

LA DINÁMICA DEL DESEMPLEO URBANO EN EL PERÚ:
TIEMPO DE BÚSQUEDA Y ROTACIÓN LABORAL

Informe final

Juan José Díaz y Eduardo Maruyama
Investigadores Asistentes
GRADE

Lima, Setiembre 2000

1. Introducción

A inicios de la década de los noventa, las encuestas de opinión aún señalaban que los principales problemas que enfrentaba el país eran la inflación y el terrorismo. En los últimos años, en cambio, la percepción de la mayor parte de la población es que la falta de empleo se ha convertido en la principal dificultad que afrontan los peruanos. Sin embargo, y tal como se puede apreciar en el Cuadro 1, no es posible afirmar que la tasa de desempleo en el Perú sea particularmente elevada con respecto al resto de los países de América Latina, y más bien se observa que se encuentra dentro del nivel promedio de la región. En vista de ello, el objetivo general de esta investigación es presentar un análisis dinámico acerca del desempleo en el Perú que permita hallar una explicación alternativa al descontento existente acerca del mercado laboral.

Cuadro 1
América Latina: Tasa de desempleo
abierto^a en zonas urbanas, 1990 y 1997

País	1990	1997
Argentina ^b	6.0	14.3
Bolivia ^c	9.7	4.5
Brasil ^d	4.5	8.1
Chile ^d	8.9	6.0
Colombia	10.6	12.1
Costa Rica	5.4	5.9
Ecuador	6.2	9.3
Honduras	6.9	5.4
México ^e	4.3	5.1
Panamá ^f	19.1	15.3
Perú ^g	8.6	9.0
Uruguay	9.0	11.4
Venezuela	9.8	10.7
Promedio simple	8.4	9.0

Fuente: Perú, elaboración propia en base a la Encuesta de Hogares del MTPS 1990 y la Encuesta Nacional de Hogares del INEI 1997-III. Resto de países, CEPAL.

a No incluye a los empleados domésticos que habitan en el hogar.

b Gran Buenos Aires.

d Periodo 1990-1996.

f Periodo 1991-1996.

e Periodo 1992-1996.

g Lima Metropolitana.

f Periodo 1991-1996.

c Periodo 1989-1997.

g Lima Metropolitana.

Una de las principales explicaciones que se suele plantear a este problema son las imprecisiones en la definición de la tasa de desempleo. Así, por ejemplo, se sostiene que la definición *técnica* de desempleo abierto utilizada para las mediciones oficiales sólo considera como desempleados a aquellos individuos en edad activa que deseaban trabajar y buscaron empleo activamente¹. Esta especificación podría estar subestimando el nivel real del desempleo, ya que bajo algunas características particulares del mercado de trabajo² la búsqueda activa de empleo no es un criterio necesario dentro de la definición de desempleo (OIT 1983). Esto permitiría incluir dentro del grupo de desempleados a los “trabajadores desalentados”, es decir, a aquellos individuos que a pesar de estar dispuestos a trabajar, renuncian a la búsqueda activa de empleo debido a la baja probabilidad de conseguir un trabajo.

Por otro lado, también se sostiene que el consenso sobre la falta de empleo se deba más a la precariedad del empleo que al nivel del desempleo en sí. En otras palabras, muchas personas registradas como ocupadas según las encuestas de empleo pueden estar disconformes con el empleo o la ocupación que realizan de forma tal que a pesar de encontrarse trabajando se consideren desempleados en una encuesta de opinión, lo que podría denominarse “desempleo subjetivo”.

De ambos planteamientos se concluye que las encuestas destinadas a recoger datos para calcular estadísticas de empleo estarían capturando sólo a una porción de la población que se considera desempleada en las encuestas de opinión por un problema en la definición del desempleo. Sin embargo, si bien la “redefinición” del desempleo puede permitir hallar una medida que explique de forma más adecuada la percepción de la gente al elevar en cierta medida la tasa de desempleo, resulta más que probable que la magnitud del cambio no bastaría para explicar la totalidad del problema.³ La principal limitación de ambos planteamientos radica en la naturaleza *estática* de su enfoque a la problemática del desempleo.

El objetivo general de esta investigación, a diferencia de los estudios previos, es realizar un análisis de la dinámica del desempleo en zonas urbanas a lo largo del año. La hipótesis que se plantea es que existe una combinación de altas tasas de rotación y baja duración del desempleo urbano en el Perú, lo que provoca que gran cantidad de personas sufran episodios de desempleo alguna vez durante el año. Así, a diferencia de las hipótesis *estáticas*, la

¹ Véase Verdera (1995).

² Insuficiencia de los medios convencionales de búsqueda de empleo, desorganización o poco alcance del mercado de trabajo, o alta participación del trabajo independiente en la composición del empleo.

³ Por ejemplo, Verdera encuentra que si se flexibiliza la definición utilizada actualmente por el Ministerio de Trabajo para calcular las tasas de desempleo urbano, éstas aumentan sólo en dos puntos en promedio.

hipótesis de esta propuesta plantea que la *dinámica* del desempleo es la causa principal para que la falta de empleo sea considerada como el problema más importante del país.

2. Breve balance: ¿Qué se ha escrito acerca del desempleo urbano en el Perú?

Si bien el desempleo es un tema “popular” de estudio, en el caso peruano la mayoría de investigaciones se han focalizado en su componente estático, y han sido pocas las que realizan un análisis dinámico detallado del desempleo. Verdera (1995) propone una metodología alternativa al cálculo oficial de la tasa de desempleo global, incluyendo a los “trabajadores desalentados” dentro de su cálculo de desempleo, lo que eleva la tasa de desempleo global promedio para el periodo 1984-1993 de 7.6% a 9.9%. Garavito (1998) realiza un análisis de los determinantes del desempleo abierto en Lima Metropolitana estimando una ecuación de desempleo mediante un análisis de cointegración entre la tasa de desempleo, la oferta laboral, el salario real, la inversión privada real, el gasto real del gobierno, y el tipo de cambio real. Saavedra (1998) estudia la evolución del desempleo y su desagregación por grupos demográficos para el periodo 1986-1997, enfatizando los problemas en la interpretación de las cifras de desempleo debido al problema del “trabajador desalentado” y su efecto directo en las tasas de actividad. Adicionalmente, halla que en los últimos años el incremento en el desempleo se concentra en los jóvenes y en los hombres de mayor de edad.

En los últimos años, algunas investigaciones han comenzado a analizar con mayor detalle la naturaleza dinámica de la problemática del desempleo en el Perú. En un breve estudio del Ministerio de Trabajo y Promoción Social (MTPS, 1998) se realiza un análisis dinámico del desempleo en el Perú, en el cual se afirma que la duración del desempleo urbano es relativamente pequeña (dos meses y medio en 1996), y por lo tanto es más un producto de fricciones en el mercado laboral que de problemas estructurales. Adicionalmente, se afirma que casi no existe el desempleo crónico o de larga duración ya que sólo el 0.1% de la Población en Edad de Trabajar (PET) se encuentra desocupada todo el año. Un estudio de la CEPAL (1999) hace un detallado análisis del desempleo en América Latina (aunque sin incluir datos acerca de Perú), en el cual se concluye que el desempleo en la región afecta con mayor intensidad a las mujeres, a los más jóvenes y a los hogares más pobres. Esta investigación también incluye un análisis de la duración del desempleo para los jóvenes, afirmándose que si bien los periodos de búsqueda de empleo para los jóvenes en América Latina son cortos (menores a seis meses), los trabajos suelen ser inestables debido a inserciones precarias (empleos de baja productividad o contratos de trabajo de corto plazo).

Finalmente, Chacaltana (1999) encuentra que para 1996, la duración del desempleo asciende a 12.5 semanas si se utiliza información sobre episodios “incompletos”, mientras que esta cifra sube a 18.5 semanas si se utiliza episodios “completos”. Adicionalmente, destaca que existe

poca evidencia para afirmar que existe una diferencia real entre los desempleados y los individuos temporalmente inactivos. Dado que, según dicho autor, muchas de las transiciones de los individuos en el mercado de trabajo se dan entre el desempleo y la inactividad, se podría estar subestimando el tiempo real de desempleo en las encuestas de hogares.

3. La base de datos y cálculo de las duraciones de desempleo

3.1 Los datos

El primer paso para evaluar la hipótesis dinámica de la investigación es calcular la duración del desempleo. La información que se puede obtener usualmente acerca de la duración del desempleo en las encuestas de hogares es la respuesta a la pregunta que se hacía a los propios desempleados acerca de cuánto tiempo llevaban buscando trabajo. Obviamente, el periodo de búsqueda de empleo luego de la entrevista podía extenderse por varias semanas más. El problema, entonces, era que estos individuos aún no habían completado sus episodios de desempleo; es decir, se contaba sólo con información acerca de duraciones incompletas o *truncadas a la derecha* ya que al momento de la entrevista el individuo permanecía aún en el estado de desempleo. Entre los varios problemas que genera esto, el más evidente es la subestimación de las duraciones más prolongadas⁴.

Las encuestas de hogares suelen contener información de la duración del desempleo sólo para aquellos individuos que se encuentran desocupados al momento de realizarse la encuesta, lo que genera el problema de las duraciones incompletas. En 1996, la Encuesta Nacional de Hogares del MTPS-INEI (ENAHO), que se lleva a cabo de forma trimestral, mantuvo un mismo grupo de hogares en las cuatro encuestas del año. Esto ha permitido construir una base de datos de panel, en la que se puede completar gran parte de las duraciones reportadas.

