

**UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ**

**Colegio de Administración y Economía**

**Desigualdad y Productividad en el Ecuador (2003-2017): Análisis  
por medio de Paneles Sintéticos.**

**Proyecto de Investigación**

**Joaquin Moscoso Vega**

**Economía**

Trabajo de titulación presentado como requisito  
para la obtención del título de  
Economista

Quito, 20 de diciembre de 2018

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ  
COLEGIO DE ADMINISTRACIÓN Y ECONOMÍA

**HOJA DE CALIFICACIÓN  
DE TRABAJO DE TITULACIÓN**

**Desigualdad y Productividad en el Ecuador (2003-2017):  
Análisis por medio de Paneles Sintéticos.**

**Joaquin Moscoso Vega**

Calificación: .....

Nombre del profesor, Título académico: Carlos Uribe, Ph.D.

Firma del profesor: .....

Quito, 20 de diciembre de 2018

### **Derechos de Autor**

Por medio del presente documento certifico que he leído la Política de Propiedad Intelectual de la Universidad San Francisco de Quito y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo de investigación quedan sujetos a lo dispuesto en la Política.

Así mismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo de investigación en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Firma del estudiante: .....

Nombres y Apellidos: Joaquin Moscoso Vega

Código: 00128482

Cédula de Identidad : 1716182108

Lugar y fecha: Quito, 20 de diciembre de 2018

## **AGRADECIMIENTOS**

Quiero agradecer a mi director de este trabajo de titulación Carlos Uribe por todo su apoyo, tiempo, conocimiento, paciencia y dedicación que invirtió para ayudarme con esta investigación. A Iván Gachet y Diego Grijalva por su disposición a ayudarme con cualquier duda que se presento durante este proceso. A mis padres y a mi hermano por su apoyo condicional y a la USFQ por permitirme ser parte de esta inolvidable experiencia.

## RESUMEN

¿Cuál es el efecto de los cambios en la productividad sobre la desigualdad de los ingresos en el Ecuador? En esta investigación construyo un panel sintético a partir de la Encuesta Nacional de Empleo y Desempleo (ENEMDU) y estimo un modelo de panel dinámico de efectos fijos para evaluar cual es el efecto de la productividad sobre la desigualdad en el Ecuador durante el periodo de 2003-2017. Agregando diferentes variables de control encuentro que al aumentar la productividad en un punto porcentual la desigualdad aumenta en promedio en un 0.47 %. Este resultado es robusto a diferentes especificaciones.

*Palabras clave: desigualdad, productividad distribución del ingreso, ingreso real, paneles sintéticos y pseudo paneles*

## ABSTRACT

What is the effect of changes in productivity on income inequality in Ecuador? In this research, based on the Encuesta Nacional de Empleo y Desempleo (ENEMDU), I build a synthetic panel through the construction of cohorts, which allows me to made a fixed-effect dynamic panel model to evaluate the effect of productivity on inequality in Ecuado during the 2003-2017 period. By adding different control variables, I can find that an increase taht increasing productivity by one percentage point increases inequality on average by 0.47 %. This results is robust to different specifications.

*Keywords: inequality, productivity, income distribution, real income, sintetic panels and pseudo panels.*

## TABLA DE CONTENIDOS

<b>ÍNDICE DE TABLAS</b>		<b>8</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>		<b>9</b>
<b>1 Introducción</b>		<b>10</b>
<b>2 Productividad y Desigualdad</b>		<b>11</b>
2.1 Análisis Teórico		12
2.2 Análisis del caso ecuatoriano		13
<b>3 Estrategia Empírica</b>		<b>16</b>
3.1 Panel Sintético		16
<b>4 Datos</b>		<b>19</b>
4.1 La ENEMDU		20
4.2 Construcción del Panel Sintético		21
4.3 Estadísticas Descriptivas: ENEMDU vs Panel Sintetico		22
4.4 Descripción de la Regresión		25
<b>5 Resultados</b>		<b>28</b>
<b>6 Conclusiones</b>		<b>31</b>
<b>7 Referencias</b>		<b>33</b>
<b>8 Apéndice</b>		<b>35</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

1	Estadísticas Descriptivas: <i>Varianza del Ingreso, Productividad, Sector Público y Área Urbana</i> . . . . .	23
2	Estadísticas Descriptivas: <i>Niveles de Pobreza y Afiliados a la Seguridad Social</i> .	24
3	Resultados del Modelo . . . . .	29
4	Resultados del Modelo para Trabajadores del Sector Privado . . . . .	35

## ÍNDICE DE FIGURAS

1	Productividad en el Ecuador por quintil de ingreso . . . . .	14
2	Cambios en la productividad en el Ecuador por quintil de ingreso . . . . .	15

## 1. Introducción

¿Cuál es el efecto de los cambios en la productividad sobre la desigualdad de los ingresos en el Ecuador? La respuesta no es obvia. Por un lado, se ha encontrado que un aumento en la productividad puede tener efectos negativos sobre la desigualdad. Por otro lado, los aumentos productivos pueden tener como efecto un incremento en los niveles de desigualdad. Este efecto se da ya que gracias a los diferentes niveles de ingreso y de educación que una población tiene, los cambios productivos no serán percibidos de la misma manera por todos sus individuos, de tal manera que los salarios de aquellos que tienen mayores recursos crezcan a mayor velocidad.

Partiendo de la Encuesta Nacional de Empleo y Subempleo (ENEMDU) que presenta una base de datos de corte transversal repetido, construyo un panel sintético para responder a mi pregunta de investigación. Esta metodología me permite seguir a cada uno de los cohortes a lo largo del tiempo como si se tratase de un panel real. Una vez construido el panel sintético, realizo un modelo de panel dinámico con efectos fijos para demostrar cual es el efecto de la productividad sobre la desigualdad durante el período de 2003-2017.

Los resultados del modelo muestran que la productividad tiene un efecto positivo sobre la desigualdad en el Ecuador. En particular, un aumento de 1 % promedio en la productividad esta relacionado con un incremento, en promedio, de 0.47 % en la desigualdad del ingreso. Esta relación puede ser atribuida a que los aumentos productivos tienen un mayor efecto en los individuos con mayores ingresos, profundizando la brecha salarial.

Esta investigación aporta a la literatura sobre productividad y desigualdad en América Latina mostrando evidencia para el caso de Ecuador y añade como parte del análisis la metodología de paneles sintéticos para poder estimar un modelo dinámico de efectos fijos. Acosta (2001) mediante el uso de datos de panel para el caso de Argentina muestra que los cambios productivos, medidos por medio de shocks tecnológicos, son significativos al momento de analizar el comportamiento de la desigualdad. Por su parte, Tadjoeeddin (2016) utilizando la misma meto-

dología encuentra resultados similares para el caso de Indonesia. Comparando la desigualdad entre países, Faggio et al. (2010) demuestran que la productividad tiene como efecto un aumento de la brecha de ingresos entre países.

