

UNA EVALUACIÓN ESTÁTICA Y DINÁMICA DEL DESEMPLEO EN ARGENTINA (2003-2019)^o

A STATIC AND DYNAMIC ASSESSMENT OF UNEMPLOYMENT IN ARGENTINA (2003-2019)

*Federico Favata**
*Gabriel Montes-Rojas***
*Guido Zack****

recibido: 15 noviembre 2021 – aceptado: 6 junio 2022

Resumen

Este trabajo estudia las características observables que determinan la duración de un individuo dentro del desempleo en Argentina para el período comprendido entre 2003 y 2019. El principal objetivo es presentar de una forma sistemática y ordenada las estadísticas sobre desempleo para caracterizar dicho período. Utilizando modelos de duración (Exponencial, Weibull y proporcionales de Cox) se obtiene que la edad de la persona es una de las variables que más inciden en dicho lapso, donde a mayor edad más aumenta la probabilidad de quedarse dentro del desempleo. Además de existir una diferencia significativa por región y por sexo, aquellos individuos que son jefe/a de hogar reducen la probabilidad de seguir en el estado de desocupación. Finalmente, no se halla evidencia empírica de que el sector donde se trabajó anteriormente influya en la duración de la búsqueda de empleo.

Palabras clave: mercado laboral, desempleo, sectores, género, EPH.

Código JEL: J01, J64.

^o Favata, F., Montes-Rojas, G., & Zack, G. (2023). Una evaluación estática y dinámica del desempleo en Argentina (2003-2019). *Estudios económicos*, 40(80), pp. 77-104, <https://doi.org/10.52292/j.estudecon.2023.3012>.

^{*} Universidad Nacional de San Martín (CIMaD-EEyN-UNSAM), Argentina. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1020-9900>. Correo electrónico: ffavata@unsam.edu.ar

^{**} Universidad de Buenos Aires e IIEP-BAIRES-CONICET, Argentina. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8447-4929>. Correo electrónico: gabriel.montes@fce.uba.ar

^{***} Director del Área de Economía de Fundar. Investigador del CIMaD-EEyN-UNSAM e IIEP-UBA, Argentina. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5428-3240>. Correo electrónico: zack.gui@gmail.com

Abstract

This paper studies the observable characteristics that determine the duration of an individual's unemployment in Argentina for the period from 2003 to 2019. The main objective is to present in a systematic and ordered way the unemployment statistics to characterize that period. Using duration models (Exponential, Weibull and Cox proportional models) we obtain that the age of the person is one of the variables that most affect this period, where the older the person is, the higher the probability of remaining unemployed. In addition to there being a significant difference by region and sex, those individuals who are heads of household reduce the probability of survival in the state of unemployment. Finally, there is no empirical evidence that the sector in which one previously worked influences the duration of job search.

Keywords: labor market, unemployment, sectors, gender, EPH.

JEL Code: J01, J64.

INTRODUCCIÓN

Toda política económica tiene como fin último la mejora de las condiciones sociales. Entre ellas, se destaca el desempleo por ser un reflejo de la actividad económica y, a la vez, con consecuencias adversas sobre el bienestar de la población. Es por eso que el análisis empírico de la evolución y los determinantes del desempleo tienen un rol central en la disciplina económica.

En este trabajo se indagan las características del desempleo en la Argentina, su evolución en los últimos años y estimaciones de la duración promedio. Para ello, tras un breve repaso de la literatura, se muestra la evolución reciente del indicador (2003-2019), estimando finalmente un modelo econométrico para evaluar cuáles son las características observables que tienen un mayor grado de asociación con esa duración. Los resultados presentados condensan las características observables del desempleo para el período de análisis, y complementan otros estudios sobre la materia, como González Rozada *et al.*, (2011), Maurizio (2011), Beccaria *et al.*, (2016) y Golman (2020), entre otros.

El trabajo evalúa la presencia de distintas dinámicas del desempleo en diferentes períodos temporales, y testea además si el sector de la economía al que la persona perteneció cuando se encontraba empleado influye en la duración. Para ello se propone utilizar modelos de duración (entre ellos, con función de riesgo exponencial, Weibull y proporcionales de Cox) comparando los coeficientes entre sectores en cada regresión.

Un tema de interés es evaluar si existe alguna diferencia significativa entre los individuos dependiendo del sector en el cual estaban desempleados anteriormente. La principal hipótesis radica en que si se controla por el nivel educativo del individuo, el sector del trabajo anterior no influye en el período de búsqueda de empleo. Se evalúa así si la participación en un sector determinado afecta la dinámica del empleo.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 hace un breve repaso de la literatura. La sección 3 comenta la metodología utilizada tanto como la fuente de información, el estimador Kaplan-Meier como además el desarrollo de modelos de duración. Luego, en la sección 4 se presentan los principales resultados tanto de estadística descriptiva como de diversos modelos econométricos. Finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones del trabajo.

I. REPASO DE LA LITERATURA

El enfoque empírico que se utiliza para modelar el desempleo se basa en modelos teóricos de *matching* y búsqueda. El ejemplo teórico más representativo es Mortensen y Pissarides (1994), que modelan la probabilidad de conseguir empleo a partir de la probabilidad de que un individuo reciba una oferta de trabajo por la probabilidad de aceptarla. Podemos asumir que ambos elementos dependen a su vez de las dotaciones del individuo (por ejemplo: capital humano) y de sus preferencias (que determinan el salario de reserva). Nuestro trabajo busca caracterizar estas funciones en forma reducida sobre la base de las características observables de los individuos. La economía argentina se caracteriza por presentar una elevada volatilidad real, es decir, muestra períodos de fuerte crecimiento, seguido de largas y profundas fases de estancamiento y recesión. Dicha dinámica se manifiesta impactando en las condiciones laborales de los individuos, destacándose el desempleo (Cid, 2018).

A lo largo de los años, el estudio de la duración del desempleo en diferentes países contribuyó con el diseño de políticas para aliviar los efectos asociados a no poseer empleo, tratando de disminuir la duración en ese estado lo máximo posible. En gran medida, los estudios divergen en la forma de especificación del modelo: en primer lugar, cómo se especifica la distribución (paramétrica, semiparamétrica y no paramétrica); en segundo lugar, las variables de control que se incluyen, es decir, las diversas características observables del individuo que se incorporan al modelo.

Desde otra perspectiva, diversos autores han estudiado la ley de Okun (Okun, 1962), es decir: la relación entre cambios en el nivel de actividad y su incidencia en la tasa de desempleo (Cerimido, 2004; Maurizio, 2011). Gulli (2005) descompuso, bajo un modelo de corrección de errores, las fluctuaciones del PBI y del desempleo para Argentina entre 1974 y 2002. Este trabajo encuentra evidencia de que los *shocks* de oferta explican más las fluctuaciones en el producto bruto interno (PBI) que las de demanda, donde este último solo tienen efectos de corto plazo y de un coeficiente de Okun de 0.19, indicando que el PBI debería subir alrededor de 5% para que la tasa de desempleo caiga en Argentina un punto porcentual.