Las ENAHO de 1996 contienen información acerca de aproximadamente 20,000 hogares cada una. Sin embargo, el número de hogares que fueron mantenidos en las cuatro encuestas trimestrales del año asciende a 3,882, todos ellos en áreas urbanas. Si bien estos hogares contienen a unos 20,000 individuos, para el panel sólo se pudo recobrar información de 10,863 de ellos (de los cuáles 8,277 tenían 14 o más años de edad) debido a dos motivos: (i) muchos individuos abandonan el hogar en uno o más trimestres, y (ii) la variable que identifica al individuo dentro del hogar presenta fallas que generan inconsistencias en la base de datos de panel.

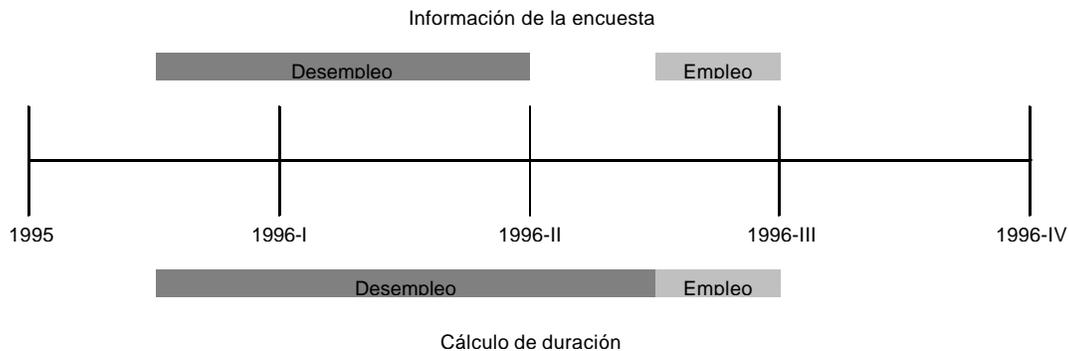
⁴ En Kiefer, Lundberg y Neumann (1985) se realiza una discusión detallada de los problemas de inferir distribuciones de duración utilizando técnicas de muestreo de encuestas de población.

Aún depurando la base de datos por cambios en la conformación del hogar y por problemas de identificación de individuos, persisten algunas inconsistencias que fueron corregidas antes de realizar las estimaciones. En particular, existe mucha inexactitud en datos referidos a la duración del empleo y el desempleo. Por ejemplo, una persona que declara estar desempleada 6 meses en la encuesta del segundo trimestre, afirmó estar empleada en la encuesta del primer trimestre. Problemas como éste se deben a que en muchos casos un tercero responde por otros miembros del hogar en caso de ausencia de éstos al momento de la encuesta. En este caso, poco puede hacerse pues en la encuesta no se indica si el individuo ha respondido las preguntas o si un tercero a respondido por él. Otra posible causa de las inconsistencias en la información entre trimestres, en el caso específico de las duraciones, está en el redondeo de periodos por parte del propio encuestado o por simples imprecisiones en su declaración. Los supuestos para corregir este tipo de problemas se detallan en la siguiente sección.

3.2 Cálculo de la duración del desempleo

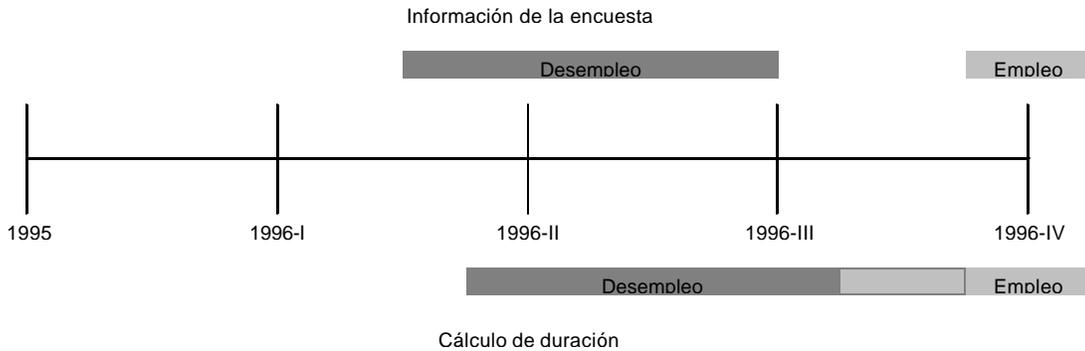
Un paso importante previo a la estimación econométrica es el cálculo de la duración del desempleo a partir de la información de las encuestas. Para construir la variable se utilizó la pregunta “¿Cuántas semanas lleva buscando trabajo?” que se encuentra en las encuestas de los cuatro trimestres, y que se realiza a los individuos desempleados. Adicionalmente, se utilizó la pregunta “¿Cuántos meses lleva en el empleo actual?” realizada en la encuesta del tercer trimestre a todos los individuos con ocupados en dicho periodo. Con esta información se pudo generar duraciones completas e incompletas, según la información disponible, para cada individuo desempleado en la base de datos de panel. Los supuestos realizados para calcular la duración en los diversos casos que se presentaron se detallan a continuación.

Caso 1: Trabajador desempleado la primera parte del año y ocupado en el tercer trimestre



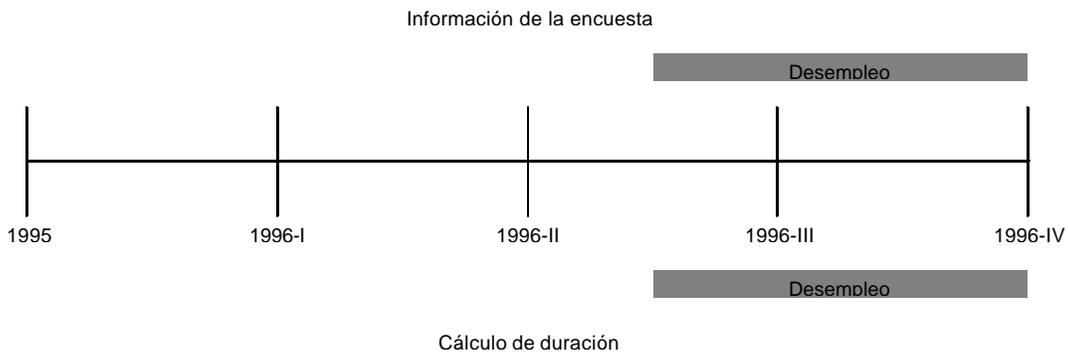
En este caso, las encuestas del primer y segundo trimestre permiten determinar el inicio del episodio del desempleo. La terminación del episodio se obtiene a partir de la fecha de inicio del empleo del tercer trimestre. Así, se puede determinar con exactitud la duración completa del desempleo.

Caso 2: Trabajador desempleado hasta el tercer trimestre y ocupado en el cuarto trimestre



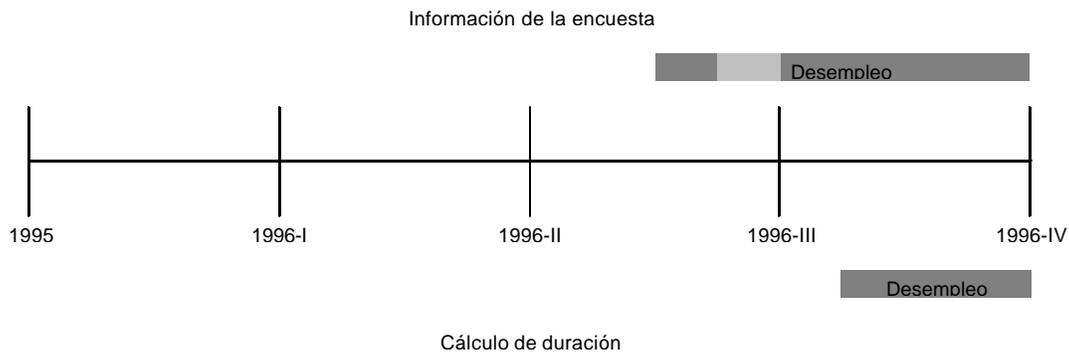
En este segundo caso, si bien se conoce el inicio del episodio de desempleo, no se puede determinar con exactitud la duración completa del evento ya que no se conoce el momento exacto de terminación del episodio. Sin embargo, sí se sabe que el desempleo termina antes del cuarto trimestre, pues en éste ya se encontraba ocupado. Para completar la duración se optó por utilizar la duración promedio del empleo (según género y edad) del tercer trimestre (siempre y cuando ésta no exceda los tres meses) como proxy de la duración del empleo del cuarto trimestre. Así se pudo obtener una duración “completa” del desempleo para estos individuos.

Caso 3: Trabajador desempleado en el cuarto trimestre



En el caso de los individuos desempleados en el cuarto trimestre, es imposible determinar una fecha aproximada de la terminación del episodio del desempleo. A diferencia del caso anterior, no es posible saber a ciencia cierta si el desempleo terminará en los siguientes tres meses o continuará por un largo periodo. La duración, en este caso, es incompleta o truncada a la derecha.

Caso 4: La duración del desempleo abarca un periodo en el que el individuo afirma estar empleado o inactivo



Debido a las inconsistencias en la base de datos mencionadas en la sección anterior, algunos individuos reportan estar desempleados por un lapso de tiempo que abarca un periodo en el que habían declarado estar ocupados o inactivos. El supuesto que se hizo para realizar la corrección es que el dato del estado laboral del trabajador en cada encuesta es más fiable que los datos de duración. Así, en los casos que se presentaron este tipo de inconsistencias, se procedió a corregir el dato de duración utilizando promedios por sexo y edad de la misma encuesta que no excedan los tres meses.