En cuanto al uso paneles sintéticos, diferentes investigaciones utilizan esta metodología para estimar el comportamiento de distintos indicadores sociales, y esta es la primera que analiza la relación entre productividad y desigualdad para el caso de Ecuador. En este sentido, Cuesta et al. (2011), mediante pseudo paneles estiman la movilidad del ingreso para diferentes países en América Latina. Bourguignon & Moreno (2015) para México demuestran que esta metodología ayuda a modelar los efectos de la movilidad del ingreso en la desigualdad y la pobreza. Para el caso ecuatoriano, el uso de paneles sintéticos no es tan común. Canelas (2010), en base a los datos presentados por la ENEMDU, construye un panel sintético en el que muestra los efectos de la movilidad social en la desigualdad y la pobreza. Por otro lado, mediante el uso de la misma herramienta Ordeñana & Villa (2014) muestran que la movilidad del ingreso es un determinante para explicar los cambios en los niveles de emprendimiento en el Ecuador.

Esta investigación se estructura de la siguiente manera. En la segunda sección presento las implicaciones teóricas de la productividad como mecanismo de incremento de la desigualdad, y un análisis descriptivo para el caso de Ecuador. En la tercera sección, presento la estrategia empírica utilizada para este trabajo. En la cuarta sección realizo una descripción de los datos y del modelo econométrico. En la quinta sección, muestro los resultados encontrados. Finalmente, en la sexta sección concluyo.

## **2. Productividad y Desigualdad**

Como primera parte de esta sección describo los principales mecanismos de transmisión, propuestos por la teoría, por medio de los cuales la productividad tiene un efecto positivo sobre la desigualdad. En la segunda parte, con los datos utilizados para esta investigación muestro que las implicaciones teóricas si se aplican en el Ecuador durante el periodo estudiado.

## 2.1. Análisis Teórico

Según la teoría de la eficiencia de los salarios, estos responden a la productividad marginal del trabajo. Por ende, se entiende que un incremento en los niveles de productividad debería reflejarse en un incremento de los salarios y viceversa (Goh, 2009). No obstante, en muchos países se ha mostrado que los aumentos productivos no necesariamente están ligados a aumentos salariales para toda la población. Uno de los mecanismos para mostrar este fenómeno está dado por cómo los aumentos productivos tienen efectos diferentes para cada grupo de la población dependiendo de sus niveles de ingreso. Como pone en evidencia Tadjoeeddin (2016), debido a que no existe esta relación los aumentos productivos tienen como resultado incrementos salariales únicamente para los grupos de personas con mayores recursos. De manera contraria, los salarios de los individuos con menores ingresos no aumentan, razón por la cual la brecha de los ingresos incrementa.

Siguiendo con el mismo enfoque Hanson & Rose (1997) muestran cómo el crecimiento de la productividad, hace que el ingreso de los hogares aumente para toda la población, sin embargo, este incremento es sesgado para los que más tienen. Este efecto se da porque los incrementos productivos hacen que las empresas puedan ganar más aumentando su capacidad de pago hacia sus trabajadores, razón por la que el ingreso promedio de todos los individuos aumenta. Sin embargo, los cambios productivos hacen que la demanda por trabajadores preparados, relacionados con salarios más altos aumente, incrementando a mayor velocidad los ingresos de las personas con niveles mayores de riqueza.

Complementario a esto, Atolia et al. (2012) utilizando un modelo de equilibrio general dinámico muestran que los aumentos en la desigualdad se explican porque la magnitud de los patrones de crecimiento de la productividad no son iguales para todos los individuos. Esto revela que los aumentos productivos en un país son percibidos en intervalos temporales diferentes para cada grupo de la población. Por ello, principalmente en países en vías de desarrollo, dados sus niveles de ingresos y de educación, los incrementos en la productividad tendrán como

resultado que el grupo con mayores ingresos capte estos incrementos en un intervalo de tiempo menor, logrando profundizar aun mas la brecha salarial.

Otro mecanismo que explica los efectos de la productividad en la desigualdad, está dado por medio de los diferentes niveles de educación que una población puede tener. Estudios han mostrado que los trabajadores más productivos son aquellos que han logrado cumplir niveles de educación mayores (Frederiksen & Poulsen, 2016). De acuerdo a los propuesto por Kremer & Maskin (1996) gracias a las diferencias educativas de la población, los aumentos de la productividad crearan mayores niveles de desigualdad en una nación. La explicación a este fenómeno se da gracias a que los individuos con mayores habilidades serán capaces de aprender más rápido los cambios productivos, beneficiándose en mayor escala de estos.

Para terminar con este análisis, Acemoglu (2002) mediante una reconstrucción histórica de los índices de desigualdad en Estados Unidos, muestra que uno de los principales determinantes del incremento en la desigualdad esta dado por los shocks productivos. Estos shocks, expresados también como cambios tecnológicos, sustituyen la mano de obra poco calificada ya que es la menos efectiva. Esto tiene como resultado que las empresas estén cada vez más dispuestas a remplazar a este tipo de trabajadores por tecnología, reteniendo únicamente a aquellos que son mas eficientes, generando así desempleo y un aumento de la desigualdad en los ingresos.

## **2.2. Análisis del caso ecuatoriano**

En esta parte, con los datos que utilizo para la construcción del panel sintético, muestro cómo lo propuesto en la teoría se ve reflejado al momento de analizar el caso ecuatoriano para el período de 2003 a 2017. Como expongo en la sección anterior los shocks productivos tendrán como resultado un incremento de la productividad para todos los trabajadores. En la Figura 1, se puede ver que durante el período analizado la productividad, medida como el logaritmo natural del salario anual por hora, para los diferentes quintiles del ingreso muestra una tendencia positiva. Demostrando que sin importar a que grupo de la población pertenezcas las producti-

vidad aumenta. Además, se puede ver que la productividad en el Ecuador varía de acuerdo a los diferentes niveles de ingreso. Los individuos con ingresos mas altos (Quintil 5) tienen niveles productivos mayores a los que presentan los más pobres (Quintil 1). Esto concuerda con el análisis teórico que demuestra que los cambios productivos hacen que toda la población, sin importar el nivel de ingreso, se beneficie. Sin embargo, para entender la razón por la cual la productividad crea una mayor desigualdad, es necesario analizar la velocidad en la que la productividad cambia a lo largo del tiempo.

