suma de todos los elementos de la matriz Q menos los elementos de su diagonal (que representa aquella porción de la población que no ha modificado su clase). Formalmente:

$$T \equiv \sum \sum_{i,j}^m q_{ij}, \quad \forall i \neq j \quad (3)$$

Conocer el tamaño relativo del movimiento total de la población es deseable en cualquier estudio de transición laboral. Sin embargo, existen otros estadísticos de interés que vale la pena mencionar. Específicamente, Rodríguez y Rodríguez (2012) mencionan que el movimiento total puede ser descompuesto en la suma de la cantidad de personas que se movieron compensando las pérdidas y ganancias por estado (un movimiento circular) más un movimiento hacia adentro (exceso) de personas, denominado Componente Estructural. El Componente Estructural E se calcula como:

$$E = \sum_i (q_{it-1} - q_{it}), \quad \forall q_{it-1} - q_{it} > 0 \quad (4)$$

Es decir, es la suma de todas las variaciones porcentuales dentro de cada uno de los estados i . Por su parte, el movimiento circular C puede ser obtenido por diferencia:

$$C = T - E \quad (5)$$

La interpretación de ambos índices es relativamente directa. Si el componente de movimiento estructural E es más alto que el índice de movimiento circular C , entonces

quiere decir que los movimientos compensatorios no han sido dominantes; sino que, más bien, debe haber algún sector o sectores cuyo tamaño relativo se ha incrementado considerablemente. Si, por el contrario, el componente circular C es predominante, entonces quiere decir que los movimientos en la economía se han compensado y no debería haber un cambio fundamental en la estructura del mercado laboral.

2.2. Índices paramétricos

Existen otras herramientas que permiten evaluar el proceso de transición de manera paramétrica. Por ejemplo, en el contexto de la transición de un empleo informal a otro formal, es posible usar un modelo como el planteado por Corak (2004)¹ para medir el grado de impacto que tiene la |situación inicial sobre la situación final del individuo. Salvo que se indique lo contrario, siguiendo el consenso de la literatura de aquí en adelante se usará el subíndice i para denotar a un individuo genérico.

Si se define $y_{i,t}$ como una variable binaria que toma el valor de 1 cuando el individuo trabaja de manera informal y 0 cuando el individuo trabaja de manera formal en el momento t y $y_{i,t-1}$ como la misma variable en el momento $t - 1$, entonces se puede calcular el impacto, y la correspondiente significancia estadística, de la situación inicial sobre la final usando un modelo de la forma:

$$y_{i,t} = \gamma + \rho y_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t} \quad (6)$$

En este caso, el parámetro ρ reflejaría el impacto de haber trabajado informalmente respecto a la situación laboral actual del individuo y el efecto marginal correspondiente reflejaría en cuánto aumenta la probabilidad de trabajar informalmente en el momento t si el individuo trabajó informalmente en el momento $t - 1$. Si el efecto marginal se encontrara cercano a la unidad, entonces la situación de informalidad del periodo anterior está altamente correlacionada con la situación de informalidad actual, por lo que la transición sería baja. Nótese que, a diferencia de una aproximación puramente matricial, estar en la capacidad de obtener la significancia del parámetro ρ le confiere al analista la capacidad de emitir un juicio más certero sobre el impacto que tiene el estado anterior sobre el estado actual de los individuos.

¹ En la especificación original, el autor plantea el modelo para evaluar la magnitud y el sentido de la movilidad intergeneracional del ingreso.

3. Determinantes de la transición

Medir la magnitud de la transición no permite por sí misma explicar los procesos que condicionan los movimientos poblacionales observados. Dado lo anterior, la literatura especializada tiende a complementar la medición de la transición con un análisis causal que permita observar qué factores determinan que la gente se mueva en un sentido u otro.

Debido a que las transiciones en la condición de actividad laboral de los individuos suceden en términos discretos, el uso de modelos categóricos binomiales y multinomiales es común en la literatura especializada. En esta sección se presentarán los modelos más usuales y su aplicación en relación con el problema de las transiciones laborales.

3.1. Modelos Categóricos binomiales

Muchas de las transiciones laborales más importantes ocurren en términos binarios. La transición del trabajo informal al formal, el paso del trabajo en el sector privado al público, el tránsito del trabajo asalariado al independiente son todos ejemplos de cambios que pueden ser expresados como variables binarias que indican si el individuo modificó su condición de actividad laboral o permaneció en su estado original.

A manera de aplicación, considérese el caso de la transición del empleo informal. En este contexto, el éxito del evento transicional podría ser, por ejemplo, abandonar la informalidad hacia un empleo formal, por lo que se puede definir una variable y_i que adopte el valor de uno cuando el individuo i haya abandonado la informalidad y cero, cuando permanezca en ella. Dado que el resultado del evento solamente posee dos realizaciones posibles, entonces la distribución de probabilidad puede ser modelada como una Bernoulli con probabilidades p_i para el éxito y $1 - p_i$ para el fracaso.

La idea detrás de los modelos categóricos de variable binaria es estimar la probabilidad de una transición exitosa en función a un conjunto de características observables x_i del individuo que podrían incluir, por ejemplo, su nivel educativo, ingreso laboral, y el tamaño de su carga familiar. Si bien es posible realizar esta estimación de varias formas, la manera más usual para hacerlo son los modelos *logit* y *probit*². Específicamente, estos modelos asumen que p_i puede ser estimada como:

$$p_i \equiv \Pr(y_i = 1|x_i) = F(x_i'\beta) \quad (7)$$

Donde $F(.)$ es una función acumulada que, dependiendo de la forma que adopte, caracteriza al modelo de estimación. Si se asume que $F(.)$ es la acumulada de una función de distribución logística, entonces la probabilidad de transición puede ser estimada a partir de un modelo Logit de la forma:

² Aparte del Logit y el Probit, existen otras especificaciones como los modelos log-log complementarios. Para más detalle se recomienda revisar Greene (2010).

$$p_i = F(\mathbf{x}'_i\beta) = \frac{\exp(\mathbf{x}'_i\beta)}{1 + \exp(\mathbf{x}'_i\beta)} \quad (8)$$

Es importante mencionar que el vector de parámetros calculado usando un modelo Logit estima el impacto de cada regresor sobre el logaritmo del ratio de probabilidades $p_i/(1 - p_i)$ de las dos categorías evaluadas. Alternativamente, si se asume que $F(\cdot)$ es la acumulada de una función normal estándar, entonces la probabilidad de transición puede ser estimada a partir de un modelo probit:

$$p_i = F(\mathbf{x}'_i\beta) = \Phi(\mathbf{x}'_i\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\mathbf{x}'_i\beta} e^{-z^2/2} dz \quad (9)$$

Vale la pena hacer hincapié en dos características importantes sobre estos modelos. En primer lugar, dado que ni el Logit ni el Probit son modelos lineales en parámetros, su estimación debe ser realizada vía el método de Máxima Verosimilitud. En segundo lugar, ninguno de los modelos descritos permite estimar directamente el impacto de las características individuales \mathbf{x}_i sobre la probabilidad p_i . Para lograr lo anterior es necesario calcular los efectos marginales:

$$\frac{\partial \Pr(y_i = 1|\mathbf{x})}{\partial x_i} = F'(\mathbf{x}'_i\beta)\beta_i \quad (10)$$

Finalmente, es necesario mencionar que no existe un criterio *a priori* para ponderar el uso de un modelo sobre otro y en la práctica, ambas especificaciones producen resultados muy similares entre sí³.