4. Análisis descriptivo de las transiciones entre empleo, desempleo e inactividad, y de la duración del desempleo

La muestra panel de 1996 permite analizar la estructura de la población en edad de trabajar (14 años o más) según los cambios que tienen en su status laboral a lo largo del año. El Cuadro 2 muestra la descomposición de la PET según estos estados. El 41% de la PET de la muestra se mantuvo ocupado todo el año, 29.3% fluctuó entre estados de empleo e inactividad, 11.5% estuvieron desocupados en algún momento del año, y 18.2% nunca ingresaron a la PEA durante 1996.

Cuadro 2
Status laboral de la PET durante 1996, según características
Análisis horizontal (%)
(Muestra urbana, Panel ENAHO 96)

	No experimentaron desempleo			Desocupados		Población de 14 años o más
	Ocupados todo el año	Inactivos todo el año	Ocupados e inactivos	En algún momento del año	Todo el año	
Hombre	56.2	10.4	21.0	12.3	0.1	100.0
Mujer	26.6	25.6	37.1	10.7	0.0	100.0
Entre 14 y 24 años	16.9	30.9	35.6	16.6	0.0	100.0
Entre 25 y 34 años	53.1	7.4	26.6	12.8	0.1	100.0
Entre 35 y 44 años	60.6	7.1	23.7	8.5	0.1	100.0
Entre 45 y 54 años	56.9	9.4	25.2	8.4	0.1	100.0
Más de 55 años	37.0	27.5	30.1	5.5	0.0	100.0
Primaria	42.7	15.8	35.4	6.1	0.1	100.0
Secundaria	36.2	22.3	27.7	13.8	0.0	100.0
Superior	47.5	14.7	20.6	17.1	0.1	100.0
Lima	41.5	17.5	29.9	11.0	0.0	100.0
Otras áreas urbanas	37.5	22.9	24.9	14.6	0.1	100.0
TOTAL	41.0	18.2	29.3	11.5	0.0	100.0

Fuente: Elaboración propia en base a las ENAHO 96-I, 96-II, 96-III y 96-IV.

Al interior de los distintos grupos demográficos, resulta interesante las diferencias que existen por género y grupos de edad. Más de la mitad de los hombres en edad de trabajar se encuentra ocupado todo el año, mientras que sólo el 26.6% de las mujeres mantiene su empleo todo el año. Un porcentaje importante de la población femenina (37.1%) fluctúa entre el empleo y la inactividad, mientras que 25.6% se mantienen inactivas todo el año, principalmente por razones de embarazo y por que no se considera dentro de la PEA a las personas que realizan tareas domésticas dentro del hogar. Por grupos de edad, se observa que los individuos entre 35 y 44 años tienen el porcentaje más alto de empleo durante todo el año (60.6%), cifra que se va reduciendo hacia los más jóvenes y los más viejos. La inactividad entre los jóvenes y los viejos es claramente más elevada, consistente con la mayor cantidad de estudiantes en el primer grupo y jubilados en el segundo. Por otro lado, la incidencia del desempleo en algún momento del año se reduce con la edad. Esto refleja las menores tasas de empleo de los más jóvenes y su mayor rotación laboral. El grupo de 55 años y más, si bien presenta una baja tasa de empleo durante todo el año, tiene también una baja incidencia de desempleo en algún punto del año, consistente con el hecho de una mayor propensión a la inactividad o el retiro para trabajadores viejos.

Cuadro 3
Status laboral de la PET durante 1996, según características
Análisis vertical (%)
(Muestra urbana, Panel ENAHO 96)

	No experimentaron desempleo			Desocupados		Población de 14 años o más
	Ocupados todo el año	Inactivos todo el año	Ocupados e inactivos	En algún momento del año	Todo el año	
Hombre	66.6	27.8	34.8	52.1	75.0	48.5
Mujer	33.4	72.2	65.2	47.9	25.0	51.5
Entre 14 y 24 años	13.1	54.0	38.7	46.0	25.0	31.8
Entre 25 y 34 años	26.7	8.4	18.8	23.0	25.0	20.6
Entre 35 y 44 años	27.4	7.2	15.0	13.7	25.0	18.5
Entre 45 y 54 años	18.8	7.0	11.7	9.9	25.0	13.6
Más de 55 años	13.9	23.3	15.9	7.4	0.0	15.5
Primaria	40.9	34.0	47.4	21.1	50.0	39.3
Secundaria	36.0	49.9	38.6	49.1	25.0	40.8
Superior	23.1	16.1	14.0	29.9	25.0	19.9
Lima	88.3	83.9	89.1	83.6	75.0	87.2
Otras áreas urbanas	11.7	16.1	10.9	16.4	25.0	12.8
TOTAL	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Fuente: Elaboración propia en base a las ENAHO 96-I, 96-II, 96-III y 96-IV.

El Cuadro 3 muestra la descomposición de cada uno de los estados laborales de la PET según características demográficas. Se puede apreciar que dos tercios de los trabajadores ocupados todo el año son hombres, mientras que el 72.2% de los inactivos todo el año son mujeres. Por grupos de edad, se observa que la mayor parte de inactivos son jóvenes y viejos, y que la participación en el desempleo se reduce con la edad. También se puede observar que el panel está conformado principalmente por observaciones de Lima.

El Cuadro 4 se interpreta de manera similar al Cuadro 2, la diferencia entre ambos radica en que éste utiliza como base a aquellos individuos que estuvieron en la PEA en algún momento del año, mientras que el Cuadro 2 considera a toda la PET. Es decir, no se toma en cuenta al 18.2% de inactivos todo el año. Este cuadro resulta particularmente interesante pues permite comparar la tasa de desempleo usual con el porcentaje de personas que han pasado por el desempleo en algún punto del año en relación a los que formaron parte de la fuerza de trabajo durante el año (que podría ser denominada "PEA anual"). Así, esta cifra se elevaría a 14.1%, unos 5 puntos por encima de la tasa de desempleo. Si comparamos el 14.1% con la tasa de

desempleo de la muestra del panel en cualquiera de los cuatro trimestres del año, esta diferencia se incrementaría a unos 10 puntos. Adicionalmente, estos recuadros muestran que un 40% de la PET cambia de estado laboral a lo largo del año, cifra que se eleva a 50% si consideramos sólo la PEA anual.

Cuadro 4
Status laboral de la "PEA"^a durante 1996, según características
Análisis horizontal (%)
(Muestra urbana, Panel ENAHO 96)

	No experimentaron desempleo		Desocupados		Población de 14 años o más
	Ocupados todo el año	Ocupados e inactivos	En algún momento del año	Todo el año	
Hombre	62.7	23.5	13.7	0.1	100.0
Mujer	35.8	49.9	14.3	0.0	100.0
Entre 14 y 24 años	24.5	51.5	24.0	0.1	100.0
Entre 25 y 34 años	57.4	28.8	13.8	0.1	100.0
Entre 35 y 44 años	65.2	25.6	9.1	0.1	100.0
Entre 45 y 54 años	62.8	27.9	9.3	0.1	100.0
Más de 55 años	51.0	41.5	7.5	0.0	100.0
Primaria	50.7	42.0	7.3	0.1	100.0
Secundaria	46.5	35.7	17.7	0.0	100.0
Superior	55.7	24.1	20.1	0.1	100.0
Lima	50.3	36.3	13.3	0.1	100.0
Otras áreas urbanas	48.6	32.3	19.0	0.1	100.0
TOTAL	50.1	35.8	14.0	0.1	100.0

Fuente: Elaboración propia en base a las ENAHO 96-I, 96-II, 96-III y 96-IV.

^a No se considera dentro de esta definición de "PEA anual" a aquellos individuos inactivos todo el año.

Este primer análisis de la información proporcionada por la base de datos de panel de 1996 permite observar dos factores importantes en esta investigación: (1) el porcentaje de gente afectada por el desempleo en algún punto del año en relación a la PEA excede en más del 50% a la tasa de desempleo calculada bajo la definición habitual; y (2) el porcentaje de individuos de la PEA y la PET que no mantienen un estado laboral estable a lo largo del año es bastante elevado. El primer punto permite demostrar algunas de las debilidades que existen al considerar el problema del desempleo como un concepto estático, y demuestra que un sector mucho más grande de lo que normalmente se considera sufre de desempleo durante el año. Si consideramos que en el Perú el desempleo es de corta duración pero afecta a gran cantidad de personas durante el año, no resulta sorprendente que un porcentaje importante de

la población se vea afectado por la falta de empleo a pesar que indicadores tales como la tasa de desempleo no lo demuestran claramente. El segundo punto indicado al inicio de este párrafo sirve para reforzar esta idea, ya que existe una alta rotación entre estados laborales a lo largo del año, fenómeno que no puede ser capturado por los indicadores estáticos.

El siguiente paso dentro de este análisis es analizar la duración del desempleo para determinar si efectivamente el desempleo urbano en el Perú es de corta duración. Si bien este aspecto es analizado de forma más formal en las secciones siguientes, se pueden obtener algunas conclusiones iniciales observando los promedios simples de duración de la muestra. El Cuadro 5 muestra que la duración promedio del desempleo es de 13.5 semanas (un poco más de tres meses), cifra que resulta relativamente baja. Por grupos de edad, no se observa un patrón claro en la duración del desempleo, con la excepción de los hombres de mayor edad, y las mujeres entre 45 y 54 años, que buscan empleo por hasta 4 meses. Por nivel de educación se observa que aquéllos con educación superior son los que buscan empleo por mayor cantidad de tiempo, particularmente las mujeres que llegan a realizar búsquedas de hasta 17 semanas. En este caso es importante notar que los motivos para duraciones mayores pueden ser distintos al del caso de las personas de mayor edad, que enfrentan muchas dificultades para conseguir un empleo. En este caso, los individuos con educación superior pueden tener duraciones más largas pues en muchos casos pueden costear por más tiempo su desempleo en busca del empleo adecuado. Finalmente, es interesante notar la fuerte diferencia que existe entre las duraciones de las mujeres aspirantes y cesantes. Las aspirantes (aquéllas que nunca han trabajado antes) buscan por 18 semanas, mientras que las cesantes por 13. Esta diferencia no se aprecia entre los hombres.