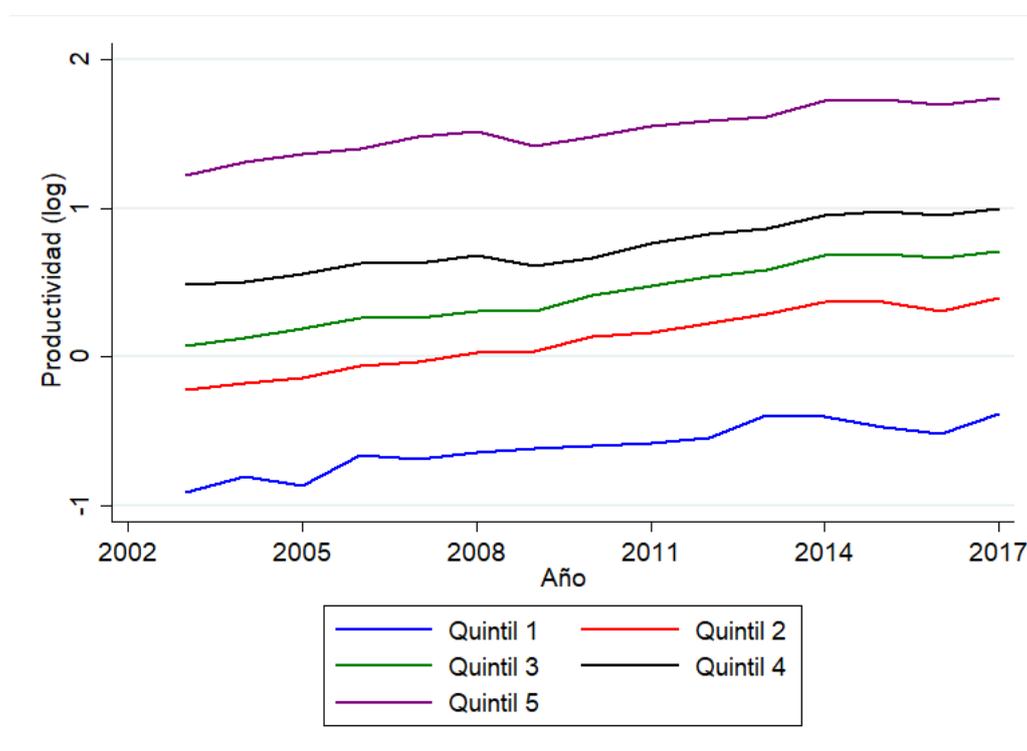


Figura 1: Productividad en el Ecuador por quintil de ingreso

En la Figura 2 muestro los cambios porcentuales del logaritmo de la productividad para cada uno de los quintiles del ingreso utilizando a 2003 como año base. Es interesante observar como el Quintil 3, representado por el grupo de la población con ingresos medios, crece a una velocidad significativamente mayor que a la de los demás quintiles. El grupo con ingresos medios bajos, representados por Quintil 2, es la que menos crece presentando incrementos por debajo de la media de la productividad. A diferencia de los ya mencionado, los Quintiles 1, 4 y 5 presentan el comportamiento esperado ya que los cambios en la productividad son mayores para

los individuos que presentan ingresos mas altos. Este gráfico me ayuda a demostrar que la teoría si se cumple y que las diferencias de crecimiento de la productividad, entre 2003 y 2017, existen.

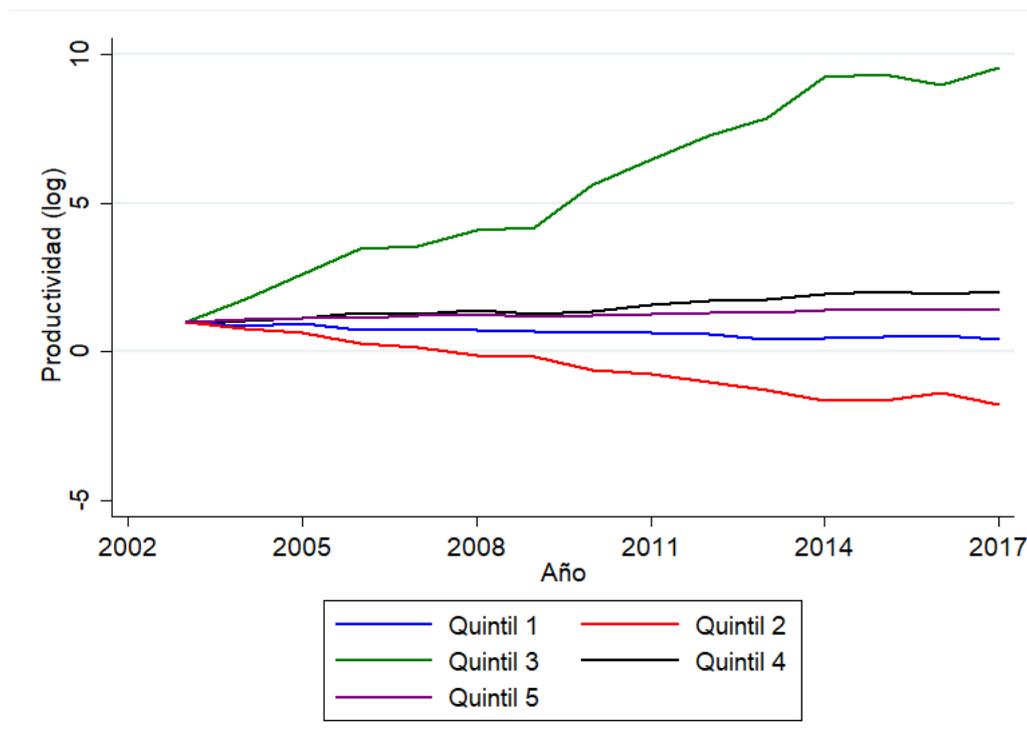


Figura 2: Cambios en la productividad en el Ecuador por quintil de ingreso

Los dos últimos gráficos comprueban lo propuesto por Hanson & Rose (1997), Zhang et al. (2017) y Atolia et al. (2012) en la sección anterior. En Ecuador, durante el período estudiado los aumentos productivos no se han visto reflejados de igual manera en toda la población. Así los grupos de individuos con mayores ingresos tiende a tener aumentos productivos más grandes a aquellos con ingresos menores. Esto tiene como resultado que la diferencia del crecimiento de los niveles productivos, se transforme en mayores aumentos de los ingresos para las personas ubicadas en un estrato social mas alto, generando una mayor brecha en el nivel de ingresos en el Ecuador.

### **3. Estrategia Empírica**

Después de explicar el mecanismo de transmisión que hace que la productividad cause incrementos en la brecha de los ingresos para el Ecuador, en esta sección describo la metodología que utilicé para la construcción del panel sintético, así como la regresión con la cual obtuve los resultados.

