

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

Ing.

FACULTAD DE CIENCIAS

NATALIA CARDENAS SAMOFALOVA

**TASA DE DESEMPLEO DE LARGO PLAZO EN EL ECUADOR
ENTRE 2007 Y 2010**

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO
MATEMÁTICO**

FEBRERO, 2011

NATALIA CARDENAS SAMOFALOVA
Nataliacardenas1@hotmail.com

DIRECTOR: Mat. LUIS GUASGUA
lguasgua@hotmail.com

Quito, Febrero 2011

DECLARACIÓN

Yo, Natalia Cárdenas Samofalova, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional, puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Natalia Cardenas Samofalova

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Natalia Cárdenas Samofalova, bajo mi supervisión.

Mat. Luis Guasgua

DIRECTOR DE PROYECTO

AGRADECIMIENTOS

Primero y antes que nada, quiero dar gracias a mis padres Galina y Víctor, por estar conmigo en cada paso que doy, por fortalecer mi corazón e iluminar mi mente durante toda mi vida.

Debo dar gracias a todos los profesores y a la universidad que tanto quiero por haber aportado en mi crecimiento profesional y personal.

Agradezco al Instituto Nacional de Estadística y Censos por proporcionar los datos que han sido utilizados en la presente investigación.

Debo agradecer de manera especial y sincera al Matemático Luis Guasgua por aceptarme para realizar esta tesis bajo su dirección. Su apoyo y confianza en mi trabajo y su capacidad para guiar mis ideas ha sido un aporte invaluable.

DEDICATORIA

Me gustaría dedicar esta Tesis a mis padres Galina y Víctor, por su comprensión y ayuda en momentos malos y menos malos. Me han enseñado a encarar las adversidades sin perder nunca la dignidad ni desfallecer en el intento.

A mi hermano Andrés, que aunque no esté presente físicamente, su espíritu me acompaña día a día, para ser una persona mejor.

Para mi hijo, Andrei. El es lo mejor que nunca me ha pasado, y ha venido a este mundo para darme el último empujón para terminar el trabajo. Es sin duda mi referencia para el presente y para el futuro.

Para mi amigo Alfredo, su ayuda y apoyo han contribuido sobremanera en mi vida y en la finalización de la presente investigación.

Contenido

Declaración	I
Certificación	II
Agradecimiento	III
Dedicatoria	IV
Contenido	V
Índice de Gráficos	VIII
Índice de Figuras	VIII
Índice de Cuadros	IX
Resumen	X
Presentación	XIII

Capítulo 1

1. Marco Teórico

1.1. Generalidades	
1.1.1. Desempleo en el mundo	17
1.1.2. Desempleo en América Latina	19
1.1.3. Desempleo en el Ecuador	20
1.1.4. Bono Demográfico	21
1.2. Desempleo	23
1.3. Encuesta Nacional de Empleo, Subempleo y Desempleo	26
1.4. Conceptos y Definiciones del Mercado Laboral	28
1.5. Indicadores del Mercado Laboral	33
1.6. Tasa de desempleo de largo plazo	36

Capítulo 2

2. Marco Conceptual

2.1. Matrices de transición y Cadenas de Markov	38
2.1.1. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con cadenas de Markov	43
2.2. Ecuaciones de Champman-Kolmogorov	44
2.3. Series Temporales	48
2.3.1. Identificación	52
2.3.2. Estimación	55
2.3.4. Verificación	55
2.3.5. Pronóstico	56
2.3.6. Análisis de Intervención	56
2.3.7. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con series de tiempo (ARIMA)	58

Capítulo 3

3. Resultados obtenidos aplicando matrices de transición y cadenas de Markov	59
--	----

Capítulo 4

4. Resultados obtenidos aplicando series de tiempo (ARIMA)	64
--	----

Capítulo 5

5. Análisis de los resultados	
5.1. Respecto a las matrices de transición y cadenas de Markov	71
5.1.2. Evolución de la dinámica ocupacional ecuatoriana	73
5.2. Respecto a series de tiempo (ARIMA)	75

Capítulo 6

6. Conclusiones

6.1. Cadenas de Markov 77

6.2. Series de tiempo 78

Referencias bibliográficas 79

Apéndice metodológico

1. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con cadenas de Markov. Utilización de la herramienta R. 80

1.1. Método de vectores propios 81

1.2. Aplicando las Ecuaciones de Champman-Kolmogorov 82

2. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con series de tiempo, modelo ARIMA. Utilización de la herramienta R 84

ANEXO ESTADÍSTICO: Matrices de transición 87

Índice de Gráficos

Gráfico No. 1: Evolución del desempleo de algunos países, Período: Junio del 2007 a Agosto del 2010	20
Gráfico No. 2: Evolución del desempleo en el Ecuador, Período: Junio del 2007 a Septiembre del 2010	21
Gráfico No. 3: Proyección de la población del Ecuador	22
Gráfico No. 4: Proyección de las pirámides poblacionales del Ecuador	22
Gráfico No. 5: Ejemplo de una Serie Estacionaria	53
Gráfico No. 6: Ejemplo de una Serie no Estacionaria	54
Gráfico No.7: Serie original de desempleo de largo plazo	64
Gráfico No.8: Transformación logarítmica de la serie	65
Gráfico No.9: Diagrama de Autocorrelaciones	66
Gráfico No.10: Diagrama de Autocorrelaciones Parciales	66
Gráfico No.11: ARIMA (1,0,1) - Residuos	68
Gráfico No.12: ARIMA (1,1,1) - Residuos	69
Gráfico No.13: Predicción - ARIMA (1,1,1)	70
Gráfico No.14: Tasa de desempleo de largo plazo y tasa efectiva de desempleo, Trimestral	72
Gráfico No.15: Tasa de desempleo de largo plazo y tasa efectiva de desempleo, Anual	72

Índice de figuras

Figura No. 1: Probabilidad de transición en varios pasos	45
Figura No. 2: Mecanismo de generación de una serie de tiempo	50
Figura No. 3: Construcción de un modelo. Principio de Inferencia	51
Figura No. 4: Proceso de estimación de un modelo ARIMA	52

Índice de cuadros

Cuadro No. 1: Evolución de la distribución de largo plazo por condición de actividad. Trimestral	62
Cuadro No. 2: Evolución de la distribución de largo plazo por condición de actividad. Anual	62
Cuadro No. 3: Evolución del desempleo de largo plazo. Trimestral	63
Cuadro No. 4: Evolución del desempleo de largo plazo. Anual	63
Cuadro No. 5: Estadísticos de la serie	66
Cuadro No. 6: Contribución de cada estado de actividad a la absorción de la desocupación, Trimestral	73
Cuadro No. 7: Contribución de cada estado de actividad a la absorción de la desocupación, Anual	74

Resumen

En la presente investigación trabajamos con cadenas de Markov y series de tiempo para poder predecir el desempleo de largo plazo. El período de estudio es desde junio del 2007 a diciembre del 2010.

Para trabajar con cadenas de Markov definimos a la tasa de desempleo de largo plazo como el porcentaje de desempleo dividido para uno menos el porcentaje de inactivos.

$$Tasa\ de\ desempleo\ de\ largo\ plazo = \frac{\% \text{ de desocupados de largo plazo}}{1 - \% \text{ de inactivos de largo plazo}}$$

La tasa de desempleo de largo plazo será la tasa de desocupación (estacionaria) en el largo plazo como resultado de la dinámica del mercado laboral entre $t-1$ y t , extrapolando la dinámica laboral hacia el largo plazo. Debemos recalcar que este concepto obtiene una tasa de desocupación de “equilibrio”, a la cual naturalmente tendería el mercado laboral, siempre y cuando la dinámica del mismo se mantenga en el tiempo, con las mismas tasas de absorción observadas en el último periodo. Sin embargo esta concepción es puramente teórica y no necesariamente tendrá su correlato en la economía, ya que el marco teórico sobre el cual se fundamenta este concepto es de memoria corta mientras que el mercado laboral es dinámico.

En el caso de series de tiempo definimos al desempleo de largo plazo como un individuo que busca trabajo por más de 12 semanas. Para lo cual trabajamos con la pregunta No. 33 “Semanas que busca trabajo” de la encuesta ENEMDU para filtrar a los que buscan trabajo por más de 12 semanas como definición de desempleo de largo plazo. Tomamos los datos desde septiembre del 2003 hasta septiembre del 2010.

Al tener definido el desempleo de largo plazo para las dos metodologías de trabajo, procedemos al caso práctico.

En el uso de la metodología de cadenas de Markov, se realizan los siguientes pasos para llegar al cálculo del desempleo de largo plazo:

1. Formación de matrices de transición
2. Procedemos al cálculo de los vectores de punto fijo para todos los períodos a través de valores y vectores propios de las matrices de transición obtenidas y esto sería la distribución de probabilidades de largo plazo.
3. Al tener el vector de punto fijo se obtiene la distribución de largo plazo de los diferentes estados de actividad, independientemente de la distribución inicial. Se encuentra de esta manera la proporción de la población que tendencialmente se encontrará inactiva, desocupada u ocupada siempre y cuando se mantengan constantes las probabilidades de transición.
4. Finalmente se calcula la tasa de desempleo de largo plazo que será la tasa de desocupación (estacionaria) en el largo plazo como resultado de la dinámica del mercado laboral entre $t-1$ y t , extrapolando la dinámica laboral hacia el largo plazo.

Para el caso de series de tiempo, trabajamos con la pregunta No. 33 "Semanas que busca trabajo" de la encuesta ENEMDU para filtrar a los que buscan trabajo por más de 12 semanas como definición de desempleo de largo plazo. Tomamos los datos desde septiembre del 2003 hasta septiembre del 2010.

Para la estimación del modelo ARIMA realizamos el análisis de la estacionariedad de la serie, lo que implica el análisis de la estacionariedad en media, tanto de la detección de presencia de tendencias deterministas y la corrección por medio de aplicación de filtros de tendencia. Seguimos con el análisis de la estacionariedad en varianza, análisis de la estacionalidad de la serie estacionaria y eventual filtrado

de la estacionalidad, seguido de la identificación de la estructura ARIMA para la serie estacionaria y finalmente se estiman los parámetros del modelo ARIMA.

Presentación

La problemática del desempleo en Ecuador se muestra de manera continua a lo largo de la historia, con eventos cíclicos de crisis en el mercado laboral, relacionados con los cambios económicos globales.

El objetivo principal de este trabajo es determinar la posibilidad de medir la estructura del mercado laboral de largo plazo basándonos en encuestas longitudinales mediante el uso de paneles de datos para la formación de cadenas de Markov y el uso de series de tiempo. Por lo cual se investiga tanto el método de elaboración del indicador, como su poder de predicción y robustez respecto a los cambios en la coyuntura.

Desarrollaremos el marco teórico para realizar el análisis cuantitativo desde el lado de la estructura de largo plazo de estados de la dinámica laboral, y con los datos obtenidos realizaremos un análisis cualitativo de los dos métodos.

Para el presente tema existen varios trabajos previos en el manejo de datos de panel, en el ámbito nacional como en el internacional. Uno de los más destacados es el de Alderman y Behrman (2001), tenemos el caso Argentino (Juan Valdez 2007) en donde utiliza cadenas de Markov para el análisis de desempleo de largo plazo y el caso Colombiano (Luis Eduardo Arango) donde utiliza un modelo econométrico. En el marco nacional existen estudios como el de Mariela Verónica Cabezas Paladines y Eddy Aníbal Duque Bayona donde hacen un estudio en el periodo 2003 – 2006 utilizando cadenas de Markov. Sin embargo, en este campo la literatura presenta relativamente poca antigüedad dado que las encuestas longitudinales no se generalizaron internacionalmente hasta principios de los noventas. Por lo cual no se encuentran trabajos previos relacionados al tema y más aún para el caso práctico en el periodo 2007 – 2010 tomando en cuenta que la encuesta ENEMDU tiene un cambio metodológico en el 2007.

Estudios recientes en el análisis de datos de panel y su interacción con las cadenas de Markov se centran principalmente en el cálculo del tiempo promedio de un individuo en cada condición de actividad laboral (Gutierrez, 2004), realizando análisis diferenciados por sexo, edad, nivel de ingreso, percentil de ingresos, etc. Para realizar un análisis diferenciado a los previos y con perspectivas a visualizar las cuestiones estructurales de la economía, en contraposición a los análisis coyunturales explicados anteriormente, el presente trabajo utilizara el marco teórico de las matrices de transición, cadenas de Markov y series de tiempo para el cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo.

El periodo de estudio es de junio 2007 a septiembre 2010 lo que corresponde a la nueva metodología establecida para la encuesta ENEMDU. Existen varios estudios de la dinámica laboral ecuatoriana sin embargo han sido realizados en periodos anteriores utilizando las matrices de transición con cadenas de Markov, en el presente estudio se plantea incorporar un análisis mediante series de tiempo para determinar una mejor predicción.

La investigación se realizará en dos partes fundamentales, lo que es la investigación y definición de la parte teórica de matrices de transición y su uso en paneles de datos para formar cadenas de Markov y el uso de series de tiempo a través del modelo ARIMA. La segunda parte tiene que ver con el ejercicio práctico aplicado al mercado laboral ecuatoriano.

Al tener establecidos los conceptos y definidos los modelos se procederá a realizar los siguientes cálculos: para las cadenas de Markov se van a utilizar 4 matrices de transición anuales y 10 matrices de transición trimestrales en base a la encuesta ENEMDU del INEC, para determinar la probabilidad de la distribución de la población a través de ecuaciones de Chapman – Kolmogorov.

Los periodos de las matrices anuales son los siguientes:

- Septiembre 2009 – Septiembre 2010

- Junio 2008 – Junio 2009
- Marzo 2008 – Marzo 2009
- Diciembre 2007 – Diciembre 2008

Los periodos de las matrices trimestrales son los siguientes:

- Junio - Septiembre 2007, 2008, 2009 y 2010
- Septiembre – Diciembre 2007, 2008, 2009 y 2010
- Diciembre – Marzo 2008, 2009 y 2010
- Marzo – Junio 2008, 2009 y 2010

En el caso de las series de tiempo se trabajará con la pregunta No. 33 “Semanas que busca trabajo” de la encuesta ENEMDU para filtrar a los que buscan trabajo por 12 semanas y más como definición de desempleo de largo plazo, al tener la serie de 30 datos trimestrales se procederá a realizar el modelo ARIMA.

El contenido del proyecto es el siguiente: El primer capítulo se desarrollará el marco teórico sobre los indicadores de empleo, el segundo capítulo se hablará del marco conceptual sobre la metodología a utilizarse que básicamente consiste en la utilización de análisis de series de tiempo y cadenas de Markov, además se definirá la tasa de desempleo de largo plazo y la forma de cálculo aplicado en la conformación de este indicador, lo que incluye una recopilación respecto a lo que las diferentes corrientes teóricas. En el tercer capítulo se aplicará el análisis de Markov a los datos de la encuesta desde junio del 2007 a septiembre del 2010. En el cuarto capítulo se aplicarán los modelos de series de tiempo a los indicadores de empleo desde junio 2007 hasta septiembre 2010, con la finalidad de encontrar un modelo que prediga la tasa de desempleo a largo plazo. En el quinto capítulo se realizara el análisis cualitativo de los resultados obtenidos en los capítulos anteriores, abriendo la discusión respecto a robustez del indicador propuesto. Por último, se esbozarán algunas conclusiones respecto a la

aplicabilidad de estos métodos en a futuro, así como también respecto a los principales resultados obtenidos del análisis.

Capítulo 1

1. Marco Teórico

1.1. Generalidades

1.1.1. Desempleo en el mundo

El desempleo es considerado como una problemática económica y social que afecta a todo el mercado laboral mundial. Según MURMIS y FELDMAN “el desempleo constituye una situación generalizada en el mundo capitalista que se ha convertido en una preocupación intensa y recurrente de gobiernos y organismos internacionales y que ha resurgido como tema central en la sociología de los países más ricos”¹.

Por su parte, FERRUCCI considera que “el desempleo es la falta de utilización plena del trabajo, el capital y la tecnología disponibles en un momento dado”².