El Cuadro 6 muestra una comparación de las duraciones del desempleo juvenil entre algunos países latinoamericanos. Los datos se obtienen a partir de duraciones incompletas obtenidas de encuestas de hogares. El cuadro muestra que, con la posible excepción de Honduras, sólo Perú concentra el 90% de sus duraciones de desempleo (ya sea completas o incompletas) en periodos menores a los seis meses, y su tasa de desempleo juvenil es menor a la de los otros países.

Cuadro 5
Duración completa del desempleo en 1996, según características
(Muestra urbana, Panel ENAHO 96)

	Hombres	Mujeres	Total
Entre 14 y 24 años	12.6	13.9	13.2
Entre 25 y 34 años	11.9	14.2	13.3
Entre 35 y 44 años	14.0	13.6	13.8
Entre 45 y 54 años	12.2	16.1	13.7
Más de 55 años	16.7	11.2	15.5
Primaria	14.1	13.1	13.6
Secundaria	11.7	12.3	12.0
Superior	14.6	17.4	15.9
Lima	13.1	14.3	13.6
Otras áreas urbanas	12.9	12.9	12.9
Aspirante	12.9	18.1	16.0
Cesante	13.1	12.8	13.0
TOTAL	13.1	14.0	13.5

Fuente: Elaboración propia en base a las ENAHO 96-I, 96-II, 96-III y 96-IV.

Cuadro 6
Estructura de la duración del desempleo juvenil (entre 15 y 24 años de edad) para
algunos países latinoamericanos, 1996-1997

	Hasta un mes	Más de un mes a 6 meses	Más de 6 meses a 12 meses	Más de 12 meses	Tasa de desempleo
Argentina ^a	14.6	38.3	21.0	8.9	24.2
Colombia	21.7	42.1	28.7	7.5	24.3
Ecuador	12.4	35.0	21.7	12.5	18.9
Honduras	48.9	41.2	8.4	1.5	8.9
Perú ^b	67.4	28.0	3.0	1.5	13.0
Uruguay	21.0	43.1	26.7	8.5	26.3

Fuente: Perú, elaboración propia en base a las ENAHO 96-I, 96-II, 96-III y 96-IV. Resto de países, CEPAL.

Nota: Las cifras en el cuadro corresponden a duraciones incompletas.

^a Gran Buenos Aires.

^b Cálculo a partir de la ENAHO 96-III para Lima Metropolitana con factores de expansión.

Hasta este punto, el diagnóstico de la dinámica del mercado de trabajo en el Perú urbano, particularmente del desempleo, sería a grandes rasgos el siguiente: existe un porcentaje mayor de gente afectada por el desempleo al indicado por la tasa de desempleo, en parte debido a la alta rotación en el mercado laboral, sin embargo, el periodo de desempleo suele ser relativamente corto. Si bien esto puede ofrecer una visión optimista de la problemática, es necesario tener en cuenta un factor adicional: ¿qué sucede cuándo termina el episodio de desempleo? Por lo general, el mensaje implícito que se recibe cuando se escucha hablar de la terminación del episodio de desempleo es que el individuo afectado consiguió trabajo. Sin embargo, esto no es necesariamente cierto, pues el periodo de desempleo puede acabar en la inactividad. Un episodio corto puede ser considerado un aspecto positivo sólo si esto se da pues el individuo consigue rápidamente trabajo, en el caso que se desaliente y deje de buscar empleo, pasando a la inactividad, el largo de la duración no puede ser interpretado de la misma forma. Una duración corta del desempleo que da paso a la inactividad incluso podría interpretarse como una señal negativa, ya que indica que el individuo evalúa que no tiene la opción de conseguir un empleo en el mercado de trabajo aún antes de buscarlo por un periodo de tiempo razonable. El Cuadro 7 muestra a que estado pasan los desocupados al culminar sus episodios de desempleo.

Cuadro 7
Desempleo en 1996 según “destino de salida” y características (%)
(Sólo para duraciones completas, muestra urbana, Panel ENAHO 96)

	Hombres		Mujeres		Total	
	Empleo	Inactividad	Empleo	Inactividad	Empleo	Inactividad
Entre 14 y 24 años	46.0	54.0	38.8	61.3	42.7	57.3
Entre 25 y 34 años	78.6	21.4	43.0	57.0	57.6	42.4
Entre 35 y 44 años	91.1	8.9	52.9	47.1	72.9	27.1
Entre 45 y 54 años	73.8	26.2	16.7	83.3	53.0	47.0
Más de 55 años	42.5	57.5	27.3	72.7	39.2	60.8
Primaria	70.1	29.9	37.5	62.5	54.4	45.6
Secundaria	60.0	40.0	37.9	62.1	49.9	50.1
Superior	55.8	44.2	45.7	54.3	51.1	48.9
Lima	61.5	38.5	42.7	57.3	53.0	47.0
Otras áreas urbanas	55.9	44.1	29.2	70.8	41.9	58.1
Aspirante	27.8	72.2	24.4	75.6	25.8	74.2
Cesante	65.9	34.1	44.8	55.2	56.6	43.4
TOTAL	60.7	39.3	40.2	59.8	51.1	48.9

Fuente: Elaboración propia en base a las ENAHO 96-I, 96-II, 96-III y 96-IV.

Como podemos apreciar, el “desempleo exitoso” (aquél que termina en el empleo) se da principalmente entre los hombres de edad adulta (de 25 a 54 años), los hombres con educación primaria, y los hombres cesantes. Por otro lado, la búsqueda es más infructuosa para los aspirantes y las mujeres de mayor edad. En términos generales, sólo un 51% de los casos de desempleo durante 1996 terminaron con la inserción al mercado laboral, mientras que 49% de los casos terminaron en la inactividad

Lamentablemente, no existe un dato similar para otros países latinoamericanos, esto permitiría evaluar realmente que tan positivo es que la duración del desempleo en el Perú parezca ser menor a la del resto de la región. Si bien esto no ha sido aclarado, si parece ser posible afirmar que existe una alta rotación y una corta duración del desempleo, y que casi la mitad de los desempleados se cansa de buscar trabajo y pasa a la inactividad. Adicionalmente, se ha podido observar que los grupos más afectados, tanto por la incidencia, la duración y las posibilidades de “escape exitoso” del desempleo son las mujeres y los individuos de mayor edad, así como los nuevos entrantes al mercado de trabajo.

5. Análisis econométrico

5.1 Métodos de estimación no paramétricos

Tan interesante como la duración del episodio de desempleo en si, resulta la probabilidad de que el episodio termine en el “próximo periodo” dado que “ha durado hasta el periodo actual”. Esto se debe a que, intuitivamente, esta probabilidad no resulta claramente mayor o menor conforme se prolonga la duración del desempleo. Podría afirmarse que a mayor sea la duración del desempleo aumenta la probabilidad de conseguir trabajo al irse reduciendo los salarios de reserva de los individuos, por ejemplo. Sin embargo, también suena lógico afirmar que a mayor sea la duración del desempleo, menor será la probabilidad de conseguir un empleo dado el mayor deterioro del capital humano de los desempleados. Así, modelar esta probabilidad para distintos grupos (de género, edad, nivel de educación, etc.) permitirá distinguir patrones específicos para cada uno de ellos.

Para identificar los patrones de la probabilidad de dejar el estado de desempleo para distintos grupos se construyeron funciones empíricas de riesgo (*empirical hazard functions*)⁵ utilizando el estimador de Kaplan-Meier⁶. Al imponer menores restricciones que los modelos paramétricos de duración este estimador suele brindar una representación más exacta de la

⁵ Una función de riesgo, o *hazard function*, evaluada en el momento i arroja la probabilidad de abandonar un estado en el momento i dado que se ha permanecido en ese estado hasta $i-1$.

⁶ Para más detalles de la derivación estadística del modelo vease Kiefer (1988).

tasa de riesgo (*hazard rate*)⁷. El procedimiento estadístico para calcular este estimador es bastante sencillo. Sea h_i el número de episodios de desempleo completos de duración t_j , donde $j = 1, \dots, K$ y m_i el número de observaciones truncadas a la derecha entre t_j y t_{j+1} . Sea n_j el número de episodios completos o no truncados antes de una duración t_j

$$n_j = \sum_{i \geq j}^K (m_i + h_i).$$

Así, el riesgo $I(t_j)$ es la probabilidad de completar un episodio en la duración t_j , condicionado a que el episodio llegue hasta la duración t_j . El estimador de la tasa de riesgo sería

$$\hat{I}(t_j) = h_j / n_j,$$

es decir, el número de episodios terminados en t_j dividido entre el número de episodios no terminados en t_j .