#### **3.1. Panel Sintético**

En muchos países la falta de recursos ha tenido como resultado que no sea posible crear bases de datos de panel sobre las encuestas de los hogares. Como alternativa a esta falta de información, muchos países presentan de manera periódica información con respecto a los hogares en forma de bases de datos transversales repetidos. Sin embargo, la manera en la que este tipo de bases de datos están construidas no permite realizar un análisis dinámico del comportamiento de sus individuos a lo largo del tiempo. Por ello, Deaton (1985) como opción a la falta de información presenta una herramienta alternativa para realizar análisis dinámicos partiendo de bases de datos de corte transversal repetidos. Esta herramienta conocida como paneles sintéticos o pseudo paneles, consiste en seguir promedios de grupos homogéneos a lo largo del tiempo en lugar de hogares o individuos. Estos grupos también conocidos como cohortes tienen que ser identificados como similares en base a características presentadas en las encuestas que no varían a lo largo tiempo (Deaton, 1985).

Esta herramienta, mediante el seguimiento de los promedios de cada cohorte permitirá tratar a cada uno de ellos como un individuo a lo largo del tiempo (Deaton, 1985), para así poder analizar las relaciones de comportamiento de los cohortes de manera dinámica, como si se tratase de una base de datos de panel real. Además, gracias a su estructura, una vez construido el panel sintético es posible realizar modelos de regresión de efectos fijos utilizando variables dicotómicas para cada cohorte, con el fin de reducir los sesgos de estimación que una regresión por medio del método de mínimos cuadrados ordinarios no lo permite.

Una de las bases para poder construir un panel sintético es la creación de los cohortes utilizando variables que no cambian a lo largo del tiempo. Para decidir con respecto a que variable se construirán los cohortes es importante seguir los criterios propuestos por Verbeek & Nijman (1992). Como primer criterio de selección, esta variable debe ser tal que la probabilidad de que una persona sea parte de un cohorte en particular sea la misma para cada uno de los cohortes. En segundo lugar, la variable elegida debe ser constante en el tiempo para todos los individuos a lo largo del período, ya que los mismos no pueden moverse entre cohortes. Como última característica, es importante que la misma sea observable para todos los individuos de la muestra. En base a estos tres criterios existen diferentes maneras de construir los cohortes. Como ejemplo, en otras investigaciones realizadas puedo encontrar que la construcción de los mismos se ha dado en base a género, año de nacimiento, último año de escolaridad, etnia, entre otros.

Uno de los beneficios de un panel sintético es que permite la estimación de temas relacionados con los ingresos. Como explica Bourguignon et al. (2004), la desigualdad y la pobreza estimada sobre datos de panel presentan resultados más exactos con respecto a los que una regresión de mínimos cuadrados ordinarios podría estimar. Por lo tanto para dar robustez a esta metodología, muchos autores que buscan explicar los cambios en la desigualdad principalmente para países en vías de desarrollo, han demostrado que los resultados de los paneles sintéticos no muestran diferencias significativas a las que un panel real podría dar.

Este es el caso de Bourguignon et al. (2004), que mediante paneles sintéticos demostraron que al estimar la desigualdad y la pobreza para el caso de Corea del Sur, sus resultados no varían a cuando se los estima por medio de un panel real. Por otro lado, Dang & Lanjouw (2013) realizan un análisis similar para el caso de Bosnia Herzegovina, donde comparando los resultados de un panel sintético contra uno real, encuentran que no existen diferencias importantes al momento de estimar la pobreza. De igual manera, Bourguignon & Moreno (2015), mediante la comparación de las dos metodologías muestran que al momento de modelar la movilidad del ingreso y la desigualdad para México, las dos se comportan de manera similar. Estos casos

muestran empíricamente que para ciertos países en donde no se cuenta con bases de datos de panel, la opción de los paneles sintéticos puede remplazar de manera muy cercana a los resultados de un panel real.

Siguiendo con la metodología propuesta por Deaton (1985) puedo partir de la ecuación (1) que presenta un método de estimación por medio de un modelo convencional de datos de panel. En esta ecuación  $Y$  es la variable dependiente,  $X$  la variable independiente,  $\alpha$  y  $\beta$  representan los parámetros de estimación,  $\theta$  la variable de efectos fijos y  $\varepsilon$  el termino del error de la regresión para cada individuo  $i$  en el tiempo  $t$ .

$$Y_{it} = \alpha_{it} + \beta_{it}X_{it} + \theta_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Sin embargo, cuando no se cuenta con bases de datos de panel para lograr una estimación de esta naturaleza es necesario eliminar el factor tiempo  $t$  y la variable de efectos fijos  $\theta_i$  de la ecuación (1). Ya que con una base de datos de corte transversal repetidos no es posible seguir al mismo individuo a lo largo del tiempo ni tampoco controlar el modelo por medio de efectos fijos. En consecuencia, al utilizar una base de datos de este tipo el modelo econométrico necesario para estimar una regresión vendría dado por un modelo de mínimos cuadrados ordinarios como se presenta en la ecuación (2).

$$Y_i = \alpha_i + \beta_{it}X_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

No obstante, esta metodología trae con si una serie de limitantes; en particular, el término de error está correlacionado con los regresores debido a que no es posible controlar por los efectos fijos. Para poder resolver este problema, utilizo el pseudo panel y una regresión de paneles dinámicos. En este sentido, la ecuación (3), en lugar de seguir a cada individuo  $i$  sigue a los diferentes cohortes  $c$  a lo largo del tiempo  $t$ . De esta manera la variable dependiente  $Y^*$ , la independiente  $X^*$  y el error  $\varepsilon^*$  seran el promedio del número de individuos que cada uno de los cohortes tiene (ver ecuación 4). Donde el coeficiente de regresión  $\beta$  mostrara el cambio promedio de  $Y_{ct}$  por cada cohorte, dado un incremento de una unidad en el promedio de  $X_{ct}$ .