3.2. Modelos categóricos multinomiales⁴

Los modelos categóricos de variable binaria tienen algunas ventajas en términos de la simplicidad de la especificación e interpretación de sus resultados, pero resultan restrictivos cuando las transiciones laborales implican más de dos categorías. Si se quieren explorar los determinantes de transiciones que impliquen más de dos posibilidades para los individuos, una alternativa natural es la aplicación de modelos multinomiales. En esta sección se explicará brevemente la lógica y algunos fundamentos de algunos de los modelos más representativos dividiéndoles por el tipo de variable categórica a analizar.

3.2.1. Variables con categorías no agrupadas

En su interpretación más básica, los modelos de variables con categorías no agrupadas asumen la existencia de m categorías o estados en las que puede caer un individuo con

³ Existen algunos criterios a posteriori que incluyen, por ejemplo, la evaluación de estadísticos como el pseudo R cuadrado, con el que se compara a los modelos en función de su capacidad para replicar los datos originales.

⁴ Esta sección se basa parcialmente en los planteamientos de Greene (2010) y Cameron y Trivedi (2005).

probabilidades p_1, \dots, p_m . Como en el caso del modelo Logit, es posible modelar estas probabilidades asumiendo que la función acumulada de su distribución se distribuye como una función logística; sin embargo, la interpretación de los resultados es distinta, pues al haber más de dos categorías, ya no se puede establecer un ratio de probabilidades único, sino que es necesario establecer una categoría base para interpretar los resultados en relación a esa categoría.

El Cuadro 1 muestra algunos de los modelos más comunes para realizar la estimación de la probabilidad que posee un individuo i de estar o caer en el estado j (p_{ij}). En la primera fila, se muestra un Logit Multinomial, en el que p_{ij} depende solamente de características individuales \mathbf{x}_i que, se asume, no varían si el individuo cambiara su estado⁵. Nótese que tanto j como k son indicadores de estados y que los parámetros estimados varían por categoría; es decir, al comparar dos estados j y k se están comparando dos vectores distintos de parámetros.

En la última columna se encuentra la especificación del efecto marginal asociado al Logit Multinomial, que estima el efecto de un cambio unitario en cualquier regresor contenido en \mathbf{x}_i sobre la probabilidad de caer en el estado j donde $\bar{\beta}_i = \sum_l p_{il}\beta_l$ es una probabilidad ponderada de todas las demás alternativas en las que puede caer el individuo i . Nótese que la sumatoria que define $\bar{\beta}_i$ corre sobre las demás $l = \{1, \dots, L\}$ alternativas que puede adoptar el individuo i (aparte de j).

Cuadro 1. Modelos de estimación de probabilidades de acuerdo al tipo de Logit usado

Tipo de Logit	Modelo de estimación	Efecto Marginal
Logit Multinomial	$p_{ij} = \frac{\exp(\mathbf{x}'_i\beta_j)}{\sum_{k=1}^m \exp(\mathbf{x}'_i\beta_k)}$	$\frac{\partial p_{ij}}{\partial \mathbf{x}_i} = p_{ij}(\beta_j - \bar{\beta}_i)$
Logit Condicional	$p_{ij} = \frac{\exp(\mathbf{w}'_{ij}\beta)}{\sum_{k=1}^m \exp(\mathbf{w}'_{ik}\beta)}$	$\frac{\partial p_{ij}}{\partial \mathbf{w}_{ik}} = p_{ij}(\delta_{ijk} - p_{ik})\beta$

Fuente: Cameron y Trivedi (2005)

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

En la segunda fila, se encuentra el modelo conocido como Logit Condicional, en el que la probabilidad p_{ij} depende, más bien, de las características \mathbf{w}_{ij} asociadas a cada alternativa⁶ j tal como las percibe el individuo i . En este caso, el efecto marginal incluye un indicador δ_{ijk} que asume el valor de 1 cuando $j = k$, y 0 cuando $j \neq k$.

Algunas diferencias notables que presentan este tipo de modelos en relación al caso binomial incluyen:

- Mientras que en el contexto binomial se estima un solo vector de parámetros, en el contexto multinomial con m categorías es necesario estimar $m - 1$ vectores de parámetros.

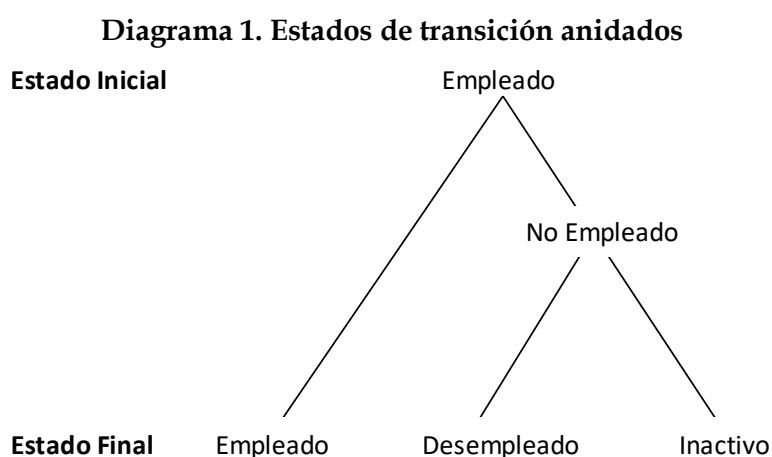
⁵ Alternative Invariant Regressors.

⁶ Alternative Varying Regressors.

- En el contexto binomial, el signo del coeficiente estimado es igual al del efecto marginal. En el contexto multinomial, por su parte, los signos del coeficiente y el efecto marginal pueden diferir.
- Finalmente, en el contexto multinomial los resultados deben ser interpretados a la luz del supuesto de Independencia de Alternativas Irrelevantes, con el cual se especifica que la relación de probabilidad entre dos alternativas no puede estar influenciada por cambios en la probabilidad de una tercera alternativa. Como es razonable suponer, este supuesto no resulta realista y constituye una de las debilidades más importantes de este tipo de especificaciones.