Distintos estudios centran su objetivo en analizar el tiempo de duración en la desocupación. De esa manera, además de controlar por características del individuo, incorporan aspectos del mercado laboral tal como seguro de desempleo y/o indemnizaciones. Katz y Meyer (1990) examinan el impacto del seguro de desempleo en la duración del desempleo en Estados Unidos, encontrando que un aumento en el beneficio aumenta la duración promedio de los períodos de des-

empleo entre 0.16 a 0.20 semanas. Kupets (2006) examina los efectos de varias características individuales y condiciones de demanda en Ucrania sobre los riesgos para el empleo o la inactividad utilizando múltiples datos de períodos de desempleo de la Encuesta de Monitoreo Longitudinal de Ucrania para los años 1998-2002, estimando modelo de riesgos proporcionales de Cox. Los principales resultados estimados son generalmente similares a los obtenidos en países desarrollados y otros países en transición: la edad del individuo, el estado civil, el nivel de educación, los ingresos mientras está desempleado y las restricciones de la demanda local están significativamente relacionadas con el tiempo total de desempleo. Tansel y Mehmet Tasci (2004) utilizan las encuestas de mano de obra de 2000 y 2001 para construir una sección transversal de duraciones de períodos de desempleo en Turquía. Este análisis se lleva a cabo para hombres y mujeres por separado, indicando que las mujeres experimentan una mayor duración del desempleo que los hombres. Además, la edad tiene un efecto negativo y la educación tiene un efecto positivo en la tasa de riesgo. Adicionalmente, encuentran diferencias significativas en la dinámica del desempleo por sexo. La función *hazard* es diferente para hombres y mujeres. Para los hombres, hay una ligera dependencia en la duración con forma de U, mientras que para las mujeres no existe dependencia. En otras palabras, esto significa que para los hombres desempleados la probabilidad de encontrar empleo inicialmente disminuye, aumentando luego de una determinada edad. Sin embargo, la función *hazard* constante para las mujeres implica que la probabilidad de encontrar un trabajo no cambia con la duración transcurrida en el desempleo.

Arntz y Wilke (2009) a través de un modelo semiparamétrico analizan la duración del desempleo en Alemania intentando obtener los determinantes individuales que contribuyen en la reducción del desempleo. Los resultados indican que se podría reducir la duración del desempleo si se introdujeran cambios en el sistema de compensación de desempleo, en vez de cambiar las políticas de empleo locales. Además, los determinantes de la duración del desempleo varían en los diferentes estados de salida. Christensen (2005) muestra que es probable que aquellos individuos beneficiarios de las prestaciones sociales con altos salarios de reserva no dejen el desempleo en un período corto de tiempo. De manera similar, Fitzenberger y Wilke (2007) encuentran que es mucho menos probable que las personas desempleadas con salarios anteriores más bajos dejen el desempleo.

Chuang (1999), por su parte, estima los determinantes de la duración del desempleo para los graduados universitarios en Taiwán. Los resultados empíricos indican que las características personales son determinantes significativos, mientras que las variables de antecedentes familiares muestran poco efecto.

Por otro lado, uno de los primeros estudios de duración del desempleo realizados para Argentina fue el de Arranz, Cid y Muro (2000), quienes estiman un modelo semiparamétrico discreto de la tasa mensual de salida del desempleo, incluyendo en sus covariantes una especificación no paramétrica de la dependencia de la duración y un conjunto de variables personales, familiares y económicas para 1997 y 1998. Los resultados indican que las condiciones locales del mercado de trabajo cumplen un rol importante en la duración del desempleo en Argentina, siendo la ciudad de Buenos Aires el aglomerado con mejor condición para la recepción de ofertas de trabajo. Asimismo, los autores encuentran que los individuos con menos educación poseen mayores tasas de salida del desempleo, lo que seguramente se explica porque su salario de reserva es menor que aquel individuo con estudios más altos. Además, Celis (2009) muestra que el período de duración del desempleo de un joven argentino que recién se está incorporando al mercado laboral es relativamente muy grande respecto a países del primer mundo.

Golman (2020) presenta distintas estimaciones de la evolución del desempleo. El desarrollo de este trabajo se realizó en forma simultánea e independiente al excelente trabajo de Golman, y en cierta manera ambos son complementarios, siendo los resultados cualitativamente similares.

Separando por sexo, Cerimedo (2004) estima que la probabilidad de salir del desempleo es considerablemente más alta para los hombres que para las mujeres, lo que posiblemente se explique por discriminación en el mercado laboral. Además, este autor encontró que durante los períodos de recesión económica la probabilidad de salir del desempleo se reduce, aunque este comportamiento no es homogéneo entre sectores productivos, incidiendo con mayor fuerza en el sector servicios. Maurizio (2011) y Golman (2020), de igual manera, encuentran que los hombres y jefes de hogar poseen mayores probabilidades de salida del desempleo que las mujeres y los individuos que no son jefes de hogar, conclusiones similares a la de este trabajo.

González Rozada *et al.* (2011) identifican los efectos del seguro de desempleo y las indemnizaciones por despido sobre la duración del desempleo en Argentina, encontrando que dicho lapso aumenta significativamente cuando las transferencias del seguro de desempleo son más altas o se proporcionan por un período más largo. Sin embargo, los efectos de la indemnización por despido en la duración del desempleo son menos fuertes.

De igual manera, los problemas no solo se ubican durante el desempleo, sino posiblemente las condiciones del nuevo empleo. Beccaria *et al.* (2016) estiman la magnitud de la penalidad salarial y del incremento en la probabilidad de transitar

hacia la informalidad, luego del paso por el desempleo, elevando en el corto plazo la probabilidad de alcanzar un puesto informal, pero que no es significativa su influencia sobre las remuneraciones, una vez que se controla por el tipo de ocupaciones.

Arulampalam y Stewart (1995) concluyen que el desempleo produce importantes pérdidas de producción e ingresos y es la causa de muchos problemas para los involucrados. Además, la salud de la persona desempleada tiende a empeorar progresivamente a medida que aumenta el tiempo del desempleo (del Pozo Iribarria *et al.*, 2002).

De esta manera, es importante analizar este proceso, ya que puede considerarse como la probabilidad de que un individuo ingrese al desempleo y la probabilidad de que una persona desempleada abandone el desempleo (por inactividad o encontrar ocupación), encontrándose finalmente en situaciones sociales muy vulnerables.

II. METODOLOGÍA

A continuación, se describen las fuentes de información utilizadas, el tratamiento de la información para el análisis estadístico descriptivo, el cálculo de la matriz de transición y los modelos pertinentes.

II.1. Fuente de información

Se trabajó con los microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC) que capta información de 31 aglomerados urbanos en Argentina, con una tasa de cobertura estadística de aproximadamente 62% de la población urbana. La encuesta se realiza de manera continua y es publicada con frecuencia trimestral desde el tercer trimestre de 2003. Sin embargo, existen trimestres en los que no se publicaron los microdatos de la encuesta, ya sea por no haberse hecho (tercer trimestre de 2007) o bien por no haberse publicado debido a dudas en relación con su calidad (del tercer trimestre de 2015 al primero de 2016).

Esta encuesta se realiza de manera individual una sola vez a lo largo de un trimestre, donde para poder obtener la duración del desempleo de la persona es necesario seguirla a lo largo de un tiempo. Para ello, a través de un código único de identificación personal (CODUSU, número de hogar y componente en EPH) se

logra seguir al individuo a lo largo de seis trimestres de manera no continua, debido a que una persona es encuestada por dos trimestres, observándola nuevamente dentro de dos trimestres por un período de dos trimestres más. A modo de ejemplo, se encuesta a una persona i en el primer trimestre de 2018, y luego en el segundo trimestre de 2018, en el primer trimestre de 2019 y finalmente en el segundo trimestre de 2019. En otras palabras, en la estructura de rotación de la muestra de la EPH, cada individuo es observado en cuatro ocasiones a lo largo de una ventana de 18 meses: se le entrevista en dos trimestres consecutivos, deja el panel en los dos siguientes y vuelve a ser entrevistado en los dos trimestres posteriores.

Cabe aclarar que hay personas a las que se las encuesta menos de cuatro veces debido a que por diversos motivos no responden la encuesta (*attrition*). Sin embargo, un 61% de los individuos alguna vez encuestados cuenta con datos para al menos tres trimestres (Beccaria *et al.*, 2016). De todas formas, para obtener la mayor información posible, se seleccionaron a aquellos individuos que son encuestados los cuatro períodos, aproximadamente 52% de los encuestados.