Interpretación que a diferencia de un panel normal nos muestra los cambios promedios a nivel de cohorte no de individuo, tal como se muestra en la siguiente ecuación:

$$Y_{ct}^* = \alpha_{ct} + \beta_{ct}X_{ct}^* + \theta_c + \varepsilon_{ct}^*, \quad (3)$$

donde

$$Y_{ct}^* = \sum_{i=1}^n \frac{Y_{it}}{n_{it}} \quad X_{ct}^* = \sum_{i=1}^n \frac{X_{it}}{n_{it}} \quad \varepsilon_{ct}^* = \sum_{i=1}^n \frac{\varepsilon_{it}}{n_{it}} \quad (4)$$

Con la ecuación (3) ya será posible tratar al panel sintético como una serie de datos de panel, ya que puedo seguir a los diferentes cohortes a lo largo del tiempo. Además, con esta transformación, puedo correr una regresión de efectos fijos para estimar los efectos de la productividad en la desigualdad para el Ecuador. En particular, el modelo que estimo viene dado por:

$$Y_{ct} = \alpha_{ct} + \beta_1 X_{ct} + \beta_2 Y_{ct-1} + \beta_3 X_{ct-1} + \beta_4 \delta_{ct} + \theta_c + \rho_t + \varepsilon_{ct} \quad (5)$$

donde la variable dependiente  $Y_{ct}$  es el logaritmo de la varianza del ingreso la misma que utilizo para captar el nivel de desigualdad.  $X_{ct}$  representa el logaritmo de la productividad variable por la cual estimo el efecto de la productividad sobre la dispersión del ingreso. Por otro lado,  $X_{ct-1}$  y  $Y_{ct-1}$  son las variables dinámicas que muestran el efecto de un cambio en cualquiera de las dos variables del período anterior sobre la variable de interés en el presente.  $\delta_{ct}$  es un vector que representa todos los controles que utilizo en el modelo para evitar sesgos de variables omitidas.  $\theta_c$  utilizo para controlar los efectos fijos de cada cohorte y  $\rho_t$  los efectos temporales. Por último,  $\varepsilon_c$  representa al error de la regresión para cada cohorte  $c$  en el tiempo  $t$ .

## 4. Datos

Una vez explicada la metodología, en esta sección presento la descripción de los datos que utilizo, como esta compuesta la ENEMDU y que partes de la misma utilizo para la construcción del panel. Seguido, muestro los criterios que utilizo para la construcción del panel sintético. En

tercer lugar, presento las estadísticas descriptivas que muestran que la distribución del pseudo panel es similar a la de la base original. Para terminar con esta sección, describo de la regresión y la variables que utilizo.

#### **4.1. La ENEMDU**

Los datos que utilizo para este trabajo de investigación provienen de la ENEMDU realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC). La ENEMDU, tiene como objetivo recopilar información sobre los principales indicadores socio-económicos del Ecuador. Dentro de estos, se puede encontrar información relevante sobre el mercado laboral, fuentes de ingresos, actividades económicas, migración y condiciones sociales de la población tanto a nivel urbano como rural. Para este análisis todas las variables utilizadas fueron obtenidas de la las siguientes secciones:

- Sección 1: Recopila información general de los miembros del hogar. Niveles de educación, genero, raza, entre otros.
- Sección 2: Brinda información sobre las características ocupacionales y laborales de los miembros del hogar, horas trabajadas, afiliación al seguro social, meses trabajados, entre otros.
- Sección 3: Muestra información con respecto a los ingresos de la población. Ingreso laboral por actividad económica, ingreso por intereses, ingreso por remesas, entre otros.

Hasta 2002, la ENEMDU se realizaba una vez al año en diferentes meses y únicamente para el sector urbano. A partir de 2003, la encuesta pasó a ser elaborada de manera trimestral, incluyendo el sector rural. Por ello, para evitar problemas de sesgos temporales al momento de calcular los indicadores del ingreso, ya que la actividad económica puede variar entre meses, decidí tomar únicamente las encuestas del mes de diciembre desde 2003 hasta 2017 con el fin de que exista consistencia entre los datos para cada período. Además, esto me permitirá obtener conclusiones con respecto a sector urbano y rural. Conjuntamente, para esta investigación decidí tomar únicamente como parte de la muestra a los trabajadores asalariados, debido a que al

utilizar a toda la muestra existieron inconsistencias en las estimaciones por la irregularidad en la que los no asalariados presentan sus ingresos en las encuestas (Ordeñana & Villa, 2014).

Como se puede observar en la Tabla 1 el número de observaciones para la base de datos de la cual se construyó el panel sintético para cada año tiene entre 69.654 y 116.505 individuos encuestados. Igualmente es importante mencionar que, para el cálculo de los resultados en esta investigación, utilizo los pesos muestrales presentados por el INEC, para que la muestra sobre la cual se realiza la encuesta sea representativa sobre la población.

Además, para el cálculo de la productividad y la desigualdad fue necesario deflactar los ingresos laborales anuales, mediante el uso del índice de precios al consumidor (IPC) de cada noviembre. Se toma este mes ya que por más que las encuestas se realizan en el mes de diciembre, las preguntas de la ENEMDU con respecto a los ingresos hacen referencia al monto de ganancias percibidas por los encuestados el mes anterior.

## **4.2. Construcción del Panel Sintético**

La ENEMDU está diseñada como una base de datos de corte transversal repetido de 2-2-2. Esto quiere decir que la encuesta se realiza a cada individuo por dos trimestres consecutivos, después, el grupo encuestado pasa a ser remplazado por una nueva muestra de personas por los siguientes dos trimestres, para que finalmente el grupo inicial de individuos vuelva a entrar a la muestra dos trimestres adicionales por última vez (INEC, 2018). Esto presenta uno de los principales limitantes para que el análisis de los datos de la ENEMDU no se los pueda tratar como a un panel, eliminando la posibilidad de realizar un análisis dinámico de los cambios en la variable de interés.

Como primer criterio de construcción de los cohortes, siguiendo con lo recomendado, decidí unirlos en base a grupos de personas que nacieron en el mismo año. De manera complementaria, como explica Canelas (2010) al momento de construir los cohortes será importante decidir entre

el número de observaciones por cohorte y el intervalo de los mismos, ya que mientras mayor sea el intervalo de los cohortes, cada uno tendrá más observaciones dentro de sí, pero menos observaciones a lo largo del tiempo. Sin embargo, mientras mayor sea el número de cohortes en la base de datos se evitará que la regresión presente problemas de estimación por medio de muestras reducidas. Por ello, decidí dividir al panel en cohortes con un intervalo de tiempo de tres años. Por ejemplo, en el cohorte número uno podemos encontrar grupos de individuos que nacieron entre 1943-1945 y a estos seguirlos a lo largo del período.

Como segundo parámetro de construcción de los cohortes uní a los individuos dependiendo de su género. La inclusión de estas dos variables como criterio de construcción, me permite que los grupos de individuos por cada cohorte sean más homogéneo, logrando que los resultados sean consistentes. Esto dio como resultado un panel sintético conformado por 14 cohortes de hombres y 14 cohortes de mujeres nacidos entre 1943 a 1984. Obteniendo en total 28 cohortes por 15 años, dando como resultado un panel sintético con 420 observaciones para la estimación de los resultados.

Adicionalmente, para esta investigación decidí incluir únicamente cohortes con mínimo 200 observaciones por cada uno de ellos. Esto sigue lo propuesto por Verbeek & Nijman (1992) quienes demuestran que para evitar sesgos de estimación y problemas de multicolinealidad entre las variables dependientes y la variable de efectos fijos los cohortes deberán contener un mínimo de 100 observaciones por cohorte en cada año.