De igual manera, es posible calcular la función de supervivencia (*survival function*), que indica la probabilidad de que el episodio tenga una duración de por lo menos t_j . El estimador para la función de supervivencia es

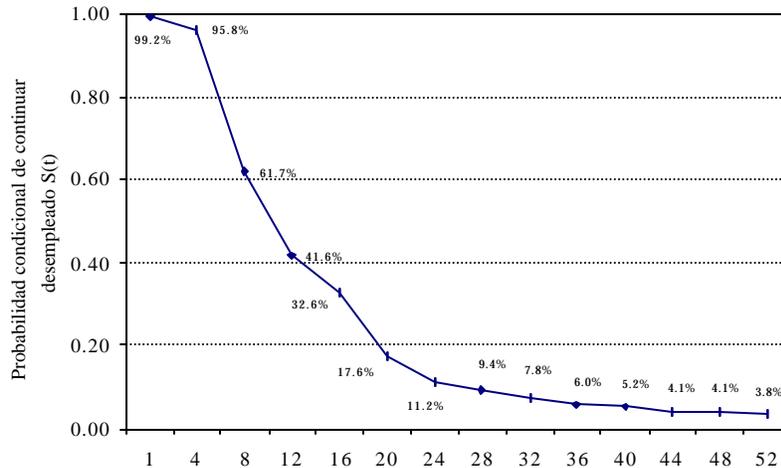
$$\hat{S}(t_j) = \prod_{i=1}^j (n_i - h_i) / n_i = \prod_{i=1}^j (1 - \hat{I}_i).$$

a. Funciones empíricas de supervivencia

El estimador Kaplan-Meier de la función de supervivencia, es decir, de la probabilidad condicional de continuar desempleado luego de la semana t_j dado que se está desempleado hasta esa semana, indica que el 61% de los individuos permanecerá desempleado por más de ocho semanas (2 meses) mientras que un 41% permanecerá desempleado más de doce semanas (3 meses). Dos datos de mucha importancia aparecen en este punto: primero, sólo un 11.2% de todos aquellos que se encuentran buscando trabajo permanecerá desempleado por más de veinticuatro semanas (6 meses), segundo, sólo el 3.8% de los individuos permanecerá desempleado más allá de un año.

⁷ La tasa de riesgo, o *hazard rate*, es la tasa a la que se completan los episodios posteriores a una duración t , dado que duran hasta por lo menos t .

Gráfico 1
Función empírica de supervivencia



Estas cifras confirman que las duraciones de desempleo en el Perú son de corta duración, aunque se debe ser muy cauto con esta afirmación. Como ya se mencionó anteriormente, que las duraciones de desempleo sean cortas no implica necesariamente que los desempleados encuentren un trabajo al final de su búsqueda, ya que existe la posibilidad de que después de un cierto periodo de tiempo buscando decidan salir del mercado de trabajo, esto es, que pasen a la inactividad. Por otro lado, que las duraciones de desempleo sean de corta duración tampoco implica necesariamente que todos los que finalmente sí logren encontrar trabajo lo harán en uno que cuente con condiciones adecuadas, como por ejemplo que se trate de un empleo asalariado formal y con buena remuneración.

Según género, las funciones empíricas de supervivencia indican que no hay grandes diferencias entre hombres y mujeres en cuanto a la permanencia en el desempleo. Las estimaciones indican que alrededor del 57% de las mujeres y del 66% de los hombres tendrán duraciones de desempleo superiores a dos meses. Más interesante aún, tan sólo un 11.3% de las mujeres y un 11.1% de los hombres experimentarán episodios de desempleo superiores a 24 semanas, es decir, alrededor de 11% de los peruanos que ingresan al desempleo permanecerán en este estado por más de seis meses.

Analizando las funciones de supervivencia según el nivel educativo alcanzado se encuentra que los no educados y aquellos con educación superior permanecen más tiempo en el desempleo que aquellos con educación primaria o secundaria. Aproximadamente 58% de los individuos con primaria y el 66% de aquellos con secundaria dejan el desempleo en la décimo segunda semana (tres meses de desempleo), mientras que entre los no educados y los que

cuentan con educación superior esas cifras ascienden a 53% y 49% respectivamente. Asimismo, sólo un 5% de los que tienen primaria y un 9% de los que tienen secundaria experimentarán duraciones de desempleo superiores a 24 semanas, mientras que un 20% de los no educados y un 17% de los que poseen educación superior permanecerá aún desempleados más de 6 meses. Una posible interpretación para este patrón radica en que para los no educados resulta más difícil conseguir un empleo dada su baja calificación y la posibilidad de salir del mercado de trabajo hacia la inactividad no es rentable dado que se trata de un grupo en riesgo de pobreza o pobreza extrema. Por otra parte, para los que poseen educación superior puede resultar beneficioso permanecer desempleado durante un tiempo más largo a la espera de una oferta de empleo más atractiva o rentable, probablemente porque cuenten con ahorros o activos que les permiten financiar su desempleo durante un tiempo mayor.

En cuanto a grupos de edad se encuentra que los más jóvenes, de 14 a 19 años, presentan menores tasas de supervivencia mientras que los mayores, de 50 a más años, son quienes permanecen mayor tiempo desempleados. En el primer caso, esto se debe al hecho que los más jóvenes entren al mercado de trabajo con la finalidad de ganar cierta experiencia en un empleo temporal o para percibir algún ingreso producto de un “cachuelo” y de no encontrarlo salen del mercado rápidamente. Entre las personas mayores la posibilidad de salir del mercado resulta muy costosa en términos del sustento del hogar y les es preferible continuar buscando empleo durante un periodo de tiempo mayor.

Gráfico 2
Función empírica de supervivencia según nivel educativo

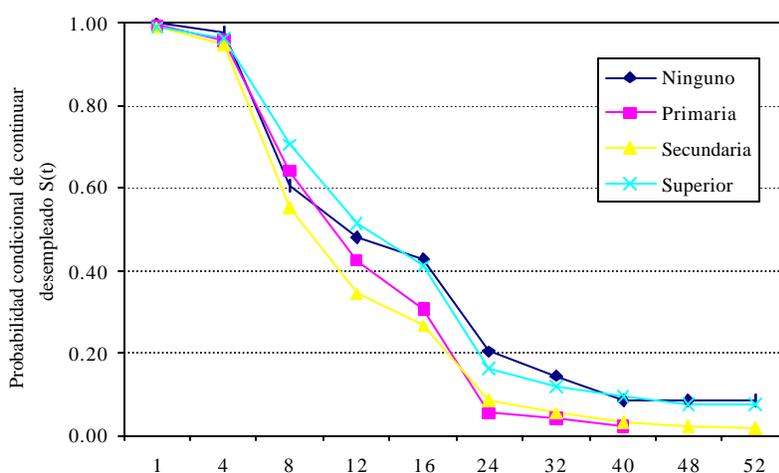
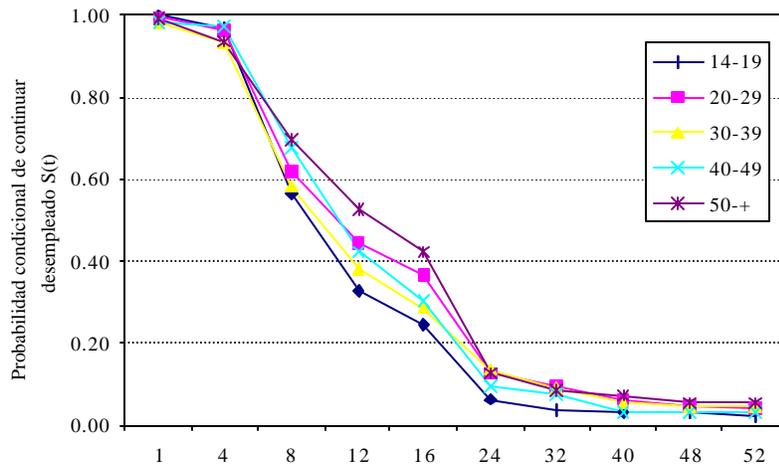


Gráfico 3

Función empírica de supervivencia según edad



Finalmente, para verificar si existen diferencias estadísticamente significativas en las duraciones de desempleo, se implementó la prueba conocida como log de rango (*log-rank test*) cuya hipótesis nula es que las funciones de supervivencia son iguales para los grupos a probar. Esta prueba tiene una distribución χ^2 con tantos grados de libertad como grupos menos uno se prueben, por ejemplo, para el caso de género la prueba tiene un grado de libertad ($1 \text{ gdl} = 2 \text{ grupos} - 1$). Los resultados se reportan en el cuadro siguiente:

Cuadro 8
Pruebas de hipótesis de igualdad de funciones de supervivencia

	Prueba	(gdl)	Prob.
Hombre-mujer	0.3	1	0.687
Edad 1/	11.1	4	0.025
Educación 2/	24.7	3	0.000
Cesante-aspirante	1.4	1	0.236
Jefe-no jefe	0.6	1	0.458

La prueba evalúa la igualdad de las funciones de supervivencia entre los grupos citados. Esta prueba tiene una distribución χ^2 , los grados de libertad (gdl) se muestran en la tabla.

1/ Los grupos de edad considerados fueron 14-19 años, 20-29 años, 30-39 años, 40-49 años y 50 a más años.

2/ Los grupos de educación considerados fueron Primaria, Secundaria, Superior y No educados.

Como se puede apreciar, las pruebas indican que no existirían diferencias significativas en la distribución de duraciones entre hombres y mujeres, ni entre jefes y no jefes. Adicionalmente, no habrían diferencias entre cesantes y aspirantes, lo que resulta interesante pues el hecho de poseer experiencia laboral previa no le daría ventajas a quienes compiten por un puesto de

trabajo. Esta discusión se explora en mayor detalle más adelante cuando se introduzca en el análisis el destino de salida (empleo o inactividad) del episodio de desempleo.