Por esta razón, a partir de la EPH se crea una base de datos donde se obtienen las características observables del individuo y el estado ocupacional en cada una de las observaciones temporales (desempleado, ocupado, inactivo). Sin embargo, hay individuos que en su última observación aparecen desempleados, lo que hace necesario censurar el tiempo a través del modelo de duración (aproximadamente el 29% de los individuos). La EPH considera “ocupado” a toda persona que haya trabajado al menos una hora en la semana en que se realiza la encuesta, sin embargo, clasifica como “desocupado” a quienes no tienen empleo, pero lo buscan activamente. Finalmente, clasifica como “inactivo” a aquellas personas que no tienen trabajo ni lo buscan activamente (INDEC, 2019).

Para obtener la duración del desempleo fue necesario seguir al individuo durante varias observaciones y crear la duración final del desempleo, es decir, el tiempo que estuvo buscando hasta el momento de la primera encuesta adicionándole el tiempo desempleado hasta el cambio de estado. Para eso, fue necesario darle una forma a la duración antes de la encuesta, ya que la pregunta que se realiza en EPH viene dada en intervalos. En caso de que haya estado entre 3 a 6 meses, se utilizó un tiempo de búsqueda de 4 meses y medio. Para los casos entre 6 a 12 meses buscando empleo, se utilizó un promedio de 9 meses como búsqueda, mientras que para aquellos con más de 12 meses de búsqueda se utilizó como tope 12 meses de búsqueda. De todas formas, se podrían utilizar otros métodos, tales como generar distribuciones a dicha duración, sin embargo, bajo esta metodología, los resultados son similares a otros trabajos realizados para Argentina.

Cabe destacar que se trabajó con individuos entre 15 a 65 años, tanto varones como mujeres, utilizando diversas características observables (rango etario, sexo, región en la que reside, etc.) como control con el fin de analizar si el sector al que la persona pertenece influye en la duración del desempleo.

II.2. Estimador Kaplan-Meier

Los modelos econométricos de duración analizan el tiempo que se tarda en pasar de un estado a otro. Por eso, en primer lugar presentaremos un estimador no paramétrico de la tasa de abandono por unidad de tiempo (*hazard function*), denominado estimador Kaplan-Meier (Kaplan & Meier, 1958). Este estimador es un modelo no paramétrico de la función de supervivencia, teniendo la particularidad de censurar el dato que representa a un individuo cuando el valor de esa observación solo es parcial, siendo el más común dejar de observar a ese individuo durante la muestra. Este estimador es consistente bajo la hipótesis de que las censuras sean independientes entre sí. El valor $T > 0$ denota la duración, es decir el lapso temporal en el que una persona cambia de estado, definiendo t como un valor particular de T . Se define la función de distribución acumulada $F(t)$ como $P(T \leq t)$ para todo $t > 0$, definiendo la función de supervivencia $S(t)$ como $P(T > t)$.

Para la ecuación de la función de supervivencia en el tiempo t , Kaplan-Meier proponen el siguiente cálculo:

$$\widehat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \widehat{\lambda}_j) \quad (1)$$

donde $\widehat{\lambda}_j = \frac{d_j}{r_j}$ es el estimador de la función *hazard* como el número de casos que cambiaron de estado d_j en el tiempo t_j , dividido por la cantidad de casos totales que corren el riesgo de fracasar en el tiempo r_j , siendo este último $\sum_{l|l \leq j} (m_l + d_l)$, es decir, la suma entre los casos censurados m_l y los que cambiaron de estado d_l .

Finalmente, el estimador Kaplan-Meier se define como:

$$\widehat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} \frac{r_j - d_j}{r_j} \quad (2)$$

II.3. Modelos de duración

El modelo de duración intenta estimar el tiempo que transcurre entre el momento en que se inicia una situación hasta que se termina en relación con ciertas características observables del individuo. El estimador denota a la densidad de T como $f(t) = \frac{df(t)}{dt}$ donde para valores de dt mayores a cero, es decir, $P(T \geq t)$ indica la probabilidad de dejar el estado inicial en el intervalo de tiempo entre t y $t + dt$.

En primera medida, se propone el estimador paramétrico bajo la distribución exponencial, la cual posee una función *hazard* ($\lambda(t) = \gamma$) constante que no varía en el tiempo. Hernández-Domínguez (2010) concluye que el modelo exponencial posee la propiedad de no memoria, es decir, establece que la probabilidad de que el individuo sobreviva al tiempo $t + dt$, dado que ha sobrevivido al tiempo t , es igual a la probabilidad de que sobreviva al tiempo t al principio de su vida, describiéndose como un proceso de vida sin envejecimiento. Adicionalmente, la distribución exponencial no sirve para duraciones en los que el fallo no es una función constante, ya que es una distribución de un solo parámetro, es decir, demasiado restrictivo en la práctica.

Por ello, la distribución de Weibull (Weibull, 1951) incluye razones de fallos crecientes y decrecientes. De esa forma, se propone el modelo de Weibull, donde su función *hazard* viene dada como $\lambda(t) = \gamma\alpha t^{\alpha-1}$ donde $\lambda(t)$ aumenta con valores de $\alpha > 1$ y se reduce con valores $\alpha < 1$.

Estos modelos totalmente paramétricos son fáciles de estimar en presencia de censura, pero pueden producir estimaciones de parámetros inconsistentes si alguna parte del modelo está mal especificada. Una forma de resolver este problema es elegir una forma funcional flexible, proporcionando cierta protección contra una posible especificación errónea, sin embargo, no siempre es sencillo.

Afortunadamente, hay un método semiparamétrico, en nuestro caso regresión de Cox (Cox, 1972), que no requiere una especificación de la distribución. Este modelo cuenta con la característica de ser no paramétrico en el modelo, es decir sin asumir ninguna distribución de la tasa de riesgo, y paramétrico en las variables explicativas. En estos tres casos (exponencial, Weibull y proporcional de Cox), se obtienen los estimadores mediante máxima verosimilitud. El punto de partida propone una función particular de la tasa de salida *hazard*.

$$\lambda(x, \beta) = \lambda_0(t)\phi(x, \beta) \quad (3)$$

donde $\lambda_0(t)$ se llama *baseline hazard* y representa las tasas de riesgo de un individuo con valor 0 en las características observables (x), encontrándose únicamente en función de t . En cambio, $\phi(x, \beta)$ se basa en relación a x , donde consideramos que los regresores no varían el tiempo, es decir como $exp(x'\beta)$.

$$\lambda(x, \beta) = \lambda_0(t)exp(x'\beta) \tag{4}$$

Se puede observar que el modelo proporcional de Cox posee su función no paramétrica ($\lambda_0(t)$) y su función paramétrica ($\phi(x, \beta)$). Este modelo se caracteriza por no especificar la forma funcional del primer término.

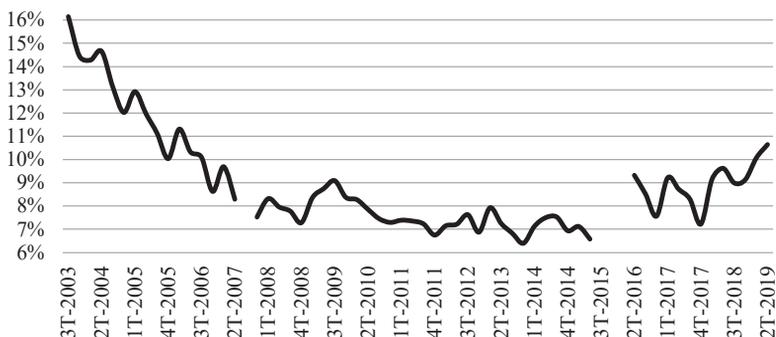
Ramírez Montoya *et al.* (2017) estiman a través de simulaciones que para establecer diferencias significativas entre las metodologías se deberá tener situaciones con altos porcentajes de censura y bajo tamaño de muestra.

III. PRINCIPALES RESULTADOS

III.1. Evolución y características del desempleo en Argentina

Para el cálculo de la tasa de desempleo a lo largo de la serie se utilizó la metodología de INDEC (2019) a través del ratio entre la población desocupada y la población económicamente activa (personas que tienen una ocupación o que sin tenerla la están buscando activamente). De esa forma, se analizó el desempleo en todo el país como en las distintas regiones argentinas.