### **4.3. Estadísticas Descriptivas: ENEMDU vs Panel Sintetico**

Una vez construido el panel sintético, es importante comparar la distribución de los datos entre la base original de la ENEMDU y pseudo panel. Ya que es imperativo que al momento de crear el panel la distribución de las variables utilizadas no sea significativamente diferente a la distribución de la base de datos original. En esta sección presento la comparación de las medias

para cada una de las variables seleccionadas, con el fin de ver si la distribución de las dos bases es similar.

		<i>Varianza del Ingreso (log)</i>			<i>Productividad (log)</i>		
<i>Año</i>	<i>Obs</i>	<i>Base</i>	<i>Panel</i>	<i>Dif</i>	<i>Base</i>	<i>Panel</i>	<i>Dif</i>
2003	82,317	0.85	0.86	0.01	0.74	0.79	0.05
2004	83,043	0.88	0.88	0.00	0.92	0.99	0.08
2005	77,050	0.84	0.86	0.02	0.83	0.92	0.08
2006	77,964	0.78	0.80	0.02	0.88	0.96	0.08
2007	76,922	0.84	0.88	0.04	0.92	1.03	0.11
2008	78,742	0.77	0.82	0.05	0.92	1.03	0.11
2009	78,878	0.77	0.81	0.04	0.96	1.03	0.07
2010	82,774	0.74	0.78	0.04	1.03	1.13	0.10
2011	69,654	0.72	0.77	0.05	1.06	1.10	0.03
2012	73,709	0.70	0.74	0.04	1.06	1.10	0.03
2013	81,386	0.72	0.75	0.03	1.16	1.19	0.03
2014	116,505	0.68	0.70	0.02	1.19	1.22	0.03
2015	112,943	0.73	0.78	0.05	1.22	1.22	0.00
2016	114,086	0.74	0.78	0.04	1.22	1.22	0.00
2017	110,283	0.72	0.76	0.01	1.22	1.19	-0.03

		<i>Trabajadores del Sector Publico (%)</i>			<i>Area Urbana (%)</i>		
<i>Año</i>	<i>Obs</i>	<i>Base</i>	<i>Panel</i>	<i>Dif</i>	<i>Base</i>	<i>Panel</i>	<i>Dif</i>
2003	82,317	0.16	0.21	0.05	0.74	0.77	0.03
2004	83,043	0.16	0.21	0.05	0.75	0.78	0.03
2005	77,050	0.15	0.20	0.05	0.76	0.78	0.02
2006	77,964	0.15	0.21	0.06	0.75	0.78	0.03
2007	76,922	0.15	0.20	0.05	0.74	0.77	-0.03
2008	78,742	0.17	0.22	0.05	0.74	0.76	-0.02
2009	78,878	0.17	0.22	0.05	0.76	0.78	0.02
2010	82,774	0.2	0.24	0.04	0.76	0.78	0.02
2011	69,654	0.20	0.24	0.04	0.75	0.77	0.02
2012	73,709	0.20	0.23	0.03	0.74	0.76	0.02
2013	81,386	0.19	0.23	0.04	0.74	0.75	0.01
2014	116,505	0.20	0.22	0.02	0.73	0.75	0.02
2015	112,943	0.21	0.23	0.02	0.74	0.76	0.02
2016	114,086	0.21	0.21	0.00	0.74	0.75	0.01
2017	110,283	0.22	0.23	0.01	0.74	0.75	-0.01

Tabla 1: Estadísticas Descriptivas: Comparación de los promedios entre la base de datos y el panel sintético. (*Varianza del Ingreso, Productividad, Sector Publico y Área Urbana*)

En las siguientes tablas presento la distribución de las variables que utilizo en mi modelo.

<i>Año</i>	<i>Obs</i>	<i>Afiliados a la Seguridad Social (%)</i>			<i>Pobreza (%)</i>		
		<i>Base</i>	<i>Panel</i>	<i>Dif</i>	<i>Base</i>	<i>Panel</i>	<i>Dif</i>
2003	82,317	0.63	0.59	-0.04	0.32	0.30	-0.02
2004	83,043	0.63	0.57	-0.06	0.27	0.24	-0.03
2005	77,050	0.60	0.55	-0.05	0.25	0.22	-0.03
2006	77,964	0.62	0.57	-0.05	0.21	0.18	-0.03
2007	76,922	0.58	0.53	-0.05	0.21	0.18	-0.03
2008	78,742	0.55	0.53	-0.04	0.20	0.17	-0.03
2009	78,878	0.50	0.47	-0.03	0.18	0.16	-0.02
2010	82,774	0.45	0.42	-0.03	0.15	0.14	-0.01
2011	69,654	0.37	0.35	-0.02	0.13	0.11	-0.02
2012	73,709	0.35	0.33	-0.02	0.11	0.10	-0.02
2013	81,386	0.36	0.36	-0.00	0.11	0.08	-0.02
2014	116,505	0.33	0.34	-0.01	0.09	0.07	-0.02
2015	112,943	0.32	0.33	-0.01	0.09	0.07	-0.02
2016	114,086	0.32	0.33	-0.01	0.09	0.07	-0.02
2017	110,283	0.35	0.36	-0.01	0.08	0.07	-0.01

Tabla 2: Estadísticas Descriptivas: Comparación de los promedios entre la base de datos y el panel sintético. (*Nivel de Pobreza, Afiliados a la Seguridad Social*)

En primer lugar en la Tabla 1, presento las estadísticas descriptivas de las variables que utilizo en mi modelo. Como primera variable muestro la distribución de *la varianza del ingreso (log)*, para su comparación calcule tanto la media de la varianza ingreso en la base de datos original como en el panel sintético. Se puede ver que la diferencia es pequeña, en promedio de todos los años la diferencia entre las dos bases es de 0.03. Mostrando que la distribución de las dos es similar. Los años que presentan una mayor diferencia entre las medias son 2008, 2011 y 2015 mostrando una diferencia de 0.05 respectivamente.

Como segundo punto de análisis, en la ultima columna de la Tabla 1, presento la distribución de la variable independiente, *Productividad (log)*. Para esta variable la diferencia promedio por cada año entre el panel sintético y la base de datos original presenta un resultado similar. En promedio la diferencia es de 0.05, siendo los años con mayor diferencia 2007 y 2008 con 0.11 puntos.

Continuando con las otras variables utilizadas para mi modelo econométrico, en la parte

inferior de la Tabla 1, presento la distribución de los *Trabajadores del Sector Público (%)* y del porcentaje de personas que viven en el *Área Urbana (%)*. Puedo ver que el promedio de la diferencia entre las dos bases no muestra diferencias significativas a lo largo del período, alcanzando una diferencia máxima de 0.05 y 0.11 para cada una de las variables respectivamente.