En todo el mundo, pero aun más en América Latina el desempleo ha sido un tema de la vida diaria. Aunque las depresiones más profundas parecen haber dejado de ser una amenaza para las economías, el desempleo sigue acosando a las economías de mercado modernas.

Una de las principales preocupaciones de los gobiernos es combatir el desempleo o por lo menos mantenerlo a niveles bajos, ya que con ello se asegura que el bienestar económico vaya paralelamente con el bienestar social.

Poseer una ocupación estable, es la base principal de la cual se derivan las condiciones materiales de vida de la población de un país. En efecto, sólo pueden

¹ Murmis Miguel y Fieldman, Silvio: Capítulo correspondiente al libro “Sin trabajo”

² Ferrucci, Ricardo: “Problemas de política económica”. Capítulo IX del libro “Lecturas de macroeconomía y política económica”

alcanzarse niveles de consumo de los hogares compatibles con un desarrollo adecuado de las posibilidades de realización de las personas cuando exista un número suficiente de buenas ocupaciones. Por esto último debe entender formas de inserción ocupacional que sean, al mismo tiempo, económicamente eficientes y socialmente equitativas. Por el contrario, la escasez de tales oportunidades - o lo que viene a ser equivalente - la proliferación de formas de inserción ocupacional inadecuadas constituyen el antecedente de la pobreza y la frustración de oportunidades de desarrollo personal. La falta de oportunidades educativas es otra fuente de pobreza, ya que una formación insuficiente conlleva menos oportunidades de empleo.

El Banco Mundial en su “Informe sobre el desarrollo mundial 2000 / 2001. Lucha contra la pobreza”, afirma que “ser pobre es tener hambre, carecer de cobija y ropa, estar enfermo y no ser atendido, ser iletrado y no recibir información, además, supone vulnerabilidad ante las adversidades y, a menudo, padece maltrato y exclusión de las instituciones...”

Para el Banco Mundial - en el informe mencionado - “la situación de miseria se mantiene a pesar de que las condiciones humanas han mejorado más en el último siglo que en todo el resto de la historia de la humanidad. La riqueza mundial, las conexiones internacionales y la capacidad tecnológica son mayores que nunca.- El crecimiento económico es imprescindible para reducir la miseria, pero a veces no basta para crear las condiciones que permitan mejorar la vida de las personas y frenar la desigualdad...casi la mitad de la población mundial, viven con menos de dos dólares diarios; una quinta parte de la humanidad, deben conformarse sólo con un dólar. La distribución de las mejoras económicas ha sido tremendamente desigual: el ingreso medio en los veinte países más ricos es treinta y siete veces mayor que el de los veinte países más pobres, y esa brecha se ha duplicado en los últimos cuarenta años...”

Para la Organización Internacional del Trabajo (OIT), en todo el mundo, se estima que unas mil millones de personas, aproximadamente el 30% de la fuerza de trabajo total, están desempleadas o subempleadas, tanto en los países

industrializados como en los países en desarrollo.

1.1.2. Desempleo en América Latina

Según los datos presentados por la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) y la Organización Internacional del Trabajo (OIT), la tasa de desempleo en la región de Latinoamérica y el Caribe subió de 7,3 a 8,1% en el lapso del 2.009 como el resultado de la crisis económica global, aunque también se evaluó en este informe que el impacto de la crisis respecto al mercado laboral fue menor al esperado, sin embargo afectó de manera considerable a Europa.

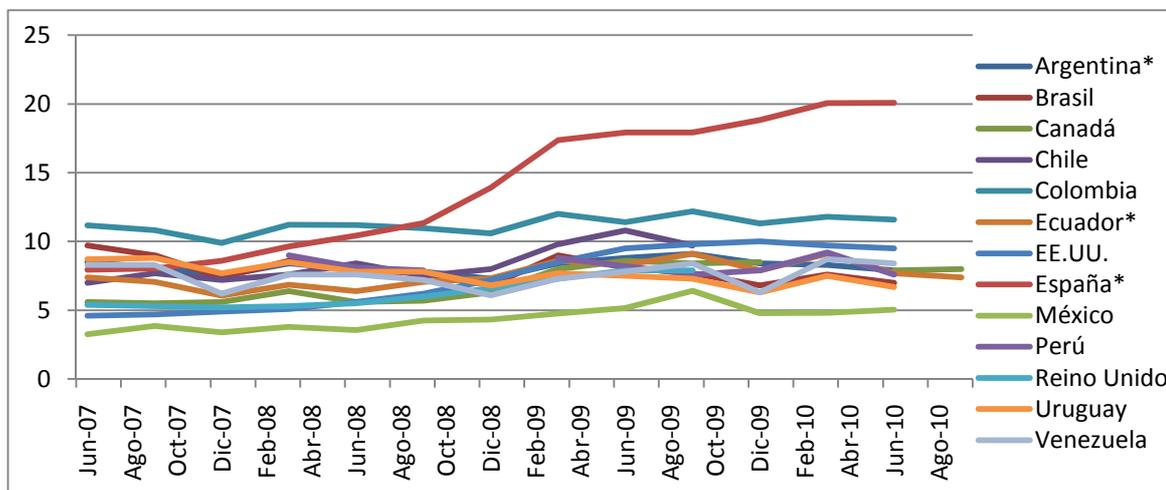
En Latinoamérica hubo subida en la tasa de desempleo y una disminución en la calidad del empleo, sin embargo, el impacto fue menor a lo esperado por la recuperación económica que la región vino experimentando desde el 2.009 por las políticas económicas utilizadas por los gobiernos y por el poder adquisitivo de los trabajadores como resultado de la disminución de las tasas de inflación que se registró en los últimos meses.

Para la CEPAL y la OIT, para finales del 2.009 se observó en Latinoamérica notable mejoría en los parámetros laborales, y en el último trimestre la tasa de empleo a nivel regional alcanzó la misma tasa que en el mismo trimestre del año 2.008.

La mejoría en los indicadores laborales se notó claramente a inicios del 2.010, hay varios países de la región que aún están lejos de recuperarse totalmente de la crisis, por lo que el nivel de reactivación económica cambia notablemente de un país a otro, aunque el promedio regional muestra positivas.

En el informe “Coyuntura laboral en América Latina y el Caribe” se observó que algunas políticas tomadas en el momento de la crisis ayudaron a mejorar las oportunidades laborales de las mujeres, lo que desencadenó una mayor equidad de géneros.

Grafico No. 1
Evolución del desempleo de algunos países
Período: Junio del 2007 a Agosto del 2010



Fuente: INEC

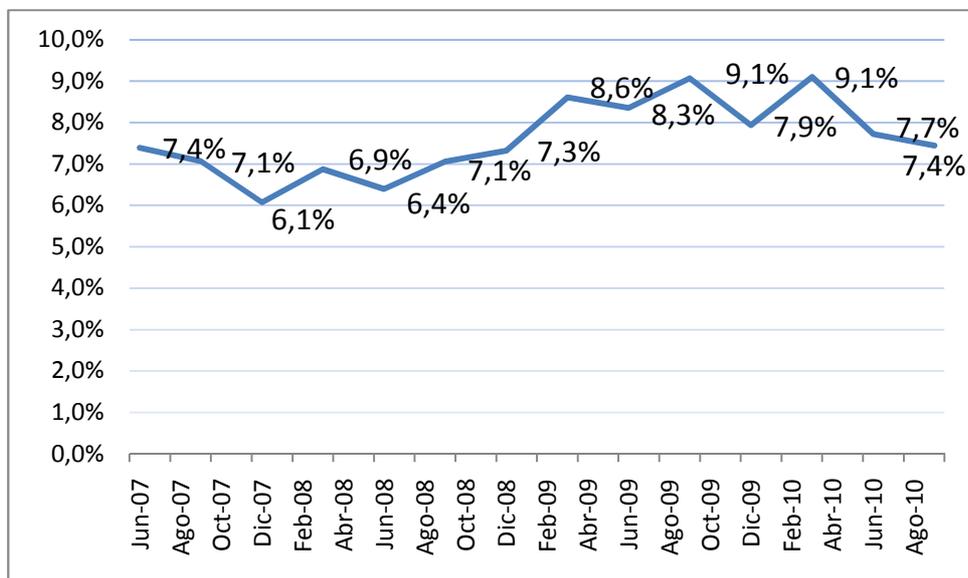
1.1.3. Desempleo en el Ecuador

Ecuador al igual que cualquier país de la región, la oferta de trabajo está dada por varios factores como el sistema productivo, el ambiente legal, los recursos naturales, el crecimiento demográfico, la población económicamente activa (PEA), migración interna y externa y el crecimiento del sector informal.

En el Ecuador en los noventa el desempleo se incrementó, según algunos analistas, por la limitación de la demanda de empleo en el sector moderno de la economía, que refleja la poca capacidad de generar fuentes de trabajo conforme a las necesidades del mismo y por el aumento de la población en edad de trabajar.

Hoy en día el gobierno hace varios esfuerzos para reducir el desempleo, es decir crea fuentes de trabajo

Gráfico No. 2
Evolución del desempleo en el Ecuador
Período: Junio del 2007 – Septiembre del 2010

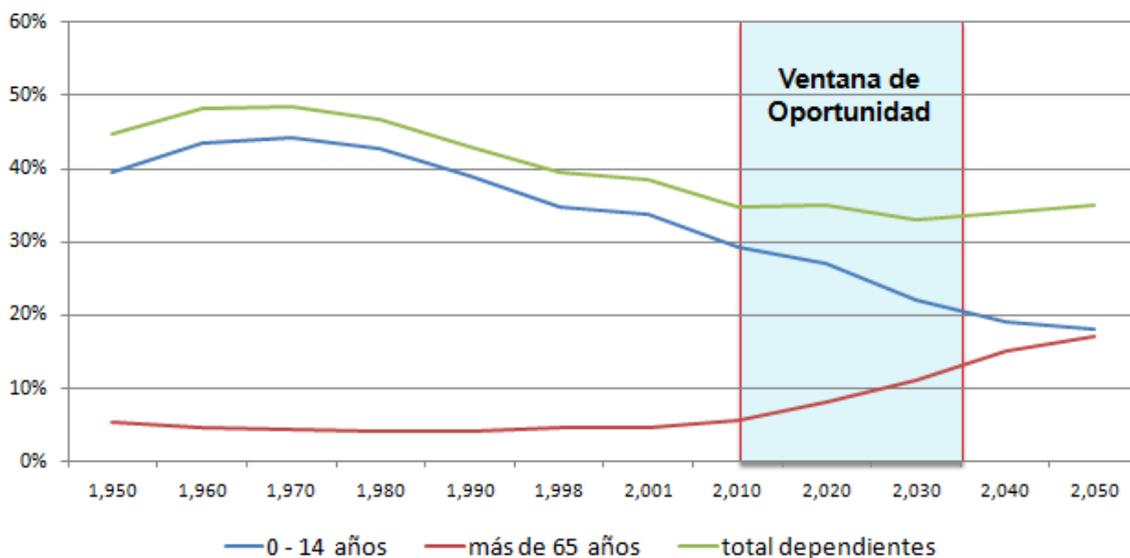


Fuente: INEC

1.1.4. Bono Demográfico

La población en edades productivas, entre 20 y 59 años hoy en día es muy numerosa y su proporción aumentará en las siguientes décadas, lo que caracteriza el “Bono Demográfico”. Los niños y adultos presentan bajas proporciones, es esta gran predominancia de personas en edades activas, comparadas con los de edades inactivas. Se trata de una ventana de oportunidades única que durará las siguientes tres décadas en América Latina y el Caribe.

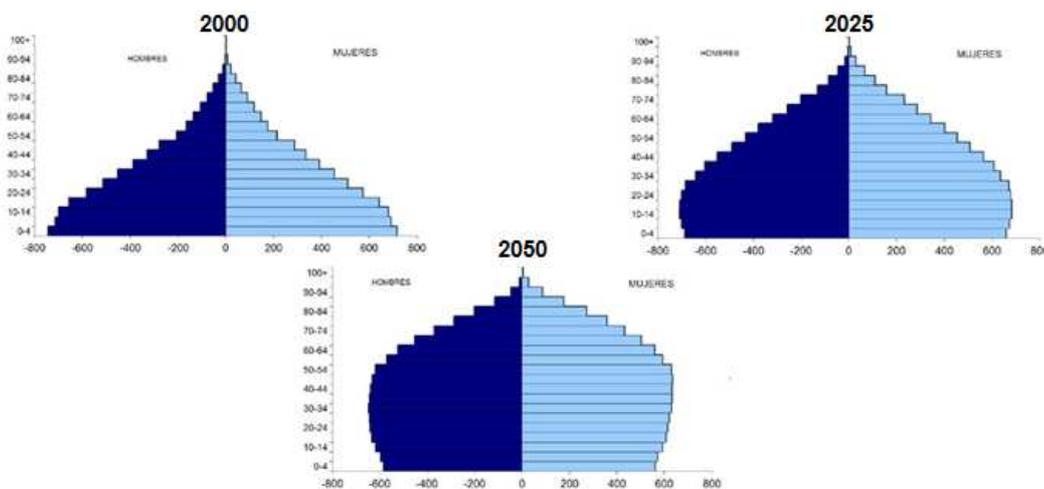
Gráfico No. 3
Proyección de la población del Ecuador



Fuente: INEC

En el gráfico No. 3 podemos observar que el numero de dependientes entre el 2010 y 2040 es el más bajo, es decir tiene mayor numero de población en estado productivo.

Gráfico No. 4
Proyección de las pirámides poblacionales del Ecuador



Fuente: INEC, Proyección de la población.

En el gráfico No. 4 podemos observar los cambios en la estructura poblacional, de ser una pirámide con una base ancha en el 2000, es decir que existe mayor número de población en edades inactivas de 0 a 19 años, pasa a una pirámide con la parte media más ancha, por lo cual muestra que existe un mayor número de personas en edad activa o productiva que es entre los 20 a 59 años.

El bono demográfico puede ser un motor para el crecimiento económico y desarrollo humano, pero eso no ocurre de forma automática. Sólo será posible aprovecharlo si estos numerosos jóvenes y adultos logran insertarse en empleos productivos y bien remunerados, de forma sostenida. Las inversiones en estas personas, en sus capacidades, educación, salud, salud sexual y reproductiva, trabajo y ahorro, son la garantía de que ellos contarán con sus propios recursos y pensiones al envejecer dignamente. Esta es la mejor forma para aprovechar el bono demográfico y a la vez prepararnos para el envejecimiento poblacional. Se debe diseñar políticas públicas correctas no solo en el tema de empleo sino de salud, educación, vivienda, transporte, migración, etc.

1.2. Desempleo

Para la Organización Internacional del Trabajo (OIT), el desempleo se define como: “El conjunto de personas sobre una edad especificada, que se encuentran sin trabajo, están corrientemente disponibles para trabajar y están buscando trabajo durante un período de referencia”.

El Banco Central del Ecuador define el desempleo como: “Las personas de 10 años de edad o más, que durante la semana de referencia no tenían empleo y estaban disponibles para trabajar y que, además, habían tomado medidas concretas en las últimas 4 semanas para conseguir un empleo asalariado o por cuenta propia. Este concepto abarca a trabajadores que quedaron sin empleo por despido o renuncia (cesantes), como a quienes tratan de incorporarse por primera vez al mercado de trabajo (trabajadores nuevos)”.

El desempleo es el ocio involuntario de una persona que desea encontrar trabajo, esta afirmación común a la que se llega puede deberse a varias causas. Las mismas que citamos a continuación:

Cuando existe un descenso temporal que experimenta el crecimiento económico caracterizado por la disminución de la demanda, de la inversión y de la productividad y por el aumento de la inflación. La actividad económica tiene un comportamiento cíclico, de forma que los períodos de auge en la economía van seguidos de una recesión o desaceleración del crecimiento.

En el momento que se da una situación en la que el número de personas que demanda empleo sobrepasa las ofertas de trabajo existentes, debido a que los elevados salarios reales atraen a un mayor número de desempleados a buscar trabajo e imposibilitan a las empresas ofrecer más empleo.

Cuando en ciertas regiones o industrias donde la demanda de mano de obra fluctúa dependiendo de la época del año en que se encuentren.