Figura 1. Tasa de desempleo en Argentina (2003-2019)



Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

A mediados de 2003, la Argentina empezaba a recuperarse de una de las crisis más profundas registradas hasta ese momento. El desempleo alcanzaba al 16% de la población económicamente activa. En los años subsiguientes, la recuperación y posterior crecimiento económico permitió una rápida caída del desempleo. En efecto, en el primer trimestre de 2007, el indicador rondaba el 9%. Si bien las mejoras continuaron (tocando piso en 2013 con 6.4%), tres años más tarde se observó el primer aumento significativo del período. Desde entonces el desempleo se mantuvo en torno al 9.5%, donde luego de fines de 2017 comenzó una fase de aumento.

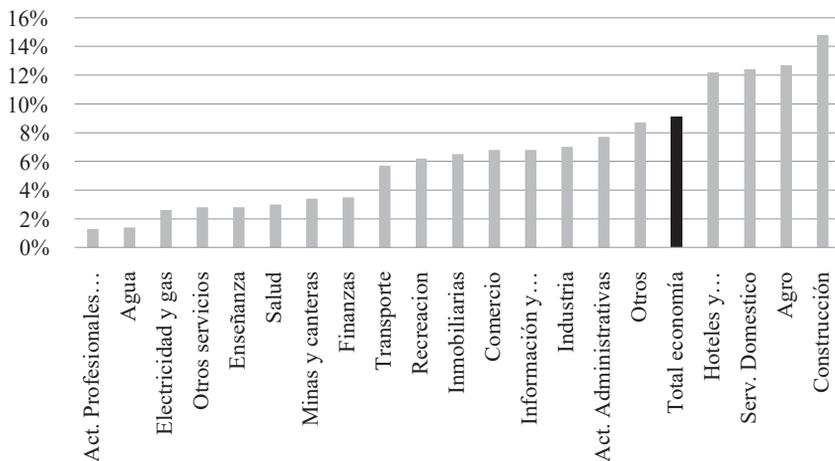
Los individuos desocupados declaran en qué sector se encontraban trabajando antes de entrar en el desempleo. Si damos por supuesto que el sector en el que trabajó es el mismo en el que busca empleo, se podría asignar una tasa de desempleo a cada sector productivo. Es necesario notar que este cálculo es solo una aproximación, ya que se ve mayormente afectado por la rotación entre empleos, que difiere entre sectores. Es decir, puede ser que un sector tenga una gran cantidad de desempleados, de acuerdo con la definición anterior, simplemente porque los trabajos en el sector son intermitentes y es más probable encontrar un individuo entre trabajos.

Para hacer este cálculo se obtuvo la cantidad de gente desocupada en el sector j , que luego se dividió en la suma de ocupados y desocupados (población económicamente activa-PEA) en dicho sector. Sin embargo, al desagregar la variable sector en la que el individuo trabajó o trabaja, se notó que había cambiado de nomenclatura en 2011. Para solucionar dicho problema se homogeneizaron los códigos ocupacionales mediante INDEC (2011). De esta manera, computamos:

$$\begin{aligned} & \text{Tasa de desempleo en el sector } j \\ & = \left(\frac{\text{desocupados}_j}{\text{desocupados}_j + \text{ocupados}_j} \right) * 100 \end{aligned} \quad (5)$$

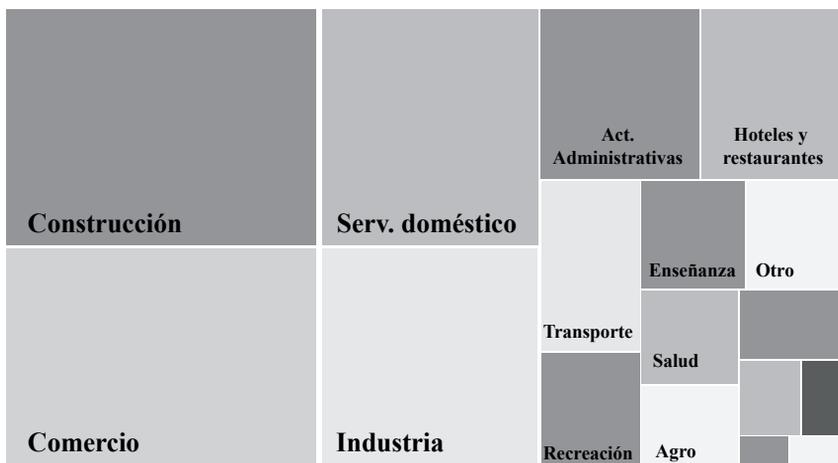
En la Figura 2 se puede observar una heterogeneidad en la tasa de desempleo para cada sector. En este aspecto, el sector que menos desempleo tiene es el de actividades profesionales y de ciencia y técnica (1.3%), mientras que su polo opuesto es construcción (14.8%).

Figura 2 Tasa de desempleo en Argentina por sector (promedio 2003-2019)



Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

Figura 3 Distribución de los sectores dentro del desempleo en Argentina (2003-2019)



Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

Es también interesante evaluar cómo es la distribución de los desempleados por sector. La figura 3 nota cuáles son los sectores con más pesos dentro del desempleo. De esa forma, se observa que construcción (19%), servicio doméstico (13%), comercio (18%) e industria (13%) son los sectores con mayor cantidad de desempleados dentro del total (acaparando aproximadamente el 63%). Sin embargo, cabe considerar que la encuesta es urbana y que, por lo tanto, la representatividad de algunos sectores puede llegar a ser muy limitada.

III.2. Matrices de transición

Un análisis más interesante se corresponde a la dinámica de transiciones entre estados. Mediante la matriz de transición se muestran las probabilidades de cambio entre tres estados básicos (desempleado, ocupado, inactivo) condicionando en ciertas características individuales, por ejemplo: el sexo, el rango etario y el período temporal. Estas probabilidades de transición se calcularon utilizando un panel rotativo de la EPH entre el tercer trimestre de 2003 y el segundo trimestre de 2019.

González Rozada *et al.* (2011) realiza una matriz similar pero con la particularidad que en vez de tener tres estados (ocupado, desocupado e inactivo), lo desagrega en siete (inactivo, asalariado formal, asalariado informal, desocupado, empleado público, cuenta-propia y trabajador familiar).

En este trabajo, la primera tabla muestra las probabilidades de transición mientras que el segundo y el tercer panel desglosan estas probabilidades para varones y mujeres, respectivamente.

Pérez (2009) indica que como es habitual en este tipo de análisis, las filas de la matriz muestran la condición de actividad de los trabajadores en el período inicial (t) y las columnas su situación tiempo después (en nuestro caso, cuatro observaciones después, es decir, 15 meses). De esta forma, en la diagonal principal se presentan los individuos que se encontraron en el mismo estado en las dos observaciones.

En la tabla 1, se pueden observar las probabilidades de transición entre un estado en t y 15 meses posteriores, es decir dentro de cuatro observaciones. Del total de la población ocupada en la primera observación, el 87.6% siguió en el mismo estado. Sin embargo, el 3.8% pasó a estar desocupado, mientras que el 8.6% inactivos. De los desocupados, en el primer período el 49.7% consiguió empleo, el 22.5% se mantuvo buscando empleo, mientras que el 27.8% dejó de hacerlo. Para

el caso de los inactivos, el 18% consiguió empleo, el 6.1% comenzó la búsqueda y el 75.9% se mantuvo en las mismas condiciones.