Para finalizar en la Tabla 2 presento los promedios de las variables *Afiliados a la Seguridad Social (%)* y *Pobreza (%)*. Siguiendo con lo presentado en la tabla anterior, la distribución de estas dos variables es similar entre las dos bases. Por el lado del porcentaje de trabajadores afiliados a la seguridad social la mayor diferencia alcanzada es de -0.06. En cuanto a la variable de pobreza tan solo -0.03. Es interesante mencionar que de todas las variables utilizadas estas dos son las únicas que presentan promedios mayores en el panel sintético que en la base original, razón por la cual las diferencias son negativas. Como último punto es importante mencionar que la distribución de la variable *Escolaridad*, que también utilicé dentro de mi modelo de estimación, no fue incluida en las tablas ya que su distribución es exactamente igual para la base y el panel. Presentando en todos los años un promedio de 11 años de escolaridad para todos los años.

Estas dos tablas ponen en evidencia que el panel sintético muestra una distribución similar a la de la base de datos de la ENEMDU. Razón por la cual se puede concluir que este está construido de manera correcta y que los resultados del modelo sobre el panel sintético pueden tomarse como buena aproximación a la realidad.

#### **4.4. Descripción de la Regresión**

Como mencioné en la sección anterior, el modelo que utilicé en esta investigación para analizar el efecto de la productividad en la desigualdad en el Ecuador es un modelo de panel dinámico de efectos fijos. Conjuntamente, en este modelo incluí como variables de control los diferentes determinantes de la desigualdad del ingreso propuestos por Dutta et al. (2005) y Fernández et al. (2013). Los controles tienen como objetivo eliminar cualquier tipo de sesgo en los estimadores dado por una posible correlación entre las variables que mide la productividad

y el término del error. El modelo Utilizado se puede describir en la siguiente ecuación donde  $c$  representa a cada uno de los cohortes en el tiempo  $t$ :

$$\ln VarIngrl_{ct} = \beta_0 + \beta_1 \ln Produc_{ct} + \beta_2 \ln VarIngrl_{ct-1} + \beta_3 \ln Produc_{ct-1} + \beta_4 pobreza_{ct} + \beta_5 area + \beta_6 escol + \beta_7 publico + \beta_8 iess + Dyear_t + Dcohort_c + \varepsilon_{ct}$$

Como variable independiente utilizo el logaritmo natural de la productividad ( $\ln Prouc$ ). Está, me permite estimar el efecto porcentual promedio sobre la desigualdad por cada cohorte dado un cambio de un punto porcentual en la productividad. Para modelar la desigualdad, utilizo como variable dependiente el logaritmo de la varianza del ingreso ( $\ln VarIngrl$ ). Esta representa la dispersión del ingreso con respecto a la media de la muestra en porcentajes para cada cohorte en cada período de tiempo.

Los efectos sobre la desigualdad no son necesariamente efectos que ocurren en el mismo período de tiempo, por ello, para la estimación de mi modelo agrego los efectos rezagados del período anterior de la productividad ( $\ln Produc_{t-1}$ ) y de la desigualdad ( $\ln VarIngrl_{t-1}$ ). Estas dos variables nos mostraran los efectos porcentuales promedio que los niveles de productividad y desigualdad del año anterior tienen sobre la desigualdad en el presente. De esta manera si el coeficiente de estimación de estas dos variables es positivo, quiere decir que un aumento en la productividad y la desigualdad del año anterior tiene como consecuencia un aumento en la desigualdad en el presente año.

La variable *pobreza* representa el porcentaje de personas de un cohorte que tiene ingresos mensuales por debajo de la línea de la pobreza. La misma que calcule utilizando la metodología propuesta por el INEC para cada año del período. Consecuentemente, espero que un mayor número de personas que viven en la pobreza hará que la dispersión de los ingresos sea mayor, por ende, que ese cohorte sea más desigual. Por ello considero que a medida que la pobreza aumenta la desigualdad debería incrementar, razón por la cual el signo del estimador  $\beta_4$  debería ser positivo.

La diferencia entre regiones y zonas geográficas tiene efectos sobre la desigualdad de los ingresos en un país. Por lo tanto, *Área* es una variable que representa el porcentaje de personas que viven en el sector urbano para cada cohorte. Empíricamente se ha mostrado que las personas que viven en zonas urbanas tienden a ganar en promedio mayores salarios que las que viven en el sector rural. Además, el sector urbano está caracterizado por tener niveles de instrucción y de conocimientos mayores que los del sector rural. Estas razones, hacen que las diferencias de ingresos de acuerdo a la ubicación geográfica sea una variable de control necesaria para evitar cualquier tipo de sesgo. El signo de esta variable espero que sea negativo. Debido a que a mayor número de personas viviendo en la zona urbana la diferencia entre los ingresos de un país sera menor, por ende generara una reducción en los índices de desigualdad.

La variable *escol* representa el promedio de años de escolaridad por cada cohorte. Los niveles de escolaridad no son percibidos de igual manera para todos los miembros de la población. Existen grupos de personas que pueden acceder a mayores niveles de educación que otros, esto hace que las personas con mayor acceso a educación puedan en un futuro percibir mayores ingresos que los menos educados. Por lo que espero que el signo del estimador de esta variable sea positivo.

Como otro determinante de la desigualdad presento la variable *público* que muestra el porcentaje promedio de personas que trabajan en el sector publico por cada cohorte. Esta variable es necesaria para el caso ecuatoriano, ya que en el país existe diferencia salarial entre los trabajadores públicos y privados. Por lo cual, al incluir esta variable intento controlar en mi modelo la desigualdad creada por medio de las diferencias compensatorias. Esto quiere decir que existen ciertos grupos de la población que ganan más por el simple hecho de pertenecer a un grupo en específico. Por ello basándome en la realidad ecuatoriana, espero que el signo del coeficiente  $\beta_7$  sea positivo. Debido a que los salarios del sector público son mayores, por lo que un aumento de los trabajadores públicos hará que la diferencia en los ingresos con el resto de la población crezca, aumentando la desigualdad.

Uno de los grandes problemas del Ecuador es el subempleo, es por ello que es necesario controlar el efecto que el trabajo informal puede tener sobre la desigualdad. El subempleo en el Ecuador está dado por aquellos que trabajan menos de la jornada laboral establecida razón por la cual no gozan de los beneficios sociales de los empleadores. La variable *iess* es el promedio de trabajadores que no están afiliados al seguro social ecuatoriano en cada cohorte. Utilizo esta variable como una aproximación al porcentaje de subempleados en el Ecuador. Por ello, creo que la relación entre la variable *iess* y la desigualdad debe ser positiva, es decir, a mayor número de personas no afiliadas al seguro social, esperaríamos que exista un mayor número de personas en la informalidad, con menores beneficios sociales, por ende, una mayor desigualdad.