3.2.2. Variables con categorías agrupadas

Un modelo de categorías agrupadas sirve para estimar probabilidades de categorías en las que la definición o estado de los individuos se puede establecer en dos o más etapas. Por ejemplo, en el contexto de las transiciones laborales algunas categorías que podrían aparecer agrupadas son, por ejemplo, el desempleo y la inactividad. La razón de lo anterior puede entenderse con el siguiente diagrama:



Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

El Diagrama 1 muestra los estados en los que puede transitar un individuo que estuvo empleado en el estado inicial. Naturalmente, el individuo puede continuar empleado o dejar de trabajar. Si deja de trabajar, entonces el individuo puede elegir seguir buscando empleo activamente sin encontrarlo, por lo que se volvería un desempleado, o abandonar el mercado laboral, por lo que se volvería un inactivo. En este contexto, la transición del individuo tiene dos categorías principales (Empleado y No Empleado) y dos subcategorías: Desempleado e Inactivo (La categoría Empleado de este ejemplo no contiene subcategorías). Un modelo Logit Anidado permite modelar este tipo de situaciones.

En general, asumiendo que se quiere modelar una variable con B categorías que se pueden descomponer en j subcategorías, entonces, suponiendo que se cuenta con información individual sobre los atributos de cada categoría (z_{ib}) y subcategoría

$(x_{ij|b})$ y entonces se puede modelar la probabilidad de que el individuo caiga en la subcategoría j de la categoría b con la expresión:

$$\Pr[\text{subcategoría}_j, \text{categoría}_b] \equiv p_{ijb} = \frac{\exp(x'_{ij|b}\beta + z'_{ib}\gamma)}{\sum_{b=1}^B \sum_{j=1}^{J_b} \exp(x'_{ij|b}\beta + z'_{ib}\gamma)} \quad (11)$$

Esta probabilidad puede ser reescrita como:

$$p_{ijb} = p_{ij|b} \times p_b$$

$$= \left(\frac{\exp(x'_{ij|b}\beta)}{\sum_{j=1}^{J_b} \exp(x'_{ij|b}\beta)} \right) \left(\frac{\exp(z'_{ib}\gamma)}{\sum_{l=1}^L \exp(z'_{il}\gamma)} \right) \frac{\left(\sum_{j=1}^{J_b} \exp(x'_{ij|b}\beta) \right) \left(\sum_{l=1}^L \exp(z'_{il}\gamma) \right)}{\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^{J_l} \exp(x'_{ij|b}\beta + z'_{il}\gamma)} \quad (12)$$

De nuevo, l representa cualquier subcategoría distinta a la subcategoría j . Adicionalmente, es posible definir el *Valor Inclusivo*:

$$IV_{ib} = \ln \left(\sum_{j=1}^{J_b} \exp(x'_{ij|b}\beta) \right) \quad (13)$$

Reemplazando y cancelando términos, entonces la probabilidad de que el individuo adopte el estado j puede ser estimada a partir de la expresión:

$$p_{ijb} = \frac{\exp(x'_{ij|b}\beta)}{\sum_{j=1}^{J_b} \exp(x'_{ij|b}\beta)} \times \frac{\exp[\tau_b(z'_{ib}\gamma + IV_{ib})]}{\sum_{b=1}^B \exp[\tau_b(z'_{ib}\gamma + IV_{ib})]} \quad (14)$$

Donde τ_b es un parámetro nuevo (a estimar) entre 0 y 1 que puede ser entendido como el grado de desagregación de la categoría b .

Dado que las probabilidades de las distintas categorías ya no son completamente independientes entre sí, la ventaja de usar un Logit Anidado sobre un Logit Multinomial radica en que el primero ya no necesita establecer la Hipótesis de Alternativas Independientes. Sin embargo, es importante notar, también, que este tipo de modelos necesitan información individual que varía por alternativa, lo que restringe considerablemente su uso⁷.

⁷ Como se verá más adelante, el uso de este tipo de modelos con encuestas de hogares como la ENAHO es inviable.

4. Aplicaciones

De acuerdo a los conceptos e indicadores mostrados en las secciones anteriores, en lo que sigue del documento se presentarán algunas aplicaciones a manera de ilustración y guía práctica de interpretación de resultados. Lejos de pretender realizar una discusión extensiva sobre cada uno de los temas presentados, la idea es mostrar que el instrumental teórico presentado puede ser usado para realizar un análisis real del cambio en la condición de ocupación de las personas.

En esta sección se evaluarán dos de las transiciones más importantes en el mercado laboral peruano. En primer lugar, a manera de ilustración para los procesos de transición binarios; es decir, cuyo resultado implica solamente dos posibilidades, se analizará la transición de la informalidad hacia la formalidad. En segundo lugar, como ilustración de los procesos de transición con más de dos resultados, se analizará la transición del empleo hacia otros estados de ocupación; específicamente, se evaluarán las transiciones entre el empleo hacia el desempleo, hacia el desaliento y hacia la inactividad plena.

4.1. Base de datos a utilizar

Por su naturaleza, el análisis de las transiciones laborales implica un estudio dinámico de la población en el que debe poder observarse la trayectoria laboral del mismo individuo por al menos dos periodos. Dado que el levantamiento de información estadísticamente significativa en un periodo de tiempo suficientemente largo es costoso, no existen muchas fuentes de información que permitan aproximarse al problema de la transición laboral. A pesar de lo anterior, existen algunas bases de datos públicas y oficiales que reúnen las condiciones necesarias para realizar un análisis de las transiciones laborales. Un ejemplo es la Encuesta Nacional de Hogares sobre Condiciones de Vida y Pobreza (ENAHO), que levanta información en panel para una submuestra de la encuesta principal a nivel nacional y que será la fuente de información que se usará en este documento para ilustrar algunos de los instrumentos presentados en las secciones precedentes.

La submuestra panel de la ENAHO (en adelante, ENAHO panel) tiene como objetivo medir los cambios en el comportamiento de algunos rasgos sociodemográficos, entre los que se encuentran las características de la vivienda y hogar, la educación, la salud, el empleo y los ingresos de los individuos que la componen. En términos de su periodo de ejecución, la encuesta recogió información correspondiente a los años comprendidos entre 2013-2017. Sobre su cobertura, la encuesta se llevó a cabo en el ámbito nacional, en el área urbana y rural, en los 24 departamentos del país y en la Provincia Constitucional del Callao; sin embargo, en términos de su capacidad de inferencia, la muestra panel para los cinco años del lapso mencionado solamente alcanza al ámbito nacional.