Tabla 1 Matriz de transición según género

Matriz de transición		Ocupado (t+4)	Desocupado (t+4)	Inactivo (t+4)
Total	Ocupado (t)	87.6%	3.8%	8.6%
	Desocupado (t)	49.7%	22.5%	27.8%
	Inactivo (t)	18.0%	6.1%	75.8%
Varón	Ocupado (t)	91.4%	4.0%	4.6%
	Desocupado (t)	60.3%	23.1%	16.6%
	Inactivo (t)	22.2%	7.6%	70.2%
Mujer	Ocupado (t)	82.4%	3.5%	14.1%
	Desocupado (t)	39.6%	21.8%	38.6%
	Inactivo (t)	16.3%	5.5%	78.2%

Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

Para el caso de los varones, los ocupados tienen mayor probabilidad de mantenerse ocupados, mientras que solo el 4% pasan al desempleo, y el 4.6% a la inactividad. En caso de que se haya encontrado desocupado, el 60% consiguió empleo dentro de los 15 meses, mientras que el 23% restante se sigue encontrando en el mismo estado. Para el caso que haya estado inactivo, el 70% se mantuvo en las mismas condiciones, mientras que el 22% consiguió empleo.

Las matrices de transición son diferentes para mujeres. En primer lugar, aquellas mujeres que se encontraban ocupadas en la primera observación, el 82% se mantuvo (es decir 9 puntos porcentuales menos que los hombres). Sin embargo, 14% de ellas comenzaron a transitar por la inactividad (10 puntos porcentuales más que los hombres). Además, si se analizan las mujeres que se encontraban desocupadas en la primera observación, el 39.6% consiguió empleo (aproximadamente 21 puntos porcentuales menos que los hombres). Sin embargo, en gran magnitud se quedaron desocupadas (21.8%) e inactivas (38.6%).

De todas formas, no son las mismas probabilidades de transición de un individuo entre 15 y 20 años, que las de una persona con más de 60. En principio,

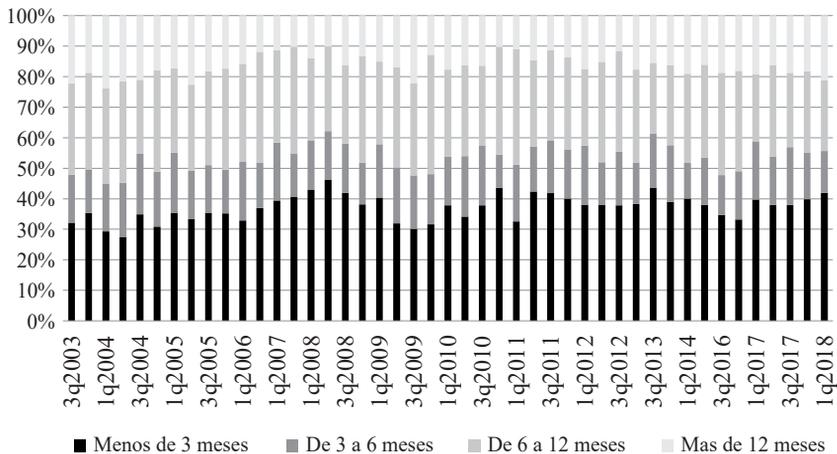
los jóvenes poseen la particularidad de que aquellos que están ocupados mantienen su ocupación con menos probabilidad que otros rangos etarios. Sin embargo, poseen altas probabilidades de quedarse en el mismo estado en caso de los que se encuentran inactivos. En gran medida, cuando la edad aumenta (hasta los 50 años) la probabilidad de permanecer en el empleo es mayor. Además, la probabilidad de cambiar de ocupado a desocupado, disminuye. Sin embargo, la probabilidad de pasar de desocupado a ocupado parece aumentar levemente. Entre los 51 a 60 años, los individuos van perdiendo minuciosamente participación en el mercado laboral, sin embargo, gran parte todavía se encuentra en actividad. Finalmente, los individuos de más de 60 años pierden participación: aquellos que se encontraban desempleados tienen pocas probabilidades de encontrar empleo. Cabe destacar que, en todos los rangos etarios, las mujeres poseen mayor probabilidad de ubicarse en los estados de desempleo y la inactividad, mientras que los hombres parecen tener probabilidades altas de transición hacia la ocupación.

III.3. Duración del desempleo en Argentina

Uno de los interrogantes principales del trabajo es cuál es la duración promedio del desempleo en Argentina y qué factores son los que más influyen. Primeramente, una de las preguntas que se realiza en EPH es la siguiente: ¿cuánto hace que está buscando trabajo? De esa manera, a través de un gráfico apilado observamos cómo es la composición de la duración de dicho tiempo en Argentina desde 2003 al 2019. A lo largo de la serie, en promedio, el 36% de los desempleados tarda menos de 3 meses en cambiar de estado. El 16.5% tarda entre 3 a 6 meses, mientras que el 29.9% lo hace entre 6 a 12 meses. Finalmente, 16.8% de los desempleados tardan más de 12 meses. Cabe destacar que esa pregunta brinda información únicamente hasta el momento de la encuesta (Cid, 2018), sin brindar datos sobre cuál fue el verdadero lapso hasta el cambio de estado (Figura 4).

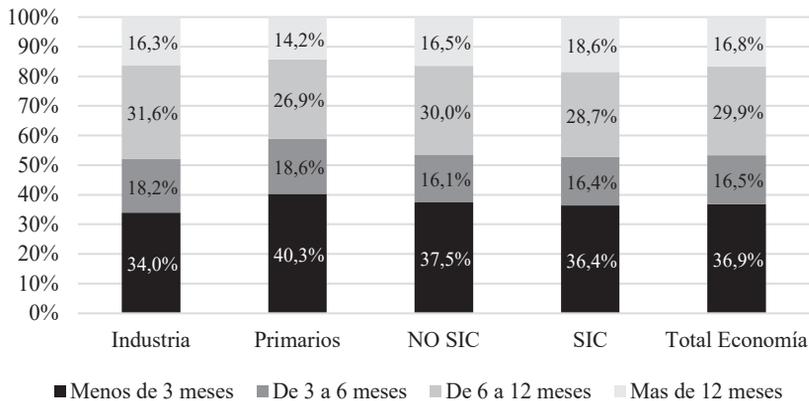
Si separamos la duración del desempleo por sector económico, es decir, por aquellos individuos que han estado ocupados anteriormente en industria, primarios, servicios no intensivos en conocimiento (NO SIC) y sectores intensivos en conocimiento (SIC) tiene una duración similar al momento de la pregunta. Sin embargo, parece ser que aquellos individuos que han estado empleados en primarios, el 40% posee menos de tres meses buscando empleo.

Figura 4. Tiempo de búsqueda laboral al momento de la encuesta en Argentina (2003-2019)



Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

Figura 5. Tiempo de búsqueda laboral al momento de la encuesta por sector en Argentina (promedio 2003-2019)



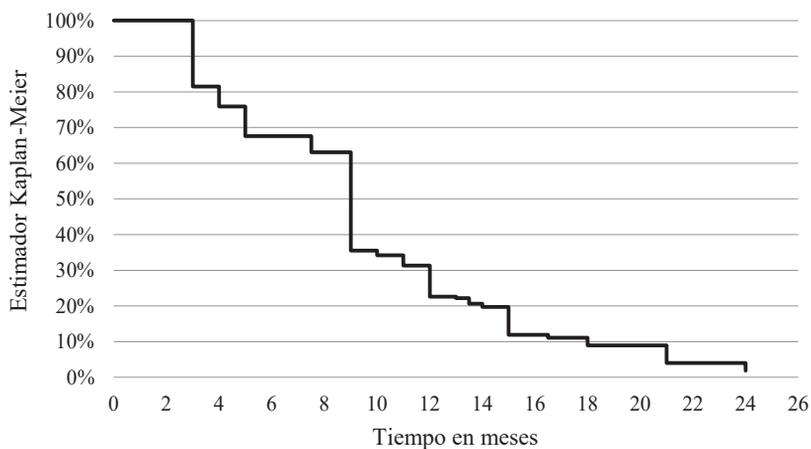
Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

Cabe destacar que es necesario seguir al individuo durante varias observaciones y crear la duración final del desempleo, es decir el tiempo que estuvo buscando hasta el momento de la primera encuesta adicionándole el tiempo desempleado hasta el cambio de estado. Para eso, fue necesario darle una forma a la duración antes de la encuesta. Siguiendo a González Rozada *et al.* (2011) y Beccaria *et al.* (2016), en caso de que haya estado entre 3 a 6 meses, se utilizó un tiempo de búsqueda de 4 meses y medio. Si se encontraba entre 6 a 12 meses buscando empleo, se utilizó un promedio de 9 meses como búsqueda, mientras que para aquellos que habían estado más de 12 meses buscando empleo se utilizó como tope 12 meses de búsqueda.