Cuando se dan cambios en la estructura de la economía, como aumentos de la demanda de mano de obra en unas industrias y disminuciones en otras, que impide que la oferta de empleo se ajuste a la velocidad que debería.

Adicionalmente esta situación se puede dar en determinadas zonas geográficas y por la implantación de nuevas tecnologías que sustituyen a la mano de obra. Cuando por causas ajenas a la voluntad del trabajador impide su incorporación al mundo laboral.

Existen varios tipos de desempleo:

Desempleo cíclico: Este tipo de desempleo ocurre solo por un ciclo, Un caso de desempleo cíclico ha sido la crisis mundial de 1929.

Desempleo friccional: Se refiere a los trabajadores que van de un empleo a otro para mejorarse. Su desempleo es temporal y no representa un problema económico. El desempleo friccional es relativamente constante.

Desempleo estacional: es aquel que varía con las estaciones del año debido a fluctuaciones estacionales en la oferta o demanda de trabajo. Se habla de desempleo estacional, por otra parte, para referirse al que se produce por la demanda fluctuante que existe en ciertas actividades, como la agricultura, fechas festivas como la Navidad.

Desempleo de larga duración: Se considera parado de larga duración a la persona inscrita como demandante de empleo, de forma ininterrumpida, durante un periodo superior a un año.

Desempleo abierto: Son personas que no trabajaron durante la semana de referencia, buscaron activamente un empleo, es decir, realizaron acciones concretas para obtener un empleo, y estaban disponibles para trabajar de inmediato. Esos son los tres requisitos para estar desocupado abierto: no tener trabajo, buscar activamente trabajo y estar disponible y dispuesto a trabajar. Esta definición recomendada por la OIT en su Decimotercera Conferencia Internacional de Estadísticos de octubre de 1982, fue adoptada por los países de la OCDE, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico, como la forma de medición oficial del grupo de países desarrollados.

Para medir el desempleo al igual que en otros países se recurre a encuestas. El Instituto Nacional de Estadística y Censos realiza periódicamente la Encuesta Nacional de Empleo, Subempleo y Desempleo para determinar los indicadores de empleo.

1.3. Encuesta Nacional de Empleo, Subempleo y Desempleo

La ENEMDU es una encuesta por muestreo, realizada y publicada en Ecuador por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) desde el año 1987.

La Encuesta Nacional de Empleo, Subempleo y Desempleo, es una encuesta periódica orientada a los hogares ecuatorianos con el objetivo de determinar la estructura de la población en los ámbitos sociales, económicos y demográficos.

Con esta encuesta se calculan los indicadores de mercado laboral, relacionados con el empleo, subempleo y desempleo, se determina la estructura de la Población Económicamente Activa (PEA), contribuye en la formación de las base de datos de manera mensual, trimestral y anual que permiten realizar estudios, seguimiento y evaluación de las políticas públicas de empleo.

La muestra de la ENEMDU proviene de la Muestra Maestra del SIEH, la cual fue diseñada para estos fines y está basada en un esquema de rotación de viviendas que permite calcular los cambios del empleo, subempleo y desempleo, para lo cual se está utilizando sobre posición parcial entre muestras de trimestres y años consecutivos.

En esta muestra, la toma de las viviendas para encuestar se efectúa utilizando métodos de muestreo con bases sólidas en la teoría estadística y de probabilidades, con lo que toda la información obtenida de esta encuesta son estimaciones confiables de los valores reales que se quiere conocer.

La ENEMDU ha tenido un cambio metodológico en el 2007 por distintas necesidades como: El país contaba con dos cifras distintas de empleo que no eran comparables entre sí que por un lado producía el Banco Central del Ecuador con el apoyo de PUCE y FLACSO y por el otro el INEC. Recomendaciones de la Organización Internacional del Trabajo (OIT) y la por la Comunidad andina de Naciones (CAN). Revisión de instrumentos de captación de información.

El universo para la muestra para la ENEMDU según INEC se conforma de todas las viviendas particulares dentro del territorio del Ecuador, excluyendo la Región Insular, también está excluida la población en viviendas colectivas, viviendas flotantes y sectores con población indigente. Incluyendo las zonas “no delimitadas”.

El marco muestral es en base a resultados definitivos y la cartografía del VI Censo de Población y V de Vivienda del 2001 (CPV-2001), el mismo que será renovado con el nuevo censo en noviembre del 2010.

Para el diseño de la Muestra Maestra se consideró que la definición correcta de los límites de los sectores en los croquis censales facilita el trabajo del listado, el mismo que asegura la cobertura de las viviendas; es así que se define una UPM, como un conjunto de sectores censales (300 a 500 viviendas), la misma que se utiliza para definir una muestra maestra permanente a través de los años intercensales. Las UPMs, se seleccionan con probabilidad proporcional al tamaño en la primera etapa y un sector con probabilidad proporcional al tamaño (PPT) dentro de cada UPM en la segunda etapa.

Se considera que los tamaños promedios para una UPM urbana son de 450 viviendas y para el área rural 320 viviendas; es decir, el promedio de tres y cuatro sectores respectivamente.

Lo importante es precisar que la muestra urbana de 499 sectores permanece constante a través del tiempo (rondas), para permitir el estudio y la medición de los cambios en el empleo.

El tipo de muestreo utilizado es probabilístico bietápico para dispersar más la muestra y aumentar la precisión de las estimaciones. Para la unidad primaria de selección es el sector censal (UPM); la unidad secundaria es la vivienda (USM). Las UPMs se seleccionaron con probabilidad proporcional al tamaño (PPT).

1.4. Conceptos y Definiciones del Mercado Laboral

Este capítulo tiene como objetivo plantear la forma de cálculo de las diferentes variables que se ven utilizadas para este trabajo, basado en los conceptos publicados por INEC.

Panel

Es una submuestra que agrupa a 3 viviendas de las 12 viviendas seleccionadas en el sector. Un panel rotará en el tiempo y se encuestará 4 veces en dos años.

Vivienda

Vivienda es el espacio delimitado por paredes y techo, de cualquier material de construcción, con entrada independiente, destinada para ser habitado por una o más personas; la misma que aún cuando no haya sido construida originalmente para tales fines, esté destinada a ser utilizada como vivienda.

Vivienda Efectiva

Llamamos vivienda efectiva a la que por el método de muestreo ha sido elegida para que en ella se realice el levantamiento de la información, dicho levantamiento se lo realizará en la vivienda original o en la vivienda de reemplazo.

Hogar

Es la unidad social conformada por una persona o grupo de personas que se asocian para compartir el alojamiento y la alimentación. Es decir, hogar es el conjunto de personas que residen habitualmente en la misma vivienda o en parte de ella (viven bajo el mismo techo), que están unidas o no por lazos de parentesco, y que cocinan en común para todos sus miembros (comen de la misma olla).

Residente Habitual

Es toda persona que habita en el hogar en forma permanente ó por un período de 6 meses o más (pudiendo encontrarse temporalmente ausente del hogar por

motivos de trabajo, enfermedad o vacaciones), se incluye aquellas personas que residiendo menos de 6 meses no cuentan con otra residencia habitual.

Población en Edad de Trabajar, PET

Comprende a todas las personas de 10 años y más.

Condición de Actividad

Gestión económica o no, que permite clasificar a las personas de 10 años y más en Población Económicamente Activa (PEA) y Población Económicamente Inactiva (PEI).

Población Económicamente Activa, PEA

Son todas las personas de 10 años y más que trabajaron al menos una hora en la semana de referencia, o aunque no trabajaron, tuvieron trabajo (*ocupados*), o bien aquellas personas que no tenían empleo pero estaban disponibles para trabajar (*desocupados*).

Ocupados

Son aquellas personas de 10 años y más que trabajaron al menos una hora en la semana de referencia o pese a que no trabajaron, tienen trabajo del cual estuvieron ausentes por motivos tales como: vacaciones, enfermedad, licencia por estudios, etc. Se considera ocupadas también a aquellas personas que realizan actividades dentro del hogar por un ingreso, aunque las actividades desarrolladas no guarden las formas típicas de trabajo asalariado o independiente.

Medición de los ocupados plenos

La población con ocupación plena está constituida por personas ocupadas de 10 años y más, que trabajan como mínimo la jornada legal de trabajo y tienen ingresos superiores al salario unificado legal y no desean trabajar más horas (no realizaron gestiones), o bien que trabajan menos de 40 horas y sus ingresos son superiores al salario unificado legal y no desean trabajar más horas (no realizaron gestiones).

Mediciones del subempleo por insuficiencia de horas

El subempleo por insuficiencia de horas existe cuando las horas de trabajo de una persona ocupada son insuficientes en relación con una situación de empleo alternativo que esta persona desea desempeñar y está disponible para hacerlo. Son personas en subempleo por insuficiencia de horas todas aquellas que estando empleadas, reúnen simultáneamente los siguientes criterios:

- a) **«desear trabajar más horas»**; es decir, tener otro empleo (o empleos) además de su empleo(s) actual(es) a fin de aumentar el total de sus horas de trabajo; reemplazar cualquiera de sus empleos actuales por otro empleo con más horas de trabajo; aumentar las horas de trabajo en cualquiera de sus empleos actuales. Para mostrar cómo el «deseo de trabajar más horas» se expresa en términos de acción, teniendo en cuenta las circunstancias nacionales, aquellos que han buscado activamente trabajar horas adicionales se deben distinguir de los que no lo hicieron. Buscar activamente trabajar horas adicionales se debe definir en conformidad con los criterios de la definición de búsqueda de empleo utilizados en la medición de la población económicamente activa, teniendo en cuenta las actividades necesarias para aumentar las horas de trabajo en el empleo actual;
- b) **«estar disponibles para trabajar más horas»**; es decir, poder efectivamente hacerlo durante un período posterior, en función de las oportunidades de trabajo adicional que se presenten.
- c) **«haber trabajado menos de un límite de horas determinado»**; es decir, las personas cuyo «número de horas efectivamente trabajadas» en todos los empleos durante el período de referencia, era inferior a 40 horas, límite de horas legalmente establecido.

Mediciones de otras formas de subempleo

- Trabajan 40 horas o más, tienen ingresos superiores o iguales al salario unificado legal y están dispuestos y disponibles a trabajar más horas o cambiarse de trabajo para trabajar más horas.
- Personas ocupadas que trabajan 40 horas o más, tienen ingresos menores al salario unificado legal y están dispuestos y disponibles a trabajar más horas.
- Personas ocupadas que trabajan 40 horas o más, tienen ingresos menores al salario unificado legal y no están dispuestos o disponibles a trabajar.
- Personas ocupadas que trabajan menos de 40 horas, tienen ingresos menores al salario unificado legal y no están dispuestos o disponibles a trabajar.

Mediciones de los ocupados no clasificados

Son aquellas personas ocupadas que no se pueden clasificar en ocupados plenos u otras formas de subempleo, por falta de datos en los ingresos o en las horas.

Medición del desempleo

El desempleo total constituye la suma del desempleo abierto más el oculto, como están definidos a continuación:

Desempleo abierto

Personas de 10 años y más, que en el período de referencia presentan simultáneamente las siguientes características:

- Sin empleo, no ocupado en la semana pasada.
- Buscaron trabajo, hicieron gestiones concretas para conseguir empleo o para establecer algún negocio en las cuatro semanas anteriores.

Desempleo oculto

Personas de 10 años y más que en la semana de referencia presentan simultáneamente las siguientes características:

- Sin empleo, no ocupado en la semana pasada.
- No buscaron trabajo, (no hicieron gestiones concretas para conseguir empleo o para establecer algún negocio en las cuatro semanas anteriores), por alguna de las siguientes razones:
 - Tiene un trabajo esporádico u ocasional
 - Tiene un trabajo para empezar inmediatamente
 - Espera respuesta por una gestión en una empresa o negocio propio.
 - Espera respuesta de un empleador o de otras gestiones efectuadas para conseguir empleo.
 - Espera cosecha o temporada de trabajo.
 - Piensa que no le darán trabajo o se cansó de buscar.
 - No cree poder encontrar.
 - Disponible para trabajar

Población Económicamente Inactiva

Son todas las personas de 10 años y mas que no están ocupadas durante la semana de referencia, no buscaron trabajo durante las últimas cuatro semanas y no están disponibles para trabajar, son: rentistas, jubilados, pensionistas, estudiantes, amas de casa.

Búsqueda de Trabajo

Es el hecho de estar dispuesto a incorporarse en el mercado de trabajo, llevando a cabo una búsqueda activa, a través de gestiones por diferentes medios, personas, avisos en los diarios, agencias, etc.

1.5. Indicadores del Mercado Laboral

Con los datos obtenidos en la ENEMDU se pueden calcular un gran número de indicadores, sin embargo nos referimos aquí a aquellos que utilizaremos para la presente investigación definidos por el INEC.

TASAS DE PARTICIPACIÓN

Tasa de Participación Bruta.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre la Población Económicamente Activa (PEA) y la Población Total (PT).

$$TPB = \frac{PEA}{PT} \times 100$$

Tasa de Participación Global.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre la Población Económicamente Activa (PEA) y la Población en Edad de Trabajar (PET). Esta tasa resulta más adecuada para medir la participación ya que aísla fenómenos de tipo demográfico.

$$TPG = \frac{PEA}{PET} \times 100$$

Tasa de Participación Específica.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre la Población Económicamente Activa de un determinado grupo (jóvenes, mujeres, población con educación primaria, etc.) y la población de ese grupo.

$$TPE_1 = \frac{PEA_1}{PT_1} \times 100$$

TASAS DE OCUPACIÓN

Tasa de Ocupación Bruta.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre el total de ocupados (O) y la Población en Edad de Trabajar (PET).

$$TOB = \frac{O}{PET} \times 100$$

Tasa de Ocupación Global.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre el total de ocupados (O) y la Población Económicamente Activa (PEA).

$$TOG = \frac{O}{PEA} \times 100$$

Tasa de Ocupados Plenos.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre el total de ocupados plenos (OP) y la Población Económicamente Activa (PEA).

$$TOP = \frac{OP}{PEA} \times 100$$

TASAS DE SUBEMPLEO

Tasa de Subempleo por insuficiencia de horas (Visible).- Es el cociente entre los subempleados visibles (SV) y la Población Económicamente Activa (PEA).

$$TSV = \frac{SV}{PEA} \times 100$$

Tasa de Otras Formas de Subempleo.- Se define como el porcentaje que resulta de la relación entre la cantidad de ocupados que está clasificado en otras formas de subempleo (OFS) y la Población Económicamente Activa (PEA).

$$TOFS = \frac{OFS}{PEA} \times 100$$

Tasa de Subempleo Bruta.- Corresponde a la suma de la tasa de Subempleo Visibles (TSV) y de Otras Formas de Subempleo (TOFS).

$$TSB = TSV + TOFS$$

Tasa de Subempleo Global.- Es el porcentaje que resulta de la suma de los Subempleados Visibles, más, los Subempleados de otras formas, dividida para el total de Ocupados.

$$TSG = \frac{SV + OFS}{OCUPADOS} \times 100$$

TASAS DE DESEMPLEO

Tasa de Desempleo.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre el número de desocupados (D) y la población económicamente activa (PEA).

$$TD = \frac{D}{PEA} \times 100$$

Tasa de Desempleo Abierto.- Es el porcentaje que resulta de la relación entre el número de desempleados abiertos (DA) y la población económicamente activa (PEA).

$$TDA = \frac{DA}{PEA} \times 100$$

Tasa de Desempleo Oculto.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre el número de desempleados ocultos (DO) y la población económicamente activa (PEA).

$$TDO = \frac{DO}{PEA} \times 100$$

Tasa de Cesantía.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre los cesantes (C) y la población Económicamente Activa (PEA).

$$TC = \frac{C}{PEA} \times 100$$

TASAS DE SECTORIZACIÓN DE LA PEA

Tasa de Ocupados del Sector Formal.- Es el porcentaje que resulta del cociente entre el número de ocupados del Sector Formal (SF) y la población económicamente activa (PEA).

$$TOSF = \frac{SF}{PEA} \times 100$$

1.6. Tasa de desempleo de largo plazo.

En estudios recientes en donde se utilizan datos de panel utilizando matrices de transición con cadenas de Markov para establecer la tasa de desempleo de largo plazo se puede observar que existen varias corrientes en la definición de dicha tasa.