De acuerdo a su ficha técnica⁸, la unidad de investigación está constituida por los integrantes del hogar familiar; los trabajadores del hogar con cama adentro, reciban o no pago por sus servicios; los integrantes de una pensión familiar que tienen como máximo

⁸ Disponible en: <http://inei.gob.pe/inei/srienaho/Descarga/FichaTecnica/612-Ficha.pdf>

9 pensionistas; y las personas que no son miembros del hogar familiar, pero que estuvieron presentes en el hogar los últimos 30 días. Asimismo, no son investigados los integrantes de una pensión familiar que tiene de 10 a más pensionistas ni los trabajadores del hogar con cama afuera. Los informantes son el o la jefe del hogar, ama de casa, perceptores o personas de 12 años y más.

Para propósitos de este documento, solamente se tomará en cuenta la información de aquellos hogares cuya información se encuentra disponible para los cinco años que se encuentran en el lapso 2013-2017, que equivalen a 1 784 hogares comparables en todo el quinquenio. Es necesario mencionar que, luego de realizar un proceso de limpieza y depuración de información, se terminó por cerrar una tabla en panel con 4 040 individuos que eran Población en Edad de Trabajar (PET) en todo el quinquenio en cuestión.

Es necesario mencionar que la ENAHO panel contiene algunas limitaciones. Como se discutirá con mayor detalle en la sección 4.3, probablemente la mayor de ellas (en el contexto de las transiciones laborales) es que no contiene información contingente del individuo en distintas situaciones de condición de actividad laboral, lo que limita considerablemente el uso de modelos multinomiales condicionales.

4.2. Transición binomial: empleo informal

La definición de empleo informal adoptada en este documento es la usada por la Organización Internacional del Trabajo (OIT), en la que se define como trabajadores informales a aquellas personas que laboraron en unidades productivas que no cuentan con RUC registrado en la SUNAT o aquellos asalariados que no cuentan con beneficios sociales como seguro de salud.

a) Matrices

El Cuadro 2 muestra la matriz de transición tipo A ; es decir, una matriz que contiene la distribución final de estados j para cada estado original i , para el lapso comprendido entre los años 2014 y 2017⁹. Como se puede observar, a nivel nacional, alrededor de 89% de las personas que laboraban informalmente en el año 2014, lo siguieron haciendo en el año 2017, mientras que solamente 11% logró insertarse en un empleo formal. Asimismo, 82,1% de los trabajadores que trabajaban formalmente el 2014 permanecieron en la misma condición en el 2017; mientras que 17,9% de trabajadores formales del 2014 se volvieron informales para el 2017. A pesar de la sencillez del cálculo, esta matriz sugiere un fenómeno importante, a saber, proporcionalmente hay más gente transitando hacia la informalidad que saliendo de ella.

⁹ La razón de que el análisis de la transición de la informalidad comience en el año 2014 es que la variable de informalidad OIT que se encuentra en la ENAHO panel contiene información a partir de dicho año.

Cuadro 2. Matriz tipo A para la condición de informalidad, 2014-2017
(Porcentaje)

		2017	
		Informal	Formal
2014	Informal	89,0	11,0
	Formal	17,9	82,1

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Por su parte, el Cuadro 3 muestra una matriz de transición tipo *Q*; es decir, una matriz que contiene como elementos a la distribución relativa de todos los individuos en términos de su estado final. En este caso, la interpretación de los elementos de la matriz ya no es hecha individualmente para cada estado inicial *i*, sino que debe ser realizada en términos de toda la población. En ese sentido, la suma de los elementos de la primera fila es, por ejemplo, el porcentaje de población ocupada con empleo informal en el 2014 (76,8%) y, por su parte, la suma de los elementos de la segunda columna es el porcentaje de personas que trabajaban formalmente en el 2017 (27,6%).

Cuadro 3. Matriz tipo Q para la condición de informalidad, 2014-2017
(Porcentaje)

		Informal	Formal
		2014	68,3
	Formal	4,2	19,1

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Como fue descrito en las secciones anteriores, una matriz *Q* permite, también, realizar el cálculo de otros estadísticos. El índice de movimiento total *T* ascendió a 12,6%, lo que quiere decir que alrededor de 13 de cada 100 personas en el 2014 modificó su condición de ocupación en términos de formalidad para el 2017. Asimismo, el índice de movimiento estructural *E*, aquel que refleja los movimientos más que compensatorios en todos los estados, alcanzó 4,2%, mientras que el índice de movimiento circular *C*, aquel que indica el porcentaje de personas que se movieron compensando resultados, alcanzó el 8,4% de la población. Dado que es el componente circular el que mayor peso tuvo en el índice de movimiento total, la evidencia sugiere que el tamaño del empleo informal peruano no ha variado considerablemente en los últimos 5 años.

b) Mediciones paramétricas

La observación matricial no es la única forma de aproximarse a la medición de las transiciones laborales. Como se encuentra descrito en la sección 2.2, es posible calcular económicamente la correlación y la significancia estadística entre las condiciones de ocupación inicial y la final. Al respecto, el Cuadro 4 muestra los resultados de estimar un modelo bivariado en el que la variable dependiente es una *dummy* de informalidad en el 2017 que toma el valor de 1 cuando el individuo trabajaba en un puesto informal (0

cuando el puesto es formal) contra otra *dummy* de similares características, pero correspondiente al 2014.

Cuadro 4. Impacto de la situación de informalidad en 2014 sobre la situación de informalidad en 2017

	Logit		Probit	
	ρ_{Logit}	Efecto Marginal ^{1/}	ρ_{Probit}	Efecto Marginal ^{1/}
Informalidad (1=informal)	3.978*** (0.139)	0.747*** (0.0174)	2.335*** (0.0753)	0.747*** (0.0174)
Constante	-1.591*** (0.116)		-0.957*** (0.0648)	

Errores robustos estándar entre paréntesis

*** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,1

1/ Calculados en el valor promedio de los regresores.

