

## ESTIMACIÓN Y CARACTERÍSTICAS DE LA DURACIÓN DEL DESEMPLEO EN BOLIVIA ESTIMATION AND CHARACTERISTICS OF UNEMPLOYMENT DURATION IN BOLIVIA

**Carlos Foronda y Andrea Alcaraz**

*Centro de Generación de Información y Estadísticas (CEGIE)*

*Universidad Privada Boliviana*

cforonda@upb.edu

(Recibido el 12 diciembre 2015, aceptado para publicación el 11 de enero 2016)

### RESUMEN

La tasa de desempleo de una economía es considerada el indicador sintético más empleado para describir un mercado laboral; sin embargo, no proporciona información suficiente sobre la dinámica del mismo. El presente estudio ofrece un análisis complementario de la dinámica del mercado laboral a través de la estimación de la duración completa del desempleo y de una aproximación metodológica adecuada a la disponibilidad de información en Bolivia mediante el uso de modelos paramétricos y no paramétricos que permiten una descripción del comportamiento de la duración del desempleo en relación a las características sociodemográficas de la población. Los resultados muestran que es necesario corregir los sesgos en los datos disponibles ya que ocasionan una sobre-estimación de la duración del desempleo. Para ello se empleó el método de Corak y Heisz [1]. En el país, durante los últimos años, la duración del desempleo ha sido relativamente baja, aunque existen grupos vulnerables que experimentan largos períodos de búsqueda de empleo, como son las mujeres y los mayores. También se explora la relación entre la duración del desempleo con la educación técnica y área geográfica. Finalmente, se identifica la necesidad de incluir la informalidad, el subempleo y otras variables en el análisis.

### ABSTRACT

An economy's unemployment is considered as the most widely used synthetic indicator to describe a labor market; however, it does not give enough information about its dynamics. This study provides a complementary analysis of the labor market's dynamics through the estimation of complete unemployment duration and an adequate methodological approach to the availability of information in Bolivia through the use of parametric and non-parametric models that allow a description of the behavior of unemployment's duration in relation to the sociodemographic features of the population. The results show that it is necessary to correct biases in available data, given that they cause an over-estimation of the unemployment duration. For that purpose, the method of Corak and Heisz [1] was used. In the country, in recent years, unemployment duration has been relatively low, although there are certain vulnerable groups that experiment long periods of job search, such as women and older people. It is also explored the relationship between unemployment duration and technical education and geographic area. Finally, the necessity of including informality, underemployment and other variables in the analysis is also identified.

**Palabras Clave:** Modelos de Supervivencia, Duración del Desempleo, Políticas Laborales, Métodos Semiparamétricos y No Paramétricos, Búsqueda de Empleo.

**Keywords:** Survival Models, Unemployment Duration, Labor Policies, Semi-Parametric and Non-Parametric Models, Job Search.

### 1. INTRODUCCIÓN

Dentro del análisis del comportamiento de las economías, el análisis del desempleo es relevante dada la estrecha relación que éste tiene con variables como el producto, la pobreza y la desigualdad. En general, las ineficiencias en el mercado laboral generan un mayor o menor porcentaje de población desempleada, la tasa de desempleo es el indicador tradicionalmente utilizado para la descripción de estas ineficiencias y del comportamiento del mercado laboral en general. No obstante, este indicador no proporciona una explicación a los ajustes que ocurren en el tiempo, ya que no describe, por ejemplo, las dificultades que existen para encontrar empleo, ni tampoco si las ineficiencias del mercado laboral y las políticas para resolverlas son de corto o largo plazo.

En este sentido, la duración del desempleo es un indicador que mide la rapidez de inserción de los trabajadores desempleados en las actividades productivas, también captura las fricciones de búsqueda que se manifiestan en el tiempo requerido para que los trabajadores puedan dejar la categoría de desempleo. Dadas las diferencias existentes entre las capacidades y preferencias de los trabajadores, los diferentes atributos de los puestos de trabajo, las diferencias en los flujos de información y las dificultades en la movilidad geográfica; el tiempo de búsqueda puede incrementarse, haciendo que la tasa de creación de empleo tienda a reducirse. Entonces, la duración del desempleo captura los cambios en la intensidad de búsqueda de empleos de los trabajadores desempleados que, desde el punto de vista macroeconómico, proporciona información útil para la toma de decisiones.

El análisis proveniente de un estudio del tiempo de búsqueda de empleo permite llegar a conclusiones muy ricas en interpretación, ya que a través del conocimiento de las características de la duración del desempleo, se pueden observar ineficiencias en el dinamismo del mercado laboral. Adicionalmente, este conocimiento facilita la elaboración de políticas enfocadas a disminuir el desempleo y sus consecuencias en grupos vulnerables de la población.

Debido a la carencia de trabajos de duración del desempleo y escasa disponibilidad de información en Bolivia para analizar el tema, el objetivo del documento es realizar un aporte metodológico a la discusión sobre duración del desempleo en el mercado laboral boliviano, mediante el empleo de un método adecuado de estimación de la duración del desempleo siguiendo a Corak y Heisz [1] y mediante el uso de modelos con distintas funciones de supervivencia que permita observar las características principales (mientras la disponibilidad de información lo permita) que incrementan o disminuyen la probabilidad de continuar desempleado o de conseguir un empleo, a partir de los resultados de estudios en Latinoamérica [5], [38].

Desde el ámbito teórico, los estudios se basan principalmente en el modelo de base planteado por McCall [10]. Estos modelos racionalizan la importancia de las fricciones de búsqueda en las decisiones que se toman en el mercado laboral. La importancia de las fricciones de búsqueda se plantea con el modelo de búsqueda y emparejamiento de Diamond [59], Mortensen [60] y Pissarides [61]. Este último estudio muestra que la duración del desempleo es parte importante en el mecanismo de propagación de shocks de productividad y de separación en las principales variables de la economía y también existe una considerable literatura que sugiere una correlación positiva de la duración del desempleo con la actividad económica.

También se tiene una amplia literatura sobre los determinantes de la duración del desempleo. En Sudamérica destacan Arango y Ríos [38], Canavire-Bacarreza y Lima [40] y Céspedes *et al.* [5]. La literatura en la región se enfoca en diferentes características de la población que se relacionan con la duración del desempleo. Por ejemplo, se toman en cuenta características como sexo, estado civil, edad, escolaridad, ingreso no laboral, informalidad del mercado laboral, seguro de desempleo y otras características personales, familiares y económicas.

El mercado laboral Boliviano se caracteriza por tener una baja tasa de desempleo, alta proporción de población inactiva, alta informalidad laboral y autoempleo, elementos que pueden influir sobre duración del desempleo. Entre los grupos de trabajadores más afectados por duraciones largas de desempleo se encuentran las mujeres y los adultos. La duración completa estimada para mujeres fue de 4,6 meses el año 2013 en comparación a 3,2 meses para hombres. Las personas mayores a 30 años el 2013 tuvieron una duración completa del desempleo de 4,5 meses en comparación con la duración del desempleo de 3,3 meses en el caso de personas menores. Con los modelos paramétricos estimados con datos del año 2014, tanto mujeres como personas mayores a 30 años tienen una probabilidad mayor de continuar desempleados a medida de que la duración del desempleo es mayor. Los resultados de las estimaciones de los modelos paramétricos y no paramétricos realizados muestran que la mayor probabilidad de larga duración de desempleo tiene relación con la edad, el género, el nivel de educación técnico y la ubicación geográfica de la persona y otras variables explicativas que no fueron incluidas por la limitada disponibilidad de información.

La estructura del documento contempla cuatro secciones además de la presente introducción. En la segunda sección, se describirán las principales características del desempleo urbano en Bolivia, a partir de la observación del comportamiento de la tasa de desempleo y la estimación de la duración completa del desempleo. Posteriormente, en la tercera sección se presentará el marco teórico y metodológico con el que se lleva adelante la investigación, donde se presenta la revisión de la literatura sobre búsqueda de empleo y duración del desempleo; y de las metodologías paramétricas y no paramétricas alternativas utilizadas en su análisis. En la cuarta sección, se presentará la estrategia empírica empleada y los resultados obtenidos. En el capítulo final se tendrán las conclusiones del estudio y sugerencias de estudios complementarios futuros.

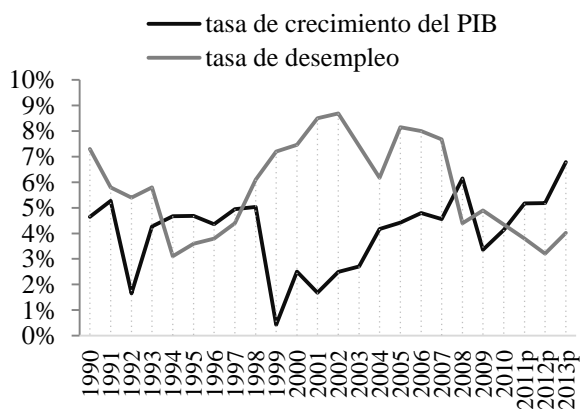
## 2. CARACTERÍSTICAS DEL DESEMPLEO URBANO EN BOLIVIA

### 2.1 Comportamiento de la tasa desempleo abierto urbano en Bolivia

En Bolivia, la información acorde con la definición de desempleo de la OIT<sup>1</sup> se puede obtener de las Encuestas de

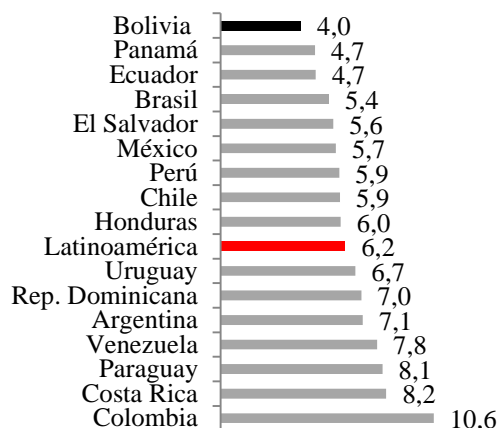
<sup>1</sup> Según la OIT [56], como personas desempleadas, se entiende a todas aquellas que tengan más de cierta edad especificada y que se hallen sin un empleo asalariado o independiente. Además, estas personas deben estar disponibles para trabajar y en busca de empleo, es decir, que hayan tomado medidas concretas para encontrar empleo. La EH considera como persona desempleada a aquella que no trabajó por al menos una hora la semana anterior a la fecha de la entrevista y que además estuvo buscando activamente un trabajo asalariado o que realizó gestiones para establecer algún tipo de negocio durante las cuatro semanas anteriores a la fecha de la entrevista. Cabe destacar, que la OIT [56] considera como Población Económicamente Activa (PEA) a aquellas personas que aportan su trabajo para producir bienes y servicios económicos, definidos según y cómo lo hacen los sistemas de cuentas nacionales y de balances de las Naciones Unidas, durante un periodo de referencia especificado, en el caso de Bolivia, al menos una hora la semana anterior.

Hogares (EH) realizadas por el Instituto Nacional de Estadística (INE)<sup>2</sup>. Históricamente, esta tasa presenta un comportamiento anti-cíclico, en la Figura 1, se puede observar que a medida que el crecimiento del PIB se acelera, el desempleo disminuye [2].



**Figura 1** - Tasa de desempleo y crecimiento del PIB en Bolivia (en % de la PEA y en % de crecimiento).

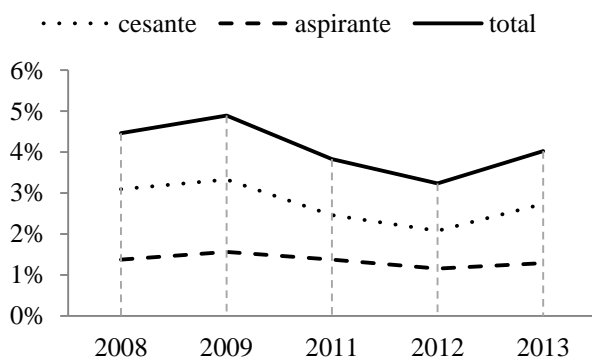
Fuente: INE y UDAPE.  
p: preliminar.



**Figura 2** - Tasa de desempleo de América Latina y el Caribe por países (tasa anual media).

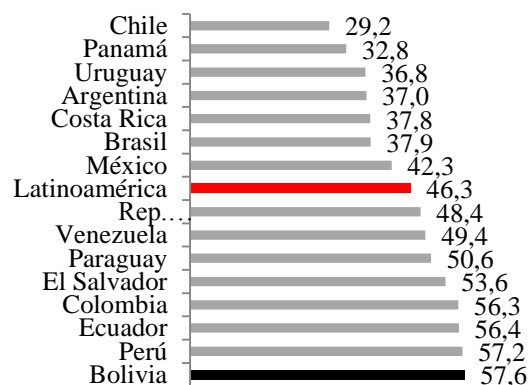
Fuente: CEPAL.  
Nota: 2013 para Bolivia y México. 2014 para el resto de países. Promedio Latinoamérica realizado por la CEPAL el año 2014.

En relación a Latinoamérica, la tasa de desempleo de Bolivia estuvo entre las más bajas en los últimos años, los últimos datos disponibles en Datos Estadísticos de la CEPAL muestran que la tasa de desempleo en Bolivia fue de 4%, menor al promedio de 6,2% en la región (Figura 2). Pese al buen desempeño de la economía que refleja la tasa de desempleo, contrariamente, la tasa de empleo informal es una de las más altas de Latinoamérica como se observa en la Figura 4, lo que refleja bajos niveles de productividad y condiciones de empleo.



**Figura 3** - Tasa de desempleo abierto urbano por años en Bolivia (en % de la PEA).

Fuente: INE.



**Figura 4** - Tasa de ocupados urbanos en sectores de baja productividad (sector informal) del mercado de trabajo (en % de la PEA urbana).

Fuente: CEPAL.  
Nota: 2013 para Bolivia y México. 2014 para el resto de países. Promedio Latinoamérica realizado por CEPAL el año 2014.

En la Figura 3 se puede observar la tasa de desempleo abierto urbano<sup>3</sup> en Bolivia entre 2008 y 2013 como porcentaje de la Población Económicamente Activa (PEA)<sup>4</sup>, desagregada por población cesante, aspirante y desempleada total. Se

<sup>2</sup> Entre los años 2003 y 2004 se realizó la Encuesta Continua de Hogares. En el año 2010 no se realizó Encuesta de Hogares.

<sup>3</sup> En las Encuestas de Hogares realizadas por el INE, se considera población cesante la población desocupada que contaba con un trabajo y que lo perdió por el cierre de actividades, al cambio de actividad u otros aspectos vinculados a la movilidad ocupacional que provocan desempleo

observa que el comportamiento de la tasa de desempleo abierto urbano está determinado por la población cesante y fue disminuyendo los últimos años, aunque en 2013 tuvo un incremento por efectos externos (desaceleración de las economías emergentes y caída de precios de las materias primas).

En la Tabla 1 se observa la evolución de la tasa de desempleo según características demográficas de la población. La tasa de desempleo para los hombres en todos los años en promedio es menor que para las mujeres.