Por un lado es definida por Friedman que utiliza el concepto keynesiano como la tasa natural de desempleo que equilibra el mercado de trabajo, es decir, si la tasa de desempleo de un periodo dado es superior a la tasa natural de desempleo se generaría una mayor oferta de trabajo y por lo tanto los precios bajarían por una menor capacidad adquisitiva de los individuos; por otro lado si la tasa de desempleo es inferior a la tasa natural de desempleo, habría una mayor demanda en el mercado de trabajo, por lo cual los precios subirían por una mayor capacidad adquisitiva dando como resultado la inflación.

Por otro lado el cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo se centra en establecer la duración de un individuo en cada condición de actividad laboral,

realizando estudios específicos por sexo, edad, nivel de instrucción, percentil de ingresos, etc., como es el caso de Mariela Verónica Cabezas Paladines y Eddy Aníbal Duque Bayona que en su tesis de grado presentan un ejercicio práctico de la dinámica laboral y las condiciones socioeconómicas en el Ecuador en el periodo 2003-2006.

En la presente investigación en diferencia con otros estudios se busca analizar y predecir el desempleo en Ecuador para períodos futuros a través de cadenas de Markov y series de tiempo.

Capítulo 2

2. Marco Conceptual

2.1. Matrices de transición y Cadenas de Markov

Las matrices de transición son aplicables en muchos casos, en la presente investigación consideramos la situación en la que se separa a la población en dos o más categorías o estados, puntualmente tenemos tres estados de actividad laboral: ocupado, desocupado e inactivo, esto rige para la población económicamente activa que se estima a partir de los 10 años y más que trabajaron al menos una hora en la semana de referencia.

La tendencia de una población a moverse entre n estados se puede representar mediante una matriz de $n \times n$.

Para nuestro estudio tenemos $n = 3$ estados. Conocemos la proporción t_{ij} de la población (esta proporción se calcula a través del “matching”³ que se realiza entre los períodos) del estado j , que se mueve al estado i en determinado período de tiempo. La dirección del movimiento del estado j al estado i va en orden de derecha a izquierda de los subíndices en t_{ij} . La matriz (T_{ij}) se llama matriz de transición. El registro t_{ij} de la matriz de transición T , representa la proporción de la población que pasa del estado j al estado i , no el porcentaje.

Para nuestro caso tendríamos 4 matrices de transición anual y 10 matrices de transición trimestrales.

³ El proceso de matching o apareo de la información consiste en cotejar las boletas de un mismo hogar, encuestadas en dos periodos de tiempo, con un lapso de tres meses entre rondas. Fuente INEC.

Ahora supongamos que las proporciones de toda la población ubicada en los distintos estados al comienzo de un período están dadas por el vector p como la distribución de la población. Tenemos:

$$p = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \end{pmatrix}$$

El producto Tp es el vector de distribución de población después de un período de tiempo.

Supongamos que una matriz de transición es válida para una sucesión de períodos de tiempo, una situación así se denomina cadena de Markov.

Una matriz de transición para una cadena de Markov de n estados es una matriz de $n \times n$ con todos los registros no negativos y con la propiedad adicional de que la suma de los registros de cada columna (o fila) es 1.

Ejemplo:

Tabla No. 1

Ejemplo de matriz de transición

Período 1					
	Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Total
Período 2	Ocupados	45	20	80	145
	Desocupados	120	35	35	190
	Inactivos	15	25	20	60
	Total	180	80	135	395

En la tabla No. 1 podemos observar que de 145 ocupados en el periodo 1, 45 fueron ocupados en el periodo 2, 20 pasaron a subempleados y 80 pasaron al estado de desocupados.

La matriz de probabilidades sería la siguiente:

$$P = \begin{pmatrix} \frac{45}{145} & \frac{20}{145} & \frac{80}{145} \\ \frac{120}{190} & \frac{35}{190} & \frac{35}{190} \\ \frac{15}{60} & \frac{25}{60} & \frac{20}{60} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.31 & 0.14 & 0.55 \\ 0.63 & 0.18 & 0.18 \\ 0.25 & 0.42 & 0.33 \end{pmatrix}$$

Si la matriz de transición P (muestral), se considera una buena estimación de la verdadera matriz de transición (poblacional), es posible predecir los cambios en los estados de actividad laboral.

$$X_2 = X_1 P$$

Supongamos que la distribución de los estados de ocupación en el primer período sea 60% ocupados plenos, 25% subempleados y 15% desocupados, tendríamos:

$$X_2 = (0.6 \quad 0.25 \quad 0.15) \begin{pmatrix} 0.31 & 0.14 & 0.55 \\ 0.63 & 0.18 & 0.18 \\ 0.25 & 0.42 & 0.33 \end{pmatrix}$$

$$X_2 = (0.381 \quad 0.192 \quad 0.424)$$

Entonces, podemos decir que si un proceso de Markov donde el sistema puede estar en cualquiera de m estados viables, las probabilidades pueden exponerse a través del vector $X = (x_1 \ x_2 \ . \ . \ . \ x_m)$ donde x_j es la probabilidad de que el sistema se encuentre en el estado j . En los estados actuales de un proceso de Markov X_k , los estados pueden deducirse a través de la multiplicación de matrices.

$$X_{k+1} = X_k P$$

Por lo tanto podemos afirmar que:

$$X_1 = X_0 P$$

$$X_2 = X_1 P = (X_0 P)P = X_0 P^2$$

$$X_3 = X_2 P = (X_0 P^2)P = X_0 P^3$$

Por lo tanto,

$$X_n = X_0 P^n$$

Esto es, el vector de estado, que describe el sistema después de n transiciones (o experimentos) es el producto del vector inicial de estado y la potencia enésima de la matriz de transición P .

Ahora calculemos en nuestro ejemplo para el período 13.

$$X_{13} = X_1 P^{13}$$

$$X_{13} = \begin{pmatrix} 0.6 & 0.25 & 0.15 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.31 & 0.14 & 0.55 \\ 0.63 & 0.18 & 0.18 \\ 0.25 & 0.42 & 0.33 \end{pmatrix}^{13}$$

$$X^{13} = (0.36 \ 0.25 \ 0.36)$$

Por lo cual para el período 13 la distribución de la actividad laboral sería que el 36% de la población está ocupada, el 25 subempleada y 36% desocupada, cabe recalcar que los datos para el ejemplo han sido arbitrarios y no reflejan la realidad.

Podemos probar que si una cadena de Markov es regular, lo que implica que después de varios períodos de tiempo, la distribución de la población entre los estados de ocupación tiende a un vector fijo de distribución de estado estacionario. Es decir, la distribución de población entre los estados no cambia de manera significativa con el paso del tiempo. Esto no quiere decir que ya no hay cambio de población entre los estados; la matriz de transición sigue realizando cambios, pero el movimiento entre estados se equilibra permaneciendo la proporción constante.

Esto es fácilmente demostrable al calcular que T^n no tiene registros 0, es decir, una matriz de transición T es regular si para algún entero n , T^n no tiene registros cero. Una cadena de Markov que tenga una matriz de transición regular se llama cadena regular.

2.1.1. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con cadenas de Markov

Al tener la matriz de transición de los períodos planteados para el presente trabajo a través de datos de panel, debemos calcular el vector de punto fijo de las matrices de transición obtenidas.

El vector de punto fijo se calcula a través de valores y vectores propios de las matrices de transición obtenidas y esto sería la distribución de probabilidades de largo plazo ya que toda matriz de transición tiene como propiedad que sus filas o sus columnas suman uno además que el valor propio maximal de toda matriz markoviana no puede ser superior a la suma máxima de sus filas o de sus columnas ni inferior a la suma mínima de sus columnas o filas. Por lo cual, se demuestra que toda matriz de transición tiene un valor propio igual a uno.

Es de esperar que para la dinámica del mercado laboral no existan estados absorbentes, con lo cual la matriz de transición obtenida regular, no descomponible, no negativa y cuya distribución de probabilidades de largo plazo (vector de punto fijo) sea no nulo e independiente de las condiciones iniciales de la economía.

En el Apéndice 1 se desarrolla un caso numérico de un período incorporando la metodología de triangulación de matrices. Para el cálculo de la distribución a largo plazo se utiliza la herramienta matemática R.

Al tener el vector de punto fijo se obtiene la distribución de largo plazo de los diferentes estados de actividad, independientemente de la distribución inicial. Se encuentra de esta manera la proporción de la población que tendencialmente se encontrará inactiva, desocupada u ocupada siempre y cuando se mantengan constantes las probabilidades de transición.

Definimos a la tasa de desempleo de largo plazo como el porcentaje de desempleo dividido para uno menos el porcentaje de inactivos.

$$\text{Tasa de desempleo de largo plazo} = \frac{\% \text{ de desocupados de largo plazo}}{1 - \% \text{ de inactivos de largo plazo}}$$

La tasa de desempleo de largo plazo será la tasa de desocupación (estacionaria) en el largo plazo como resultado de la dinámica del mercado laboral entre $t-1$ y t , extrapolando la dinámica laboral hacia el largo plazo. Debemos recalcar que este concepto obtiene una tasa de desocupación de “equilibrio”, a la cual naturalmente tendería el mercado laboral, siempre y cuando la dinámica del mismo se mantenga en el tiempo, con las mismas tasas de absorción observadas en el último periodo. Sin embargo esta concepción es puramente teórica y no necesariamente tendrá su correlato en la economía, ya que el marco teórico sobre el cual se fundamenta este concepto es de memoria corta mientras que el mercado laboral es dinámico.

2.2. Ecuaciones de Champman-Kolmogorov

La matriz de transiciones muestra la probabilidad de pasar de un estado a otro en un paso. Lo que queremos es conocer la probabilidad de pasar de un estado E_i a otro estado a E_j en n pasos.

Sea $P^{(n)}$ la probabilidad proceso ij de que el proceso, comenzando en el estado E_i , este en el estado E_j después de n pasos.

Puesto que $P^{(n)}$ $_{ij}$ son probabilidades condicionales deben satisfacer las siguientes condiciones:

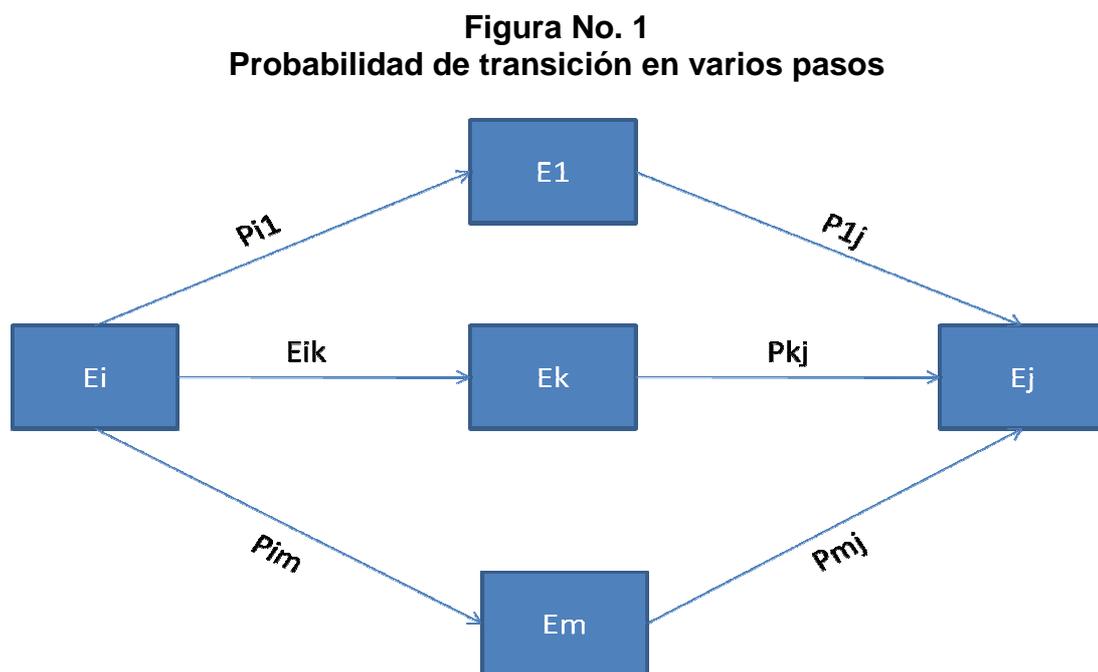
$$P^{(n)}_{ij} \geq 0 \quad \forall i \forall j \quad n = 0,1,2, \dots, n$$

$$\sum_{j=1}^m P^{(n)}_{ij} = 1 \quad \forall i \forall j \quad n = 0,1,2, \dots, n$$

La matriz de probabilidades de transiciones en n pasos se representa como:

Las ecuaciones de Chapman-Kolmogorov proporcionan un método para obtener las probabilidades de transición en n pasos, a partir de las relaciones recursivas de dichas probabilidades.

Tomemos como ejemplo, la probabilidad de transición de E_i a E_j en dos pasos sería $P_{ij}^{(2)}$ pasando por algún estado intermedio E_k . Esta se ve como:



Fuente: Prof. Jairo R. Coronado,
“Ecuaciones de Champman-Kolmogorov”

En la figura No. 1 podemos observar que los eventos son independientes ya que el evento entre los estados E_i y E_k es independiente de lo que sucede en el evento entre los estados E_k y E_j .

Relación entre los estados

Con probabilidad

$$\begin{array}{l}
 E_i \longrightarrow E_1 \longrightarrow E_j \\
 E_i \longrightarrow E_2 \longrightarrow E_j \\
 \dots \quad \dots \quad \dots \\
 E_i \longrightarrow E_k \longrightarrow E_j \\
 \dots \quad \dots \quad \dots \\
 E_i \longrightarrow E_m \longrightarrow E_j
 \end{array}
 \quad
 \begin{array}{l}
 P_{i1} * P_{1j} \\
 P_{i2} * P_{2j} \\
 \dots \quad \dots \\
 P_{ik} * P_{kj} \\
 \dots \quad \dots \\
 P_{im} * P_{mj}
 \end{array}
 \left. \vphantom{\begin{array}{l} P_{i1} * P_{1j} \\ P_{i2} * P_{2j} \\ \dots \quad \dots \\ P_{ik} * P_{kj} \\ \dots \quad \dots \\ P_{im} * P_{mj} \end{array}} \right\} \text{ mutuamente excluyentes}$$

Por ser eventos mutuamente excluyentes, el proceso pasará de un estado E_i a un estado E_j por un solo estado intermedio E_k , y tendríamos:

$$P_{ij}^{(2)} = P_{i1} \cdot P_{1j} + P_{i2} \cdot P_{2j} + \dots + P_{ik} \cdot P_{kj} + \dots + P_{im} \cdot P_{mj}$$

Por lo cual obtenemos:

$$P_{ij}^{(2)} = \sum_{k=1}^m P_{ik} \cdot P_{kj}$$

En forma matricial:

$$P_{ij}^{(2)} = \begin{bmatrix} p_{i1} & p_{i2} & \dots & p_{ik} & \dots & p_{im} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_{i1} \\ p_{i2} \\ \vdots \\ p_{ik} \\ \vdots \\ p_{im} \end{bmatrix}$$

La matriz $P^{(2)}$ sería:

$$P^{(2)} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & p_{m2} & \cdots & p_{mm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11}^2 & p_{12}^2 & \cdots & p_{1m}^2 \\ p_{21}^2 & p_{22}^2 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1}^2 & p_{m2}^2 & \cdots & p_{mm}^2 \end{bmatrix}$$

Se puede obtener las probabilidades de transición en dos pasos de forma matricial, hallando el cuadrado de la matriz de transición P .