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Tanto en la especificación Logit como en la Probit, el parámetro asociado a la situación anterior es positivo y estadísticamente significativo, mientras que el cálculo del efecto marginal revela que haber trabajado informalmente en el 2014 eleva la probabilidad de seguir trabajando informalmente durante el 2017 en aproximadamente 75 puntos porcentuales (pp.). Por lo anterior, los resultados obtenidos refuerzan lo encontrado a partir de las matrices de transición.

c) Análisis de determinantes

Las matrices de transición proveen herramientas para evaluar la magnitud de los cambios en la población de interés; sin embargo, la realización de un análisis causal requiere el uso de herramientas econométricas. Como ejemplo de lo anterior, dado que la transición hacia la formalidad implica un cambio discreto de dos posibilidades en la situación de la persona, se modelará la probabilidad del tránsito hacia la formalidad usando tanto un modelo Logit como un modelo Probit, con las características que se describieron en sección 3.2. La variable categórica binomial se construyó bajo la siguiente especificación:

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{Individuo informal en 2014, formal en 2017} \\ 0, & \text{Individuo informal en 2014 y 2017} \end{cases} \quad (15)$$

Los regresores se incluyeron con su valor en el año inicial (2014) y son:

- Años de educación del individuo.
- Ingreso mensual del individuo en su ocupación principal (logaritmos).
- Binaria de lengua nativa (1=Lengua materna es castellano).
- Binaria de Estado Civil (1=Conviviente o casado).
- Binaria de área de residencia (1=La vivienda del individuo se encuentra en el área urbana).
- Sexo (1=Hombre).

Las variables de años de educación e ingreso mensual deberían reflejar la dimensión de productividad del individuo y se espera que impacten positivamente en la probabilidad de transición hacia la formalidad. Asimismo, las variables binarias de lengua nativa y área de residencia reflejan el contexto cultural del individuo en términos de su integración con la economía. Si el individuo tiene como lengua materna al castellano y vive en el ámbito urbano, se espera que ostenten una mayor probabilidad de transición hacia la formalidad.

A su vez, la variable de estado civil reflejaría la capacidad del individuo de enfrentar riesgos asociados a nuevas situaciones en el mercado de trabajo, pues si el individuo tiene carga familiar, menos dispuesto estará a modificar su condición laboral hacia una nueva que presente incertidumbre, por lo que se espera que el impacto de esta variable sobre la probabilidad de formalización sea negativo. Finalmente, asumiendo que existe discriminación en el mercado laboral a favor de los hombres, se espera que la variable sexo impacte positivamente en la probabilidad de tránsito hacia la formalidad. El Cuadro 5 contiene los resultados de las estimaciones Logit y Probit del modelo, así como los efectos marginales asociados a cada uno.

Cuadro 5. Determinantes de la transición de la informalidad, 2014-2017

	Logit		Probit	
	β_{Logit}	Efecto Marginal ^{1/}	β_{Probit}	Efecto Marginal ^{1/}
Años de educación	0.210*** (0.0514)	0.0175*** (0.00376)	0.109*** (0.0270)	0.0185*** (0.00414)
Ingreso mensual	0.693*** (0.228)	0.0578*** (0.0206)	0.421*** (0.124)	0.0715*** (0.0222)
Lengua nativa	-0.315 (0.406)	-0.0284 (0.0389)	-0.145 (0.218)	-0.0260 (0.0409)
Estado civil	-0.176 (0.305)	-0.0148 (0.0257)	-0.0933 (0.164)	-0.0159 (0.0282)
Área de residencia	0.713* (0.404)	0.0547** (0.0275)	0.351* (0.202)	0.0555* (0.0289)
Sexo	0.0319 (0.339)	0.00265 (0.0279)	-0.0145 (0.180)	-0.00247 (0.0309)
Constante	-10.37*** (1.830)		-6.019*** (1.003)	

Errores robustos estándar entre paréntesis

*** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,1

1/ Calculados en el valor promedio de los regresores.

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

De todos los regresores usados, solamente los años de educación, el ingreso mensual y el área de residencia tienen un impacto positivo y estadísticamente significativo sobre la probabilidad de transitar hacia la formalidad. Estos resultados se pueden observar en las columnas β_{Logit} y β_{Probit} . En conjunto, los resultados encontrados sugieren que es la

dimensión de productividad la que termina siendo determinante para realizar o no el salto hacia la formalidad.

Como se podía esperar, los efectos marginales replican la situación observada en los estimadores. De acuerdo a los cálculos realizados, un año adicional de estudio implica un aumento de la probabilidad de abandonar la informalidad en alrededor de 1,8 pp. (1,75 pp. en el Logit y 1,85 pp. en el Probit); mientras que vivir en el área urbana eleva la probabilidad de salida en alrededor de 5,5 pp. (5,547 pp. en el Logit y 5,55 pp. en el Probit). Resalta el hecho de que, por cada punto porcentual de aumento en el ingreso de un trabajador informal, su probabilidad de salida aumenta entre 5,8 pp. a 7,2 pp. (de acuerdo al Logit y al Probit, respectivamente).

4.3. Transición multinomial: categoría de ocupación

Como en la sección anterior, se comenzará por delimitar los conceptos usados para describir las transiciones de la población ocupada¹⁰. En principio, se define como *ocupados* a aquellas personas que trabajan en una actividad económica, sea o no de forma remunerada en el periodo de referencia de la encuesta¹¹. En este grupo se encuentran las personas que tienen una ocupación o trabajo al servicio de un empleador o por cuenta propia y perciben a cambio una remuneración en dinero o especie; tienen una ocupación remunerada, pero no trabajaron por encontrarse enfermos, de vacaciones, licencia, en huelga o cierre temporal del establecimiento; el independiente que se encontraba temporalmente ausente de su trabajo durante el periodo de referencia pero la empresa o negocio siguió funcionando; las personas que prestan servicios en las Fuerzas Armadas, Fuerzas Policiales o en el Clero.

En segundo lugar, se define como *desocupados* a aquellas personas que, en la semana de referencia, no tenían trabajo, pero lo buscaron activamente durante dicha semana y no lo encontraron. En tercer lugar, los *desempleados ocultos* o *desalentados* son desocupados que no buscaron activamente un empleo, a pesar de tener el deseo y la disponibilidad de trabajar, porque se cansaron de buscar, por falta de experiencia, razones de salud, insuficiencia de capital para emprender un negocio o por considerar que eran malas las posibilidades ofrecidas por el mercado y, por lo tanto, creían que no lo encontrarían. Sin embargo, sí lo buscarían si tuviesen una percepción más positiva de las posibilidades laborales. Finalmente, los *inactivos plenos* son aquellas personas desocupadas que no buscaron activamente un empleo y que no tienen el deseo de hacerlo. Este grupo lo componen principalmente los estudiantes y adultos mayores.

a) Matrices

El Cuadro 6 muestra una matriz de transición tipo *A* para el estado de ocupación de la Población en Edad de Trabajar (PET) en el lapso comprendido entre los años 2013 y 2017. Como se puede observar, de todas las personas que se encontraban ocupadas en la medición del 2013, el 86,7% conservó su situación, mientras que 1,4% cayó en el

¹⁰ Definiciones disponibles en: <https://www.trabajo.gob.pe/mostrarContenido.php?id=165&tip=909>

¹¹ La encuesta por la situación de ocupación en la semana anterior al momento del recojo de información.

desempleo, 0,6% de las personas figuraron como desalentados y 11,3% pasaron a ser inactivos plenos. Así, en línea con una de las conclusiones más comunes en los trabajos que abordan el tema (Chacaltana, 2005; Herrera y Rosas, 2003), el Cuadro 6 muestra que el principal proceso de transición que se observa en el Perú sigue siendo el que va de la ocupación hacia la inactividad.