Entre los años 2008 y 2013, se puede ver que la brecha disminuyó apenas en 0,46 puntos porcentuales. En el caso del desempleo según la edad, las personas jóvenes en edad de trabajar menores a 25 años tienen mayores tasas de desempleo. En cuanto al nivel de educación, en todos los años las mayores tasas de desempleo se encuentran en los niveles más altos de educación. Este comportamiento se observa en otros países de la región [2].

**TABLA 1 - TASA DE DESEMPLEO ABIERTO URBANO POR AÑOS EN BOLIVIA SEGÚN CARACTERÍSTICAS DE LA POBLACIÓN (EN PORCENTAJE)**

Indicador	2008	2009	2011	2012	2013
<b>Sexo</b>					
hombres	3,41	3,66	3,14	2,24	3,20
mujeres	5,72	6,43	4,71	4,43	5,05
<b>Edad</b>					
<25 años	9,68	7,98	8,48	6,10	9,11
25-44 años	3,22	4,62	2,74	3,10	3,73
mayor que 45 años	2,29	2,84	1,98	1,62	1,37
<b>Educación</b>					
primaria o menos	2,96	4,00	2,67	1,90	1,79
secundaria	5,03	5,41	3,93	3,01	2,91
superior	5,71	5,42	4,70	4,59	4,30

**Fuente:** Elaboración propia en base a datos de la Encuesta de Hogares.

## 2.2 Comportamiento de la duración del desempleo

Según los datos de la sección anterior, la tasa de desempleo es baja y ha permanecido así en los últimos cinco años. Si la duración del desempleo de estas personas es de corto plazo, no nos estaríamos enfrentando a un grave problema. En el caso de que el tiempo de desempleo tenga una duración muy larga, habría que analizar un problema estructural en el mercado de trabajo<sup>5</sup>. La descripción del comportamiento de la tasa de desempleo necesita la complementación con información de duración, ya que en sí, no proporciona un panorama dinámico del mercado laboral.

A pesar de la utilidad que presenta el complementar el análisis de la tasa de desempleo con la duración del mismo, en Bolivia existen inconvenientes a la hora de realizar el cálculo directamente. En la EH, únicamente se tiene la información de la duración del desempleo de aquellas personas que se encuentran desempleadas al momento en el que se realiza la encuesta, es decir, no se toma en cuenta la duración del desempleo de aquellas personas que ya se encuentran trabajando, y como resultado, la información muestra duraciones truncadas en el momento de la encuesta. Esta duración recibe el nombre de duración incompleta del desempleo [3], [1], [5]. La duración promedio incompleta del desempleo es considerada una medida sesgada de la duración completa promedio. La literatura menciona a dos tipos de sesgo. Por un lado, se encuentra el sesgo longitudinal, el cual resulta del muestreo de las duraciones que solamente se encuentran en proceso, indicando que se subestima la duración completa. Por otro lado, se encuentra el sesgo muestral, el cual se refiere a que la probabilidad de seleccionar a una persona para la entrevista de la encuesta es proporcional a la duración de su desempleo. Este sesgo resultaría en un bajo muestreo de aquellas personas que se encuentren experimentando una baja duración del desempleo, sobrestimando la duración completa.

friccional. Por otro lado, considera como población aspirante a aquella población generalmente joven que se encuentra en búsqueda de su primer empleo sin experiencia previa de ningún tipo (ni como aprendiz o familiar no remunerado). La tasa de desempleo abierto es la suma de la tasa de cesantía con la tasa de búsqueda por primera vez.

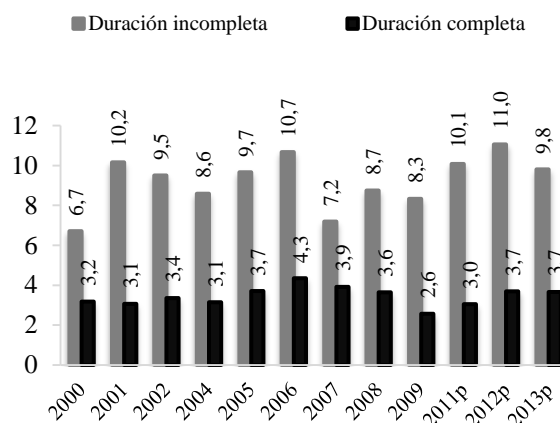
<sup>4</sup> Cabe destacar, que la OIT [56] considera como Población Económicamente Activa (PEA) a aquellas personas que aportan su trabajo para producir bienes y servicios económicos, definidos según y cómo lo hacen los sistemas de cuentas nacionales y de balances de las Naciones Unidas, durante un periodo de referencia especificado, en el caso de Bolivia, al menos una hora la semana anterior.

<sup>5</sup> Según la OIT [57], el desempleo de largo plazo se refiere a la cantidad de personas con periodos continuos de desempleo de más de un año de duración, expresada como porcentaje del total de empleados.

Tomando en cuenta lo anterior, para realizar una medición de la duración completa del desempleo, se utilizó una metodología propuesta por Corak y Heisz [1] para datos de corte transversal. Tal metodología asume una situación de estado estacionario que toma en cuenta las restricciones que tiene una muestra con características de corte transversal<sup>6</sup>. Aplicando esta metodología a la información de duración del desempleo de la EH se obtienen los resultados presentados en la Figura 5, donde se comparan la duración completa con la duración incompleta del desempleo en el área urbana de Bolivia. Claramente, la duración incompleta es mayor que la completa, implicando que existe una sobrestimación de la duración del desempleo y que el sesgo de muestra es predominante.

En promedio, en el año 2013 las personas tuvieron una duración completa del desempleo de 3.7 meses. En el periodo 2000 – 2013, la duración alcanza un mínimo el año 2009 de 2.6 meses y un máximo el año 2006 de 4.3 meses. La duración incompleta promedio el año 2013 es de 10 meses. En el periodo 2000 – 2013, la duración incompleta alcanza un mínimo de 7.2 meses el año 2007 y un máximo de 11 meses el año 2012. El promedio de la duración incompleta en el periodo 2000 – 2013 es de 9.2 meses y de la duración completa de 3.4 meses.

Una consecuencia de estimar incorrectamente la duración del desempleo es la implementación de políticas erradas, dado el diferente tratamiento que debe darse para corregir el desempleo de corto plazo y al desempleo de largo plazo. En el caso que la duración sea de largo plazo, las políticas estarían enfocadas a tratar estructuralmente el mercado laboral. Como se observa en la Figura 3, la duración incompleta en varios años está muy próxima al desempleo de largo plazo, cuando en realidad, si observamos la duración completa, ésta se encuentra entre los 2.6 y los 4.3 meses solamente.



**Figura 5** – Duración del desempleo (en meses).

Fuente: INE – EH

P: preliminar

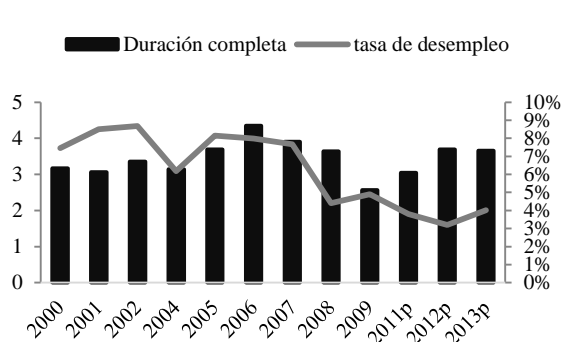
Al comparar la duración del desempleo con la tasa de desempleo en la Figura 6 y con el crecimiento del PIB en la Figura 7, se puede apreciar que no existe una relación claramente definida entre estas variables. En el caso de la tasa de desempleo, ésta se comporta de manera pro cíclica con la duración del desempleo en el período de años 2004 – 2008. En cambio, a partir del 2009, la tasa continúa descendiendo mientras la duración del desempleo comienza a incrementarse. Por otro lado, si se compara la tasa de crecimiento del PIB con la duración del desempleo, a partir del año 2008, la duración se comporta acorde con los cambios en la aceleración del crecimiento del PIB.

<sup>6</sup> En el caso que no se tengan disponibles datos de panel, Corak, M. y Heisz, A.[1] sugirieron un estimador alternativo de la duración completa del desempleo en el que se asume estado estacionario. Este supuesto, implica que tanto la tasa a la que los individuos entran al desempleo, como la tasa a la que continúan desempleados, son constantes. Sea  $S(x, t)$  la probabilidad condicional a la que un individuo permanecerá desempleado por lo menos hasta el  $x$ -ésimo mes, dado que ha estado desempleado por  $x - 1$  meses.  $S(x, t)$  también recibe el nombre de tasa de supervivencia y se estima a partir de una muestra de individuos desempleados  $N(x, t)$ , a través de la relación  $\frac{N(x, t)}{N(x-1, t)}$ . Las tasas de supervivencia son convertidas a sus equivalentes mensuales asumiendo que las tasas de supervivencia son constantes dentro de cada intervalo. Estas tasas son utilizadas en la derivación de la duración completa del desempleo esperada para un grupo de individuos que comienzan la duración de su desempleo en  $t$ , está dada por:

$$\text{Duración esperada promedio}(t) = \sum_{x=1}^n \prod_{i=1}^x S(i, t)$$

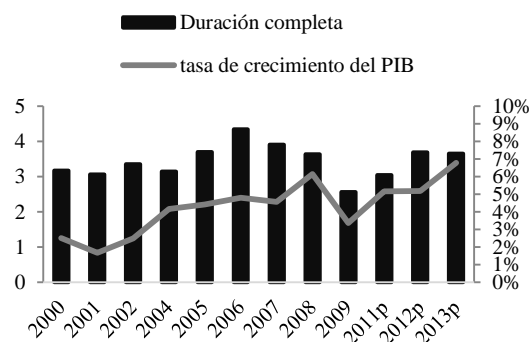
Cada elemento es el estimado de un punto en la función de supervivencia. La sumatoria es la versión en tiempo discreto del resultado, que en tiempo continuo, sería igual a la integral de la función de supervivencia. De esta forma, es posible derivar la duración completa promedio del desempleo utilizando solo los resultados de un periodo de datos.

También es posible comparar la duración completa promedio por años según sexo y categorías de edad. En el caso de la diferenciación por sexo, se puede observar en la Figura 8 que en general, las mujeres tienen una mayor duración del desempleo. En el año 2013, la duración del desempleo de las mujeres fue en promedio 4.6 meses, mientras que en la misma gestión, la duración del desempleo de los hombres fue en promedio 3.2 meses. En el año 2009, la duración completa promedio del desempleo de las mujeres llegó al mínimo de 2.6 meses, año en el que también fue el mínimo de los hombres y también fue de 2.6 meses. El año 2005, las mujeres tuvieron la duración del desempleo máxima de 5.8 meses. La duración máxima de los hombres en promedio fue de 3.8 meses los años 2006 y 2007.



**Figura 6 -** Duración completa del desempleo y tasa de desempleo (en meses y en % de la PEA).

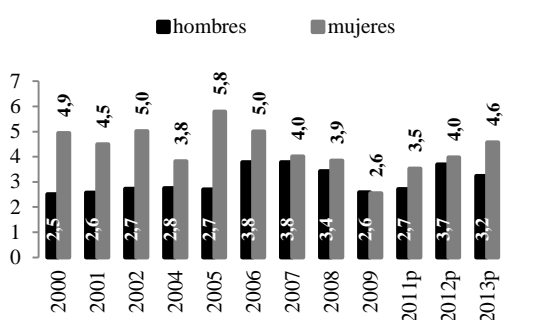
Fuente: INE- UDAPE.  
p: preliminar.



**Figura 7 -** Duración completa del desempleo en Bolivia y tasa de crecimiento del PIB (en meses y en % de crecimiento del PIB).

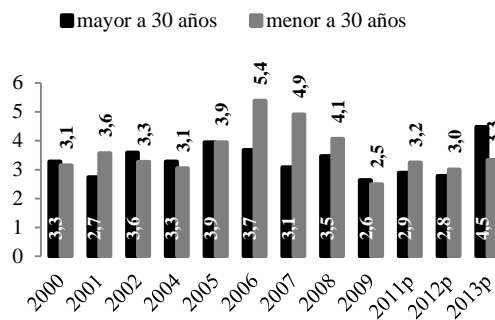
Fuente: INE- UDAPE.  
p: preliminar.

En la categorización por edad en el rango mayor y menor a 30 años en la Figura 9, no existe una clara diferenciación entre mayores y menores a 30 años en cuanto a cuál es el grupo que tiene una mayor duración del desempleo. El año 2006, la duración del desempleo de las personas menores a 30 años llegó a su máximo y fue mayor a la duración de los que eran mayores a 30 años (con duraciones de 5.4 meses y 3.7 meses respectivamente). El año 2013, la duración del desempleo en personas mayores a 30 años llegó a su máximo superando a la duración del desempleo de las personas menores a 30 años, con una duración del desempleo de 4.5 meses en relación una duración de 3.3 meses.



**Figura 8 -** Duración completa del desempleo por sexo y tasa de desempleo (en meses y en % de la PEA).

Fuente: INE-UDAPE.  
p: preliminar.



**Figura 9 -** Duración completa del desempleo por edad y tasa de desempleo (en meses y en % de la PEA).

Fuente: INE -UDAPE.  
p: preliminar.

En general, a partir de la medida de duración completa de desempleo se tiene que las mujeres y los jóvenes experimentan frecuentemente episodios de desempleo con mayor duración en relación a los hombres y mayores, aunque esta duración de desempleo aún es de corta duración.

### 3. REVISIÓN DE LA LITERATURA SOBRE BÚSQUEDA DE EMPLEO Y DURACIÓN DEL DESEMPLEO

La teoría de la búsqueda de empleo fue planteada por primera vez por Stigler [6], [7], quien tomó en cuenta las dificultades de la búsqueda en un ambiente con información imperfecta, donde el desempleado busca el salario más alto en base a la información que dispone del mercado de trabajo. Stigler [6] expuso la manera en la que la asimetría de información es común en varios mercados y que el tiempo es uno de los principales costos asociados. Stigler [7] presentó los problemas de información imperfecta ya en el mercado laboral. Expuso la existencia de incertidumbre debido a la heterogeneidad de trabajadores que debe considerar el contratante, y también de la dificultad para los trabajadores de conseguir información de condiciones de empleo.

Tomando en cuenta el problema de información, Alchian [8] sugirió que si bien las fuentes de información representan un costo, puede encontrarse un medio para que el uso de ésta sea eficiente y permita economizar en los costos de búsqueda. Akerlof [9] en su trabajo “Modelo de autos defectuosos” habló del mecanismo de esta asimetría en el mercado de bienes usados relacionándolo con la calidad y sugiere una aplicación alternativa para el mercado laboral. En este enfoque, habla de la dificultad en la contratación de trabajadores y cómo el trasfondo social, la calidad de la educación y capacidades laborales pueden servir como buenos indicadores al empleador.