Por otra parte, las pruebas indican que sólo existirían diferencias estadísticamente significativas en la distribución de duraciones entre niveles educativos y entre grupos de edad. Esto confirma los resultados del análisis no paramétrico de las funciones de supervivencia desarrollado hasta ahora: (i) los no educados y aquellos con educación superior permanecen desempleados durante más tiempo que aquellos con educación primaria o secundaria, (ii) los más jóvenes (entre 14 y 19 años) dejan de buscar rápidamente, mientras que un porcentaje elevado de los mayores (50 a más años) permanecen mayor tiempo en el desempleo.

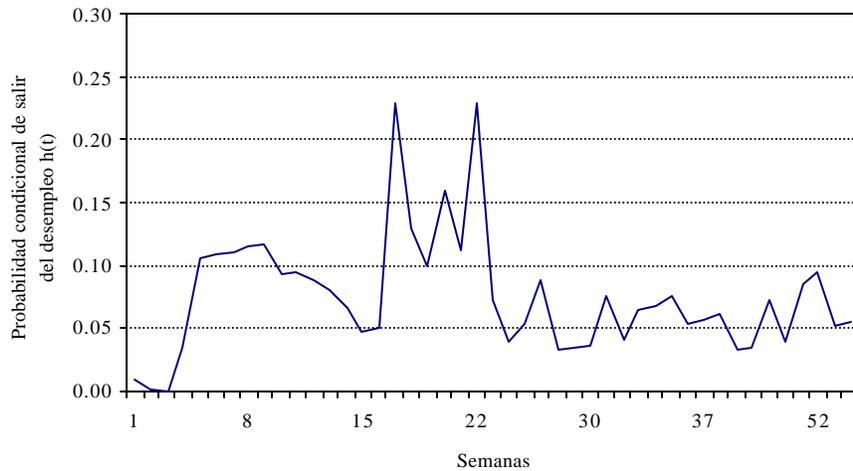
b. Funciones empíricas de riesgo

Hasta ahora se han analizado las probabilidades condicionales de permanecer en el desempleo mediante la estimación de las funciones de supervivencia, pero, ¿cuál es la probabilidad condicional de dejar el desempleo en un momento dado, digamos en la cuarta semana? Las funciones empíricas de riesgo proveen la información necesaria para responder a esta pregunta (recuérdese que esta función indica el porcentaje de individuos que habiendo permanecido desempleado t_j semanas deja el episodio en esa semana).

El estimador Kaplan-Meier de la función de riesgo indica que la probabilidad de escape o salida del desempleo aumenta hasta el sexto mes, presentando dos picos en el tercer y sexto mes. Para el tercer mes, el estimador no paramétrico indica que la probabilidad de salir del desempleo es aproximadamente 10%, mientras que para el sexto mes esta probabilidad se eleva a 14% aproximadamente. En adelante las probabilidades de escape se reducen hasta alcanzar el año de desempleo, momento en el cual aumentan rápidamente, la probabilidad de dejar el desempleo durante la semana 60 es de 21%, mientras que en la semana 70 esta se eleva al 50%.

Según género el patrón de salidas del desempleo es bastante similar, la probabilidad condicional de salida entre las mujeres muestra un primer pico en el segundo mes de desempleo de aproximadamente 11% y un segundo pico en el sexto mes de alrededor de 13.4%; en adelante, la probabilidad de salida se reduce y permanece baja hasta pasado el año de desempleo cuando la probabilidades aumentan dramáticamente, 25% en el mes 15 y 50% en el mes 18. Entre los hombres se encuentra un patrón de salidas similar, hay un pico de 12% en el cuarto mes y otro de 15% en el sexto mes, luego se observa una disminución al igual que entre las mujeres y un drástico aumento en la probabilidad de salida para las duraciones superiores al año, 13% en el mes 15 y 50% en el mes 18.

Gráfico 4
Función empírica de riesgo



En cuanto al nivel educativo alcanzado por los individuos se encuentra el mismo patrón, pero aquellos con primaria y secundaria presentan probabilidades de salida mayores que aquellos sin educación escolar o con educación superior. Por ejemplo, la probabilidad de escape en el tercer mes es de 10.1% para quienes cuentan con primaria y 12.5% para quienes poseen secundaria, mientras que aquellos con educación superior tienen una probabilidad de escape de 7.8%. En el sexto mes de desempleo, estas probabilidades se elevan a 21.2% para aquellos con primaria dejarán, 15.1% para aquellos con secundaria y 11.7% para quienes poseen educación superior.

5.2 Método de estimación paramétrico

Un modelo paramétrico de duración permite incluir variables explicativas para evaluar el efecto que tienen ciertas características individuales en la distribución de la duración del desempleo. Así, se utilizará un modelo de riesgo proporcional (*proportional hazard model*) debido a la sencillez que existe en su interpretación: el efecto de los regresores o covariables es el de multiplicar la función de riesgo por un factor de escala. A través de la estimación de máxima verosimilitud del modelo se obtiene la siguiente tasa de riesgo:

$$\hat{I}(t_j) = I_0(t_j) \cdot \exp(\mathbf{X}_j \mathbf{b})$$

donde el primer término de la derecha es la “tasa de riesgo base” (*baseline hazard*) y el segundo es el “factor de proporcionalidad”. Básicamente, esto indica que las tasas de riesgo para cada individuo tienen la misma forma, pero que existen desplazamientos de acuerdo a características individuales, \mathbf{X}_j ⁸.

Como se mencionó anteriormente, el estimador Kaplan-Meier sólo permite calcular las funciones empíricas de supervivencia y riesgo, pero no permiten analizar de modo formal el impacto que pueden tener ciertas variables como la educación o el ingreso del hogar en las probabilidades de permanecer o salir del desempleo. Para ello se estima lo que se conoce como modelos de riesgo proporcional, pues la probabilidad de salida puede variar según varíen ciertos atributos de los individuos, para ello la probabilidad de salida o riesgo se separa en un riesgo base y un factor de proporcionalidad.

En el análisis que sigue se estimarán dos modelos de riesgo proporcional, el primero asume que la función de riesgo base sigue una distribución Weibull, el segundo asume una forma funcional flexible para el riesgo base y se conoce como Cox.

El modelo de riesgo proporcional con función de riesgo base Weibull presenta una característica bastante útil, ya que permite identificar si existe algún patrón de dependencia temporal entre las probabilidades de escape o salida u la duración del episodio. La función de riesgo base bajo una distribución Weibull toma la forma:

$$I_0(t_j) = g a t_j^{a-1}$$

En esta expresión el coeficiente a representa el parámetro de dependencia temporal, así un valor superior a 1 implica que existe dependencia temporal positiva, es decir, la probabilidad de escapar del episodio de desempleo aumenta con la duración. Si el coeficiente es menor a 1 ello implica que existe dependencia temporal negativa, esto es, la probabilidad de salida disminuye con la duración del episodio de desempleo. Cuando el coeficiente de dependencia temporal es igual a cero se dice que no existe dependencia temporal, ya que la probabilidad de escape es una constante, nótese que esto no es otra cosa que un modelo con distribución Exponencial.⁹ Luego, el modelo de riesgo proporcional con base Weibull puede expresarse como

$$I_j(t_j | \mathbf{X}_{ij}) = g a t_j^{a-1} \exp(\mathbf{X}'_{it} \mathbf{b})$$

⁸ Véase también Kiefer (1988).

⁹ Para mayores detalles véase Kiefer (1998), Neuman (1997), Lancaster (1994).

y puede ser estimado utilizando técnicas de máxima verosimilitud.

Este modelo de riesgo proporcional puede interpretarse fácilmente si se toma en cuenta que puede ser estimado como un modelo de probabilidades. En efecto, si asumimos que la duración del episodio de desempleo puede agruparse en intervalos de tiempo no traslapados, digamos en semanas o meses, la probabilidad condicional de salir del desempleo puede modelarse con un LOGIT en el que la duración del episodio de desempleo se incluye como variable explicativa para recuperar el parámetro de dependencia temporal. Así, el modelo Weibull en tiempo discreto (asumiendo intervalos de tiempo fijos) puede representarse por:

$$\Pr(\text{salida}) = I_j(t_j | \mathbf{X}_{ij}) = 1 - \exp\{-\exp[\mathbf{X}'_it \mathbf{b} + q \ln(t_j)]\}$$

Esta especificación es equivalente a la mencionada anteriormente, y el parámetro de dependencia temporal debe recuperarse como $\mathbf{a} = 1 + q$.

Se han estimado los tres modelos mencionados anteriormente, incluyendo las siguientes variables como explicativas.

- i) *Experiencia laboral previa*. Se incluye la variable dummy ‘cesante’ para capturar el efecto que la experiencia previa puede tener en las probabilidades de salir del desempleo.
- ii) *Educación según niveles*. Se incluyen tres variables dummy (no educados, primaria, secundaria) para capturar el hecho que los individuos con educación superior permanecen mayor tiempo desempleados.
- iii) *Edad*. Se incluye la variable de edad para capturar algún posible patrón asociado a los diferentes periodos de la vida laboral de los individuos.
- iv) *Ingreso familiar* (en soles constantes de 1996). La inclusión de esta variable trata de reflejar el hecho que individuos con posibilidad de financiar su desempleo pueden permanecer periodos de tiempo más largos buscando empleo.

Sin embargo, antes se realizó una prueba de hipótesis para verificar la validez del supuesto de proporcionalidad. Si este supuesto no se cumple, no tiene sentido tratar de ajustar un modelo de riesgo proporcional. La hipótesis nula de la prueba, que se distribuye como una chi2, es

que existe proporcionalidad según la o las variables bajo prueba. Los resultados de las pruebas, individuales y conjunta, se muestran en el siguiente cuadro.