Cuadro 6. Matriz tipo A para la transición ocupacional, 2013-2017

(Porcentaje)

		2017			
		Ocupado	Desempleado	Desalentado	Inactivo Pleno
2013	Ocupado	86,7	1,4	0,6	11,3
	Desempleado	68,0	3,7	0,3	28,0
	Desalentado	57,1	1,9	3,8	37,2
	Inactivo Pleno	36,7	3,6	1,1	58,7

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Asimismo, el Cuadro 7 muestra una matriz de transición tipo Q. El índice de movimiento total T ascendió a 22,8%, lo que quiere decir que alrededor de 23 personas de cada 100 en el 2013 vieron su situación laboral modificada para el 2017. Asimismo, el índice de movimiento estructural E alcanzó 1,5%, mientras que el índice de movimiento circular C alcanzó el 21,3%. Como en el caso de la informalidad, dado que el componente circular tuvo mayor peso en el índice de movimiento total, se concluye que la estructura del mercado laboral peruano no ha variado su estructura en los últimos 5 años.

Cuadro 7. Matriz de Transición general tipo Q, 2013-2017

(Porcentaje)

		2017			
		Ocupado	Desempleado	Desalentado	Inactivo pleno
2013	Ocupado	63,2	1,1	0,4	8,2
	Desempleado	1,6	0,1	0,0	0,7
	Desalentado	0,6	0,0	0,0	0,4
	Inactivo pleno	8,6	0,8	0,3	13,8

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

b) Mediciones paramétricas

Como en el caso de la informalidad, las mediciones paramétricas de las transiciones del empleo se condicen con lo observado matricialmente. El hecho de que las transiciones de la ocupación incluyan varias categorías no es una limitante puesto que, naturalmente, es posible generar variables binarias para cada una de las categorías por separado.

Por ejemplo, en el Cuadro 8 se muestran los resultados de regresionar una variable binaria que toma el valor de 1 si el individuo estuvo ocupado durante el 2017 y 0 en otro caso contra una variable similar, correspondiente al 2013. Los resultados obtenidos muestran que haber estado ocupado en el 2013 incrementa la probabilidad de seguir estándolo en el 2017 en alrededor de 48 pp. El resultado es estadísticamente significativo.

Cuadro 8. Impacto de estar ocupado en 2013 sobre la situación de ocupación en 2017

	Logit		Probit	
	γ_{Logit}	Efecto Marginal ^{1/}	γ_{Probit}	Efecto Marginal ^{1/}
Ocupación 2013 (1= ocupado)	2.310*** (0.0834)	0.474*** (0.0164)	1.384*** (0.0490)	0.474*** (0.0164)
Constante	-0.433*** (0.0637)		-0.270*** (0.0395)	

Errores robustos estándar entre paréntesis

*** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,1

1/ Calculados en el valor promedio de los regresores.

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

c) Análisis de determinantes

Como ya se adelantó en las secciones precedentes, las transiciones del empleo generalmente suelen implicar más de una posibilidad para el individuo. Ante lo anterior, un modelo de variable categórica multinomial ofrece un método de estimación más realista que un Logit o un Probit tradicionales. Específicamente, se modelarán las transiciones de los individuos ocupados en el 2013 hacia el 2017 con un modelo Logit Multinomial en el que la variable endógena adopta las siguientes categorías:

$$y_i = \begin{cases} 1, \text{ empleado en 2013 y 2017} \\ 2, \text{ empleado en 2013 desempleado en 2017} \\ 3, \text{ empleado en 2013 y desalentado en 2017} \\ 4, \text{ empleado en 2013 e inactivo pleno en 2017} \end{cases} \quad (16)$$

Se usarán como regresores las mismas variables que se usaron en el caso binomial. Por cuestiones de comodidad, el resultado de las estimaciones de los parámetros de impacto (los coeficientes β) se encuentran en el Cuadro 9, mientras que los efectos marginales asociados se encuentran en el Cuadro 10. Los regresores fueron incluidos en el valor del año inicial (2013).

Antes de realizar la interpretación de los resultados, es necesario aclarar el porqué de la estimación de un Logit Multinomial. La razón de lo anterior es el tipo de información con el que se cuenta. La ENAHO panel brinda información a nivel individual pero solamente de características personales que no varían con las alternativas. Por ejemplo, la cantidad de hijos que posee un individuo no cambiará con la situación de ocupación que posea. Como fue descrito en la sección 3.2, este tipo de variables pueden entrar como regresores en un Logit Multinomial. En contraste, la ENAHO panel no contiene información del mismo individuo en los cuatro tipos de estado que se está evaluando como podría ser, por ejemplo, el gasto mensual del individuo estando empleado, desempleado, desalentado e inactivo. Este es el tipo de información que se necesitaría para estimar un Logit Condicional, un Logit Mixto o un Logit Anidado. Por

consiguiente, los resultados mostrados deben ser analizados a la luz de las limitaciones de dicho modelo.

Cada columna del Cuadro 9 muestra el impacto de cada uno de los regresores seleccionados sobre el ratio conformado por la probabilidad de caer en el estado del encabezado en relación a la probabilidad de mantenerse empleado que, en este caso, se está usando como categoría base. En ese sentido, la interpretación de los efectos sobre cada categoría es independiente de los demás.