Generalizando para n pasos se definen las ecuaciones de Chapman-Kolmogorov como:

$$P_{ij}^{(n)} = \sum_{k=1}^m P_{ik}^{(n-1)} \cdot P_{kj} \quad \forall i \quad \forall j \quad \forall n$$

ó

$$P^{(n)} = P^{(n-1)} \times P$$

Ejemplo:

Determinar $x^{(1)}$, $x^{(3)}$, $x^{(6)}$ de la siguiente cadena de Markov.

$$P = \begin{pmatrix} 0.3 & 0.7 \\ 0.8 & 0.2 \end{pmatrix}$$

$$x^0 = (0.4 \quad 0.6)$$

Solución:

$X^{(1)}$	0.36	0.64
$X^{(3)}$	0.42	0.58
$X^{(6)}$	0.46	0.54

Podemos ver que la matriz de transiciones después de muchos pasos, las probabilidades tienden a ser iguales, el cual es el resultado de las cadenas a largo plazo, que implica que las probabilidades absolutas a largo plazo son independientes de las probabilidades de estado inicial. A estas probabilidades se les llaman probabilidades de estado estable.

2.3. Series Temporales

Existe una amplia literatura respecto a series temporales y la estimación del modelo ARIMA, además es un tema bastante conocido, por lo cual en la presente investigación describiremos de manera breve los conceptos y más bien nos centraremos en los resultados.

Los conceptos que a continuación son descritos fueron tomados de diferentes apuntes que son especificados en la bibliografía.

La metodología de los modelos ARIMA fue formalizada por Box y Jenkins en 1976, por eso también se les denomina modelos Box-Jenkins.

Los modelos ARIMA forman parte de la rama de la Estadística que se denomina "Análisis de series de tiempo". Se fundamentan en la teoría de los procesos estocásticos.

El nombre de estos modelos ARIMA procede de las siglas en inglés de Autorregresive, integrated and moving average. Su significado es Modelos integrados (I) autorregresivos (AR) y de medias móviles (MA).

Este enfoque parte del hecho que la serie temporal que se trata de predecir es generada por un proceso estocástico o aleatorio cuya naturaleza puede ser caracterizada mediante un modelo.

Los modelos ARIMA (incluyendo los modelos estacionales) constituyen una forma general de representar el Proceso de Generación de Datos de una serie de tiempo. Los modelos ARIMA son una clase particular de procesos estocásticos, pero pueden utilizarse para describir el comportamiento de la mayor parte de las series económicas.

La notación compacta de los modelos ARIMA es la siguiente: $ARIMA(p,d,q)$ donde:

p: Número de parámetros autorregresivos.

d: Número de diferenciaciones para que la serie sea estacionaria.

q: Número de parámetros de medias móviles.

La notación con operador de rezagos es (1-B) o Δ .

Es decir, $(1-B) z_t = \Delta z_t = z_t - z_{t-1}$

Retomando la expresión general de un proceso ARIMA(p,d,q):

$$\Phi_p(L)(1-L)^d(Y_t - \mu) = \Theta_q(L)a_t$$

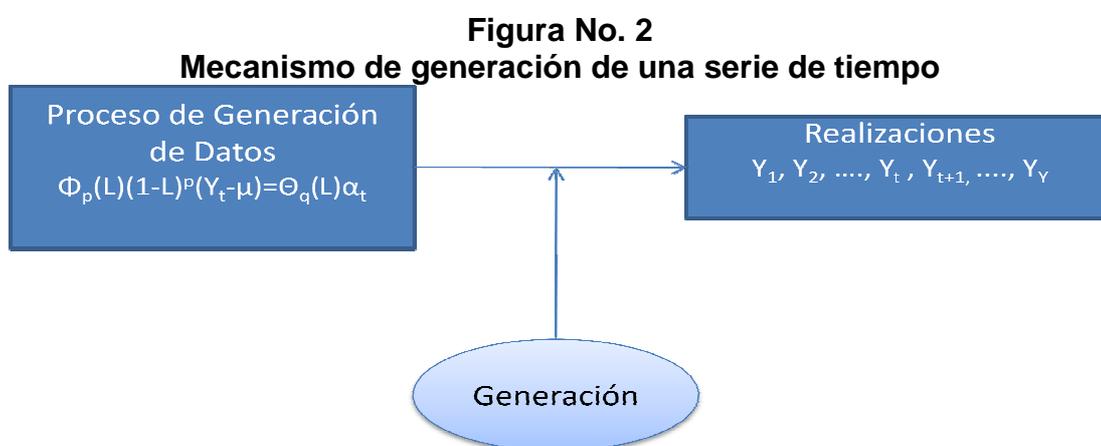
$$\text{con } a_t \sim N(0, \sigma^2)$$

De la siguiente manera:

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)(1 - L)^d (Y_t - \mu) =$$

$$= (1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q) a_t$$

Este proceso se dice que es un proceso específico, o estructura, cuando están determinados numéricamente los parámetros. Estos son los coeficientes: $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q, \mu$ y σ^2 , y el orden de diferenciación d .

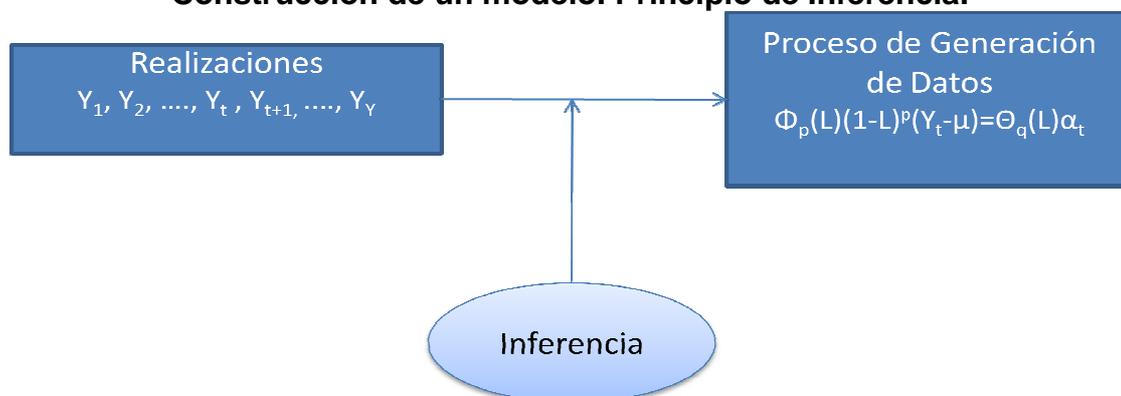


Fuente: Prof. Adrián Fernández
“Análisis de Series de Tiempo”

Con este mecanismo, disponiendo de los valores iniciales $Y_0, Y_{-1}, Y_{-2}, \dots, Y_{-p+1}$ y de una muestra (o realización) de los ruidos: $a_{-q+1}, a_{-q+2}, \dots, a_{-1}, a_0, a_1, a_2, \dots, a_T$, se construyen o generan las realizaciones (valores finalmente observados) de Y_t : Y_1, Y_2, \dots, Y_T .

Como se plantea en Uriel, con una estructura ARIMA(p,d,q) se pueden obtener infinitas realizaciones, una por cada muestra de ruidos. Un punto que no está planeado por el autor, una misma realización puede provenir de diferentes estructuras ARIMA. Basta considerar un proceso AR(1) estacionario y el correspondiente proceso MA(∞) (o aún un proceso MA(q) finito con “q” suficientemente grandes para que las realizaciones sean iguales a un nivel de precisión dada).

Figura No. 3
Construcción de un modelo. Principio de Inferencia.



Fuente: Prof. Adrián Fernández
“Análisis de Series de Tiempo”

Los modelos econométricos en general (y los modelos ARIMA, o de series de tiempo, en particular) requieren de cuatro etapas para su construcción: Identificación, Estimación, Verificación, y Pronóstico.

Si bien las etapas son sucesivas (debe realizarse primero la identificación del modelo para luego estimarlo), de acuerdo al resultado de cada etapa puede haber retro-alimentación. Luego de una primera estimación puede concluirse sobre la necesidad de reespecificar el modelo, por ejemplo. Típicamente el proceso de validación puede dar como resultado un modelo insatisfactorio, con lo que debe recomenzarse el proceso.

En la etapa de identificación el objetivo es definir p , d , q y otras transformaciones a Y_t , si correspondieran, así como la existencia de una media no nula en la serie transformada (inclusión de una constante en los modelos estimados).

En primer lugar, debe decidirse si la serie original debe ser transformada para dar lugar a una serie estacionaria. Es decir, la construcción de una nueva serie w_t , que en general se plantea como:

$$w_t = \Delta^d f(Y_t)$$

$$f(Y_t) = (Y_t^\lambda - 1) / \lambda$$

o

$$f(Y_t) = \ln(Y_t)$$

Luego, se definen p y q, y eventualmente la inclusión de una constante en el modelo, para pasar a la fase de estimación.

Figura No. 4
Proceso de estimación de un modelo ARIMA



Fuente: Ana Cecilia Kikut Valverde
“Aspectos Conceptuales Sobre Series De Tiempo”

2.3.1. Identificación

La primera etapa en la construcción de un modelo ARIMA corresponde al análisis del gráfico de la serie. En la medida que la serie tienen un comportamiento exponencial, se requiere una transformación logarítmica.

Como primer paso se requiere que la serie de interés sea estacionaria. Una serie estacionaria es aquella que posee una media y una variancia constante.

El orden de integración (o grado de diferenciación), denotado por $I(d)$, se refiere al número de veces que una serie debe ser diferenciada para obtener una serie estacionaria. El orden de integración define el parámetro d del modelo ARIMA.

Para la mayoría de las series económicas, la experiencia muestra que la estacionariedad se logra después:

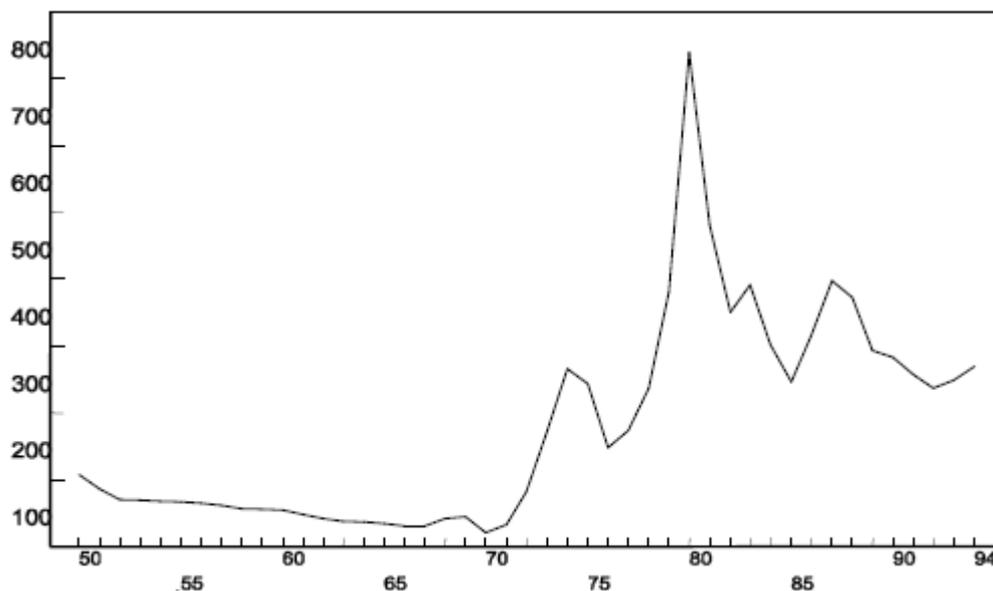
- de una diferencia ($x_t - x_{t-1}$) o
- de una diferencia de logaritmos ($\log x_t - \log x_{t-1}$).

A continuación se presentan los gráficos de una serie estacionaria y una no estacionaria:



Fuente: Ana Cecilia Kikut Valverde
"Aspectos Conceptuales Sobre Series De Tiempo"

Gráfico No. 6
Ejemplo de una Serie no Estacionaria



Fuente: Ana Cecilia Kikut Valverde
“Aspectos Conceptuales Sobre Series De Tiempo”

Para determinar los parámetros p y q se utilizan los gráficos de la función de autocorrelación simple y parcial (correlogramas).

La autocorrelación simple muestral en el rezago k (r_k) es igual a:

$$r_k = \frac{\sum (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum (y_t - \bar{y})^2}$$

La autocorrelación parcial muestral en el rezago k (r_{kk}) es igual a:

$$R_{kk} = r_1 \text{ si } k = 1$$

$$R_{kk} = (r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j}r_{k-j}) / (1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j}r_j)$$

Si $k = 2, 3, \dots$ donde $r_{kj} = r_{k-1,j} - r_{kk}r_{k-1,k-j}$ para $j=1, 2, \dots, k-1$

2.3.2. Estimación

Para estimar los parámetros del modelo se utiliza un algoritmo de mínimos cuadrados de Gauss Marquatt para minimizar la suma de cuadrados de los residuos. Este algoritmo trata de minimizar la suma de cuadrados de los residuos, comenzando con algún valor de los parámetros del modelo. El algoritmo busca si otro vector de parámetros mejora el valor de la función objetivo y se produce un proceso de iteración hasta que se alcanza la convergencia.

Los programas de computador, tienen definidos por defecto el valor de los parámetros iniciales del modelo, así como los criterios de convergencia.

2.3.4. Verificación

Una vez estimado el modelo ARIMA y dado que el modelo va a ser utilizado para predecir, se debe verificar que se cumplen las hipótesis de partida. El análisis principal se centra en los residuos, pero tampoco se debe descuidar el análisis de la bondad del ajuste del modelo estimado y el análisis de los parámetros del modelo. A continuación se citan algunos de los indicadores que se deben analizar:

1. Análisis de los parámetros
 - Valores de los parámetros
 - $|\theta| < 1$ condición de invertibilidad
 - $|\phi| < 1$ condición de estacionariedad
 - Significancia de los parámetros (t-Student)
2. Bondad del ajuste
 - Error estándar de los residuos
 - Estadístico BIC
3. Análisis de los residuos (ruido blanco)
 - Análisis gráfico
 - Histograma

- Correlograma de los residuos
- Estadístico Q de Box-Pierce:

$$Q = T \sum r^2 k$$

Este valor se compara con el valor tabular de la χ^2 con k grados de libertad. Si el valor calculado es mayor que el valor tabular se rechaza la hipótesis de estacionariedad.

2.3.5. Pronóstico

Una vez identificado el proceso ARIMA que genera la serie temporal de interés, estimados los parámetros del modelo ARIMA correspondiente y haber pasado la etapa de verificación, se utiliza el modelo para realizar pronósticos, con el menor error de predicción posible.

2.3.6. Análisis de Intervención

Existen los modelos ARIMA con variables de intervención, en los cuales las series económicas son afectadas por fenómenos externos, tales como cambios tecnológicos, huelgas, cambios en medidas de política o económicas, cambios en la legislación o escala de algún impuesto, cambios metodológicos en la medición de las estadísticas, etc. Estos fenómenos son llamados intervenciones ya que interfieren en el comportamiento original de la serie, por lo tanto se debe evaluar su efecto e incorporarlo al modelo ARIMA a través de variables artificiales binarias (análisis de intervención).

La mayoría de veces a priori no se conoce los fenómenos exógenos que afectan la serie de tiempo y más bien se utiliza una primera aproximación del modelo ARIMA para determinar la presencia de valores anómalos que son posteriormente incorporados al modelo.

A continuación se describen las principales variables de intervención:

Variables Impulso: Recoge el efecto de fenómenos que intervienen en la serie en un único momento T_0 . Esto se traduce en una variable que contiene un uno en T_0 y ceros en el resto. Afecta el componente irregular de la serie.

Variable escalón: Recoge el efecto de un cambio en el nivel en la serie, es decir, que contienen ceros hasta el momento T_0 y unos en adelante. Afecta el componente tendencia de la serie.

Variable tendencia o rampa: Estas contienen ceros en un tramo de la serie hasta un momento T_0 , a partir del cual empieza a crecer en forma ascendente. Afecta la tendencia de la serie.

Efecto calendario: Este efecto se refiere al hecho de que cabe esperar un mayor nivel de actividad en aquellos meses con mayor número de días laborales, por lo cual hay que tomar en cuenta no solo el número de días de cada mes, sino también su diferente composición porcentual en términos de lunes, martes, etc., en cada mes.