Cuadro 9
Prueba de hipótesis para el supuesto de proporcionalidad

	rho	chi2	gdl	Prob.
Cesante	-0.015	0.16	1	0.686
Sin educación	-0.036	0.94	1	0.334
Primaria	0.023	0.39	1	0.530
Secundaria	-0.044	1.40	1	0.237
Edad	0.037	1.05	1	0.306
Ingreso familiar	0.010	0.08	1	0.772
Prueba global		6.56	6	0.364

Como se puede apreciar, la hipótesis no puede ser rechazada ni para cada una de las variables seleccionadas de manera individual, ni para todas en conjunto (prueba global). Esto confirma que los datos de duración en este caso particular, no violan el supuesto de riesgo proporcional.

Los resultados de las estimaciones de los modelos de riesgo se presentan en el cuadro siguiente. Las dos primeras columnas muestran las estimaciones para la forma funcional Weibull según se estime en base a un LOGIT o directamente su forma funcional. Como se puede apreciar ambas estimaciones indicarían que existe dependencia temporal positiva, el parámetro de dependencia¹⁰ en ambos casos es similar (1.489 y 1.491 respectivamente), estadísticamente significativo y superior a uno, esto indicaría que la probabilidad de salir del desempleo aumenta con la duración del episodio.

En cuanto a las variables explicativas se encuentra que la experiencia laboral previa y tener educación primaria o secundaria aumentan la probabilidad de salir del desempleo, mientras que a mayor edad y mayor ingreso familiar la probabilidad de salida es menor. Sin embargo, las estimaciones del modelo Cox indican que, aunque los signos son los mismos que en el Weibull, la experiencia laboral previa y la edad no son significativas.

¹⁰ Recuérdese que en el caso del LOGIT el parámetro de dependencia temporal se obtiene sumando uno al coeficiente del logaritmo de la duración.

Cuadro 10
Estimación de modelos de riesgo proporcional

	Riesgo base paramétrico		Riesgo base flexible
	Weibull 1/	Weibull 2/	Cox
Cesante (Si=1)	0.198 *	0.198 **	0.133 ns
	(0.105)	(0.101)	(0.100)
Sin educación escolar	-0.190 ns	-0.194 ns	-0.081 ns
	(0.187)	(0.181)	(0.180)
Primaria o menos	0.375 **	0.368 **	0.258 **
	(0.133)	(0.128)	(0.127)
Secundaria	0.374 ***	0.362 ***	0.310 ***
	(0.092)	(0.089)	(0.088)
Edad	-0.063 *	-0.060 *	-0.051 ns
	(0.033)	(0.031)	(0.031)
Ingreso familiar	-0.189 **	-0.185 **	-0.134 **
	(0.067)	(0.065)	(0.064)
Ln (t)	0.489 ***		
	(0.042)		
Parametro de duración (α)		1.491 ***	
		(0.038)	
Constante	-2.693 ***	-3.166 ***	
	(0.459)	(0.446)	
N. personas-semanas	11180	11180	11180
Prueba chi2	169.9	54.1	31.9
Probabilidad	0.000	0.000	0.000
Grados libertad	6	5	5

Significancia: *** 99%, ** 95%, * 90%.

1/ Estimación por máxima verosimilitud basada en un modelo logit.

2/ Estimación por máxima verosimilitud de la forma funcional Weibull.

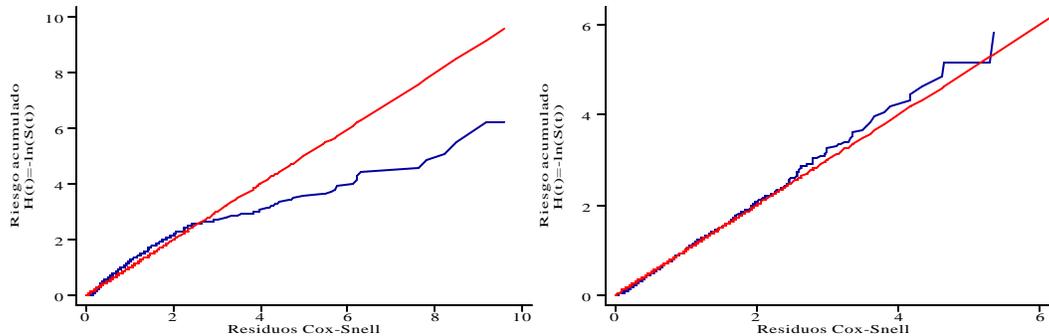
En el gráfico siguiente se muestra una prueba no paramétrica de la bondad de ajuste de los modelos estimados. Esta consiste en plotear los residuos generalizados del modelo contra la función de riesgo integrada¹¹ de Kaplan-Meier, cuanto más cerca se encuentren los residuos a la línea de 45 grados mayor ajuste del modelo.¹²

El panel de la izquierda corresponde al modelo Weibull y el de la derecha al modelo Cox. Como se puede apreciar, el modelo Cox que utiliza una forma funcional flexible ajusta mejor a los datos.

¹¹ La función de riesgo integrada (*integrated hazard function*) puede escribirse como $H(t)=-\ln(S(t))$.

¹² Para mayores referencias sobre esta prueba véase Kiefer (1998) y Neuman (1997).

Gráfico 5
Ajuste de los modelos estimados



5.3 Exploración del patrón de salidas según destino: riesgos competidores

El análisis presentado hasta ahora se ha basado en el supuesto que todas las salidas del desempleo son iguales o tienen la misma naturaleza, es decir, se ha asumido que existen únicamente dos estados posibles: desempleo y el "no desempleo". Esta dicotomía no es completa ya que existen por los menos dos estados en los que podemos descomponer el "no desempleo". Parte de los episodios de desempleo completos lo hacen bien porque se recibió una oferta de empleo atractiva o bien porque se deja de buscar y se opta por salir del mercado laboral hacia la inactividad. En ambos casos el episodio de desempleo concluye en uno de dos estados diferentes y claramente identificables: empleo e inactividad.

Habiendo identificado los posibles destinos de un episodio de desempleo, la pregunta a responder es si los patrones de escape o salida son iguales según el destino. Para ello, se debe modificar el modelo de riesgo proporcional estimado anteriormente para contemplar la posibilidad de patrones de salida diferenciados, este tipo de modelos se conoce como modelos de riesgos competidores (*competing risk models*) ya que hay por los menos dos destinos competidores en los que el episodio puede concluir.

En el caso de riesgos competidores las probabilidades de escape pueden separarse según el destino del episodio, adicionalmente, el factor de proporcionalidad también puede ser estimado para cada destino. Por ejemplo, si existen k destinos posibles en los que el episodio de desempleo puede terminar, el modelo de riesgo competidores puede estimarse permitiendo que el riesgo base sea diferente según el destino pero con un factor de proporcionalidad igual para cada destino; en este caso el modelo puede expresarse como:

$$I_k(t_j) = I_{0k}(t_j) \exp(\mathbf{X}_j \mathbf{b})$$

Sin embargo, también es posible estimar el modelo bajo un esquema más flexible en el que tanto el riesgo base como el factor de proporcionalidad varían según el destino, en este caso, el modelo puede expresarse como:

$$I_k(t_j) = I_{0k}(t_j) \exp(\mathbf{X}_j \mathbf{b}_k)$$

En este segundo caso se asume que además de un riesgo base por destino también existe un vector de coeficientes \mathbf{b} específico al destino.

Las estimaciones de ambas especificaciones para el modelo de riesgos competidores entre empleo e inactividad se presentan en el Cuadro 11 (por ahora sólo se ha estimado el modelo asumiendo una forma funcional flexible para el riesgo base de tipo Cox). Al estimar el modelo de dos destinos restringiendo a que el vector de parámetros sea igual en ambos destinos se encuentran resultados similares a los que se mostraron previamente en la estimación del modelo Cox de un solo destino. Así, ser cesante o ser hombre no tienen un efecto estadísticamente significativo sobre la probabilidad de salida del desempleo, tener educación primaria o secundaria aumentan las probabilidades de dejar el desempleo, mientras que a mayor edad y mayor nivel de ingreso familiar percapita las probabilidades de salida se reducen.

Sin embargo, cuando se permite que el vector de parámetros varíe según el destino se encuentran resultados bastante interesantes. Poseer experiencia laboral previa (ser cesante) aumenta la probabilidad de salida del desempleo hacia el empleo y reduce la probabilidad de salida hacia la inactividad y como se observa en el cuadro, los coeficientes estimados son altamente significativos. Lo mismo ocurre con la variable de género, ser hombre aumenta la probabilidad de escapar hacia el empleo y reduce la probabilidad de salir a la inactividad, una vez más se encuentra que los coeficientes asociados a estos parámetros son altamente significativos. Por otra parte, el ingreso familiar percapita no es significativo para explicar las salidas al empleo pero sí reduce las probabilidades de salir hacia la inactividad.