Cuadro 9. Determinantes de las transiciones de la ocupación, 2013-2017
(Categoría Base: Empleado en 2013 y 2017)

	Transiciones		
	Hacia el desempleo	Hacia el desaliento	Hacia la inactividad plena
Años de educación	0,0774 (0,0664)	-0,198*** (0,0583)	-0,0762*** (0,0275)
Ingreso mensual	-0,442* (0,265)	-0,730 (0,474)	-0,236* (0,128)
Lengua nativa	-0,326 (0,892)	0,0296 (0,846)	0,371 (0,359)
Estado civil	-1,036* (0,576)	-0,405 (1,011)	-0,807*** (0,221)
Área de residencia	14,41*** (0,363)	-0,0531 (1,382)	0,460 (0,297)
Sexo	0,0799 (0,528)	0,00782 (1,069)	-0,577** (0,228)
Constante	-14,36*** (1,900)	2,932 (2,921)	0,735 (0,945)

Errores robustos estándar entre paréntesis

*** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,1

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Por ejemplo, en el caso de la comparación entre la transición del empleo hacia el desempleo, el ingreso mensual, el estado civil y el área de residencia muestran efectos estadísticamente significativos. El signo negativo del coeficiente de ingreso mensual indica que a medida que se incrementa el ingreso del individuo, la probabilidad de transitar hacia el desempleo se reduce en relación a la probabilidad de quedar empleado. Una interpretación económica de lo anterior podría ser que los trabajadores mejor remunerados tienden a esforzarse más por conservar sus empleos, mientras que el costo de oportunidad de dejar empleos mal remunerados es relativamente más bajo, por lo que los trabajadores se desligan de ellos con mayor facilidad en busca de oportunidades mejor remuneradas. Los demás coeficientes estimados deben ser interpretados de la misma forma¹².

¹² Entiéndase, los parámetros obtenidos deben interpretarse en relación a la categoría base: quedar desempleado.

Cuadro 10. Efectos marginales asociados al Logit Multinomial^{1/}

	Quedarse empleado	Hacia el desempleo	Hacia el desaliento	Hacia la inactividad plena
Años de educación	0,00623*** (0,00210)	5,94e-05 (4,68e-05)	-0,000421* (0,000230)	-0,00586*** (0,00208)
Ingreso mensual	0,0200** (0,00981)	-0,000296 (0,000187)	-0,00156 (0,001000)	-0,0181* (0,00973)
Lengua nativa	-0,0256 (0,0222)	-0,000284 (0,000828)	4,05e-06 (0,00185)	0,0258 (0,0220)
Estado civil	0,0690*** (0,0200)	-0,000769 (0,000488)	-0,000745 (0,00240)	-0,0675*** (0,0197)
Área de residencia	-0,0468** (0,0195)	0,0165*** (0,00498)	-0,000233 (0,00324)	0,0306* (0,0185)
Sexo	0,0473** (0,0202)	9,16e-05 (0,000360)	0,000131 (0,00228)	-0,0475** (0,0201)

Errores robustos estándar entre paréntesis

*** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,1

1/ Calculados en el valor promedio de los regresores.

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

En contraste con la interpretación relativa de los coeficientes de impacto, los efectos marginales estimados del Cuadro 10 tienen una interpretación absoluta, por lo que incluyen, adicionalmente, los impactos que tiene cada uno de los regresores sobre la categoría base. Así, puede verse que un año adicional de educación aumenta la probabilidad de mantenerse empleado en alrededor de 0,6 pp., mientras que cada aumento de un punto porcentual en el ingreso incrementa la probabilidad de mantenerse empleado en 2 pp.

5. Conclusiones y agenda pendiente

En este documento se trató de brindar un panorama general de las herramientas que diversas investigaciones previas han usado para aproximarse analíticamente al fenómeno de las transiciones laborales. Es importante notar que, si bien se ha tratado de abarcar la mayor cantidad de material posible, existen muchos otros métodos, definiciones y teorías que podrían complementar el estudio transicional.

Asimismo, se presentaron, a manera de aplicación, algunos resultados sobre la transición de la informalidad y de la ocupación usando información de la ENAHO panel. La evidencia, sin embargo, tiene un carácter más bien expositivo y su utilidad radica, más bien, en su capacidad para mostrar que el marco teórico mostrado, a pesar de su relativa sencillez, tiene aplicaciones prácticas directas.

Finalmente, a manera de conclusión, se debe mencionar la necesidad de explorar nuevas fuentes de información para evaluar las transiciones laborales de grupos más específicos como, por ejemplo, la población juvenil o la población femenina. Dadas las

características muestrales del panel de la ENAHO y la inevitable atrición, podría ser de utilidad explorar nuevas fuentes de información tales como el Censo de Población y Vivienda, la Encuesta Permanente de Empleo (EPE) de Lima Metropolitana o la Planilla Electrónica de Trabajadores.

6. Bibliografía

- Cameron, A. y N Trivedi (2005). "Microeconometrics: methods and applications". New York: Cambridge University Press.
- Chacaltana, Juan (2005). "Trayectorias laborales de jóvenes peruanos". Documento de Trabajo CEPAL/GTZ.
- Corak, Miles ed. (2004). "Generational Income Mobility in North America and Europe". Cambridge University Press.
- Díaz, Juan J. y Eduardo Maruyama (1999). "La dinámica del desempleo urbano en el Perú: Tiempo de búsqueda y rotación laboral". GRADE. Lima.
- Fields, G. S. (2000). "Income mobility: Concepts and measures: Patterns and underlying causes". ILR Collection Collection. ILR School site:
<http://digitalcommons.ilr.cornell.edu/articles/1106>
- Fields, G. S. (2009). "Does income mobility equalize longer - term incomes? New measures of an old concept". ILR Collection Collection, ILR School site:
<http://digitalcommons.ilr.cornell.edu/articles/446/>
- Fields, G. S. & Ok, E. A. (1999). "The measurement of income mobility: An introduction to the literature". In J. Silber (Ed.) Handbook on income inequality measurement (páginas 557-596).
- Garavito, Cecilia (2016) "El trabajo del hogar en el Perú: Transiciones laborales, educación y ciclo económico". Economía Vol. N° 78 (páginas 9-34).
- Greene, W. H. (2010) "Econometric Analysis: Seventh Edition". Pearson Education (páginas 681-759)
- Herrera, J y N. Hidalgo (2002) "Vulnerabilidad del Empleo en Lima un Enfoque a partir de Encuestas de Hogares". Bull. Inst. fr. études andines (páginas 553-597).
- Herrera, J y G. Rosas (2003) "Labor Market Transitions in Peru". Document De Travail DIAL. Unité de Recherche CIPRÉ.
- Marcel, M y A. Naudón (2016) "Transiciones Laborales y la Tasa de Desempleo en Chile". Documentos de trabajo N.º 787 Banco Central de Chile.
- Mario Marcel & Alberto Naudon, (2016). "Transiciones Laborales y la Tasa de Desempleo en Chile," Working Papers Central Bank of Chile 787, Banco Central de Chile.
- Morales R., Rodríguez J. et al (2010). "Transiciones laborales, reformas estructurales y vulnerabilidad laboral en el Perú (1998-2008)". Documento de Economía N° 281. PUCP.
- Rodríguez J. y G. Rodríguez (2012). "Explaining the Transition Probabilities in the Peruvian Labor Market". Departamento de Economía - Pontificia Universidad Católica del Perú. Documento de Trabajo 334.