La teoría de búsqueda se formalizó con los trabajos de McCall [10] y Mortensen [11], [12] entre otros<sup>7</sup>. McCall [10] afirmó que el tiempo de búsqueda dependía del salario en el que el individuo valoraba la calidad de su empleo y del costo de oportunidad de la búsqueda de empleo; y planteó dos modelos. En el primero, presentó un modelo simple de búsqueda de empleo y obtuvo el periodo esperado de desempleo en base a cómo el desempleado percibe el comportamiento de la distribución de salarios. En el segundo, generalizó el modelo simple incorporando el descuento y la duración del empleo. Mortensen [12] por su parte, describió el comportamiento dinámico del salario y el desempleo en un mercado competitivo, encontrando un nivel de equilibrio de desempleo positivo independiente de la tasa de inflación. Los análisis de la teoría de búsqueda proveyeron una base para la teoría agregada de salario, ajuste laboral y en particular, para la teoría de duración del desempleo.

La teoría de duración del desempleo se desarrolló sujeta a constante contrastación empírica. Se utilizaron ampliamente métodos de especificación paramétrica de la función de riesgo base (riesgo de contratación), métodos no paramétricos<sup>8</sup> y, en menor medida, semi-paramétricos para analizar el comportamiento y los determinantes de la duración del desempleo<sup>9</sup>. Entre los trabajos más influyentes, se encuentra el de Lancaster [13], quien presentó un análisis exhaustivo de los problemas econométricos y los métodos concernientes a la interpretación de la variación del tiempo de búsqueda de empleo. En su trabajo, propuso una forma paramétrica aplicando métodos de funciones de riesgo para la distribución de la duración del desempleo basado en evidencia empírica de trabajadores británicos.

Así, otros trabajos también relevantes en cuanto al aporte metodológico se describen a continuación. Lancaster, T. y Nickell [14] analizaron el proceso de la tasa a la cual los individuos desempleados dejan el desempleo. Particularmente, discutieron los problemas causados por factores no observables en el proceso de estimación que dificultan la identificación del verdadero proceso. Lancaster [15], analizó exhaustivamente la transición de los individuos entre el desempleo y empleo enfatizando datos individuales mediante la construcción de modelos de riesgo, mixtos y estructurales. Entre otros trabajos, van den Berg y van Ours [16] realizaron modelos de riesgo proporcional combinados para distinguir entre los efectos de la dependencia en la duración y la heterogeneidad no observada en la tasa de salida del desempleo en Francia, Holanda y Reino Unido. Siguiendo la misma línea, van den Berg y van Ours [17] presentaron un método de estimación no paramétrica para determinar la dependencia de duración entre la tasa de salida del desempleo y la heterogeneidad no observada para Estados Unidos.

Posteriormente, Mortensen y Pissarides [18] Realizaron un modelo de equilibrio estocástico y dinámico del mercado de trabajo caracterizado por la búsqueda y fricciones en el reclutamiento, donde la duración del desempleo, la duración del empleo y los salarios fueron considerados variables endógenas y donde el tiempo e incertidumbre fueron explícitamente modelados. Rogerson, Shimer y Wright [19] propusieron un modelo de equilibrio general que tomaba en cuenta la duración del desempleo basándose en un modelo simple de búsqueda para determinar la eficiencia de modelos donde los salarios son negociados de maneras distintas. Observaron que los modelos paramétricos más utilizados ofrecían resultados que son limitados a efectos parciales, y que los modelos paramétricos más utilizados imponían condiciones entre regresores cuya respuesta no podría ser cumplida por la distribución empírica subyacente [20], [21], [22]. Koenker

<sup>7</sup> También se desarrollaron otros modelos teóricos de búsqueda, entre ellos se encuentran el modelo de búsqueda-matching de Jovanovic [58], el modelo de búsqueda-matching-regateo de Diamond y Maskin [59], Mortensen [60], Mortensen y Pissarides [61], el modelo de búsqueda de equilibrio de Albrecht y Axell [62]. Eckstein y van den Berg, G.[63] construyeron un modelo general de búsqueda de trabajo que, mediante variaciones en los supuestos engloba a los modelos mencionados anteriormente.

<sup>8</sup> Entre los que se encuentra el método propuesto por Kaplan y Meier [64].

<sup>9</sup> Cox [51] propuso un modelo semi-paramétrico que tenía una especificación de verosimilitud de riesgos proporcionales parciales. Posteriormente, Han y Hausman [65] especificaron y estimaron un modelo de riesgos proporcionales paramétrico y flexible para datos de duración del desempleo como propuesta ante algunas limitaciones de los modelos semiparamétricos de Cox [51].

y Blias [23], Machado y Portugal [24] y Wichert y Wilke [25] sugirieron los modelos de regresión por cuantiles como una alternativa.

Van den Berg y van der Klaauw [26] investigaron los efectos de la consejería y el monitoreo en la tasa de transición al empleo y analizaron la efectividad de tales políticas. Para el análisis utilizaron un análisis teórico que comprendía un modelo de búsqueda con dos canales de búsqueda y un esfuerzo de búsqueda endógeno.

Cahuc, Carcillo y Zylberberg [27] describen cómo a partir del modelo de búsqueda se tienen dos variables importantes: **la tasa de riesgo** (tasa a la cual se sale del desempleo) y **la duración del desempleo**. Dada la naturaleza estocástica de la teoría de búsqueda, consideran las funciones de probabilidad que se asocian a la duración del desempleo. Toman en cuenta la longitud temporal en un estado (el desempleo) hasta el suceso que implica un cambio de estado (contratación). Así, el enfoque está en la ocurrencia del acontecimiento que determina el final de la duración.

Los estudios expuestos acerca de los determinantes de la duración del desempleo a través de metodologías empíricas han tomado diferentes perspectivas a nivel global. Arntz y Wilke [28], en un estudio para Alemania, clasificaron estos determinantes en individuales, regionales e institucionales. Según este enfoque las características observables individuales son: la edad, el sexo, el estado civil, la tenencia de hijos, razones de despido y los rasgos de personalidad, entre otros. Entre los determinantes regionales e institucionales, la literatura se enfoca en: la heterogeneidad geográfica, el seguro del desempleo y el nivel óptimo de beneficios. Entre otras características observables también analizadas están la consejería y el monitoreo a desempleados; y los diferentes canales de búsqueda utilizados. Otro trabajo que busca analizar los determinantes de la duración del desempleo, es el de Reid [29], que cuestionó la efectividad de los canales informales de búsqueda de empleo basado en un análisis descriptivo y determinó que no existía una gran diferencia en los efectos de los canales formales e informales de búsqueda de empleo sobre la duración del desempleo.

Foley [30] analizó los determinantes de la duración del desempleo de ciudadanos en Rusia que se encontraban en las primeras etapas de transición económica. Realizó un modelo de espera en tiempo discreto con riesgos competitivos que incorporaba la heterogeneidad no observada y que evaluaba el rol de factores demográficos como sexo, estado civil, edad y educación; ingresos alternativos y condiciones de demanda local sobre la duración de desempleo. Okatenko [31] estimó el impacto de las razones económicas y personales de la finalización involuntaria de un contrato de trabajo sobre la subsecuente duración del desempleo por medio de métodos paramétricos y no paramétricos. Encontró que la duración del desempleo de las personas que terminaron su empleo por razones personales tiene una duración mayor que aquellas por razones económicas. Uysal y Pohlmeier [32] propusieron analizar el efecto de la personalidad sobre la duración del desempleo tomando en cuenta la taxonomía propuesta por Norman [33].

Una de las aplicaciones más importantes del estudio de la duración del desempleo es evaluar los efectos del seguro de desempleo aplicado sobre todo en las economías Europeas. Ehrenberg y Oaxaca [34], evaluaron el nivel óptimo de los beneficios del seguro del desempleo a través de la estimación de la magnitud de las relaciones entre dicho seguro con la duración del desempleo y los salarios post-desempleo. Katz y Meyer [35] analizaron los efectos del incremento en la duración de los beneficios de desempleo sobre la duración del desempleo, los resultados mostraron que las políticas que extendían la duración potencial de los beneficios incrementaban la media de la duración del desempleo sustancialmente más que aquellas políticas equivalentes que incrementaban el nivel de beneficios con la misma duración potencial. Meyer [36] por su parte, realizó estimaciones de los efectos del nivel y la duración de los beneficios del Seguro de Desempleo sobre la duración del desempleo enfocándose en el comportamiento individual del desempleado una semana antes de que concluyan los beneficios. Entre otros estudios que analizaron los efectos de los beneficios del seguro de desempleo sobre la duración, se encuentra Hunt [37], quien analizó los efectos de cortes en el nivel de la compensación del desempleo en Alemania y determinó la sensibilidad de la duración del desempleo a extensiones de la duración potencial del seguro de desempleo.

En Latinoamérica, también se realizaron diversos estudios de duración del desempleo. En Colombia, por ejemplo, los estudios de duración se realizaron con enfoque en género, intensidad de búsqueda y anuncios de vacantes, utilizando métodos paramétricos y no paramétricos. Arango y Ríos [38], realizaron una descripción extensiva de la literatura en Colombia, anterior a su trabajo sobre las estimaciones de duración del desempleo realizadas y tomaron en cuenta la especificación econométrica de los métodos de estimación utilizados y las variables incluidas en cada uno. Resaltaron cómo en Colombia la literatura sugería que: las personas casadas duraban menos en el desempleo, las mujeres duraban más en el desempleo que los hombres, la mayor edad de las personas reducía la probabilidad de salir del desempleo y aumentaba la duración del mismo, si mayor era la educación (escolaridad), mayor era el tiempo de búsqueda, cuanto mayores eran los ingresos no laborales, mayor era el salario de reserva y mayor era la duración del desempleo<sup>10</sup>.

<sup>10</sup> Entre los otros trabajos mencionados por Arango y Ríos [38] para Colombia están Núñez y Bernal [66], Tenjo y Ribero [67], Tenjo [68], Martínez [69], Castellar y Uribe [70] y Oviedo [71].



En Argentina, Arranz, Cid y Muro [39] estimaron un modelo discreto de riesgos proporcionales mixtos de la tasa de salida del desempleo entre los años 1997 y 1998. Estimaron los riesgos brutos de un individuo desempleado asociados a características personales, familiares y económicas. Entre otros trabajos para Argentina, se destacan también los trabajos de Canavire - Bacarreza y Lima [40] en el que se evaluó la duración del desempleo y la movilidad laboral en un contexto anterior y posterior a la crisis acontecida en este país en el período 1998 – 2005. Estos autores también tomaron en cuenta las diferencias que algunos determinantes demográficos tenían sobre la duración del desempleo en base a la formalidad o informalidad del mercado laboral. Ortega [41], analizó el período 1995-2001 mediante una aproximación empírica utilizando métodos paramétricos y no paramétricos de duración del desempleo para explicar la diferencia la situación laboral entre hombres y mujeres. También Maurizio y Monsalvo [42] utilizaron regresiones censuradas por cuantiles para evaluar la presencia de efectos diferenciados del ciclo de negocios y los cambios en la estructura productiva de las tasas de riesgo del desempleo. También probaron la validez del supuesto de proporcionalidad, propuesta en la mayoría de los estudios de duración realizados en Argentina.

Los estudios que se realizaron en Chile tuvieron diferentes enfoques. Desde el año 2002, se implementó el programa de protección social Chile Solidario con el objetivo de promover la incorporación de las familias en extrema pobreza a las redes sociales y el acceso a mejores condiciones de calidad de vida. Montero [43] realizó un estudio de la duración del desempleo para las personas que eran beneficiarias del programa. Reyes, van Ours y Vodopivec [44] examinaron los determinantes de las tasas de entrada al empleo de las personas que recibían beneficios al desempleo. El programa de beneficios chileno, combina el seguro social con un fondo solidario que utiliza cuentas de ahorro de seguro del desempleo. El estudio de Reyes, van Ours y Vodopivec [44] demostró cómo estas cuentas de ahorro mejoraban los incentivos a trabajar. Sanhueza y Castillo [45] por su parte, dentro de su trabajo “Factores de riesgo individual del desempleo y seguro del desempleo”, analizaron la pérdida involuntaria de empleo, la duración del desempleo y la reinscripción en el empleo; a través de análisis paramétricos y no paramétricos.

Céspedes, Gutiérrez y Belapatiño [5] estudiaron la duración del desempleo en Perú, tomando en cuenta características del mercado laboral del país como: la informalidad, autoempleo e inactividad. Realizaron el cálculo de la duración completa de la duración del desempleo y del análisis de los principales determinantes de oferta y demanda de trabajo que afectaban a la duración del desempleo. Otro documento relevante en este país en cuanto a duración del desempleo es, por ejemplo, el de Belapatiño, Céspedes y Gutiérrez [46], donde se estudió la duración del desempleo en Lima Metropolitana y se mostró la consistencia de la baja duración del desempleo con la relación positiva de la tasa de riesgo de dejar el desempleo y la duración del desempleo de desempleados recientes. Nuevamente se resaltan a la informalidad, el autoempleo y la inactividad como un elemento detrás de la baja duración del desempleo. Estos trabajos se basan en Chacaltana [47] y Díaz y Maruyama [48], quienes tomaron en cuenta la duración del desempleo para el análisis dinámico del desempleo en base a métodos paramétricos y no paramétricos.

### 3.1 Modelos de duración del desempleo

Para el análisis de duración, es necesario tomar en cuenta los conceptos clave de las funciones de distribución, densidad, supervivencia, riesgo y riesgo acumulado en tiempo continuo y discreto. La función de distribución acumulada es la probabilidad de que la duración de la búsqueda no llegue hasta más de  $T$  días. La función de densidad es la probabilidad incondicional de que la duración sea exactamente  $T$  días. La función de supervivencia es la probabilidad de que la búsqueda sea mayor a  $t$  periodos. En otras palabras, es la fracción de buscadores que se quedan buscando más de  $t$  periodos. La tasa de escape o función de riesgo responde a la pregunta: Dado que la duración de búsqueda ha llegado a  $t$  días, ¿cuál es la probabilidad de que finalice en el próximo pequeño intervalo de tiempo  $dt$ ? Su relación muestra a aquellas personas que salen del desempleo en el instante  $t$  sobre aquellas que continúan en el desempleo (ver Tabla 2).

#### 3.1.1 Modelos no paramétricos de duración del desempleo

Cameron y Trivedi [49] describieron la estimación no paramétrica de las funciones de supervivencia. Estos modelos conforman un análisis previo o complementario para los modelos paramétricos y semiparamétricos. El enfoque común está en funciones de supervivencia, riesgo y riesgo acumulado en tiempo discreto, en los que no se tiene un supuesto paramétrico *a priori* y se toma en cuenta la censura. No supone una distribución predeterminada ni tampoco considera regresores. Su interés recae en los pocos valores clave que tales regresores pueden tomar. Los modelos no paramétricos permiten obtener una descripción más detallada de las funciones de supervivencia y riesgo. Los mismos permiten separarlas según los diferentes niveles que tomen los regresores para así compararlas de acuerdo a los valores que tomen en cada uno de los niveles de tratamiento.

El estimador de la función de supervivencia, asumiendo inicialmente que no existe censura, es uno menos la función de distribución acumulada de la muestra. Entonces,  $\hat{S}(t)$  es igual al conjunto de duraciones en la muestra de duración mayor a  $t$ , dividida por la muestra de tamaño  $N$ .