Efecto de la semana santa o pascua (Easter effect): Con este efecto se intenta representar la influencia de la festividad móvil de semana santa ejerce sobre la actividad económica en los meses de marzo y abril.

Días de comercio (Trading-Days): Consiste en el ciclo semanal que se presenta cuando los días de la semana tienen un nivel de actividad distinto, unido a la distinta longitud de los meses; de tal modo que por ejemplo, un mes en particular podría tener un nivel de ventas superior a otro, debido únicamente a que posee un mayor número de días.

2.3.7. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con series de tiempo (ARIMA)

Trabajamos con la pregunta No. 33 “Semanas que busca trabajo” de la encuesta ENEMDU para filtrar a los que buscan trabajo por más de 12 semanas como definición de desempleo de largo plazo. Tomamos los datos desde septiembre del 2003 hasta septiembre del 2010.

Para la estimación del modelo ARIMA realizamos el análisis de la estacionariedad de la serie, lo que implica el análisis de la estacionaridad en media, tanto de la detección de presencia de tendencias deterministas y la corrección por medio de aplicación de filtros de tendencia. Seguimos con el análisis de la estacionariedad en varianza, análisis de la estacionalidad de la serie estacionaria y eventual filtrado de la estacionalidad, seguido de la identificación de la estructura ARIMA para la serie estacionaria y finalmente se estimamos los parámetros del modelo ARIMA.

Capítulo 3

3. Resultados obtenidos aplicando matrices de transición y cadenas de Markov

Como primer paso debemos obtener las matrices de transición laboral las cuales fueron proporcionadas por el INEC. A continuación se describe brevemente la metodología utilizada para la formación de las matrices de transición, estos conceptos son tomados de los documentos proporcionados por el INEC.

Una vez finalizado el ingreso de los datos recopilados en el campo a la base de datos se procede a la validación y verificación de la información, conformando la base de datos definitiva de cada ronda.

Luego se procede a efectuar los procesos de matching manual y automático, lo que nos permite garantizar una base horizontal a partir de la cual se generan las estadísticas de dinámica laboral mediante el cálculo de indicadores de movilidad, situación y stock.

El proceso de matching o apareo de la información consiste en cotejar las boletas de un mismo hogar, encuestadas en dos periodos de tiempo, con un lapso de tres meses entre rondas.

Una vez finalizado el proceso de apareo manual se continúa con la fase de apareo automático; que consiste en buscar vía identificación (clave) única a las personas.

La clave única de matching, que permite realizar esta actividad por medios manuales y automáticos se desprende de los códigos que permiten garantizar la selección automática de las viviendas para ser encuestadas y mantenerlas durante cuatro entrevistas, de acuerdo al esquema de rotación de viviendas.

Al automatizar el matching manual se obtiene información sobre el porcentaje de matching real de las personas coincidentes en las dos rondas.

Lo importante para generar las estadísticas de dinámica laboral, radica en el seguimiento de los individuos entrevistados en periodos consecutivos.

Los flujos entre las diferentes situaciones laborales se derivan del empate de las muestras, es decir, de los individuos que pudieron entrevistarse en dos periodos consecutivos.

Aunque la unidad de selección para conformar la muestra es la vivienda, en la generación de las estadísticas de la dinámica laboral interesan a las personas que en ella habitan y que fueron entrevistadas en dos periodos consecutivos, en consecuencia, la base de datos para generar las estadísticas de flujos está conformada por los registros de las personas que aparecen con respuestas efectivas en dos visitas sucesivas.

No todo individuo representativo puede ser encontrado en la encuesta anterior. Existen varias causas para ello. Las diferentes causas de pérdida muestral son las siguientes:

- El principal problema encontrado tiene que ver con el desgranamiento o atrición. El desgranamiento se produce por mudanzas de hogares, salidas de individuos por diversos motivos, rechazos y reemplazos de viviendas. Este es un fenómeno propio de cualquier panel, que no constituirá un problema si los que abandonan la muestra sin que les corresponda la rotación, tuvieron en promedio las mismas características de los que permanecen.
- El panel no sigue a las personas de manera continua sino que se construye a partir de cuatro tomas, distribuidas en dos años consecutivos,

dos trimestres continuos en un año, descanso de dos trimestres y dos trimestres continuos en el año siguiente.

- Las viviendas seleccionadas pueden ser reemplazadas por diversos motivos.
- Problemas de digitación.

Al terminar el matching se procede a la construcción de las matrices de transición laboral.

En el Anexo Estadístico se puede encontrar las 14 matrices de transición que se utilizaron para la presente investigación.

Los dos puntos importantes en una matriz de transición es la proporción de individuos en cada condición del estado laboral y la manera de como se conformó dicha proporción. La distribución de individuos en cada período no es de mayor importancia, sino cuales fueron los factores determinantes para llegar a esa distribución.

Al tener las matrices de transición procedemos al cálculo de la evolución de la distribución de largo plazo por condición de actividad aplicando el método de Champman-Kolmogorov, los cálculos se realizan con la herramienta matemática R. Para corroborar los resultados se usó el método de vectores y valores propios, de lo cual se obtuvieron los mismos resultados, en el apéndice metodológico se encuentra el procedimiento de los dos métodos.

Los resultados obtenidos de las matrices de transición trimestral y anual son los siguientes:

Cuadro No. 1
Evolución de la distribución de largo plazo por condición de actividad.
Trimestral

Período	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Total
sep 07 - dic 07	45.42%	3.25%	51.33%	100%
dic 07 - mar 08	64.98%	4.48%	30.55%	100%
mar 08 - jun 08	60.15%	3.87%	35.98%	100%
sep 08 - dic 08	49.10%	3.97%	46.93%	100%
dic 08 - mar 09	60.13%	6.33%	33.54%	100%
mar 09 - jun 09	55.25%	5.09%	39.66%	100%
jun 09 - sep 09	48.52%	5.68%	45.80%	100%
sep 09 - dic 09	53.84%	3.71%	42.45%	100%
dic 09 - mar 10	55.82%	5.26%	38.92%	100%
mar 10 - jun 10	42.02%	3.76%	54.22%	100%

Fuente: Elaboración propia en base a las matrices de transición proporcionadas por el INEC

Cuadro No. 2
Evolución de la distribución de largo plazo por condición de actividad.
Anual

Período	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Total
sep 07 - sep 08	55.51%	4.10%	40.39%	100%
dec 07 - dec 08	59.08%	4.33%	36.59%	100%
mar 08 - mar 09	56.68%	5.13%	38.19%	100%
jun 08 - jun 09	57.04%	5.33%	37.64%	100%

Fuente: Elaboración propia en base a las matrices de transición proporcionadas por el INEC

En base a los datos postulados en los cuadros No.1 y No. 2, es posible obtener la tasa de desempleo de largo plazo. En los cuadros No. 3 y 4 se presentan los resultados.

Como hemos definido que la tasa de desempleo de largo plazo es la proporción de desocupados dividido para uno menos la proporción de inactivos, obteniendo los siguientes resultados:

Cuadro No. 3
Evolución del desempleo de largo plazo.
Trimestral

Período	Desocupados de largo plazo
sep 07 - dic 07	6.68%
dic 07 - mar 08	6.45%
mar 08 - jun 08	6.04%
sep 08 - dic 08	7.48%
dic 08 - mar 09	9.53%
mar 09 - jun 09	8.43%
jun 09 - sep 09	10.48%
sep 09 - dic 09	6.44%
dic 09 - mar 10	8.62%
mar 10 - jun 10	8.21%

Fuente: Elaboración propia en base a las matrices de transición proporcionadas por el INEC

Cuadro No. 4
Evolución del desempleo de largo plazo.
Anual

Período	Desocupados de largo plazo
sep 07 - sep 08	6.88%
dec 07 - dec 08	6.83%
mar 08 - mar 09	8.30%
jun 08 - jun 09	8.55%

Fuente: Elaboración propia en base a las matrices de transición proporcionadas por el INEC

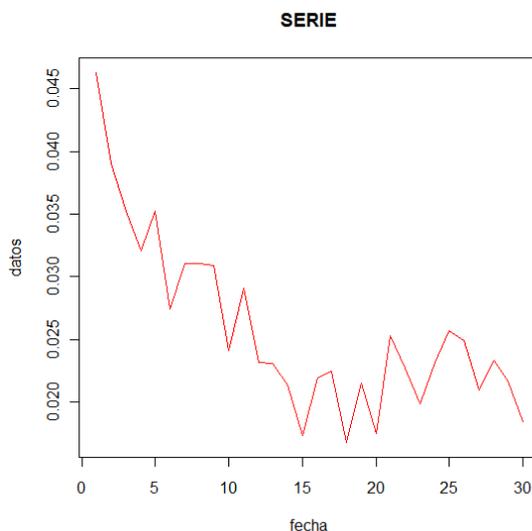
Capítulo 4

4. Resultados obtenidos aplicando series de tiempo (ARIMA)

Se realizó el análisis de la serie de desempleo desde septiembre del 2003 hasta diciembre del 2010, tomando solamente a individuos que están desempleados por 12 semanas o más, filtrando en la pregunta No. 33 de la base de datos de personas de la ENEMDU. Para realizar los cálculos se utilizó la herramienta matemática R. La sintaxis se presenta en el Apéndice metodológico.

A continuación se presenta el análisis y los resultados.

Gráfico No.7
Serie original de desempleo de largo plazo



Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC.

En la gráfica No. 7 de la serie se observa una tendencia decreciente en la curva, sin embargo parece ser estacionaria en media, es decir, la media será constante para todas las observaciones del proceso aleatorio para modelar.

A continuación un análisis descriptivo.

Para corroborar lo concluido con la gráfica, realizamos la prueba de Dickey-Fuller para determinar si una serie es o no estacionaria. Supongamos que la serie ha sido generada por un modelo AR(1).

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + a_t$$

El contraste DF está diseñado para contrastar la siguiente hipótesis:

$$H_0 : \phi_1 = 1 \quad (\text{non-stationary})$$

$$H_1 : \phi_1 < 1 \quad (\text{stationary})$$

Al realizar la prueba obtenemos los siguientes resultados:

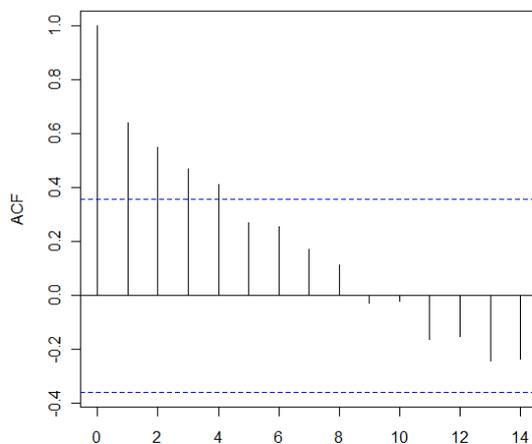
Dickey-Fuller = -1.4998, Lag order = 3, p-value = 0.7648
alternative hypothesis: stationary

Podemos decir que la serie es estacionaria.

Una vez que la serie ha sido determinada como una serie estacionaria, debemos analizar el correlograma y el correlograma parcial para determinar cuál es el modelo inicial apropiado para representar la dependencia dinámica de dicha transformación estacionaria.

Gráfico No.9 Diagrama de Autocorrelaciones

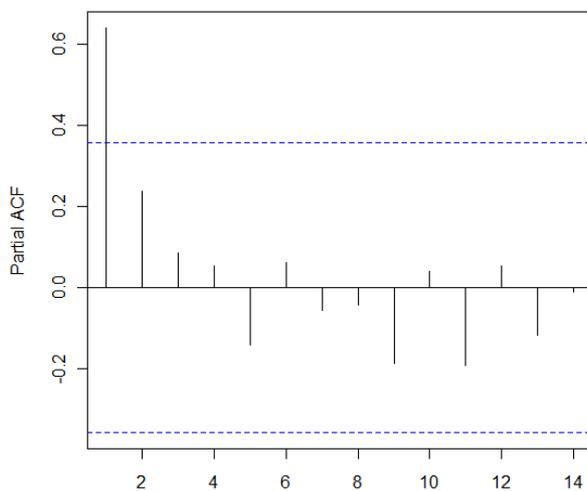
Series datos[, 2]



Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC

Gráfico No.10 Diagrama de Autocorrelaciones Parciales

Series datos[, 2]



Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC

Identificación del modelo ARIMA

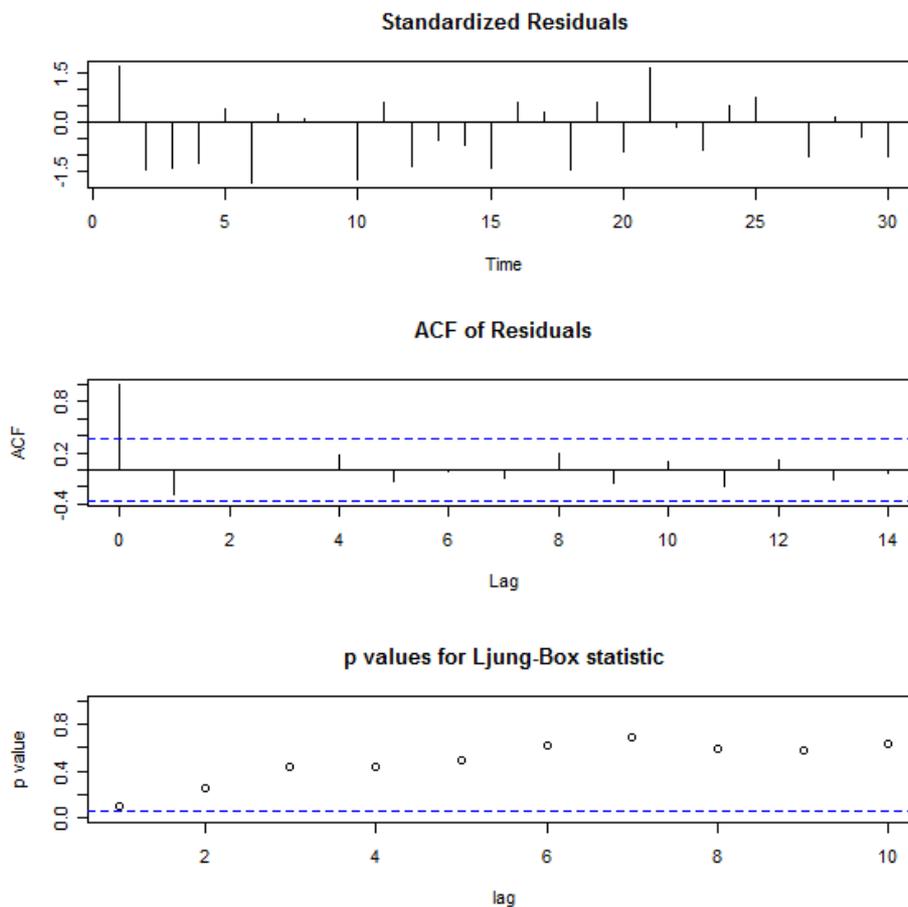
Para encontrar el orden (p,q) del modelo ARIMA que permita estimar la media de los retornos, se comenzó comparando el comportamiento de los estadísticos con funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF). Los rezagos que muestran valores significativos (picos) de la grafica del ACF y del PACF son componentes importantes que deben ser analizados para encontrar el modelo.

Se revisan en el correlograma los retardos donde la autocorrelación se sale de la banda calculada. En el PACF se muestran los picos que determinan el orden (p) de los modelos AR y se anulan a partir del rezago $p+1$. En el ACF se muestran los picos que determinan el orden (q) de un modelo MA. El comportamiento típico es que se anula a partir del rezago $q + 1$.

En el gráfico No. 9 se puede identificar un MA(1), donde el ACF tiene un solo pico que pasa la banda y en el PACF los primeros rezagos descienden rápidamente. El ACF y el PACF son los elementos básicos de identificación para los modelos AR(p) y MA(q). En el gráfico de la autocorrelación parcial, se muestra un único valor no nulo, lo cual nos indica como si la serie pudiese ser modelada a través de un modelo AR(1).

Por los gráficos obtenidos podemos ver que puede existir un modelo ARIMA (1,0,1) o un modelo ARIMA(1,1,1).