III.4. Estimador Kaplan-Meier para duración del desempleo

Dado que gran parte de la muestra esta censurada (es decir, la última observación del individuo se encuentra desocupado), se propone utilizar el estimador Kaplan-Meier (Kaplan & Meier, 1958), es decir, un método no paramétrico admitiendo una representación gráfica por medio de una función escalonada de cuál es la evolución del análisis de supervivencia de la muestra. Dicha metodología define la función de supervivencia $S(t)$ como la probabilidad de que uno de los individuos mantenga el estado más allá de un tiempo T , es decir $Pr(T > t)$.

Figura 6. Estimador Kaplan-Meier

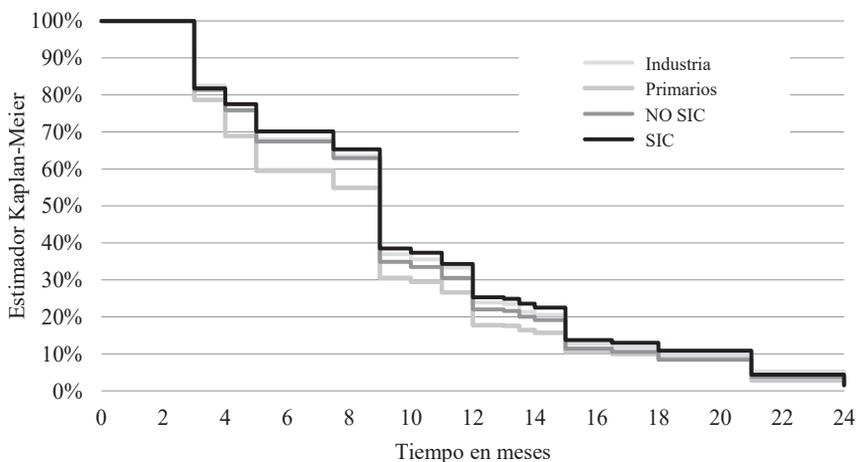


Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

La figura 6 muestra la función de supervivencia para los desocupados. Apenas el 25% de los desocupados cambió de estado en menos de seis meses, mientras que el 50% tardó menos de diez meses. Cabe destacar que el 25% no cambió de estado antes de un año, convirtiéndose en desocupados de larga duración.

De todas formas, el objetivo del artículo es indagar la supervivencia en el desempleo en caso de que el individuo haya trabajado en algún sector en particular. Por eso, se agruparon los sectores en cuatro categorías: primarios, industria, servicios intensivos en conocimiento (SIC) y servicios no intensivos en conocimiento (NO SIC) (ver anexo).

Figura 7. Estimador Kaplan-Meier por sector



Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

En relación con la rama de actividad, el sector de industria, servicios intensivos en conocimiento (SIC) y servicios no intensivos en conocimiento (NO SIC) tardan más que aquellos individuos del sector primario, posiblemente porque este último sector posee desempleo temporal por ser trabajadores que van de región en región según los períodos de siembra y cosecha. Esto quiere decir, que parece haber evidencia significativa en la duración del desempleo de acuerdo con el sector donde estuvo ocupado anteriormente. Sin embargo, mediante la regresión se podrá quitar el efecto de las características observables del individuo, entre ellos el nivel educativo.

III.5. Modelo de duración

Como el objetivo es analizar si el sector en que el individuo trabajó anteriormente incide en la duración del desempleado, se procede a controlar por las características observables del individuo, a través de tres modelos: i) Exponencial, ii) Weibull y iii) Proporcional de Cox.

Tabla 2. Modelos de duración para Argentina (2003-2019)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Exponencial	Weibull	Cox	Cox-Hombre	Cox -Mujer
Primarios	0.0621*	0.0709	0.0679	0.0610	0.128
	(0.0331)	(0.0534)	(0.0429)	(0.0476)	(0.105)
NO SIC	0.0151	0.0128	0.0131	0.0201	0.00274
	(0.0170)	(0.0265)	(0.0215)	(0.0275)	(0.0343)
SIC	0.0169	0.0184	0.0197	-0.00817	0.0382
	(0.0211)	(0.0329)	(0.0267)	(0.0378)	(0.0392)
Primaria completa	-0.00787	0.000431	-0.00153	-0.00413	-0.00146
	(0.0224)	(0.0370)	(0.0292)	(0.0349)	(0.0525)
Secundaria incompleta	-0.0689***	-0.102***	-0.0807***	-0.0756**	-0.0850*
	(0.0222)	(0.0365)	(0.0289)	(0.0351)	(0.0506)
Secundaria completa	-0.155***	-0.257***	-0.200***	-0.201***	-0.202***
	(0.0230)	(0.0375)	(0.0299)	(0.0369)	(0.0513)
Superior universitaria incompleta	-0.124***	-0.198***	-0.159***	-0.162***	-0.159***
	(0.0244)	(0.0396)	(0.0316)	(0.0408)	(0.0525)
Superior Universitaria Completa	-0.144***	-0.255***	-0.191***	-0.150***	-0.219***
	(0.0292)	(0.0466)	(0.0376)	(0.0544)	(0.0577)
Sin instrucción	-0.0288	-0.0139	-0.0126	0.0933	-0.283*

	(0.0659)	(0.104)	(0.0838)	(0.0960)	(0.157)
Entre 21 a 25 años	-0.0539***	-0.148***	-0.102***	-0.0894***	-0.125***
	(0.0169)	(0.0269)	(0.0216)	(0.0283)	(0.0335)
Entre 26 a 30 años	-0.0754***	-0.198***	-0.143***	-0.130***	-0.174***
	(0.0189)	(0.0300)	(0.0242)	(0.0329)	(0.0363)
Entre 31 a 50 años	-0.0851***	-0.218***	-0.160***	-0.171***	-0.176***
	(0.0171)	(0.0272)	(0.0219)	(0.0304)	(0.0327)
Entre 51 a 60 años	-0.0941***	-0.244***	-0.180***	-0.244***	-0.119**
	(0.0234)	(0.0375)	(0.0301)	(0.0400)	(0.0470)
Mas de 60 años	-0.0273	-0.123**	-0.0969**	-0.148***	-0.0306
	(0.0338)	(0.0544)	(0.0438)	(0.0532)	(0.0815)
Noroeste	0.102***	0.184***	0.133***	0.138***	0.141***
	(0.0167)	(0.0263)	(0.0212)	(0.0289)	(0.0316)
Nordeste	0.205***	0.352***	0.273***	0.286***	0.265***
	(0.0224)	(0.0368)	(0.0294)	(0.0374)	(0.0480)
Cuyo	0.124***	0.226***	0.170***	0.167***	0.183***
	(0.0216)	(0.0342)	(0.0277)	(0.0375)	(0.0409)
Pampeana	0.00339	0.0141	0.00551	0.0248	-0.0115
	(0.0158)	(0.0247)	(0.0201)	(0.0278)	(0.0291)
Patagonia	0.0921***	0.168***	0.126***	0.136***	0.122***
	(0.0211)	(0.0336)	(0.0270)	(0.0366)	(0.0401)
Jefe/a de Hogar	0.0895***	0.170***	0.131***	0.200***	0.0339
	(0.0138)	(0.0222)	(0.0178)	(0.0244)	(0.0281)
Presencia de hijos/ as en el hogar	0.0737***	0.141***	0.104***	0.0993***	0.102***
	(0.0111)	(0.0178)	(0.0143)	(0.0196)	(0.0212)
Presidencia de C. F de Kirchner I	0.0817***	0.160***	0.122***	0.121***	0.128***
	(0.0122)	(0.0196)	(0.0157)	(0.0211)	(0.0236)
Presidencia de C. F de Kirchner II	0.0673***	0.140***	0.108***	0.103***	0.125***

	(0.0167)	(0.0261)	(0.0212)	(0.0280)	(0.0321)
Presidencia de M. Macri	0.0198	0.0729***	0.0504**	0.0405	0.0783**
	(0.0159)	(0.0250)	(0.0202)	(0.0269)	(0.0308)
Mujer	-0.0205*	-0.0266	-0.0255*		
	(0.0110)	(0.0175)	(0.0141)		
Constante	-2.367***	-4.335***			
	(0.0318)	(0.0547)			
Constante Weibull		0.609***			
		(0.00486)			
Observaciones	23,948	23,948	23,948	13,354	10,594

Errores robustos entre paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Fuente: elaboración propia sobre la base de EPH.