**TABLA 2 - DEFINICIÓN DE CONCEPTOS CLAVE EN EL ANÁLISIS DE DURACIÓN**

<b>Función</b>	<b>Símbolo</b>	<b>Definición</b>	<b>Relaciones</b>	<b>Tiempo discreto PH</b>
Densidad	$f(t)$		$f(t) = dF(t)/dt$	
Distribución	$F(t)$	$Prob[T \leq t]$	$F(t) = \int_0^t h(s)ds$	
Supervivencia	$S(t)$	$Prob[T > t]$	$S(t) = 1 - F(t)$	$S^d(t) = \prod_{j t_j \leq t} (1 - h_j)$
Riesgo	$h(t)$	$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{Prob[t \leq T < t + dt   T \geq t]}{dt}$	$h(t) = f(t)/S(t)$	$h_j = f^d(t_j)/S^d(t_{j-})$
Riesgo acumulado	$H(t)$	$\int_0^t h(s)ds$	$H(t) = -\ln S(t)$	$H^d(t) = \sum_{j t_j \leq t} h_j$

**Fuente:** Cameron y Trivedi [49]

**Nota:** t es una variable aleatoria discreta que denota el tiempo de duración del desempleo. Los casos continuo y discreto pueden ser combinados<sup>11</sup>.

Se denota  $t_1 < t_2 < \dots < t_j < \dots < t_k$  el tiempo de falla discreto del conjunto de duraciones en una muestra de tamaño  $N$ ,  $N \geq k$  y se define  $d_j$  al conjunto de duraciones que terminan en un tiempo  $t_j$ . Como los datos son discretos,  $d_j$  puede exceder a uno. Algunas duraciones pueden estar observadas de manera incompleta. Se define  $m_j$  al número de duraciones censuradas a la derecha en el intervalo  $[t_j, t_{j+1})$ . El mecanismo de censura es asumido como censura independiente, así que lo único conocido sobre la duración censurada en  $[t_j, t_{j+1})$  es que el tiempo de fallo es mayor que  $t_j$ . Las duraciones están en riesgo de fallo si aún no fallaron o han sido censuradas. Se define  $r_j$  al número de duraciones en riesgo en el tiempo  $t_{j-}$ , eso es, justo antes del tiempo  $t_j$ , entonces  $r_j = (d_j + m_j) + \dots + (d_k + m_k) = \sum_{l|l \geq j} (d_l + m_l)$ . Se observa que  $r_1 = N$ .

En resumen:

$$\begin{aligned}
 d_j &= \# \text{ de duraciones terminando en el tiempo } t_j, \\
 m_j &= \# \text{ de duraciones terminando en } [t_j, t_{j+1}), \\
 r_j &= \# \text{ de duraciones en riesgo en el tiempo } t_{j-} = \sum_{l|l \geq j} (d_l + m_l).
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

La función de riesgo en tiempo discreto se define como  $h_j = Pr[T = t_j | T \geq t_j]$ , un estimador obvio de la función de riesgo es el número de duraciones terminando en el tiempo  $t_j$  dividido entre el número en riesgo de falla en el tiempo  $t_{j-}$ , es decir,

$$\hat{h}_j = \frac{d_j}{r_j}.
 \tag{2}$$

La función de supervivencia en tiempo discreto se obtiene recursivamente desde la función de riesgo como:

$$S^d(t) = Pr[T \geq t] = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - h_j)
 \tag{3}$$

El estimador Kaplan-Meier o estimador de producto límite de la función de supervivencia es el análogo de la muestra:

$$\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \hat{h}_j) = \prod_{j|t_j \leq t} \frac{r_j - d_j}{r_j}
 \tag{4}$$

Ésta es una función de paso decreciente que tiene un salto a cada tiempo de fallo.

<sup>11</sup> Otros autores de la literatura de análisis de la duración como Lancaster, T. [15] definen  $F(t) = Prob[T < t]$  y por lo tanto  $S(t) = Prob[T \geq t]$  porque las funciones de riesgo se condicionan en  $[T \geq t]$  antes que en  $[T < t]$ . La definición utilizada causa una diferencia en el caso discreto, en el momento exacto en el que la transición ocurre.

En el caso de no censura de  $\hat{S}(t)$  en (13), éste se simplifica a  $\hat{S}(t) = r/N$ , es decir el número que continúa en riesgo en un tiempo  $t$  dividido entre el tamaño de la muestra, el cual es uno menos la función de distribución empírica. Para ver esto, se observa que  $r_j - d_j = r_{j+1}$ , si  $m_j = 0$ , entonces el número en riesgo al tiempo  $j$  menos el número de muertes<sup>12</sup> en un tiempo  $j$  se iguala al número en riesgo en el tiempo  $j+1$ . Entonces, la ecuación (13) se convierte en  $\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} \frac{r_{j+1}}{r_j}$ , que se simplifica a  $r/r_1$ , donde  $r_1 = N$ .

La función de riesgo acumulada en tiempo discreto está definida por:

$$H^d(t) = \sum_{j|t_j \leq t} h_j \tag{5}$$

El estimador Nelson-Aalen de la función de riesgo acumulada, es el obvio análogo muestral,

$$\hat{H}(t) = \sum_{j|t_j \leq t} \hat{h}_j = \sum_{j|t_j \leq t} \frac{d_j}{r_j} \tag{6}$$

El estimador también puede usarse para estimar la función de supervivencia:

$$\hat{S}(t_j) = \exp(-\hat{H}(t)) \tag{7}$$

Las técnicas Kaplan-Meier y Nelson-Aalen son útiles solamente como métodos de evaluación preliminar, dado que son métodos puramente descriptivos para la evaluación de una variable. La curva de supervivencia con estos métodos presenta una forma escalonada, dado que la proporción de personas que continúan en observación sin contratar cambia exactamente en los momentos predeterminados en que la contratación ocurre, por lo que se da un salto en cada tiempo de falla discreto.

### 3.1.2 Modelos paramétricos y semiparamétricos de duración del desempleo

Los modelos paramétricos asumen una distribución subyacente. Para la presentación de los mismos, se resume la descripción propuesta por Cameron y Trivedi [49] y Cleves *et al.* [50] acerca de las distribuciones referenciales relacionadas con el presente trabajo, así como de los modelos comúnmente utilizados en el análisis de duración.

Los modelos más utilizados en el ajuste de funciones de supervivencia a los efectos de covariables para el análisis de duración, son los modelos de riesgos proporcionales o multiplicativos (PH por sus siglas en inglés), sin embargo, los modelos de tiempo de falla acelerada (AFT por sus siglas en inglés) también son ampliamente utilizados. En los modelos PH, las covariables tienen un efecto multiplicativo en la función de riesgo.

$$h(t|\mathbf{x}) = h_0(t, \alpha)g(\mathbf{x}, \beta) \tag{8}$$

donde  $g(\mathbf{x}, \beta)$  y algunos  $h_0(t, \alpha)$  son funciones no negativas de las covariables.  $h_0(t, \alpha)$  es normalmente conocido como riesgo base. Una opción usual es permitir que  $g(\mathbf{x}, \beta) = \exp(\mathbf{x}'\beta)$ . La función  $h_0(t)$  puede no especificarse, como es el caso del modelo semiparamétrico de riesgos proporcionales Cox, D. [51] o también puede tomar una forma paramétrica específica. Las distribuciones en modelos PH más utilizadas son la exponencial, Weibull y Gompertz.

En los modelos AFT, el logaritmo natural del tiempo de supervivencia,  $\ln t$  se expresa como una función lineal de sus covariables<sup>13</sup>:

$$\ln t = \mathbf{x}'\beta + z \tag{9}$$

donde  $\mathbf{x}$  es un vector de covariables,  $\beta$  es un vector de coeficientes de regresión y  $z$  es el error con densidad  $f(z)$ . La forma de la distribución del error determina el modelo de regresión. Como  $\ln t$  puede tomar valores entre  $(-\infty, \infty)$ , la distribución para  $z$  puede ser cualquier distribución continua en  $(-\infty, \infty)$ .

Si  $z$  sigue una densidad normal o logística, el modelo determinado es el log normal o log logístico respectivamente. Si  $f(z)$  sea igual a la densidad de valor extremo, se tiene la distribución Weibull o exponencial. El modelo gamma también puede ser obtenido como un modelo AFT, al permitir que  $z$  tenga una densidad  $f(z) = \exp(\alpha z - e^z) / \Gamma(\alpha)$ . El efecto del modelo AFT es de cambiar la escala de tiempo a un factor  $\exp(-\mathbf{x}'\beta)$ , por lo que el riesgo tendrá la forma

<sup>12</sup> Al ser modelos de supervivencia, se toma el término muerte como el evento de cambio de estado. En economía laboral, éste término equivale a contratación.

<sup>13</sup> Por el vector  $\mathbf{x}$  se sabe que la distribución de duración es diferente de individuo a individuo dadas sus propias características (observables y no observables) que supuestamente no cambian con el tiempo.

$h(t|\mathbf{x}) = h_0(t \exp(-\mathbf{x}'\beta)) \exp(\mathbf{x}'\beta)$ . El tiempo será acelerado o desacelerado<sup>14</sup> si el factor  $\exp(-\mathbf{x}'\beta)$  es mayor o menor a 1. Las funciones de riesgo y supervivencia para los modelos más utilizados, así como sus formas de parametrización y métrica, se encuentran en la Tabla 3.

Cameron y Trivedi [49] y Cleves *et al.* [50] también hacen un análisis de los modelos paramétricos más importantes. El primer modelo paramétrico analizado es el exponencial, asumido como un punto de partida natural. Dado que esta distribución posee una tasa de riesgo constante  $h$  que no varía con  $t$ , se tiene la propiedad de que esta distribución no tiene memoria. Sin embargo, la observación de las duraciones no tiene este comportamiento constante ya que la tasa de escape disminuye con el transcurso del tiempo (cuando una persona está más tiempo desempleada, la tasa de salida del desempleo y la tasa de arribo de ofertas laborales son menores). Dada esta limitación, la teoría buscó otras funciones de distribución para adecuar la tasa de riesgo a la realidad. Una forma funcional de distribución menos restrictiva se logra mediante la generalización del término de error, a través de una constante de proporcionalidad  $\alpha$  en el modelo Weibull.

La distribución Weibull permite calcular una medida del grado de concentración en la distribución que incluye al modelo exponencial cuando  $\alpha = 1$ . Si  $\alpha > 1$ , la probabilidad de salida crece con el tiempo; si  $\alpha < 1$ , decrece.

**TABLA 3 - MODELOS PARAMÉTRICOS ESTÁNDAR, FUNCIONES DE RIESGO, SUPERVIVENCIA, PARAMETRIZACIÓN Y TÉRMINOS AUXILIARES**

Modelo paramétrico	Función de Riesgo	Función de supervivencia	Parametrización	Términos auxiliares	Métrica
Exponencial	$h$	$\exp(-h t)$	$h = \exp(\mathbf{x}'\beta)$ , $h = \exp(-\mathbf{x}'\beta)$		PH AFT
Weibull	$h \alpha t^{\alpha-1}$	$\exp(-ht^\alpha)$	$h = \exp(\mathbf{x}'\beta)$ , $h = \exp(-\alpha\mathbf{x}'\beta)$	$\alpha$	PH AFT
Gompertz	$h \exp(\alpha t)$	$\exp\left[-\left(\frac{h}{\alpha}\right)(e^{\alpha t} - 1)\right]$	$h = \exp(\mathbf{x}'\beta)$	$\alpha$	PH
Log-normal	$\frac{\exp\left(-\frac{(\ln t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)}{t\sigma\sqrt{2\pi}\left[1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)\right]}$	$1 - \Phi\left[\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right]$	$\mu = \mathbf{x}'\beta$	$\sigma$	AFT
Log-logístico	$\frac{\alpha h^\alpha t^{\alpha-1}}{[1 + (ht)^\alpha]}$	$\frac{1}{[1 + (ht)^\alpha]}$	$h = \exp(-\mathbf{x}'\beta)$	$\alpha$	AFT
Gamma	$\frac{h(ht)^{\alpha-1}\exp[-(ht)]}{\Gamma(\alpha)[1 - I(\alpha, ht)]}$	$1 - I(\alpha, ht)$	$h = \exp(\mathbf{x}'\beta)$	$\alpha$	AFT

**Fuente:** Cameron, A. y Trivedi, P. [49] y Cleves, M., et al. [50].

**Nota:** (1) PH = Riesgos proporcionales y AFT= Tiempo de falla acelerada.

(2) Todos los parámetros están restringidos a ser positivos, excepto para el modelos Gompertz donde  $-\infty < \alpha < \infty$ .

(3) Para el modelo log-normal,  $\Phi(x)$  es la distribución normal estándar acumulada.

(4) Para el modelo gamma,  $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty e^{-t} t^{\alpha-1} dt$  es la función gamma e  $I(\alpha, ht)$  es la función gamma incompleta, donde

$$I(\alpha, x) = \frac{\int_0^x e^{-t} t^{\alpha-1} dt}{\Gamma(\alpha)}, 0 < I(\alpha, x) < 1.$$

La distribución Gompertz es similar a la Weibull en que tiene una función de riesgo que puede ser monótonicamente creciente si  $\alpha > 0$  o monótonicamente decreciente si  $\alpha < 0$ , con la exponencial como un caso especial en el que  $\alpha = 0$ . La función Gompertz es un buen modelo para datos de mortalidad e investigación médica y es utilizado más en bioestadística que en econometría. Su parametrización solamente es la de un modelo PH. Esta distribución se adapta mejor al modelar datos cuyas tasas de riesgo sean monótonas que a aquellas que se incrementen o reduzcan exponencialmente con el tiempo.

Las distribuciones log-logística y log-normal se implementan en la forma AFT. La distribución log-normal tiene una función de riesgo con forma de bañera invertida que primero crece con  $t$  y para luego decrecer a medida que  $t$  se incrementa. Así también lo hace la log-logística, para  $\alpha > 1$ . En el caso de la distribución log-logística, el logaritmo natural del tiempo sigue una distribución logística, mientras que en el caso de la log-normal, el logaritmo natural del tiempo sigue una distribución log-normal. Estos modelos son claramente más apropiados que la exponencial, Weibull, y

<sup>14</sup> Para mayor información sobre los modelos PH y AFT, ver Cameron y Trivedi [49, pp. 591-592].

Gompertz para datos de duración con esta propiedad, es decir de aquellos que tengan una función de riesgo no monótona. Ambas distribuciones son parecidas, con resultados similares.

Una mayor flexibilidad se puede obtener con el modelo Gamma, el cual está implementado solamente en la forma AFT. La función de riesgo del modelo con distribución Gamma generalizada puede adoptar muchas formas posibles<sup>15</sup>, incluyendo a aquellos casos en los que tome la forma Weibull (cuando  $\kappa = 1$ ), exponencial (cuando  $\kappa = 1$  y  $\sigma = 1$ ) o log-normal (cuando  $\kappa = 0$ ). Este modelo es comúnmente utilizado cuando se quiere seleccionar al modelo paramétrico adecuado a los datos<sup>16</sup>.