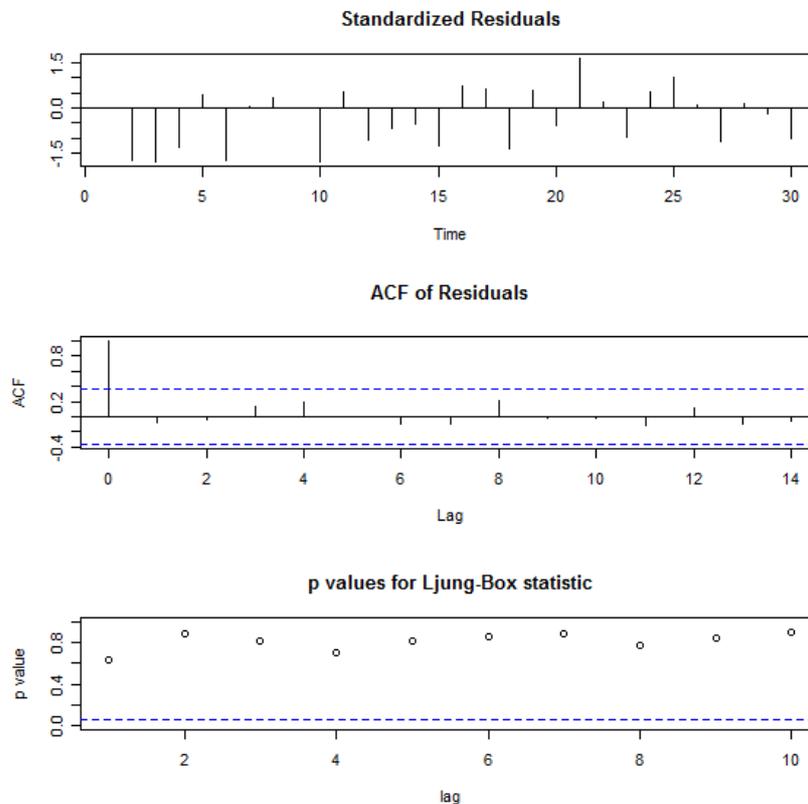
Vamos a modelar los dos para verificar cual es el que mejor se ajusta.

ARIMA(1,0,1)**Gráfico No.11
ARIMA (1,0,1) - Residuos**

Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC

ARIMA (1,1,1)

Gráfico No.12 ARIMA (1,1,1) - Residuos



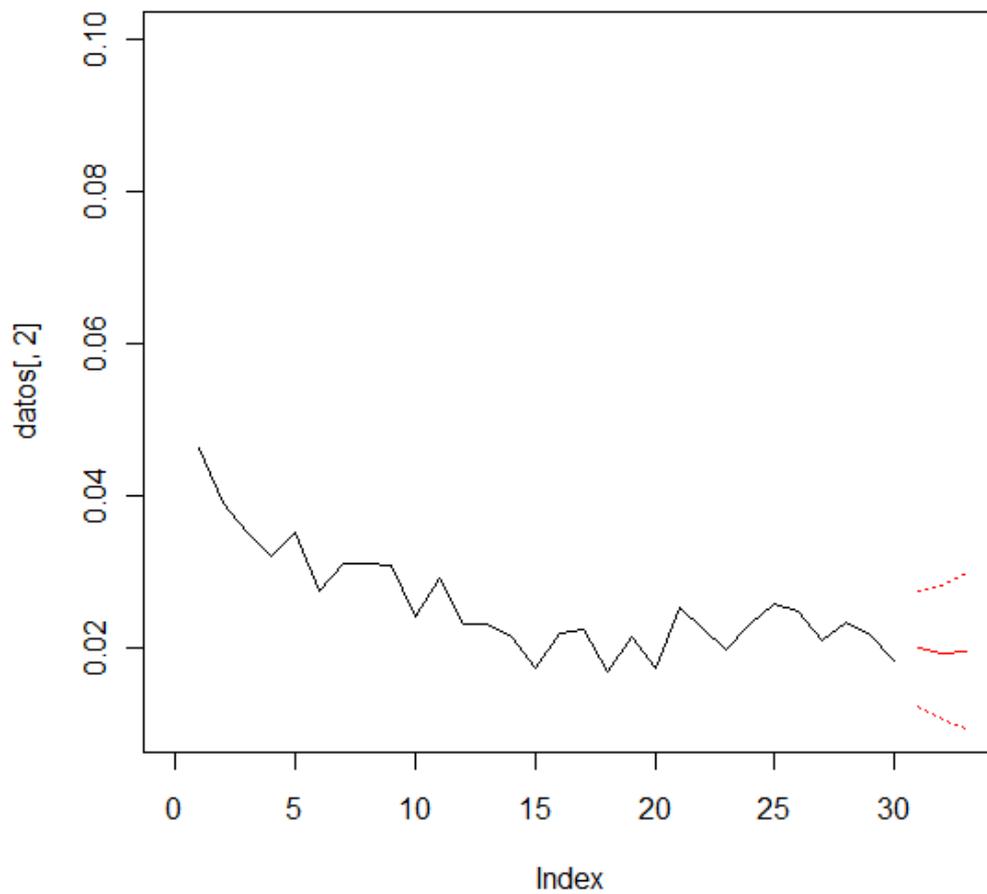
Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC

El test de Ljung Box nos permite examinar la independencia en la distribución de los residuos. Es decir si el modelo se encuentra correctamente especificado, entonces se distribuye independientemente, en caso contrario el modelo necesita ser ajustado.

Por los gráficos 11 y 12 en donde se ve que los residuos tienen una distribución independiente podemos ver que el mejor modelo es ARIMA(1,1,1), por lo cual procedemos a la predicción.

Los resultados de la predicción son: 0.01993769, 0.01941345, 0.01959940

Gráfico No.13
Predicción - ARIMA (1,1,1)



Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC

Capítulo 5

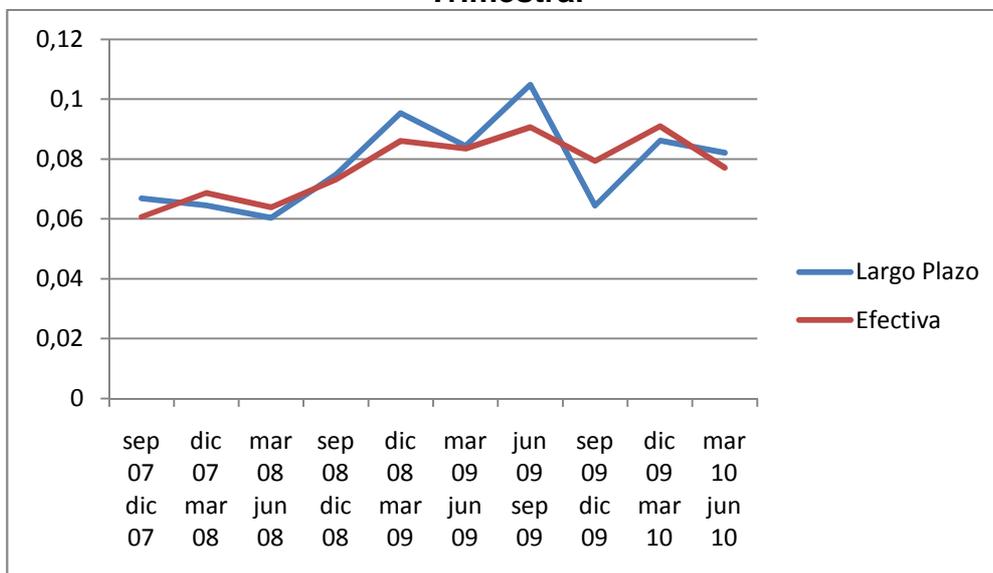
5. Análisis de los resultados

5.1. Respecto a las matrices de transición y cadenas de Markov

Los resultados obtenidos permiten obtener algunas conclusiones. En el gráfico No.14 podemos observar que la tasa de desempleo de largo plazo para los períodos de diciembre del 2008 a marzo del 2008 y junio del 2009 a septiembre del 2009 se encuentra por encima de la tasa efectiva de desempleo en un punto porcentual para lo cual pueden haber varios tipos de explicación, la una puede ser que el gobierno haya implementado alguna política pública por lo cual la tasa de desempleo efectivo ha disminuido o generalmente en el último trimestre del año la tasa de desempleo tiende a disminuir debido a las fiestas navideñas en donde se genera mayor actividad comercial.

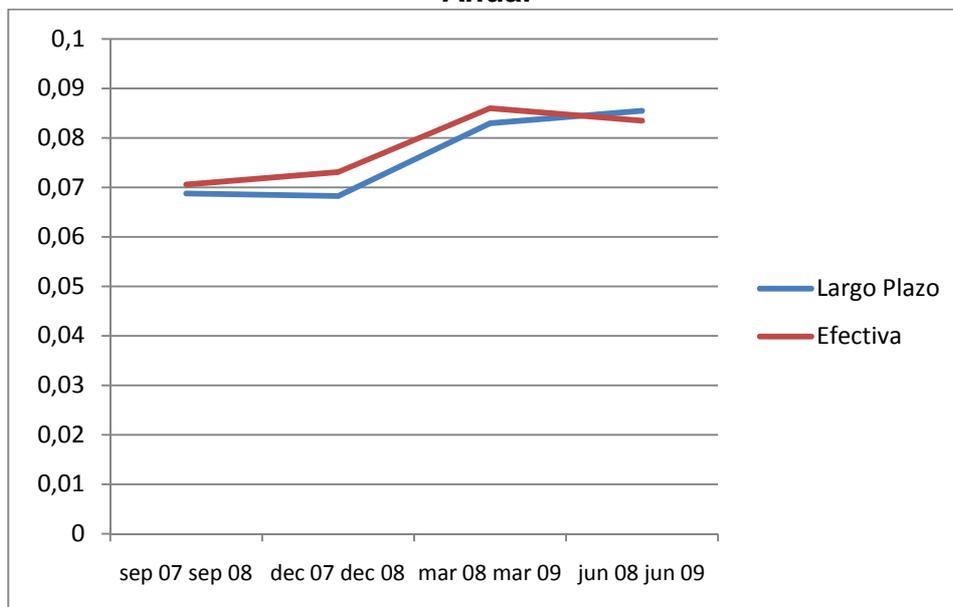
Tanto la tasa de desocupados como de ocupados va disminuyendo lo que implica que la tasa de inactivos aumenta, la cual es compuesta entre el 60 y 70 por ciento por estudiantes, esto es lo que hablábamos en capítulos anteriores del bono demográfico. El gobierno debe tener especial cuidado con la fuerza laboral que se va a incorporar en los próximos años, por consiguiente debe generar política pública para la creación de más puestos de trabajo de tal manera que podamos aprovechar esta ventaja en el desarrollo y el crecimiento de nuestro país.

Gráfico No.14
Tasa de desempleo de largo plazo y tasa efectiva de desempleo
Trimestral



Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC.

Gráfico No.15
Tasa de desempleo de largo plazo y tasa efectiva de desempleo
Anual



Fuente: Elaboración propia en base a la información proporcionada por el INEC

5.2. Evolución de la dinámica ocupacional ecuatoriana

Podemos realizar varios análisis del mercado laboral por cadenas de Markov, aquí analizamos las fuentes de la desocupación de los períodos tomados para la presente investigación.

Cuadro No. 6
Contribución de cada estado de actividad a la absorción de la
desocupación.
Trimestral

Período	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Total
sep 07 - dic 07	9.35%	81.29%	9.35%	100%
dic 07 - mar 08	10.68%	74.82%	14.50%	100%
mar 08 - jun 08	10.55%	76.79%	12.66%	100%
sep 08 - dic 08	7.25%	85.07%	7.68%	100%
dic 08 - mar 09	9.76%	77.38%	12.86%	100%
mar 09 - jun 09	10.40%	76.88%	12.72%	100%
jun 09 - sep 09	11.25%	79.50%	9.25%	100%
sep 09 - dic 09	8.26%	83.78%	7.96%	100%
dic 09 - mar 10	9.51%	80.21%	10.28%	100%
mar 10 - jun 10	10.27%	79.45%	10.27%	100%

**Fuente: Elaboración propia en base a la información
proporcionada por el INEC.**

El Cuadro No. 5 presenta la contribución a la desocupación de los estados en los diferentes períodos.

Podemos observar que las personas que se encuentran en inactividad ha ido variando pero con tendencia a disminuir al 10% del total de los nuevos desempleados, los desocupados tienen una contribución tendencialmente mayor que se encuentra en el 80%, mientras que los ocupados plenos mantienen una contribución al nuevo desempleo cada vez menor y se encuentra en el 10%.

Esto muestra claramente que a la vez que la tasa de desempleo disminuye, quienes componen la masa de desempleados son en su mayoría aquellos que ya se encontraban desempleados en el período anterior, existiendo una proporción cada vez menor de nuevos desempleados debido a la pérdida del empleo.

Cuadro No. 7
Contribución de cada estado de actividad a la absorción de la
desocupación.
Anual

Período	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Total
sep 07 - sep 08	9.67%	74.26%	16.07%	100%
dec 07 - dec 08	11.83%	70.29%	17.88%	100%
mar 08 - mar 09	13.36%	69.86%	16.78%	100%
jun 08 - jun 09	14.48%	68.28%	17.24%	100%

**Fuente: Elaboración propia en base a la información
proporcionada por el INEC.**

En el cuadro No. 7 que se realiza un análisis de matrices de transición anuales podemos observar que las tasas aumentan en lo que se refiere a los individuos que se encuentran inactivos y pasan a la desocupación es en el 16%, los individuos ocupados pasan en un 12% a la desocupación. Por consiguiente los desocupados que se quedan desocupados disminuyen a 70%.

Es evidente que las personas inactivas que pasan a la desocupación analizada en las matrices de transición anual es mayor en 6% respecto a las trimestrales, son básicamente estudiantes que han terminado sus estudios y han salido al mercado laboral.

Podemos realizar un análisis para revisar el concepto de desempleo de largo plazo desde el punto de vista de Friedman, en base al concepto de la tasa natural de desempleo. Podemos utilizar el desempleo de largo plazo como una aproximación de la tasa natural de desempleo, se la compara respecto a la tasa de desempleo efectiva para el período. Se debe recordar que para tasas de desempleo efectivas iguales a la tasa natural, el producto alcanza su nivel natural; para niveles inferiores presenta exceso de demanda, reflejando un aumento en el nivel de precios; por encima de ésta refleja la existencia de capacidad instalada ociosa.

En los gráfico No. 18 y 19 podemos observar la comparación entre la tasa de desempleo efectiva con la tasa natural. Existen dos períodos en los cuales la tasa de desempleo de largo plazo está por encima de la tasa efectiva, sin embargo los demás períodos presentan una tasa de desempleo de largo plazo inferior de lo cual podemos decir que no existen presiones de aumento sobre los precios.

5.1. Respecto a series de tiempo (ARIMA)

En la presente investigación se estima el componente de largo plazo de la tasa de desempleo en el Ecuador definida como los individuos que buscan trabajo por 12 semanas y más.

La serie tiene una tendencia decreciente, esto se podría dar por las múltiples políticas públicas de empleo que se han implementado en estos últimos años. En el 2003, teníamos un 4,5% de individuos de la población económicamente activa que buscaba trabajo por más de 12 semanas, sin embargo en el 2010 esta tasa bajó a 2.1%. Es decir, que una persona puede encontrar trabajo en menos de tres meses.

Se obtuvo un modelo ARIMA (1,1,1). El pronóstico del modelo para los siguientes tres períodos fue una tasa de alrededor de 1.9%, lo que indica q existe una pequeña baja en la tasa de desempleo de largo plazo. No se pretende predecir el valor exacto que va tener la tasa de desempleo de largo plazo sino más bien el comportamiento en los futuros períodos. Los pronósticos siguen la misma estructura que la serie original.