Se presentan cinco salidas en una misma tabla. En todos los casos se muestran los coeficientes de las regresiones. Un coeficiente positivo aumenta la tasa de riesgo y, por lo tanto, reduce la probabilidad de supervivencia en el estado. De manera inversa, un coeficiente negativo disminuye la tasa de riesgo y, por lo tanto, aumenta dicha probabilidad de supervivencia. Finalmente, si se quisiera obtener los *hazard ratio* se deberán elevar los coeficientes a la exponencial, es decir . Estos se interpretan como cambios porcentuales asociados a un incremento de una unidad en cada una de las variables. Cabe destacarse que en todas las regresiones se utilizaron errores robustos, construyendo la matriz de varianzas y covarianzas de los coeficientes a través de los errores de la regresión. Las categorías base son las variables que no aparecen en el listado de la salida. En este caso, son aquellos individuos hombres que han estado empleados anteriormente en industria, con primario incompleto, rango etario de 15 a 20 años, residentes de la región Gran Buenos Aires, no jefe/a de hogar, sin presencia de hijos/as en el hogar, en la presidencia de Néstor Kirchner.

La primera columna de la regresión representa los coeficientes asumiendo una distribución exponencial. Como se observa, la única rama que posee diferencia significativa con respecto a industria es la de sector primario, de manera positiva, es decir aumentando la tasa de riesgo y, por lo tanto, se reduce la probabilidad de permanecer en el desempleo. Tanto para servicios intensivos en conocimiento como no intensivos, parece no haber ninguna diferencia estadísticamente significativa.

El nivel educativo es una variable significativa a la hora de determinar el tiempo dentro del desempleo. Se observa que a medida que mayor es el nivel educativo mayor es el tiempo de búsqueda dentro del mismo.

El rango etario también parece tener diferencia en relación con la categoría base (18 a 20 años), obteniendo signo negativo en todos los casos, a excepción de los mayores de 60 años. Esto significa que disminuye la tasa de riesgo y, por lo tanto, aumenta la probabilidad de quedarse desempleado. En gran medida, esto se puede deber a que el salario de reserva a medida que aumenta la edad es mayor, por consiguiente, la probabilidad de aceptar un empleo con salario bajo disminuye con la edad. Esto se relaciona con el posible efecto *scarring* que puede llegar a poseer el individuo al pasar de desocupado a ocupado (Beccaria *et al.*, 2016).

En relación a si el individuo es jefe/a de hogar, el coeficiente es positivo, lo que indica que se reduce la probabilidad de supervivencia en el estado de desocupación. En otras palabras, aquellos individuos que están a cargo del hogar tienen una duración del desempleo estadísticamente menor respecto del resto. Esto se complementa con lo observado en la estimación no paramétrica en la figura de Kaplan-Meier.

Para el caso de la temporalidad en la duración del desempleo, parece haber diferencias entre los dos mandatos de Cristina Fernández de Kirchner y el de Néstor Kirchner, disminuyendo estadísticamente esta duración. Para el caso del desempleo durante el gobierno de Mauricio Macri parece no haber significancia estadística en relación con el gobierno de Néstor Kirchner.

Finalmente, se puede observar que el coeficiente que acompaña a la variable dicotómica mujer es negativo, aumentando la probabilidad de permanecer en el desempleo.

Si se analiza la regresión teniendo en cuenta la distribución Weibull, los signos y su significancia estadística son similares al modelo anterior, con la diferencia que no hay diferencia entre los sectores ni por sexo.

Utilizando el modelo con proporcionalidad de Cox, es decir una regresión semiparamétrica, los resultados no parecen diferir con el resto de los modelos. Sin embargo, parecería interesante separarse el estudio por sexo. Esto se debe a que, en el modelo anterior, únicamente se observa el coeficiente de mujer (aumentando la duración), haciendo imposible observar por ejemplo los determinantes de la edad (entre otras variables) para cada sexo. Para eso, se propone realizar un modelo

para los varones y otro para las mujeres. En ambos casos, tampoco hay diferencias significativas entre los individuos que han trabajado en distintos sectores.

Cabe destacar que hay diferencias significativas según el sexo que tome el jefe/a de hogar. Para el caso que sea varón y sea jefe de hogar, la duración del desempleo se reduce considerablemente para aquellos individuos jefes de hogar. Sin embargo, en caso de que sea mujer, la duración del desempleo es indistinta sin importar el rol que cumpla dentro del hogar.

Si nos referimos a la dinámica temporal para cada sexo, se observa que para el caso de los varones hay diferencias significativas entre el gobierno de Néstor Kirchner y los dos mandatos de Cristina Fernández De Kirchner, aunque no así para el gobierno de Mauricio Macri. Sin embargo, para el caso de las mujeres, hay diferencia significativa (al menos al 10% de nivel de confianza) para los tres mandatos posteriores al de Néstor Kirchner. En todos los casos, parece haber una reducción significativa en la duración del desempleo de las mujeres comparándolas con la primera etapa presidencial de la muestra. Esto se puede deber al cambio en el rol dentro del mercado laboral que las mujeres fueron tomando a lo largo de estos últimos años.

En pocas palabras, se observa que a excepción del modelo exponencial (con significancia del 10%) no hay diferencias en el tiempo dentro del desempleo condicional al sector que se trabajó anteriormente.

CONCLUSIONES

Argentina se caracteriza por presentar una elevada volatilidad real, es decir, muestra períodos de fuerte crecimiento, seguido de largas y profundas fases de estancamiento y recesión. Dicha dinámica se manifiesta impactando en las condiciones laborales de los individuos, entre otras variables, en el desempleo. Por eso, pareció importante estudiar cuál fue la dinámica del desempleo en Argentina y las variables que explican su duración. Este trabajo presenta un análisis sistemático y desde distintos ángulos del desempleo para el periodo 2003-2019.

Los resultados indican que no hay diferencias significativas en la duración del desempleo con relación al sector donde se trabajó anteriormente. Adicionalmente, se observa que el sexo y el rango etario son características observables influyentes en el tiempo de búsqueda de empleo. En cuanto a las recomendaciones de política, estos resultados sugieren que las políticas de empleo deberían focali-

zarse en ayudar en forma diferencial a determinados grupos (por sexo o edad) y no en los sectores a los que pertenecía el individuo.

Como futura línea de investigación sería interesante incorporar al modelo nuevas características observables de los individuos con el fin de analizar la robustez de los resultados. Adicionalmente, se propone estimar el efecto del confinamiento a causa de la pandemia del COVID-19 (2020) en la duración del desempleo en Argentina. Luego, resultaría relevante observar si existen alguna diferencia en la duración del desempleo por sexo no solo en el promedio, sino en distintos cuantiles de la variable dependiente.