### 3.1.3 Modelos semi-paramétricos de duración del desempleo

Según Cameron y Trivedi [49], los modelos completamente paramétricos de una sola duración son relativamente simples de estimar en presencia de censura. Sin embargo, este tipo de estimaciones pueden producir parámetros inconsistentes si alguna parte del modelo está mal especificada. Una manera de resolución de este problema es a través de la elección de formas funcionales paramétricas flexibles y por lo tanto proveen de alguna protección contra la mala especificación, aunque la identificación y estimación de tales formas funcionales flexibles no siempre es sencilla.

Afortunadamente, existen métodos semi-paramétricos como el modelo de Cox [51], que requieren menos que la especificación de la distribución completa. El modelo de Cox es el modelo estándar para datos de supervivencia. Este modelo, llamado Cox PH, se estima una función de riesgo proporcional con censura independiente bajo supuestos de distribución débiles.

El primer paso a seguir es el de proponer una forma funcional particular para la tasa de riesgo, el modelo de riesgo proporcional con una tasa de riesgo condicional:

$$h(t|\mathbf{x}, \beta) = h_0(t)\phi(\mathbf{x}, \beta) = h_0(t)\exp(\beta_1x_1 + \dots + \beta_jx_j) \quad (10)$$

La función  $h_0(t)$  es llamada de riesgo base y está solamente en función de  $t$ . La función  $\phi(\mathbf{x}, \beta)$  solamente está en función de  $\mathbf{x}$ . Un modelo semiparamétrico considera no especificada a la forma funcional  $h_0(t)$  y totalmente especificada para la forma funcional  $\phi(\mathbf{x}, \beta)$ . Sin embargo, es posible recuperar una función de supervivencia base  $S_0(t)$  a partir de un estimado de la función de riesgo acumulada  $H_0(t)$ .

La elección más común para  $\phi(\mathbf{x}, \beta)$  es la forma exponencial:

$$\phi(\mathbf{x}, \beta) = \exp(\mathbf{x}'\beta) \quad (11)$$

esto permite a los coeficientes ser fácilmente interpretables, además de asegurar que  $\phi(\mathbf{x}, \beta) > 0$ .

Bajo el supuesto de que el  $j$ -ésimo regresor  $x_j$  se incrementa en una unidad y otros regresores permanecen constantes, entonces:

$$h(t|\mathbf{x}_{nuevo}, \beta) = h_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta + \beta_j) = \exp(\beta_j) h(t|\mathbf{x}, \beta) \quad (12)$$

Así, la nueva tasa de riesgo es  $\exp(\beta_j)$  veces la tasa de riesgo original, y el cambio en el riesgo es  $1 - \exp(\beta_j)$  veces el riesgo original. Si se utilizan métodos de cálculo, el cambio en el riesgo es  $\beta_j$  veces el riesgo original desde que:

$$\frac{\partial \lambda(t|\mathbf{x}, \beta)}{\partial x_j} = h_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta)\beta_j = \beta_j h(t|\mathbf{x}, \beta). \quad (13)$$

Esto es consistente con el resultado sin cálculo en que  $\exp(\beta_j) \approx 1 + \beta_j$ .

Para formas más generales de  $\phi(\mathbf{x}, \beta)$ , los cambios en los regresores pueden otra vez ser interpretados como si tuvieran un efecto multiplicativo en el riesgo original, dado que:

<sup>15</sup> Para la distribución Gamma Generalizada, las funciones de densidad y de supervivencia de tres parámetros son, respectivamente:

$$S(t) = \begin{cases} 1 - I(\eta, u), & \text{si } (\kappa > 0) \\ 1 - \varphi(z), & \text{si } (\kappa = 0) \\ I(\eta, u), & \text{si } (\kappa < 0) \end{cases}, \quad f(t) = \begin{cases} \frac{\gamma^\gamma}{\sigma t \sqrt{\gamma} \Gamma(\gamma)} \exp(z\sqrt{\gamma} - u), & \text{si } \kappa \neq 0 \\ \frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right), & \text{si } \kappa = 0 \end{cases}$$

donde  $\gamma = |\kappa|^{-2}$ ,  $z = \text{sign}(\kappa)\{\log(t) - \mu\}/\sigma$ ,  $u = \gamma \exp(|\kappa|z)$ ,  $\varphi(z)$  es la función de distribución estándar normal acumulada e  $I(a, x)$  es la función gamma incompleta.

<sup>16</sup> Uno de los problemas más comunes en los métodos de análisis de duración del desempleo paramétricos es la heterogeneidad. Existe heterogeneidad cuando distintos individuos o grupos de individuos tienen distribuciones distintas de la variable dependiente [72].

$$\frac{\partial h(t|x,\beta)}{\partial x} = h_0(t) \partial \phi(x, \beta) / \partial x_j = \lambda(t|x, \beta) \times [\phi(x, \beta) / \partial x_j] / \phi(x, \beta) \quad (14)$$

Esto requiere el conocimiento de  $\beta$ , pero no del riesgo base  $h_0(t)$ . El modelo de riesgos proporcionales de Cox permite determinar el efecto de diferentes variables sobre el riesgo.

#### 4. ESTRATEGIA EMPÍRICA Y RESULTADOS

##### 4.1 Fuentes de información

Dadas las características de la Encuesta de Hogares, no es posible la realización de modelos de supervivencia (*hazard*) ya que la misma solamente brinda datos de la duración incompleta del desempleo. Los modelos paramétricos y no paramétricos pueden incorporar información censurada, siempre y cuando se cuenten con datos de desempleo tanto de los desempleados en el momento de la encuesta como de los empleados que tuvieron un periodo de desempleo antes de la encuesta.

Teniendo la necesidad de contar con esta información, se utilizó la Encuesta de Mercado Laboral en Bolivia realizada por el Centro de Generación de Información y Estadísticas de la UPB el año 2014, que trata de identificar las habilidades y características laborales, particulares y generales, de las personas. Esta encuesta, fue realizada en el área urbana de los nueve departamentos del país y cuenta con representatividad por piso ecológico (altiplano, valles y llanos), la base de datos cuenta con 4.651 observaciones. A diferencia de la EH, esta encuesta incluye la pregunta a los empleados: ¿Cuánto tiempo estuvo buscando trabajo antes de acceder a su actual cargo?

Los datos empleados corresponden a personas mayores a 17 años del área urbana de los nueve departamentos, un resumen de la información de las variables consideradas se explica en la sección siguiente y se observa en la tabla 4, a continuación:

**TABLA 4 - VARIABLES TOMADAS EN CUENTA PARA ESTIMACIÓN**

Variable		Nº de observaciones	Media	Desviación
duración	meses de duración del desempleo	1.297	5,92	7,31
edad	edad en años	1.283	29,2	8,05
joven	menor a 30 años	830		
	mayor a 30 años	453		
mujer	es mujer	636		
	es hombre	661		
bachiller	máximo nivel educativo bachiller	351		
	no tiene como máximo nivel educativo bachiller	939		
técnico	máximo nivel educativo técnico	255		
	no tiene como máximo nivel educativo técnico	1035		
superior	cuenta con educación universitaria o superior	684		
	no cuenta con educación universitaria o superior	606		
altiplano	vive en el altiplano	581		
	no vive en el altiplano	682		
valles	vive en los valles	365		
	no vive en los valles	898		
llanos	vive en los llanos	317		
	no vive en los llanos	946		
eje	vive en ciudades eje	775		
	no vive en ciudades eje	488		

Fuente: Elaboración propia.

Es necesario remarcar, en este tipo de encuestas, lo que Uribe [72] señala respecto a la tendencia de las respuestas en las encuestas laborales acerca del tiempo de búsqueda de empleo: las respuestas se agrupan en tiempos aproximados (1 mes, 6 meses, 12 meses), como ocurre en la encuesta realizada. Este fenómeno recibe el nombre de efecto aglomeración (*heaping* en inglés), el cual debería ser tratado como un caso de heterogeneidad. Sin embargo, en la

práctica, Uribe muestra que los métodos que corrigen este efecto no logran mejores resultados en relación a aquellas observaciones sin ninguna corrección.

#### 4.2 Descripción de variables

La variable dependiente *duración* es una variable continua que corresponde al número de meses en desempleo. Se cuenta con 1.297 observaciones que representan a las personas mayores a 17 años del área urbana del país y cuentan con el dato de duración de desempleo.

En base a la literatura revisada y presentada en el capítulo 3, se tomaron en cuenta factores sociodemográficos y geográficos para la construcción de las variables independientes en los modelos presentados en la sección anterior. Entre los factores sociodemográficos se consideraron las variables: *edad* y *mujer*. Para denotar el nivel de educación se consideraron las variables *bachiller*, *técnico* y *superior*. Entre los factores geográficos, se tomaron en cuenta las variables *altiplano*, *valle*, *llano* y *eje*, la forma de construcción de estas variables se presenta a continuación.

La variable *edad* se mide en años. Se toma en cuenta a las personas mayores a 17 años. La edad se toma en cuenta en el momento en el que la persona entra en desempleo. Se espera que con cada año adicional el riesgo de ser contratado sea menor debido a que a mayor edad es más difícil encontrar empleo.

La variable dicotómica *mujer* toma el valor de 1 cuando la persona es mujer y 0 cuando la persona es hombre. Se espera que el riesgo de contrato de una mujer sea menor que el de un hombre. Es decir, para una mujer, la posibilidad de seguir desempleada será mayor.

Para el nivel de educación se consideran las dicotómicas: *bachiller*, *técnico* y *superior*. Estas variables se refieren a si la persona cuenta con ese nivel de educación al momento de quedar desempleada.

También se toman en cuenta variables geográficas dicotómicas que representan a las características de la región donde se encuentran los diferentes centros urbanos (*altiplano*, *valles* o *llanos*). Estas variables de regiones permiten el análisis de los efectos de pertenecer a un lugar determinado en relación al riesgo de ser contratado o no. También se considera la variable dicotómica *eje*, que indica si la persona vive en el eje central del país (es decir, los departamentos de La Paz, Cochabamba y Santa Cruz) donde la actividad económica es mayor y existen mayores oportunidades de empleo. El comportamiento de estas variables es desconocido al no existir estudios similares en el país.

Finalmente, la información de la base empleada, al igual que de las bases de datos disponibles en Bolivia, no permite la creación de más variables usualmente empleadas en estudios de duración del desempleo.

#### 4.3 Resultados

A continuación se presenta el análisis y los resultados de la aplicación de las distintas metodologías de estimación de la duración del desempleo, descritas en la sección anterior. Éste análisis resulta en interesantes y relevantes correlaciones. Inicialmente se presentan los resultados de estimadores no paramétricos de riesgo acumulado (con el estimador Nelson-Aalen) y de funciones de supervivencia (con la curva de Kaplan-Meier). Luego se presentaran los resultados de modelos de regresión utilizando distribuciones Weibull, Exponencial, Gompertz, log-normal y log-logística. También se presentaran los resultados de estimaciones semiparamétrica de riesgos proporcionales Cox. Finalmente, se presentan algunas pruebas de validación de los modelos.

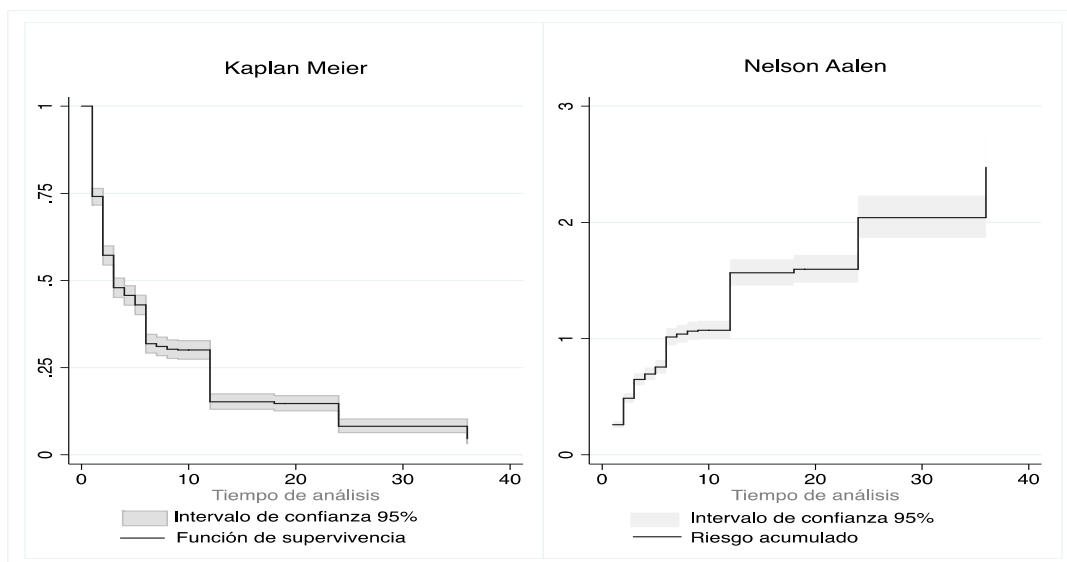
##### 4.3.1 Modelos no paramétricos de supervivencia

Normalmente, como se mencionó en la sección 3, la función de supervivencia de Kaplan-Meier y la función de riesgo acumulado Nelson-Aalen son el primer paso en el análisis y el más común. Dado que no tienen ningún supuesto sobre la distribución, este método permite verificar gráficamente el comportamiento a priori que tendrán las variables en los modelos paramétricos.

En la Figura 10, se tiene la curva de función de supervivencia Kaplan-Meier y la curva de riesgo acumulado Nelson-Aalen, ambas presentan el intervalo de confianza de 95%.

La función de supervivencia Kaplan-Meier, en términos laborales expresa la permanencia de una persona en desempleo (supervivencia). En el eje de las ordenadas se tiene la probabilidad de permanecer en el desempleo y en el eje de las abscisas el tiempo de duración del desempleo en meses. La curva descendente muestra cómo a medida que se incrementa la duración del desempleo, las probabilidades de permanecer desempleado disminuyen. Se observa que en los primeros periodos de desempleo las personas encuentran empleo rápidamente, quedando cada vez menos personas

desempleadas en los últimos periodos. La curva de riesgo acumulado Nelson-Aalen acumula la tasa de riesgo  $\hat{h}_j = \frac{d_j}{r_j}$ , que relaciona la cantidad de personas que salen del desempleo con el conjunto de personas que se encuentran en riesgo en un tiempo determinado de desempleo, es decir el riesgo de que una persona sea contratada. Al acumular el riesgo, se puede ver el comportamiento que éste tiene a medida que el tiempo de desempleo se va incrementando. Cuando no se tiene una apariencia lineal en la curva Nelson-Aalen es porque las tasas de riesgo varían más en ciertos periodos que en otros. La forma de la curva es creciente y presenta escalones muy marcados por el efecto aglomeración.



**Figura 10** - Curva de supervivencia Kaplan-Meier y curva de riesgo acumulado Nelson-Aalen (función de supervivencia y riesgo acumulado por tiempo de análisis).

Fuente: Elaboración propia a partir de datos CEGIE.

En la Tabla 5, se puede observar el comportamiento de la curva Kaplan-Meier y Nelson-Aalen a mayor detalle.