Capítulo 6

6. Conclusiones

6.1. Cadenas de Markov

Las cadenas de Markov tienen una aplicación o utilización relativamente fácil por su factibilidad y posibilidad de elaborar matrices de transición con series de datos cortas lo cual se convierte en un beneficio para futuras investigaciones. Para cadenas de primer orden se requiere solamente dos períodos, que representan las características de las variables en el transcurso del tiempo. De igual manera, las cadenas de Markov ayudan a representar las características tanto de corto como de mediano y largo plazo al facilitar la predicción a n períodos en base a una distribución inicial de sujetos que corresponden a los diferentes estados. En el caso que n tienda al infinito se representa la distribución de largo plazo o distribución final del proceso descrito, los cuales pueden depender de las características iniciales del mercado laboral.

Las cadenas de Markov ayudan en el análisis de las distintas probabilidades de transición entre estados, que sería una aproximación de los cambios del mercado en el tiempo, lo cual resulta importante el análisis de cuáles son las fuentes de los individuos desempleados. Es decir, si el desempleo de este período para lo cual debemos predecir en el tiempo, se origina de los inactivos, de los desempleados de subempleados o de los empleados plenos. En base a este análisis se pueden determinar otros parámetros para la toma de decisiones en cuestión de política pública laboral.

El análisis del desempleo de largo plazo mediante cadenas de Markov evalúa el mercado laboral, sin embargo el valor que toma el indicador no necesariamente refleja el desempleo de largo plazo en la cual se encontrará el mercado laboral en el largo plazo, esto es debido a las limitaciones y debilidades de los supuestos sobre los cuales se está realizado este análisis.

Uno de los supuestos es presumir que es un proceso con amnesia lo que implica no tomar en cuenta el historial laboral o de que un individuo no depende de su estado anterior. Otro de los supuestos es pensar que es un proceso uniforme lo que simplifica las distintas posibilidades de transición entre los estados para los diferentes estratos sociales, sexo, culturales, educativos, localización geográfica, etc. El último supuesto es que no solo la dinámica laboral entre los diferentes períodos se mantiene, lo cual no puede ser ya que la dinámica laboral cambia debido a los ciclos económicos, sino que se va a repetir del último período, esto ha pasado en los últimos años en el Ecuador, se aplicaron varias políticas como la eliminación de la terciarización, afiliación de las empleadas domésticas al IESS, creación de puestos laborales en el sector público, además de las crisis económicas y desestabilidad política que ha pasado nuestro país.

Podríamos evaluar la tendencia del mercado laboral respecto a períodos previos, además evaluar las consecuencias o evaluar el efecto de alguna política pública propuesta a mejorar el mercado laboral. Esta aplicación sería sobremanera útil para poder desarrollar indicadores de seguimiento y evaluación, para de esta manera poder tomar correctivos a tiempo.

En la presente investigación se presenta un análisis en donde el indicador refleja un leve aumento de la tasa de desempleo de largo plazo entre el primer período del estudio y el último.

Para trabajos futuros se puede realizar un análisis del desempleo de largo plazo para períodos de tiempo más largos, para poder evaluar en qué medida el indicador puede cambiar por las distintas etapas de la economía como el crecimiento y recesión.

De igual manera se podrán realizar un análisis del indicador específico por sexo, nivel de instrucción, edad, etc., partiendo la muestra, para el estudio de las distintas estructuras que conforman el mercado laboral ecuatoriano.

Finalmente, podemos hacer un análisis empleando cadenas de Markov y matrices de transición, pero tomando más de un período para poder analizar las probabilidades de transición para todas las matrices.

6.2. Series de tiempo

En este estudio se plantea la estimación de un modelo ARIMA de series de tiempo para el desempleo de largo plazo definido como búsqueda de trabajo por 12 semanas o más, con el propósito fundamental de hacer proyecciones de corto plazo. Este tipo de ecuaciones requieren una cantidad de información relativamente corta, y además no provienen de una representación estructural teórica del sistema económico, por lo que se utiliza como un enfoque más simple para predecir.

Al modelar la variable únicamente en función de su propia evolución pasada, se plantea como supuesto básico que el proceso generador de datos del desempleo de largo plazo se mantiene invariable durante el período de proyección, no tomando en cuenta posibles alteraciones atribuidas a variables relacionadas en el sistema económico, para lo cual se podría utilizar para futuras investigaciones las ecuaciones de regresión que permiten incorporar cambios previsibles en las variables explicativas que afectarán los niveles futuros del desempleo.

Esto nos conduce a interpretar la proyección que se deriva del modelo obtenido en la presente investigación, como un resultado esperado en ausencia de cambios significativos en los determinantes del desempleo de largo plazo. En este sentido, las predicciones pueden ser empleadas como herramientas que producen señales asociadas a la necesidad de aplicar políticas correctivas y pueden servir como indicadores referidos a la eficacia de la política de ajuste en el corto plazo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Harold ALDERMAN, Jere R. BEHRMAN y otros, "Attrition in longitudinal household survey data", Demographic Research (www.demographic-research.org)
- Instituto Nacional de Estadística y Censos, Aspectos Metodológicos de la Encuesta de Empleo, Subempleo y Desempleo, www.inec.gov.ec
- Instituto Nacional de Estadística y Censos, Dinámica del mercado laboral, www.inec.gov.ec
- Instituto nacional de Estadística y Censos, Indicadores del Mercado laboral, www.inec.gov.ec
- Luis Eduardo ARANGO y Carlos Esteban POSADA, La tasa de desempleo de largo plazo en Colombia, Banco de la República de Colombia. 2006
- Proyecto de Matrices de transición laboral, Sistema Integrado de Encuesta de Hogares, www.inec.gov.ec
- Juan Valdez, Aporte de las cadenas de Markov al análisis de la tasa de desempleo de largo plazo Estado y evolución para la República Argentina entre 2003 y 2006
- Mariela Verónica Cabezas Paladines y Eddy Aníbal Duque Bayona, "La Dinámica Laboral y las Condiciones Socioeconómicas en el Ecuador período 2003-2006", ESPOL. 2007
- Friedman, M. (1968), "The Role of Monetary Policy". American Economic Review 58, 1 (Marzo), 1-17.
- Pacific Institute for the Mathematical Sciences, www.pims.math.ca/files/monahan_2b_0.pdf.
- Prof. Adrián Fernández, "Análisis de Series de Tiempo"
- Ana Cecilia Kikut Valverde, "Aspectos Conceptuales Sobre Series De Tiempo"
- Prof. Jairo R. Coronado, "Ecuaciones de Chapman-Kolmogorov"

APÉNDICE METODOLÓGICO.

3. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con cadenas de Markov. Utilización de la herramienta R

El objetivo de esta sección es mostrar tanto conceptual como analíticamente la obtención de un valor de la tasa de desempleo, para el periodo de septiembre del 2007 a septiembre del 2008. Se utilizo dos metodologías para obtener el desempleo de largo plazo, la primera es a través de vectores propios y la segunda por la ecuación de Champman-Kolmogorov. Las dos metodologías son descritas a continuación.

Al realizar el matching de obtiene la siguiente matriz de datos de panel.

CONDICIÓN DE ACTIVIDAD		MARZO – 2008			
		OCUPADOS	DESOCUPADOS	INACTIVOS	Total
	OCUPADOS	3.574.934	130.257	306.049	4.011.240
	DESOCUPADOS	128.711	66.272	96.154	291.137
	INACTIVOS	508.206	134.357	2.406.567	3.049.130
	Total	4.211.851	330.886	2.808.771	7.351.508

Fuente Base de datos SIEH-ENEMDU-MATCHING (18°Y 19°R ONDAS)

Obtenemos la siguiente matriz de transición:

CON DICIÓN DE ACTIVIDAD		OCUPADOS	DESOCUPADOS	INACTIVOS	Total
	OCUPADOS	89,12 %	3,25 %	7,63 %	100%
	DESOCUPADOS	44,21 %	22,76 %	33,03 %	100%
	INACTIVOS	16,67 %	4,41 %	78,93 %	100%
	Total	57,29 %	4,50 %	38,21 %	100%

Fuente Base de datos SIEH-ENEMDU-MATCHING (18°Y 19°R ONDAS)

Obtenemos la matriz transpuesta:

0.8497	0.0266	0.1237
0.5144	0.2043	0.2812
0.1543	0.0442	0.8014

3.1. Método de vectores propios

La matriz transpuesta incorporamos en la herramienta R para obtener los valores y vectores propios:

```
> M <- matrix(c(0.8497,0.0266,0.1237,0.5144,0.2043,0.2812,0.1543,0.0442,0.8014), nrow=3,
ncol=3, byrow=TRUE)
> MT <- t(M)
> eigen (MT)
```

```
$values
[1] 0.9999555 0.6832265 0.1722180
```

```
$vectors
      [,1]      [,2]      [,3]
[1,] 0.80717667 0.71878548 0.5491809
[2,] 0.05961025 -0.02420190 -0.7978655
[3,] 0.58729247 -0.69481055 0.2486182
```

Donde los autovalores son: 0.9999555, 0.6832265, 0.1722180

Puede observarse la existencia de un autovalor maximal igual a uno que será el de punto fijo.

Indicadores de Largo Plazo

Ocupados	0.807177
Desocupados	0.05961
Inactivos	0.587292

El vector de punto fijo, para ser trabajado como distribución de largo plazo debe normalizarse, esto es, ser dividido por la sumatoria de los elementos del vector. De esta manera se obtiene una sumatoria total de distribuciones igual a la unidad. Para este caso particular:

Vector de Largo Plazo

Ocupados	0.555112
Desocupados	0.040995
Inactivos	0.403893

La tasa de desocupados de largo plazo será:

$$d/(1-i) = 0.40995/(1-0.403893) = 0.06877 \text{ en porcentaje es el } 6.87\%.$$

3.2. Aplicando las Ecuaciones de Chapman-Kolmogorov

Las ecuaciones de Chapman-Kolmogorov proporcionan un método para obtener las probabilidades de transición en n pasos, a partir de las relaciones recursivas de dichas probabilidades.

Aplicamos la ecuación: $X_n = X_0 P^n$

Donde X_0 son las probabilidades del estado inicial, para nuestro caso es:

Ocupados	Desocupados	Inactivos
0.563202	0.04275	0.394048

La matriz P es la matriz de transición:

	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.8497	0.0266	0.1237
Desocupados	0.5144	0.2043	0.2812
Inactivos	0.1543	0.0442	0.8014

Utilizamos la herramienta R para determinar en cuantos pasos las probabilidades tienden ser iguales:

$$P^{13} =$$

0.557881	0.040876	0.400801
0.555525	0.040944	0.402906
0.550469	0.041106	0.407665

$P^{14} =$

0.556902	0.04090592	0.4017058
0.55526	0.04095029	0.403121
0.551781	0.04105923	0.4063548

Podemos observar que en el paso 14 las probabilidades tienden ser iguales.

Multiplicando $X_0 P^{14}$ obtenemos las probabilidades:

Ocupados	Desocupados	Inactivos
0.554814	0.040968	0.403598

La tasa de desocupados de largo plazo será:

$d/(1-i) = 0.040968/(1-0.403598) = 0.06877$ en porcentaje es el 6.87%, que es el mismo resultado obtenido con la metodología anterior.

4. Cálculo de la tasa de desempleo de largo plazo con series de tiempo, modelo ARIMA. Utilización de la herramienta R

A continuación se presenta los comandos utilizados para el análisis de series de tiempo a través de la herramienta R.

Datos utilizados:

fecha	desempleo
200309	0.046289
200312	0.039008
200403	0.035226
200406	0.032125
200409	0.035282
200412	0.027443
200503	0.031063
200506	0.031048
200509	0.0309
200512	0.024138
200603	0.029101
200606	0.023162
200609	0.023059
200612	0.021365
200703	0.017295
200707	0.02191
200709	0.022487
200712	0.016797
200803	0.021484
200806	0.01744
200809	0.025292
200812	0.022674
200903	0.019875
200906	0.023177
200909	0.025699
200912	0.024866
201003	0.020957
201006	0.023348
201009	0.021637
201012	0.01846

Necesitamos las siguientes librerías:

```
library("nortest"); para el análisis de normalidad
```

```
librerías de series de tiempo
```

```
library("dyn");
```

```
library("ArDec");
```

```
library("forecast");
```

```
library("fBasics");
```

```
library("fCalendar");
```

```
library("fSeries");
```

```
library("tseries");
```

```
library(ts)
```

Leemos los datos del archivo datosserie.csv

```
> datos <- read.csv("C:/datosserie.csv", header=T, dec=".", sep=",")
```

Graficamos la serie original

```
> plot(datos[,2], type="l", lwd=2, col="red", xlab="fecha",  
ylab="datos", main="SERIE", ylim=c(0.01, 0.1) )
```

El histograma

```
> hist(diff(datos[,2]), prob=T, ylim=c(0, 150), xlim=c(-0.01, 0.01), col="red")
```

```
> lines(density(datos[,2]), col="red")
```

El diagrama Cuantil-Cuantil

```
> qqnorm(datos[,2])
```

```
> qqline(datos[,2], col = 2)
```

Diagrama de caja

```
> boxplot(datos[,2], horizontal=T)
```

Diagrama de autocorrelación

```
acf(datos[,2], xlab="")
```

Diagrama de autocorrelación parcial

```
pacf(datos[,2], xlab="")
```

Diagrama espectro

```
spectrum(datos[,2], xlab="", main="")
```

Prueba de ARIMA (1,0,1)

```
> fit<-arima(datos[,2],order=c(1,0,1))
```

```
> tsdiag(fit)
```

Prueba de ARIMA (1,1,1)

```
> fit<-arima(datos[,2],order=c(1,0,1))
```

```
> tsdiag(fit)
```

Gráfico de la predicción

```
> fit<-arima(datos[,2],order=c(1,1,1))
```

```
> dpred<-predict(fit,n.ahead=3)
```

```
> plot(datos[,2],type="l", xlim=c(0,33),ylim=c(0.01,0.1))
```

```
> lines(dpred$pred,col="red")
```

```
> lines(dpred$pred+2*dpred$se,col="red",lty=3)
```

```
> lines(dpred$pred-2*dpred$se,col="red",lty=3)
```

Realizamos los Contrastes de raíces unitarias: Dickey-Fuller.

```
> adf.test(datos[,2])
```

ANEXO ESTADÍSTICO

Matrices de transición con las que se trabajó en la presente investigación.

sep 07 - sep 08				dec 07 - dec 08		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.8497	0.0266	0.1237	0.858	0.0309	0.1111
Desocupados	0.5144	0.2043	0.2812	0.5351	0.1836	0.2813
Inactivos	0.1543	0.0442	0.8014	0.166	0.0467	0.7873

mar 08 - mar 09				jun 08 - jun 09		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.849	0.039	0.112	0.851	0.042	0.108
Desocupados	0.493	0.204	0.304	0.492	0.198	0.31
Inactivos	0.158	0.049	0.793	0.157	0.05	0.793

sep 07 - dic 07				dic 07 - mar 08		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.857	0.026	0.116	0.8912	0.0325	0.0763
Desocupados	0.428	0.226	0.346	0.4421	0.2276	0.3303
Inactivos	0.099	0.026	0.875	0.1667	0.0441	0.7893

mar 08 - jun 08				sep 08 - dic 08		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.8879	0.0294	0.0826	0.87	0.0273	0.1027
Desocupados	0.4524	0.2141	0.3335	0.3643	0.3203	0.3154
Inactivos	0.1387	0.0353	0.826	0.1052	0.0289	0.8659

dic 08 - mar 09				mar 09 - jun 09		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.885	0.041	0.075	0.871	0.036	0.093
Desocupados	0.337	0.325	0.338	0.411	0.266	0.323
Inactivos	0.143	0.054	0.802	0.127	0.044	0.829

jun 09 - sep 09				sep 09 - dic 09		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.853	0.045	0.102	0.875	0.028	0.097
Desocupados	0.429	0.318	0.253	0.453	0.284	0.263
Inactivos	0.103	0.037	0.861	0.119	0.027	0.854

dic 09 - mar 10				mar 10 - jun 10		
Estados	Ocupados	Desocupados	Inactivos	Ocupados	Desocupados	Inactivos
Ocupados	0.872	0.037	0.091	0.855	0.03	0.115
Desocupados	0.374	0.312	0.314	0.381	0.232	0.388
Inactivos	0.133	0.04	0.827	0.086	0.03	0.884