7. Anexos

Anexo 1: Cálculo de los Índices de Movimiento a partir de las Matrices Q

En este Anexo se expone con mayor precisión el cálculo de los Índices de Movimiento presentados en la sección 2.1 e ilustrados en la sección 4.3.

Como se especifica en su definición, el índice T , es simplemente la suma de todos los componentes q_{ij} fuera de la diagonal principal de la matriz. Por su parte, para calcular los índices E y C es necesario hacer algunos cálculos adicionales.

Tomando la matriz de transición del Cuadro 7, se puede definir una matriz de “excesos” restando en cada casilla el componente q_{ij} de su recíproco por encima o por debajo de la diagonal principal. Así, se obtiene:

Anexo 1.1. Matriz de excesos asociada a la transición de categoría ocupacional, 2013-2017

		2017			
		Ocupado	Desempleado	Desalentado	Inactivo pleno
2013	Ocupado	0,00	-0,55	-0,23	-0,40
	Desempleado	0,55	0,00	-0,01	-0,19
	Desalentado	0,23	0,01	0,00	0,16
	Inactivo pleno	0,40	0,19	-0,16	0,00

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

El índice E no es otra cosa sino la suma de los todos excesos positivos de la matriz; es decir, la suma de las casillas ensombrecidas. Asimismo, el índice C es la diferencia de T menos E .

Anexo 2: Matrices de Transición entre condición laboral e informalidad

Una de las ventajas de las matrices de transición es funcionar como un instrumento sencillo y flexible para analizar los cambios en la condición de ocupación de las personas. Para ilustrar lo anterior, en este Anexo se presentan dos grupos de matrices de transición adicionales a las ya mostradas.

a) Matrices de transición mixta (ocupación-Informalidad)

El primer juego de matrices corresponde a la transición que combina el estado ocupacional con la condición de formalidad. Como fue mencionado, la ENAHO panel contiene información de informalidad solamente desde el 2014, por lo que el año base usado en esta sección es distinto al usado en la sección 4.3. Los anexos 2.1 y 2.2 muestran las matrices tipo *A* y *Q*, respectivamente.

Anexo 2.1. Matriz tipo *A* para la transición ocupacional, 2014-2017

		2017				
		Ocupado Formal	Ocupado Informal	Desocupado Abierto	Desocupado Oculto	No PEA
2014	Ocupado Formal	75,7	9,5	1,7	0,4	12,6
	Ocupado Informal	16,5	75,7	0,8	0,9	6,1
	Desocupado Abierto	48,5	14,5	6,2	0,0	30,7
	Desocupado Oculto	50,1	7,6	2,1	7,2	32,9
	No PEA	32,4	5,5	2,8	1,3	58,0

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Anexo 2.2. Matriz tipo *Q* para la transición ocupacional, 2014-2017

		2017				
		Ocupado Formal	Ocupado Informal	Desocupado Abierto	Desocupado Oculto	No PEA
2014	Ocupado Formal	42,7	5,4	1,0	0,2	7,1
	Ocupado Informal	2,7	12,5	0,1	0,1	1,0
	Desocupado Abierto	1,1	0,3	0,1	0,0	0,7
	Desocupado Oculto	0,4	0,1	0,0	0,1	0,2
	No PEA	7,8	1,3	0,7	0,3	13,9

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

A partir de la información del Anexo 2.2, el índice *T* asciende a 30,6%, lo que significa que en el lapso 2014-2017, 30 de cada 100 personas modificaron su situación. Asimismo, El índice *E* alcanzó 4,2% mientras que el índice *C* ascendió a 26,4%, lo que indica que los movimientos dentro del mercado laboral se compensaron entre sí o, en otros términos, el peso porcentual de los grupos analizados no ha cambiado considerablemente dentro del mercado.

b) Matrices de transición por categoría ocupacional

El segundo juego de ecuaciones está compuesto por las transiciones de la PEA ocupada por categoría ocupacional. Los resultados se encuentran en los anexos 2.3 y 2.4 a continuación.

Anexo 2.3. Matriz tipo A para la transición ocupacional, 2013-2017

		2017					
		Empleador	Empleado público	Obrero público	Independientes	TFNR	Trabajador del hogar
2013	Empleador	29,5	4,7	8,3	54,5	3,0	0,0
	Empleado público	3,1	77,2	9,2	8,8	1,6	0,1
	Obrero público	3,0	10,5	57,5	21,1	5,8	2,1
	Independientes	3,9	6,5	7,7	72,0	7,8	2,0
	TFNR	0,7	7,9	11,6	18,9	58,1	2,8
	Trabajador del hogar	1,5	16,6	8,0	27,6	2,5	43,8

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

Anexo 2.4. Matriz tipo Q para la transición ocupacional, 2013-2017

		2017					
		Empleador	Empleado público	Obrero público	Independientes	TFNR	Trabajador del hogar
2013	Empleador	1,6	0,2	0,4	2,9	0,2	0,0
	Empleado público	0,5	13,2	1,6	1,5	0,3	0,0
	Obrero público	0,6	2,0	11,2	4,1	1,1	0,4
	Independientes	1,5	2,6	3,1	28,6	3,1	0,8
	TFNR	0,1	1,3	1,8	3,0	9,2	0,4
	Trabajador del hogar	0,0	0,4	0,2	0,7	0,1	1,1

Fuente: Encuesta Nacional de Hogares y Condiciones de Vida Panel 2013-2017.

Elaboración: MTPE-DGPE-Dirección de Investigación Socio Económico Laboral (DISEL).

A diferencia de los casos anteriores, la matriz A muestra que la desagregación de la PEA por categorías ocupacionales sí ha mostrado cambios interesante en el quinquenio analizado. Algunos resultados interesante incluyen: i) 54% de las personas que reportaron ser empleadores en el 2013 cambiaron su situación hacia la independencia en el 2017; ii) los empleados públicos no cambiaron su situación considerablemente (alrededor del 77% de personas se quedaron trabajando en el sector público); iii) la mayoría de trabajadores familiares no remunerados (TFNR) modificaron su condición de empleabilidad y pasaron a convertirse en independientes (27,6%) y empleados públicos (16,6%).

Analizando la matriz de transición Q, el índice T alcanzó 35,1%, lo que indica que 35 de cada 100 trabajadores cambiaron su categoría ocupacional en el lustro observado, mientras que los índices E y C alcanzaron 7,3% y 27,8% respectivamente, por lo que, como en los casos anteriores, la importancia relativa de cada categoría dentro del mercado laboral no se habría modificado considerablemente.