**TABLA 5 - FUNCIÓN DE SUPERVIVENCIA KAPLAN-MEIER Y FUNCIÓN DE RIESGO ACUMULADO NELSON-AALEN**

Tiempo (meses)	Total en riesgo al comienzo (Nº de observaciones)	Contratados (Nº de observaciones)	Censurados (Nº de observaciones)	Función de Supervivencia Kaplan-Meier $\hat{S}(t) = \prod_{j t_j \leq t} (1 - h_j)$	Contratación acumulada $(1 - \hat{S}(t))$	Riesgo $\hat{h}_j = \frac{d_j}{r_j}$	Riesgo Acumulado Nelson-Aalen $\hat{H}(t) = \sum_{j t_j \leq t} \hat{h}_j$
1	1.297	336	52	0.74	0.26	0.26	0.26
2	909	207	18	0.57	0.43	0.23	0.49
3	684	111	30	0.48	0.52	0.16	0.65
4	543	25	17	0.46	0.54	0.05	0.70
5	501	30	4	0.43	0.57	0.06	0.76
6	467	121	22	0.32	0.68	0.26	1.01
7	324	8	4	0.31	0.69	0.02	1.04
8	312	8	11	0.30	0.70	0.03	1.06
9	293	2	3	0.30	0.70	0.01	1.07
10	288	0	1	0.30	0.70	0.00	1.07
12	287	142	47	0.15	0.85	0.49	1.57
18	98	3	4	0.15	0.85	0.03	1.60
19	91	0	1	0.15	0.85	0.00	1.60
24	90	40	20	0.08	0.92	0.44	2.04



36	30	13	17	0.05	0.95	0.43	2.47
----	----	----	----	------	------	------	------

**Fuente:** Elaboración propia en base a datos CEGIE.

En la primera columna se tiene el tiempo de duración (expresado en meses), dado que los datos presentan censura en cada intervalo de tiempo hay una porción de desempleados que son contratados y otra cuyas observaciones se encuentran censuradas, es decir que en el momento de la entrevista continuaban desempleados. La curva de supervivencia Kaplan-Meier  $\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \hat{h}_j)$  se describe en la quinta columna con el complemento de contratación acumulada  $(1 - \hat{S}(t))$  en la sexta. En la siguiente columna, se puede observar el riesgo  $\hat{h}_j = \frac{d_j}{r_j}$  de salir del desempleo de cada periodo. Finalmente, se presenta el riesgo acumulado Nelson-Aalen.

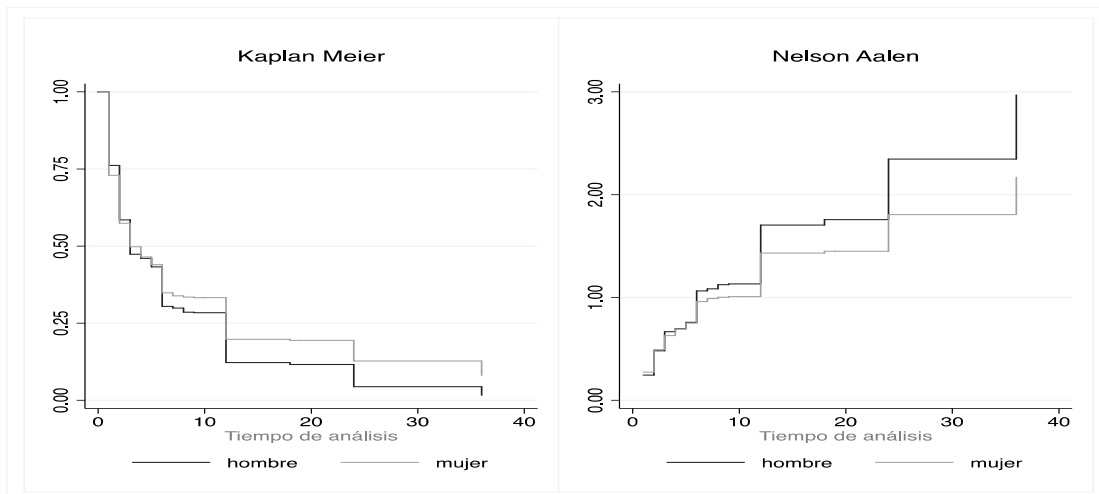
Se puede observar que después del primer mes de duración, la probabilidad de supervivencia (continuar desempleado) es de 74%, lo cual indica que aproximadamente el 26% de las personas entrevistadas terminaron su duración del desempleo en el primer mes de haber estado en tal condición. En el primer trimestre de desempleo más del 50% de la población encontró empleo, en el primer semestre aproximadamente el 68% encontró empleo y en el primer año, más del 80% de la población encontró empleo.

Adicionalmente, en los datos de riesgo se puede observar claramente el efecto aglomeración en los periodos de 6, 12, 24 y 36 meses; meses a los cuales los entrevistados tienden a redondear los períodos de desempleo.

A partir de estos resultados se puede ver el comportamiento general de la duración del desempleo. Sin embargo, no permite determinar qué grupos de personas son los que salen primero del desempleo o cuáles son aquellas a las que les es más difícil encontrar un empleo.

Para tal fin, es posible separar cada variable y comparar las funciones de supervivencia y riesgo acumulado según categorías<sup>17</sup>.

La curva Kaplan-Meier y Nelson-Aalen de supervivencia según sexo se muestra en la Figura 11. Al inicio, ambas curvas presentan un comportamiento similar, tanto hombres como mujeres salen del desempleo rápidamente. Sin embargo, a medida que la duración del desempleo es mayor y cuando los desempleados son aproximadamente el 40%, son las mujeres a las que les cuesta más encontrar empleo que a los hombres.



<sup>17</sup> Se aplicaron las pruebas Log-Rank a las curvas de supervivencia Kaplan-Meier para cada variable. La hipótesis nula es la igualdad entre funciones de supervivencia. Los resultados presentados en la siguiente tabla indican que existe una diferencia entre categorías de cada variable al 5% de significancia, excepto nivel de educación bachiller y nivel de educación superior.

Test Log Rank	
Variable	Pr>chi2
sexo	0.03
técnico	0.01
bachiller	0.08
superior	0.15
llanos	0.00
joven	0.00

**Figura 11** - Curva de supervivencia Kaplan-Meier y curva de riesgo acumulado Nelson-Aalen según sexo (función de supervivencia y riesgo acumulado por tiempo de análisis).

**Fuente:** Elaboración propia a partir de datos CEGIE.

En la Tabla 6, se puede observar con mayor detalle el comportamiento de la curva de supervivencia Kaplan-Meier. Hasta el primer trimestre de desempleo la mayor parte de hombres como mujeres encontraron trabajo (incluso son más las mujeres empleadas las que cuentan con empleo en los primeros tres meses). No obstante, después del primer semestre las diferencias por género se hacen más notorias. El 70% de los hombres encontraron empleo en contraste con el 66% de mujeres.

El riesgo acumulado Nelson-Aalen según sexo mostrado en el Figura 11 muestra el comportamiento esperado. El riesgo acumulado de ser contratado es mayor en el caso de los hombres que en el de las mujeres a partir del primer trimestre (tomar en cuenta que al tratarse de ser tasas de riesgo su sumatoria es más de 1). La diferencia comienza a ser notoria a partir del primer semestre.

También, en la Tabla 6, se ve que el riesgo a ser contratado tiene incrementos más marcados en los meses correspondientes al efecto aglomeración. Sin tomar en cuenta este factor, se puede ver que el riesgo de contratación en mujeres al cabo de tres años de desempleo es menor al de los hombres en 8 puntos porcentuales, lo que implica que éstas tienen menores posibilidades de ser contratadas en comparación a los hombres a medida que su tiempo en el desempleo se incrementa.

**TABLA 6 - FUNCIÓN DE SUPERVIVENCIA KAPLAN-MEIER Y NELSON-AALEN SEGÚN SEXO Y EDAD**

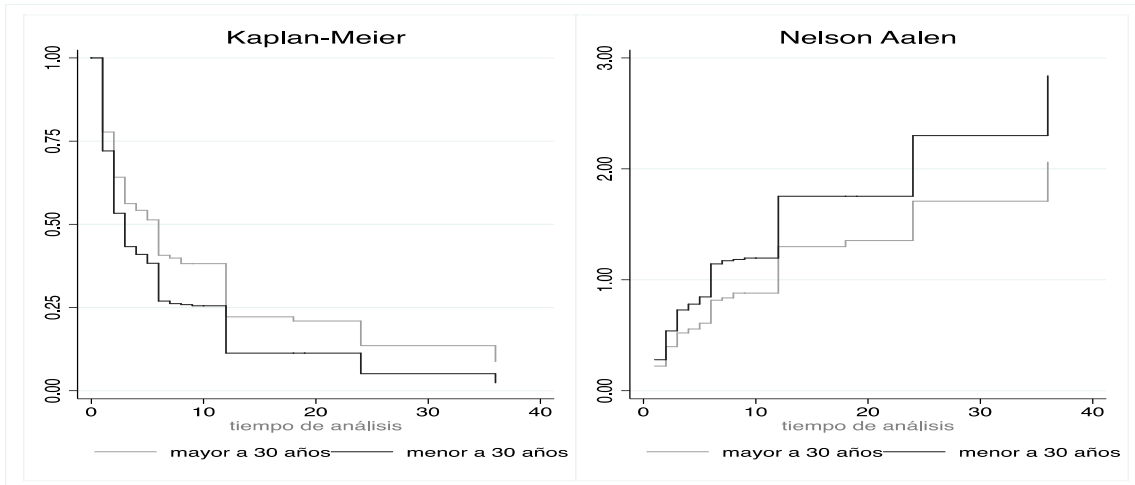
	Función de supervivencia Kaplan-Meier				Riesgo acumulado Nelson-Aalen			
	hombres	mujeres	Menor a 30 años	Mayor a 30 años	hombres	mujeres	Menor a 30 años	Mayor a 30 años
1	0.755	0.726	0.721	0.777	0.245	0.274	0.280	0.223
2	0.577	0.567	0.533	0.641	0.481	0.493	0.539	0.398
3	0.470	0.489	0.433	0.562	0.667	0.630	0.728	0.521
4	0.456	0.459	0.410	0.542	0.697	0.693	0.781	0.557
5	0.427	0.433	0.383	0.514	0.759	0.750	0.846	0.609
6	0.297	0.342	0.269	0.407	1.064	0.960	1.143	0.817
7	0.291	0.331	0.262	0.399	1.084	0.990	1.172	0.837
8	0.279	0.327	0.259	0.382	1.124	1.002	1.183	0.880
9	0.277	0.325	0.255	0.382	1.131	1.009	1.196	0.880
12	0.118	0.187	0.113	0.222	1.705	1.432	1.752	1.298
18	0.112	0.184	0.113	0.210	1.758	1.449	1.752	1.354
24	0.046	0.118	0.051	0.135	2.346	1.806	2.300	1.708
36	0.017	0.075	0.024	0.088	2.971	2.170	2.839	2.061

**Fuente:** Elaboración propia en base a datos CEGIE

La categorización por edad se la realiza en función a un límite de 30 años para definir a una persona joven en el mercado laboral. Ésta puede verse en la Figura 12.

Las diferencias entre ambas categorías resultan más notorias que en el caso de la categorización por sexo. A partir de las curvas de supervivencia, se observa claramente cómo la probabilidad de supervivencia en el desempleo en jóvenes menores de 30 años es menor en relación a la de personas mayores a 30 años. La curva de riesgo acumulado presenta unos resultados similares. Se observa el efecto de aglomeración, como también la manera en la que el riesgo de contratación acumulado es mayor para las personas menores a 30 años. En la Tabla 5 se observa cómo después del primer mes de desempleo, la diferencia entre grupos etarios se hace notoria. Un 53% de personas menores a 30 años continúa desempleado en comparación al 64% de personas mayores a 30 años. La brecha entre ambas categorías es del 13% después del primer trimestre de desempleo y de un 14% después del primer semestre.

El comportamiento de ambos grupos (sexo y edad) concuerda con lo esperado en trabajos similares mencionados en la sección anterior. En este sentido, a partir de estos resultados, se cuenta con una referencia acerca del comportamiento que tendrán las variables empleando la metodología paramétrica.



**Figura 12** - Curva de supervivencia Kaplan-Meier y curva de riesgo acumulado Nelson-Aalen según edad (función de supervivencia y riesgo acumulado por tiempo de análisis).

Fuente: Elaboración propia a partir de datos CEGIE.

#### 4.3.2 Modelos paramétricos y semiparamétricos de supervivencia

A partir de los modelos no paramétricos se tuvo una primera aproximación al comportamiento de la probabilidad de supervivencia en el desempleo de forma general y por las categorías sexo y edad. Tomando en cuenta esta descripción, se consideraron los modelos paramétricos: exponencial, Weibull, Gompertz, log-normal, log-logístico y el semiparamétrico Cox PH. En esta sección se presentan los parámetros estimados a través de la parametrización de la función de verosimilitud de los modelos mencionados. Para ampliar la interpretación se presenta cada modelo en las formas PH y AFT según corresponda.

En este tipo de modelos, los ratios de riesgo (también llamados coeficientes exponenciales) se muestran en los modelos PH, es decir: exponencial, Weibull, Gompertz y Cox PH. Éstos son comparables entre sí y permiten ver si cada variable tiene relación con el riesgo de salir del desempleo.

En este sentido, para la interpretación de los resultados, en el caso de los modelos PH, se presentan los ratios de riesgo y también los coeficientes. En la Tabla 7, se presentan los resultados de las regresiones desde el punto de vista de riesgos proporcionales. Los coeficientes se muestran con el encabezado “Coef.” y los ratios de riesgo con el encabezado “RR”. La significancia de cada una de las variables se muestra a través de la probabilidad  $P > z$ .

Las variables son significativas en todos los modelos. En los modelos PH, todas las variables son significativas al 5% (excepto en el caso de la variable mujer en el modelo Cox PH). El ajuste para el modelo Weibull tiene una dependencia de estado negativa dado que  $\alpha = 0,908 < 1$ . Esto implica que en general, la probabilidad de contratación disminuye a medida que la duración se incrementa.

Los coeficientes de las variables que explican la duración del desempleo presentan valores similares entre los diferentes modelos. La variable *edad* tiene un coeficiente menor a 0 y por lo tanto un ratio de riesgo menor a 1. Esto implica que a medida que la persona es mayor, el riesgo de poder ser contratado disminuye. Los ratios de riesgo en todos los modelos, tienen valores similares, que van desde 0,976 en el caso del modelo exponencial hasta 0,981 en el modelo Cox. A partir de este ratio se puede determinar que la probabilidad que esta persona tiene de salir del desempleo disminuye, o la probabilidad de no ser contratada aumenta (respecto al riesgo base) en más de un 2% ( $1 - 0,976 = 0,024$ ) por cada año adicional de vida. Un argumento puede ser que las personas más jóvenes se adapten a diferentes trabajos con mayor facilidad, dado que normalmente reciben un salario de reserva más bajo. Sin embargo, se desconoce la calidad de empleo al cual acceden [66].

El comportamiento es similar en el caso de categorización por sexo en la variable *mujer*, donde el ratio de riesgo es menor a 1. Una mujer, como se esperaba por los resultados en los modelos no paramétricos, disminuye la probabilidad de ser contratada en 19,8% respecto al riesgo base. Los argumentos que respaldan estos resultados son similares a los que explican la menor participación de las mujeres en el mercado laboral, la tenencia de hijos menores, salario de reserva mayor al de los hombres, estado civil, entre otros [66], [38].