Cuadro 11
Estimación del modelo de riesgos competidores
con dos destinos: empleo e inactividad

	Un solo coeficiente	Coeficientes según destino	
		Empleo	Inactividad
Cesante (Si=1)	0.143 ns (0.097)	0.867 *** (0.183)	-0.328 ** (0.123)
Género (Hombre=1)	-0.056 ns (0.072)	0.285 ** (0.104)	-0.409 *** (0.105)
Sin educación escolar	-0.087 ns (0.185)	-0.176 ns (0.257)	0.012 ns (0.240)
Primaria o menos	0.258 ** (0.112)	0.273 * (0.162)	0.241 ns (0.176)
Secundaria	0.313 *** (0.083)	0.278 ** (0.122)	0.349 ** (0.123)
Edad	-0.049 * (0.028)	-0.056 ns (0.040)	-0.052 ns (0.046)
Ingreso familiar	-0.133 ** (0.058)	-0.099 ns (0.084)	-0.170 * (0.090)
Número de personas-destinos	1904		1904
Prueba Wald chi2	35.1		90.27
Probabilidad	0.000		0.000
Grados libertad	6		12

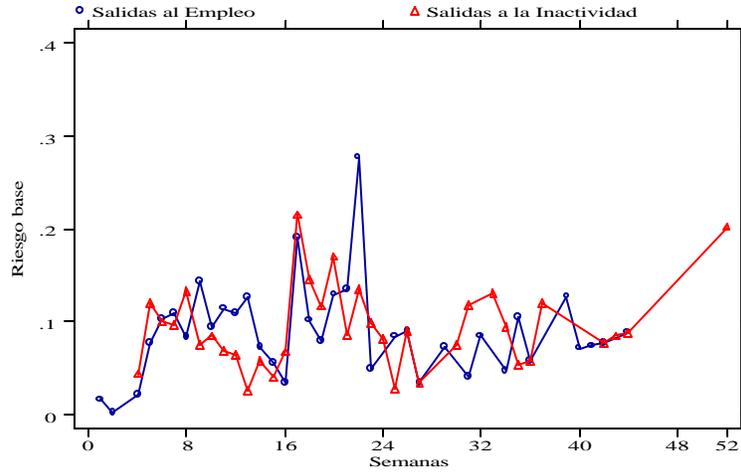
Significancia: *** 99%, ** 95%, * 90%.

Las funciones estimadas de riesgo base de salidas al empleo y la inactividad no son muy diferentes en el caso de un sólo vector de parámetros, pero cuando se permite que este varíe según el destino se encuentra que el riesgo base o probabilidad de escapar al empleo presenta una forma bastante plana, mientras que la probabilidad de dejar el desempleo para terminar en la inactividad es muy fluctuante y con una ligera pendiente positiva a medida que aumenta el periodo de desempleo. Estos resultados son importantes ya que implican que a mayor tiempo desempleado, las posibilidades de escapar del desempleo aumentan, pero aumentan porque los individuos abandonan el mercado de trabajo y no porque aumente la posibilidad de conseguir un empleo. Más bien, las estimaciones mostrarían que la probabilidad base de escapar al empleo sería mas o menos constante y aproximadamente de 7%, con algunos saltos como en la semana 17 con 8.3% y en la semana 22 con 11%.

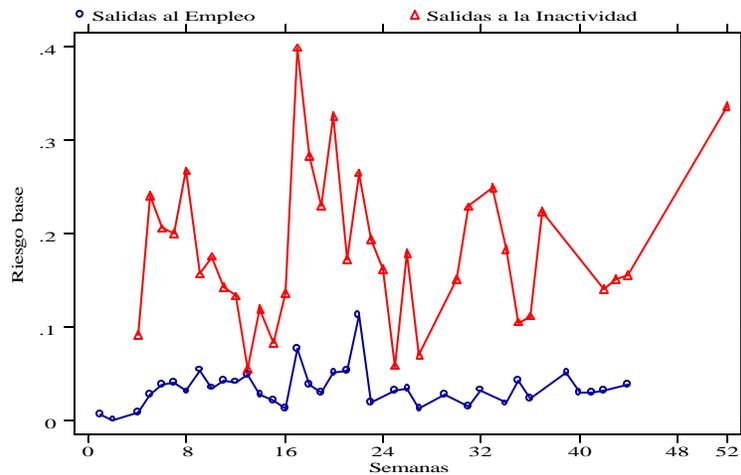
Gráfico 6

Funciones estimadas de riesgo base

A. Con un coeficiente para ambos destinos



B. Con un coeficiente para cada destino



6. Conclusiones

Según esta investigación, para la muestra panel de la ENAHO 96, el porcentaje de gente afectada por el desempleo en algún punto del año en relación a la PEA excede en más del 50% a la tasa de desempleo calculada bajo la definición habitual. El porcentaje de individuos de la PET que no mantienen un estado laboral estable a lo largo del año es bastante elevado. Por otro lado, la duración del desempleo urbano en el Perú es relativamente corta, y es en promedio de 13 semanas y media. En resumen, habría evidencia suficiente para afirmar que existe un alto porcentaje de gente afectada por el desempleo debido a la alta rotación en el mercado laboral, pero el periodo de búsqueda de estas personas suele ser relativamente corto.

Sin embargo, este resultado aparentemente “positivo” se ve contrastado con la elevada cantidad de gente que culmina su episodio de desempleo en la inactividad, en lo que podríamos llamar “desempleo no exitoso”.

La estimación no paramétrica de las funciones de riesgo y supervivencia indica que no existen diferencias significativas en la distribución de duraciones por sexo, por posición dentro del hogar, ni por experiencia laboral previa. Si existen, en cambio, diferencias por nivel educativo y edad. Los no educados y aquellos con educación superior permanecen desempleados por mayor tiempo, mientras que los más jóvenes culminan sus episodios de desempleo más rápido, mientras que los de mayor edad permanecen desempleados por más tiempo.

La estimación paramétrica del modelo de riesgo proporcional utilizando la distribución Weibull indica que existe dependencia temporal positiva, es decir, que la probabilidad de salir del desempleo aumenta con la duración del episodio. La experiencia laboral previa y los niveles educativos distintos al superior aumentan la probabilidad de salir del desempleo. Mayor edad y mayor ingreso familiar disminuyen esta probabilidad. El modelo de riesgos competidores muestra que la experiencia laboral previa y ser hombre aumentan la probabilidad de salir del desempleo al empleo, y reducen la probabilidad de salir a la inactividad. La probabilidad condicional de salir del desempleo hacia la inactividad es mayor en todo momento que la de salir del desempleo hacia el empleo. El análisis de las funciones de supervivencia del modelo de riesgos competidores muestra que las salidas al empleo tardan más que las salidas a la inactividad.

Los resultados de esta investigación no pretenden sugerir que el único y principal problema del mercado de trabajo peruano es la naturaleza dinámica del desempleo, ni recomendar una redefinición de la tasa de desempleo. Básicamente, se busca encontrar en la duración del desempleo y la rotación laboral elementos que permitan distinguir otros matices de la problemática del desempleo en el Perú distintos a los observables en el análisis estático, y llamar la atención sobre estos. Resulta evidente que a partir de este análisis han sido identificados nuevos elementos que pueden ser analizadas en el futuro, como el nexo existente entre la duración del desempleo, los casos de desempleo "exitoso" y la calidad del empleo obtenido. En particular, podría investigarse que tan exitosos son los casos de desempleo "exitoso" citados en este documento, es decir, si el empleo hallado luego de un periodo de desempleo es "bueno" en términos de nivel de ingresos, horas trabajadas (ambas relacionadas al subempleo), grado de formalidad, etc, y como se comporta el modelo de riesgos competidores en este caso. También podría investigarse el impacto de la duración del desempleo en el empleo hallado para estos casos exitosos, es decir, analizar para que grupos una búsqueda larga incrementa la probabilidad de conseguir un buen trabajo, y para que grupos un mayor periodo de búsqueda significa una fuerte reducción en el salario de reserva y

la terminación del episodio de desempleo en un empleo de baja calidad o de menor calidad al anterior.

7. Bibliografía

Chacaltana, Juan (1999). “Un análisis dinámico del desempleo en el Perú”. Estudio para el programa MECOVI ejecutado por el INEI, mimeo.

Flinn; Heckman (1982). “New methods for analyzing structural models of labor force dynamics”. En: *Journal of Econometrics*, vol. 18.

Garavito, Cecilia (1998). “Determinantes del desempleo en Lima Metropolitana, 1970-1996”. En: *Economía*, 1998, vol. 21, nro. 41.

Greene, William (1993). *Econometric Analysis*. Segunda edición, MacMillan Publishing Company, Nueva York.

Heckman, James (1998). “Sampling Plans, Duration Models and Associated State Probabilities and Counting Processes”. Documento preparado para la reunión del BID en Lima (agosto 1998).

Hsiao, Cheng (1986). *Analysis of Panel Data*. Econometric Society Monographs No 11. Cambridge University Press.

Kiefer, Nicholas (1988). “Economic Duration Data and Hazard Functions”. En: *Journal of Economic Literature*, junio 1988, vol. 26, nro. 2.

Kiefer, Nicholas; Lundberg, Shelley; Neumann, George (1985) “An Empirical Job Search Model, with a Test of the Constant Reservation-Wage Hypothesis”. En: *Journal of Business Economics and Statistics*, abril 1985, vol. 3, nro. 2.

Lancaster, Tony (1992). *The Econometric Analysis of Transition Data*. Econometric Society Monographs No 17. Cambridge University Press.

Ministerio de Trabajo y Promoción Social (1998). “La dinámica del desempleo en el Perú: Evidencia de datos de panel”. En: *Boletín de Economía Laboral*, julio 1998, año 2, nro. 9.

Oficina Internacional del Trabajo (1983). “Resolución sobre estadísticas de la población económicamente activa, del empleo, del desempleo y del subempleo. Décimotercera

Conferencia Internacional de Estadígrafos del Trabajo (1982)". En: Boletín Oficial, vol. 56, serie A, nro. 3.

Pissarides (1992). "Search Theory at Twenty-one". Discucion Paper 90. Centre for Economic Performance.

Saavedra, Jaime (1998). "¿Crisis real o crisis de expectativas? El empleo en el Perú antes y después de las reformas estructurales". Documento de Trabajo 25, GRADE, Lima.

Verdera, Francisco (1995). "Propuestas de redefinición de la medición del subempleo y el desempleo y de nuevos indicadores sobre la situación ocupacional en Lima". Documento de Trabajo 22, OIT, Lima.