En definitiva, tras la mejora del período 2003-2011, la Argentina presentó avances considerables en el desempleo y en el lapso de duración, sin embargo, parece no solucionar los problemas, empeorando desde 2012. Para revertir esta situación y, al menos, retornar a los niveles previos, el país necesita crecer en forma sostenida. Sería interesante generar políticas para disminuir la brecha de duración entre hombres y mujeres, agregando además, incentivos a las empresas para contratar personas de mediana edad, inclusive con menores a su cargo, para disminuir el gasto en asistencia social convergiendo a un equilibrio fiscal sostenible.

Finalmente, para ello, deben conjugarse una gran cantidad de factores, entre los que se destaca una macroeconomía saludable y que, por sobre todas las cosas, evite las grandes crisis, además de una estructura productiva con los incentivos necesarios para el desarrollo de sectores de mayor valor agregado, tecnología y calidad.

ANEXO

Tabla 1. Distribución de sectores

	Primarios	Industria	SIC	NO SIC
Agro	■			
Minas y canteras	■			
Electricidad y gas				■
Industria		■		
Agua				■
Construcción				■

Comercio		
Transporte		
Hoteles y restaurantes		
Información y comunicación		
Finanzas		
Inmobiliarias		
Act. Profesionales		
Act. Administrativas		
Adm. Pública y Defensa		
Enseñanza		
Salud		
Recreación		
Otros servicios		
Serv. Doméstico		

Fuente: elaboración propia.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arntz, M. & Wilke, R. A (2009). Unemployment Duration in Germany: Individual and Regional Determinants of Local Job Finding, Migration and Subsidized Employment. *Regional Studies*, 43(1), 43-61. <https://doi.org/10.1080/00343400701654145>
- Arranz, J. M., Cid, J. C. & Muro, J. (2000). La duración del desempleo en presencia de altas tasas de paro: el caso de la Argentina. (Asociación Argentina de Economía Política, Documento de Trabajo No. 1465).
- Arulampalam, W. & Stewart, M. B. (1995). The determinants of individual unemployment durations in an era of high unemployment. *The Economic Journal*, 105(429), 321-332. <https://doi.org/10.2307/2235493>
- Beccaria, L, Maurizio, R., Trombetta, M. & Vazquez, G. (2016). Una evaluación del efecto scarring en Argentina. *Revista Desarrollo y Sociedad*, (77), 263-304. <http://www.scielo.org.co/pdf/dys/n77/n77a08.pdf>
- Celis, P. (Junio, 2009). *Duración del primer período de desempleo en Argentina*. [Ponencia]. IV Pre Congreso de Especialistas en Estudios del Trabajo. Universidad Nacional de Cuyo e Instituto de Trabajo y Producción, Mendoza,

- Argentina. https://bdigital.uncu.edu.ar/objetos_digitales/10161/cuadernillo-con-ponencias-1-85-102.pdf
- Cerimedo, F. (2004). Duración del desempleo y ciclo económico en la Argentina. (CEDLAS, Documento de Trabajo No. 8). https://www.cedlas.econo.unlp.edu.ar/wp/wp-content/uploads/doc_cedlas8.pdf
- Cid, J. C. (diciembre, 2018). ¿Los desocupados, cuánto hace que están desocupados? (Instituto de Estudios Laborales y del Desarrollo Económico, Seminario No. 34). https://www.economicas.unsa.edu.ar/ielde/archivos/seminarios/items_upload_Seminario_34.pdf
- Christensen, B. (2005). Reservationslöhne und Arbeitslosigkeitsdauer. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, 225(3), 47-68. <https://doi.org/10.1515/jbnst-2005-0305>
- Chuang, H (1999). Estimating the determinants of the unemployment duration for college graduates in Taiwan. *Applied Economics Letters*, 6(10), 677-681.
- Cox, D. (1972). Regression models and life tables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 34(2), 187-220.
- del Pozo Iribarría, J. A., Ruiz, M., Pardo, A. & San Martín, R. (2002). Efectos de la duración del desempleo entre los desempleados. *Psicothema*, 14(2), 2002, 440-443
- Fitzenberger, B. & Wilke, R. A. (2007) New Insights on Unemployment Duration and Post Unemployment Earnings in Germany: Censored Box-Cox Quantile Regression at Work. (ZEW, Discussion Paper No. 07-007).
- Golman, M.A. (2020). Duración del desempleo en Argentina: Un análisis dinámico del período 2003-2018. [Trabajo Final de Maestría en Economía, Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Económicas]. http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/download/tpos/1502-1586_GolmanMA.pdf
- Gulli, I. (2005). Ley de Okun y Descomposición de las Fluctuaciones Económicas. (AAEP, Documento de Trabajo No. 5). www.aaep.org.ar/espa/anales/works05/gulli.pdf
- González Rozada, M., Ronconi, L. & Ruffo, H. (2011). Protecting Workers Against Unemployment in Latin America and the Caribbean. (Inter-American Development Bank, Working Paper Series No. 268).
- Hernández-Domínguez, A. M. (2010). Análisis Estadísticos de Datos de Tiempos de Fallo en R. Universidad de Granada.
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2011). Clasificación de Actividad Económica para Encuestas. Sociodemográficas del MERCOSUR-CAES MERCOSUR 1.0 Versión Argentina. https://www.indec.gob.ar/ftp/cuadros/menusuperior/eph/caes_mercosur_1.0.pdf
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (2019). Mercado de trabajo: Tasas e indicadores socioeconómicos (EPH) tercer trimestre de 2019. *Trabajo e*

- ingresos*, 3(7). https://www.indec.gob.ar/uploads/informesdeprensa/mercado_trabajo_eph_3trim19BCC9AAAD16.pdf
- Kaplan, E. & Meier, P. (1958). Nonparametric estimation from incomplete observations. *Journal of the American Statistical Association*, 53(282), 457-481. <https://doi.org/10.1080/01621459.1958.10501452>
- Katz, L. & Meyer, B. (1990). The Impact of the Potential Duration of Unemployment Benefits on the Duration of Unemployment. *Journal of Public Economics* 41(1), 45-72. [https://doi.org/10.1016/0047-2727\(92\)90056-L](https://doi.org/10.1016/0047-2727(92)90056-L)
- Kupets, O. (2006). Determinants of unemployment duration in Ukraine. *Journal of Comparative Economics*, 34(2), 228-247. <https://doi.org/10.1016/j.jce.2006.02.006>
- Maurizio, R. (2011). *Inestabilidad en el mercado de trabajo*. (1a ed.). La Plata: EDULP. http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/27568/Documento_completo_.pdf?sequence=1
- Mortensen, D. T. & Pissarides, C. A. (1994). Job creation and job destruction in the theory of unemployment. *The review of economic studies*, 61(3), 397-415. <https://doi.org/10.2307/2297896>
- Okun, A. (1962). Potential GNP: Its Measurement and Significance. In: *Proceedings of the Business and Economic Statistics Section*. (pp. 89-104). Washington, D.C.: American Statistical Association.
- Pérez, P. (2009). ¿Por qué difieren las tasas de desempleo de jóvenes y adultos?: un análisis de transiciones laborales en la Argentina post convertibilidad. Buenos Aires: Ciccus.
- Ramírez Montoya, J., Regino, E. & Gómez, S. (2017). Comparación de Métodos de Estimación en Regresión de Cox. *Comunicaciones en Estadística*, 10(1), 101-112. <https://doi.org/10.15332/s2027-3355.2017.0001.05>
- Tansel, A. & Mehmet Tasci, H. (2004). *Determinants of Unemployment Duration for Men and Women in Turkey*. Institute for the Study of Labor. (IZA, Discussion Paper No. 1258). <https://docs.iza.org/dp1258.pdf>
- Weibull, W. (1951). A statistical distribution function of wide applicability. *Journal of applied mechanics*, 18(3), 293-297. <https://doi.org/10.1115/1.4010337>

© 2023 por los autores; licencia no exclusiva otorgada a la revista Estudios económicos. Este artículo es de acceso abierto y distribuido bajo los términos y condiciones de una licencia Atribución-No Comercial 4.0 Internacional (CC BY-NC 4.0) de Creative Commons. Para ver una copia de esta licencia, visite <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>.