La variable *técnico* tiene una relación negativa con la duración del desempleo (con un ratio de riesgo mayor a uno), lo que implica que el contar con una educación técnica incrementa la probabilidad de ser contratado. Normalmente, una persona que cuenta con un nivel de educación técnica aumenta en aproximadamente un 19,9% las probabilidades de encontrar un empleo respecto al riesgo base. En la literatura empírica, existen distintos resultados sobre el comportamiento que deben tener las variables de educación. Por una parte, por ejemplo, en Colombia y Perú, Belapatño, Céspedes, Gutiérrez [46] y Arango y Ríos [38] obtuvieron que mayores niveles de escolaridad permiten acceder al empleo más rápidamente. Canavire Bacarreza y Lima. [40] citaron a Rødm [52] y a Steiger, Stock y Watson. [53], quienes afirmaron que niveles educacionales más altos podrían reducir la duración del desempleo. Por otro lado, Kupetz [54] afirmó que, dado un salario de reserva de alguien menos educado, la duración del desempleo podría ser menor.

En el caso de la variable geográfica llanos, se observa que la relación con la duración del desempleo también es negativa. El riesgo de ser contratado aumenta respecto al riesgo base en aproximadamente 25,9% por el hecho de vivir en la región de los llanos.

**TABLA 7 - PARÁMETROS ESTIMADOS SEGÚN CUATRO MODELOS PARAMÉTRICOS PH**

Variable	Exponencial		Weibull		Gompertz		Cox	
	R.R.	Coef.	R.R.	Coef.	R.R.	Coef.	R.R.	Coef.
Edad	0.976	-0.024	0.977	-0.023	0.979	-0.022	0.981	-0.019
P>z		0.000		0.000		0.000		0.000
Mujer	0.802	-0.221	0.817	-0.202	0.846	-0.168	0.874	-0.135
P>z		0.005		0.005		0.009		0.011
Técnico	1.199	0.181	1.199	0.181	1.194	0.177	1.197	0.180
P>z		0.048		0.030		0.017		0.003
Llanos	1.259	0.230	1.246	0.220	1.253	0.225	1.220	0.199
P>z		0.019		0.015		0.005		0.002
Constante	0.292	-1.231	0.345	-1.065	0.349	-1.054		
P>z		0.000		0.000		0.000		
$\Gamma$					-0.046			
$\alpha$			0.908					
1/ $\alpha$			1.102					
ln $\alpha$			-0.097					

**Fuente:** Elaboración propia en base a datos INE.

En el caso de la parametrización con la formulación de tiempo de falla acelerada, el modelo base es el mismo, pero la interpretación es diferente sin que la relación correspondiente varíe<sup>18</sup>. En la Tabla 8, se pueden observar los modelos Weibull y exponencial. En este caso, un coeficiente positivo (o negativo) implica la relación de desaceleración (o aceleración) que una variable tiene respecto al tiempo que una persona tarda en encontrar empleo. Cabe resaltar que las interpretaciones entre los resultados PH y AFT no son contradictorias.

Los resultados en la Tabla 8 muestran que, a medida que la persona es mayor o mujer, la duración del desempleo se desacelera dado que los coeficientes edad y sexo son mayores a 0. Contrariamente, en el caso de que la persona cuente con un nivel de educación técnica o que viva en los llanos, la relación muestra una aceleración de la contratación. Existe poca diferencia entre las estimaciones realizadas en los diferentes modelos AFT. Por ejemplo, en el caso de la variable edad la estimación Log-logística y la Weibull son aproximadamente 8% y 4%, respectivamente, mayores en valor absoluto que aquella en el modelo Exponencial, mientras que ésta es 4% mayor que en el modelo Log-normal. El análisis es similar en las otras variables (ver Tabla 8).

#### 4.3.2 Validación del modelo

Los resultados obtenidos de los distintos modelos son similares, sin embargo, es necesario definir qué modelo es el que mejor se ajusta. A continuación se presentan dos métodos que pueden ser útiles para evaluar los modelos.

<sup>18</sup> El coeficiente  $\beta$  en la métrica de riesgos proporcionales tiene la forma  $-\frac{\sigma}{\beta} = -\frac{\beta}{\alpha}$  en la forma AFT.

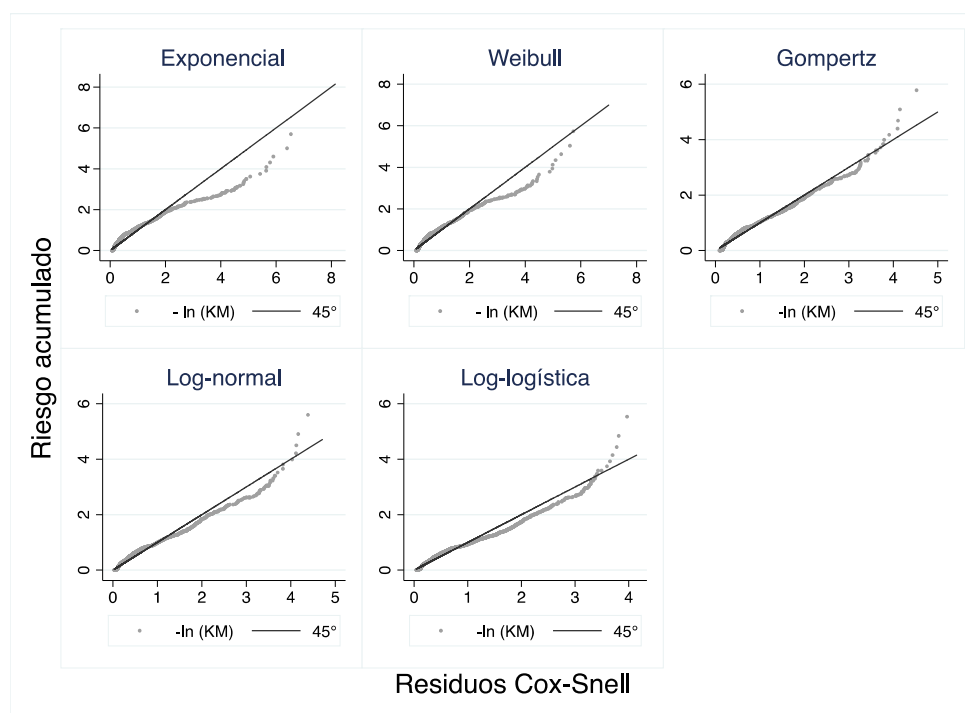
▪ **Gráfico de residuos Cox-Snell**

Después de la estimación, los residuos se compararán con las distribuciones correspondientes. Una herramienta gráfica para ver el ajuste estimado del modelo es el gráfico de residuos Cox-Snell. Cameron y Trivedi [49] describen este método como una forma en la que se puede evaluar informalmente el ajuste del modelo al comparar la función empírica de riesgo acumulado con el riesgo generalizado. Un modelo correctamente especificado seguiría la distribución correspondiente. En el gráfico, la dispersión seguiría una línea recta con una pendiente igual a 1. En la Figura 13, se observa que los modelos que más se ajustan a los datos son el Gompertz, el log-normal y el log-logístico.

**TABLA 8 - PARÁMETROS ESTIMADOS SEGÚN CUATRO MODELOS PARAMÉTRICOS AFT**

Variable	Exponencial	Weibull	Log-normal	Log-logístico
Edad	0.024	0.025	0.023	0.026
P>z	0.000	0.000	0.000	0.000
Mujer	0.221	0.223	0.120	0.099
P>z	0.005	0.005	0.074	0.187
Técnico	-0.181	-0.200	-0.201	-0.200
P>z	0.048	0.031	0.013	0.032
Llanos	-0.230	-0.242	-0.294	-0.360
P>z	0.019	0.014	0.000	0.000
Constante	1.231	1.173	0.734	0.618
P>z	0.000	0.000	0.000	0.000
$\gamma$				0.679
$\sigma$			1.132	
$\alpha$		0.908		
$1/\alpha$		1.102		
$\ln \alpha$		-0.097		

Fuente: Elaboración propia en base a datos INE.



**Figura 13 - Residuos Cox-Snell y riesgo acumulado según distribución.**  
Fuente: Elaboración propia a partir de datos CEGIE.

### ▪ Criterio Akaike

Akaike [55] penaliza cada log verosimilitud para reflejar el número de parámetros que son estimados en un modelo particular al ser comparados. En la Tabla 9 se muestra el criterio de información Akaike para los modelos estimados, excepto para el modelo Cox PH. Se toma el menor valor del criterio Akaike, por lo que el modelo log-normal seguido del log-logístico es el que mejor se ajusta a la forma de los datos.

**TABLA 9 - CRITERIOS DE INFORMACIÓN DE MODELOS PARAMÉTRICOS**

Modelo	Número de observaciones	-log verosimilitud	Grados de libertad	Criterio de información Akaike
Exponencial	1270	-1927.169	5	3864.339
Weibull	1270	-1917.710	6	3847.421
Gompertz	1270	-1883.710	6	3779.420
Log-normal	1270	-1788.873	6	3589.746
Log-logístico	1270	-1820.487	6	3652.973

**Fuente:** Elaboración en base a datos INE.

**Nota:** El modelo Cox PH presenta una pseudo-verosimilitud.

## 5. CONCLUSIONES

Por el momento del ciclo económico en el que se encuentra la economía Boliviana, las tasas de desempleo son muy bajas al igual que duración de la misma, salvo para algunos grupos vulnerables (por ejemplo: las mujeres y los jóvenes) o cuando se analiza la búsqueda de empleo en el mercado laboral formal. En este sentido, a manera de lograr una mejor caracterización del comportamiento dinámico del mercado laboral se estudió la duración del desempleo. Este análisis busca obtener las principales características de la búsqueda de empleo, con el fin de observar ineficiencias en el dinamismo del mercado laboral, así como brindar pautas para la elaboración de políticas enfocadas a disminuir el desempleo, sobre todo de largo plazo (que es más dañino y denota fallas estructurales en el mercado) y paliar sus consecuencias en grupos vulnerables de la población.

A pesar de la utilidad de complementar el análisis de la tasa de desempleo con la duración del mismo, en Bolivia existen inconvenientes a la hora de realizar su cálculo de forma directa. La información disponible en las EH, únicamente permite obtener información de la duración del desempleo de aquellas personas que se encuentran desempleadas al momento en el que se realiza la encuesta y no se toma en cuenta la duración del desempleo de las que ya se encuentran trabajando, como resultado, la información muestra duraciones truncadas al momento de la encuesta. Esta duración recibe el nombre de duración incompleta del desempleo.

Se utilizó la metodología propuesta por Corak y Heisz [4] para datos de corte transversal para estimar la duración completa del desempleo, los resultados muestran que:

- La duración incompleta es significativamente mayor que la completa, lo que implica que al no corregir los datos existiría una sobrestimación de la duración del desempleo (el sesgo de muestra es predominante). El promedio de la duración incompleta en el periodo 2000–2013 es de 9.2 meses y de la duración completa de 3.4 meses. Una consecuencia de estimar incorrectamente la duración del desempleo es que se implementen políticas erradas, dado que es diferente el tratamiento que debe darse para corregir el desempleo de corto plazo y al desempleo de largo plazo,
- También, es posible comparar la duración completa promedio por años según sexo y categorías de edad. Por ejemplo, en el año 2013, la duración del desempleo de las mujeres fue en promedio 4.6 meses, mientras que en el mismo año, la duración del desempleo de los hombres fue en promedio 3.2 meses. El año 2013, la duración del desempleo en personas mayores a 30 años llegó a su máximo superando a la duración del desempleo de las personas menores a 30 años, con una duración del desempleo de 4.5 meses en relación a una duración de 3.3 meses. En general, a partir de la medida de duración completa de desempleo se tiene que las mujeres y los jóvenes experimentan frecuentemente episodios de desempleo con mayor duración en relación a los hombres y mayores, aunque esta duración de desempleo aún es de corta duración.
- Se debe tener en cuenta, sin embargo, que la duración completa aún no considera la proporción de la población que se encuentra en el sector informal o en subempleo, lo que reduce la duración del desempleo.

Una vez obtenida la magnitud de la duración completa del desempleo, se obtienen relaciones interesantes y relevantes a partir de la aplicación de distintas metodologías de estimación. Estas metodologías son ampliamente utilizadas en este tipo de análisis, aunque se deben adecuar a la disponibilidad y características de la información. Inicialmente se

presentan los resultados de estimadores no paramétricos de riesgo acumulado (con el estimador Nelson-Aalen) y de funciones de supervivencia (con la curva de Kaplan-Meier).

- Se puede observar que después del primer mes de búsqueda de empleo, la probabilidad de supervivencia (continuar desempleado) es de 74%, lo cual indica que aproximadamente el 26% de las personas entrevistadas terminaron su duración del desempleo en el primer mes de haber estado en tal condición. En el primer trimestre de desempleo más del 50% de la población encontró empleo, en el primer semestre aproximadamente el 68% encontró empleo y en el primer año de desempleo, más del 80% de la población encontró empleo.
- Según sexo y edad, el comportamiento de ambos grupos está de acuerdo con lo esperado. Las mujeres encuentran mayor dificultad para encontrar empleo (por ejemplo, luego del primer semestre, 70% de los hombres encontraron empleo en contraste con el 66% de mujeres. La diferencia entre hombres y mujeres se acentúa a partir de los seis meses, a medida que el desempleo se convierte en desempleo de larga duración, en comparación a los hombres. Así también, las personas mayores a 30 años tienen mayores dificultades para encontrar empleo en comparación con los menores (por ejemplo, luego del primer mes, 53% de personas menores a 30 años continúa desempleado en comparación al 64% de personas mayores a 30 años). A partir de estos resultados, se cuenta con una referencia acerca del comportamiento que tendrán las variables empleando la metodología paramétrica.

Los resultados de modelos PH: exponencial, Weibull, Gompertz y Cox PH, muestran que:

- Para la variable *edad* se tiene que a medida que la persona es mayor, el riesgo de poder ser contratado disminuye. Los ratios de riesgo en todos los modelos, tienen valores similares. A partir de este ratio se puede determinar que la probabilidad que esta persona tiene de salir del desempleo disminuye, o la probabilidad de ser contratado aumenta, en más de un 2% ( $1 - 0,976 = 0,024$ ) por cada año de vida en relación al riesgo base.
- El comportamiento es similar en el caso de la variable *mujer*, donde el ratio de riesgo es menor a 1. Una mujer, como se esperaba por los resultados en los modelos no paramétricos, tiene una menor probabilidad de ser contratada respecto al riesgo base. La probabilidad de que una mujer salga del desempleo disminuye en 19,8% aproximadamente.
- La variable *técnico* tiene un efecto negativo sobre la duración del desempleo, lo que implica que el contar con una educación técnica incrementa la probabilidad de ser contratado. Normalmente, una persona que cuenta con un nivel de educación técnica aumenta su riesgo de contratación en un 19,9% respecto al riesgo base.
- En el caso de la variable geográfica llanos, parece que el efecto sobre la duración del desempleo también es negativo. El riesgo de contratación disminuye en 25,9% por vivir en la región de los llanos.
- A partir de los criterios de Gráfico de residuos Cox-Snell y Akaike, se puede ver que los modelos que más se ajustan a los datos son el log-logístico, el log-normal y menor medida el Gompertz.

Los resultados de modelos AFT: exponencial, Weibull, Log-normal y Log-logístico, son:

- En el caso de la parametrización con la formulación de tiempo de falla acelerada, la interpretación es diferente sin que la relación correspondiente varíe. Dado que los coeficientes *edad* y *sexo* son mayores a 0, la contratación a medida que la persona es mayor o mujer, se desacelera. En el caso de que la persona cuente con un nivel de educación técnica o viva en los llanos el efecto es de aceleración de la contratación.

Finalmente, la información de las bases de datos disponibles en Bolivia no permite la creación de otras variables usualmente empleadas en estudios de duración del desempleo, por ejemplo, variables que permiten identificar la calidad de empleo como: la informalidad o el subempleo<sup>19</sup> [5], que intuitivamente disminuyen la duración del desempleo pero no necesariamente aumentan la calidad de empleo. En este sentido, se recomienda a futuro trabajar en el levantamiento de información que permita una división entre empleo formal/informal o empleo/subempleo, entre otras. Adicionalmente, se recomienda realizar la pregunta de la duración del desempleo a personas que se encuentran desempleadas y empleadas – por lo menos a las que buscaron empleo hasta dos años atrás – al momento de realizar la encuesta.

## 6. REFERENCIAS

- [1] B. Muriel, “Análisis del Mercado Laboral: El desempleo en Bolivia,” 2009. .
- [2] E. Braunstein and S. Gammage, “Equidad de género en las oportunidades económicas en América Latina ( 1990-

<sup>19</sup> Según la Organización Internacional del Trabajo (OIT) [73, 74], se considera al sector informal como al conjunto de unidades, típicamente en pequeña escala y con organización rudimentaria, dedicadas a la producción de bienes o la prestación de servicios con la finalidad primordial de crear empleos y generar ingresos para las personas que participan en esa actividad. Si es que existen, las relaciones de empleo se basan en el empleo ocasional, el parentesco o relaciones personales y sociales más que en acuerdos contractuales con garantías formales. Por otro lado, el subempleo incluye a aquellas personas que aunque trabajan o tienen un trabajo, desearían un trabajo “mejor” o “más adecuado”.

- 2010 ).,” pp. 92–112, 2014.
- [3] S. Salant, “Search Theory and Duration Data: A Theory of Sorts,” *Q. J. Econ.*, vol. 91, no. 1, pp. 39 – 57, 1977.
  - [4] M. Corak and A. Heisz, “Alternative Measures of the Average Duration of Unemployment,” *Rev. Income Wealth*, vol. 42, no. 1, pp. 63–74, 1996.
  - [5] N. Céspedes, A. P. Gutiérrez, and V. Belapatiño, “Determinantes de la duración del desempleo en una economía con alta informalidad Determinantes de la duración del desempleo en una economía con alta,” 2013.
  - [6] G. J. Stigler, “The Economics of Information,” *J. Polit. Econ.*, vol. 69, no. 3, pp. 213 –225, 1961.
  - [7] G. J. Stigler, “Information in the Labor Market,” *J. Polit. Econ.*, vol. 70, no. 5, pp. 94–105, 1962.
  - [8] A. A. Alchian, “Information Costs Pricing and Resource Unemployment,” *Econ. Inq.*, vol. 7, no. 2, pp. 109 – 128, 1969.
  - [9] G. a Akerlof, “The Market for ‘Lemons’: Quality Uncertainty and the Market Mechanism,” *Q. J. Econ.*, vol. 84, no. 3, pp. 488–500, 1970.
  - [10] J. J. McCall, “Economics of Information and Job Search,” *Q. J. Econ.*, vol. 84, no. 1, pp. 113–126, 1970.
  - [11] D. Mortensen, “Job search, the duration of unemployment, and the Phillips curve,” *Am. Econ. Rev.*, vol. 60, no. 5, pp. 847–862, 1970.
  - [12] D. T. Mortensen, “A Theory of Wage and Employment Dynamics,” *Microeconomics Found. Employ. Inflat. Theory.*, pp. 194 – 238, 1970.
  - [13] T. Lancaster, “Econometric Methods for the Duration of Unemployment,” *Econometrica*, vol. 47, no. 4, pp. 939–956, 1979.
  - [14] T. Lancaster and S. Nickell, “The analysis of re-employment probabilities for the unemployed,” *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, vol. 143, no. 2. pp. 141 – 165, 1980.
  - [15] T. Lancaster, *The Econometric Analysis of Transition Data*. 1990.
  - [16] G. ~J. den Berg and J. ~C. Van Ours, “Unemployment Dynamics and Duration Dpendence in France, The Netherlands and the United Kingdom,” *Econ. J.*, vol. 104, pp. 432–443, 1994.
  - [17] G. J. van den Berg and J. C. van Ours, “Unemployment Dynamics and Duration Dependence,” *J. Labor Econ.*, vol. 14, no. 1, pp. 100–125, 1996.
  - [18] D. T. Mortensen and C. a. Pissarides, “Chapter 39 New developments in models of search in the labor market,” *Handb. Labor Econ.*, vol. 3 PART, no. 2, pp. 2567–2627, 1999.
  - [19] R. Rogerson, R. Shimer, and R. Wright, “Search-Theoretic Models of the Labor Market: A Survey,” *J. Econ. Lit.*, vol. 43, no. 4, pp. 959–988, 2005.
  - [20] R. Koenker and O. Geling, “Reappraising Medfly Longevity: A Quantile Regression Survival Analysis,” *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 96, no. 454, pp. 458 –468, 2001.
  - [21] S. Portnoy, “Censored Regression Quantiles,” *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 98, no. 464, pp. 1001 –1012, 2003.
  - [22] B. Fitzenberger and R. A. Wilke, “Unemployment Durations in West Germany Before and After the Reform of the Unemployment Compensation System during the 1980s,” *Ger. Econ. Rev.*, vol. 11, no. 3, pp. 336 – 366, 2010.
  - [23] R. Koenker and Y. Biliias, “Quantile Regression for Duration Data: A Reappraisal of the Pennsylvania Reemployment Bonus Experiments.,” *Empir. Econ.*, vol. 26, pp. 199 – 220, 2001.
  - [24] J. A. F. Machado and P. Portugal, *Exploring Transition Data through Quantile Regression Methods: An Application to U.S. Unemployment Duration*. 2002.
  - [25] L. Wichert and R. A. Wilke, “No Title,” *R. Stat. Soc.*, vol. 27, no. 1, pp. 117–126, 2008.
  - [26] G. J. Van Den Berg and B. Van Der Klaauw, “Counseling and monitoring of unemployed workers: theory and evidence from a controlled social experiment,” *Int. Econ. Rev. (Philadelphia)*, vol. 47, no. 3, pp. 895–936, 2006.
  - [27] P. Cahuc, S. Carcillo, and A. Zylberberg, *Labor economics*, 1st ed. 2014.
  - [28] M. Arntz and R. a. Wilke, “Unemployment Duration in Germany: Individual and Regional Determinants of Local Job Finding, Migration and Subsidized Employment,” *Reg. Stud.*, vol. 43, no. 1, pp. 43–61, 2009.
  - [29] G. L. Reid, “Job Search and the Effectiveness of Job-Finding Methods,” *Ind. Labor Relations Rev.*, vol. 25, no. 4, pp. 479–495, 1972.
  - [30] M. C. Foley, “Determinants of Unemployment Duration in Russia.” Center Discussion Center, No. 779, 1997.
  - [31] A. Okatenko, “Reason for of the The Impact Layoff on the Subsequent Duration Unemployment,” *Ann. Econ. Stat.*, vol. 99/100, pp. 285–315, 2010.
  - [32] S. D. Uysal and W. Pohlmeier, “Unemployment duration and personality,” *J. Econ. Psychol.*, vol. 32, no. 6, pp. 980–992, 2011.
  - [33] W. T. Norman, “Toward an adequate taxonomy of personality attributes: Replicated factor structure in peer nomination personality ratings,” *J. Abnorm. Soc. Psychol.*, vol. 66, pp. 574 – 583, 1963.
  - [34] R. G. Ehrenberg and R. L. Oaxaca, “Unemployment Insurance, Duration of Unemployment, and Subsequent Wage Gain,” *Am. Econ. Rev.*, vol. 66, no. 5, pp. 754–766, 1976.
  - [35] L. F. Katz and B. D. Meyer, “The Impact of the Potential Duration of Unemployment,” *J. Public Econ.*, vol. 41, pp. 45–72, 1990.
  - [36] B. D. Meyer, “Unemployment Insurance and Unemployment Spells,” *Econometrica*, vol. 58, no. 4, pp. 757 – 782, 1990.



- [37] J. Hunt, "The Effect of Unemployment Compensation on Unemployment Duration in Germany," *J. Labor Econ.*, vol. 13, no. 1, pp. 88 – 120, 1995.
- [38] L. E. Arango and A. M. Ríos, "Duración del desempleo en Colombia : género , intensidad de búsqueda y anuncios de vacantes," *Borradores Econ. - Banco la República Colomb.*, no. 866, 2015.
- [39] J. M. Arranz, J. Muro, and J. C. Cid, "La duración del desempleo en la Argentina," *An. la Asoc. Argentina Econ. Política*, 2000.
- [40] G. J. Bacarreza Canavire and L. F. Lima, "Unemployment Duration and Labor Mobility in Argentina: a Socioeconomic-based pre-and-post-crisis Analysis."
- [41] A. Ortega, "Gender Gaps in Unemployment Rates in Argentina," *Economica*, vol. 54, no. 1–2, pp. 161–202, 2008.
- [42] R. Maurizio and A. P. Monsalvo, "Unemployment Duration and Business Cycle in Argentina A Quantile Regression Analysis," 2008.
- [43] R. Montero, "¿Cuánto Dura el Desempleo de la Población más Pobre en Chile?," *Cuad. Econ.*, vol. 44, no. 130, pp. 211–231, 2007.
- [44] G. Reyes Hartley, J. C. van Ours, and M. Vodopivec, "Incentive Effects of Unemployment Insurance Savings Accounts : Evidence from Chile Incentive Effects of Unemployment Insurance Savings Accounts : Evidence from Chile," no. 4681, 2010.
- [45] C. Sanhueza and J. L. Castillo, "Parte I : Factores de riesgo individual del desempleo y seguro de desempleo," pp. 1–60, 2008.
- [46] V. Belapatiño, N. Céspedes, and P. Gutiérrez, "La duración del desempleo en Lima Metropolitana," vol. 80, no. 27, pp. 67–80, 2014.
- [47] J. Chacaltana, "Un análisis dinámico del desempleo en el Perú," *Dinámica del Desempleo*, p. 62, 1999.
- [48] J. J. Díaz and E. Maruyama, "La dinámica del desempleo urbano en el Perú: Tiempo de búsqueda y rotación laboral," 2000.
- [49] A. C. Cameron and P. K. Trivedi, *Microeconometrics: Methods and Applications*, vol. 100, no. 1. Cambridge University Press, 2005.
- [50] M. Cleves, W. Gould, R. G. Gutierrez, and Y. V. Marchenko, *An introduction to survival analysis using Stata*, 3rd ed. Stata Press, 2010.
- [51] D. R. Cox, "Regression models and life tables," *J. R. Stat. Soc.*, vol. 34, no. 2, pp. 187–220, 1972.
- [52] M. Rõõm, "Unemployment and Labour Mobility in Estonia: Analysis Using Duration Models," 2002.
- [53] J. Steiger, D., J. Stock, and M. Watson, "The NAIRU, Unemployment and Monetary Policy," *J. Econ. Perspect.*, vol. 11, no. 1, 1997.
- [54] O. Kupetz, "Determinants of unemployment duration in Ukraine," *Econ. Res. Netw. Russ. CIS*, vol. 5, no. 1, 2015.
- [55] H. Akaike, "A New Look at the Statistical Model Identification," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 19, no. 6, pp. 716–723, 1974.
- [56] OIT, "Resolución sobre estadísticas de la población económicamente activa, del empleo, del desempleo y del subempleo.," *La decimotercera Conf. Int. Estadígrafos del Trab.*, 1982.
- [57] OIT, "Key Indicators of the Labour Market database," 2015.
- [58] B. Jovanovic, "Job Matching and the Theory of Turnover," *J. Polit. Econ.*, vol. 87, no. 5, pp. 972–990, 1979.
- [59] P. A. Diamond and E. Maskin, "An Equilibrium Analysis of Search and Breach of Contract, I: Steady States," *Bell J. Econ.*, vol. 10, no. 1, pp. 282–316, 1979.
- [60] D. T. Mortensen, *The Matching Process as a Noncooperative Bargaining Game*. 1982.
- [61] D. T. Mortensen and C. a. Pissarides, "Job Creation and Job Destruction in the Theory of Unemployment," *Rev. Econ. Stud.*, vol. 61, no. 3, pp. 397–415, 1994.
- [62] J. W. Albrecht and B. Axell, "An Equilibrium Model of Search Unemployment," *J. Polit. Econ.*, vol. 92, no. 5, pp. 824–840, 1984.
- [63] Z. Eckstein and G. J. van den Berg, "Métodos empíricos para el estudio de los mercados de trabajo con fricciones de búsqueda," *Cuad. Económicos*, vol. 66, pp. 9–19.
- [64] E. L. Kaplan and P. Meier, "Nonparametric Estimation from Incomplete Observations," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 53, no. 282, pp. 457–481, 1958.
- [65] a Han and J. a Hausman, "Flexible Parametric Estimation of Duration and Competing Risk Models," *J. Appl. Econom.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–28, 1990.
- [66] J. Núñez and R. Bernal, "El desempleo en Colombia: tasa natural, desempleo cíclico y estructural y la duración del desempleo, (1976-1998)," *Ensayos sobre Política Económica*, vol. 32, no. 02, pp. 7 – 74, 1997.
- [67] J. Tenjo Galarza and R. Ribero M, "Participación , desempleo y mercados laborales en Colombia," *Arch. Macroecon.*, no. 081, 1998.
- [68] J. Tenjo Galarza, "La duración y la incidencia del desempleo en Colombia: una nueva aproximación," *Indicadores del Merc. Labor.*, vol. 27, pp. 9 –26, 1998.
- [69] H. Martínez, "Cuánto duran los colombianos en el desempleo y en el empleo: un análisis de supervivencia," *Arch. Econ.*, vol. 236, 2003.
- [70] C. Castellar and J. Uribe, "Determinantes de la duración del desempleo en el área metropolitana de Cali, 1988-

2000,” *Arch. Econ.*, vol. 218, 2003.

- [71] Y. M. Oviedo, “Canales de búsqueda de empleo y duración del desempleo en el mercado laboral colombiano 2003,” *Soc. y Econ.*, vol. 13, pp. 153–173, 2007.
- [72] J. I. Uribe G., “Modelos econométricos de duración, el análisis de supervivencia y su aplicación al estudio del desempleo en el área metropolitana de cali,” 1998.