Para completar este modelo, *Dcohorte* es la variable que utilizo para controlar los efectos fijos. Esta es una variable categórica que es igual a 1 para la cohorte que se está analizando y 0 para el resto. El objetivo de esta es controlar al modelo por medio de los efectos no observables que cada uno de los cohortes tiene y que no cambian en el tiempo. *Dyear* es otra variable categórica que utilizo, esta toma el valor de 1 para el año analizado y 0 para el resto. A diferencia de la variable de efectos fijos, esta tiene como objetivo controlar el efecto que cada año presenta sobre la variable dependiente. Estas dos me ayudan a minimizar el sesgo de estimación por variables omitidas mediante la modelización tanto de los efectos fijos y temporales para esta regresión. Por último, la variable  $\varepsilon$  representa el error de la regresión.

## 5. Resultados

Utilizando el modelo de panel dinámico de efectos fijos descrito en la sección anterior, a continuación, presento los principales resultados encontrados sobre la desigualdad para el Ecuador durante el período de 2003 a 2017. El modelo se estima sobre un panel sintético conformado por 28 cohortes, creados en base al año de nacimiento y al género de los individuos encuestados. Los mismos que los seguí a lo largo de un período de 14 años, sumando un total de 392 observaciones para la estimación del modelo. Como parte de este modelo utilizo efectos

fijos para controlar ciertos factores no observables a nivel de los cohortes que no cambian en el tiempo, como por ejemplo, ciertas características culturales y sociales que son diferentes para cada uno de los cohortes.

En la Tabla 3 presento los diferentes resultados encontrados. Para esto realicé siete diferentes modelos sobre el panel sintético. Entre el modelo (1) al (7) agrego los diferentes determinantes de la desigualdad como variables de control. Esto me permite ver la robustez y estabilidad del estimador de la variable del logaritmo de la productividad. Como complemento en el apéndice, Tabla (4), con las mismas variables realicé el modelo utilizando únicamente a los trabajadores del sector privado con el objetivo de dar robustez a los resultados obtenidos. Como se puede observar los resultados no varían de manera significativa, lo que nos muestra la robustez de los mismos.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Productividad (log)	0.186*** (0.06)	0.209*** (0.052)	0.249*** (0.044)	0.331*** (0.051)	0.327*** (0.095)	0.380*** (0.099)	0.472*** (0.101)
Productividad (log, $t - 1$ )	0.225* (0.113)	0.246* (0.127)	0.211 (0.138)	0.202 (0.129)	0.201* (0.115)	0.235 (0.148)	0.241 (0.148)
Varianza del Ingreso (log, $t - 1$ )		-0.125 (0.09)	-0.127 (0.108)	-0.129 (0.106)	-0.128 (0.104)	-0.136 (0.118)	-0.12 (0.112)
% Pobreza			1.937*** (0.499)	1.982*** (0.512)	1.984*** (0.532)	1.973*** (0.524)	2.026*** (0.536)
% Área Urbana				-0.584** (0.256)	-0.587* (0.307)	-0.681* (0.351)	-0.741** (0.36)
Escol					0.001 (0.027)	0.011 (0.03)	0.021 (0.032)
% Público						-0.296 (0.269)	-0.244 (0.275)
% Iess							0.316* (0.172)
Constante	0.597*** (0.031)	0.673*** (0.044)	0.523*** (0.045)	0.938*** (0.185)	0.932*** (0.19)	0.927*** (0.184)	0.603* (0.318)
<i>N</i>	392	392	364	392	392	392	392

Tabla 3: Resultados del Modelo. Variable Dependiente *Varianza del Ingreso (log)*.

Errores estándar en parentesis. Significancia: \* significativo al 10%; \*\* significativo al 5%; \*\*\* significativo al 1%.

La variable de *Productividad (log,  $t - 1$ )* es positiva para todos los modelos demostrando que un aumento de la productividad en el período anterior aumenta la desigualdad del período siguiente.

te. Sin embargo, esta variable es solo estadísticamente significativa en los modelos (1), (2) y (5) razón por la cual no puedo concluir que esta variable sirve para explicar el comportamiento de varianza del ingreso en el Ecuador. Con respecto a la variable *Varianza del Ingreso* ( $\log, t - 1$ ) puedo observar que su signo es negativo. Pero ya que esta no es significativa en ningún modelo puedo decir que no ayuda a explicar el comportamiento de los cambios en la desigualdad.

Con respecto al coeficiente de la variable *% Pobreza* podemos ver que este es estable y significativo a lo largo de los siete modelos. Una vez que se controla por los diferentes determinantes de la desigualdad, el estimador pasa de 1.93 a 2.02. Y ya que esta variable es estadísticamente significativa en todos los modelos, concluyo que los niveles de pobreza si sirve para explicar los cambios en la desigualdad. Su interpretación nos dice que un aumento de 1 punto porcentual promedio en la tasa de pobreza por cohorte tendrá como efecto un aumento promedio de 2.02 % en la desigualdad. Otra de las variables que se muestran significativa a lo largo de los modelos que realizado es la de *% Área Urbana*. El coeficiente es negativo y significativo, indicando que aumentos en el porcentaje de personas que viven en el sector urbano reduce desigualdad. Puedo interpretar, que un aumento de 1 % en el porcentaje de personas que viven en el sector urbano reducirá en un 0.74 % promedio el nivel de desigualdad por cohorte.

El coeficiente de la variable *% Publico* presenta un signo diferente al que esperaba. Al ser negativo podemos interpretar que aumentos en el número de trabajadores públicos tiene efectos negativos sobre la dispersión del ingreso. A diferencia la variable *Escol* que presenta un signo positivo, pero con un coeficiente de casi cero razón por la cual puedo inferir que los años escolaridad no tiene efectos sobre la desigualdad. Estas dos variables no son significativas en ninguno de los modelos (5), (6) y (7) por lo que descarto que estas dos sirvan para explicar la dispersión del ingreso en el Ecuador.

Como ultima variable de control utilizo la variable *% Iess*. Entre los modelos del (1 ) al (7) se puede ver que el signo de esta es positivo y significativo. Por ello, puedo decir que el numero de personas que no esta afiliada al seguro social es un variable que ayuda a explicar el

comportamiento de la brecha del ingreso. Su coeficiente nos indica que un aumento de 1 punto porcentual en la cantidad de personas no afiliadas al seguro social hará que la desigualdad aumente en un 0.36%.

Una vez analizados los coeficientes de las variables de control, paso a revisar los efectos de la variable de productividad. Dado el coeficiente de *Productividad (log)*, observo que los signos para los siete modelos son los esperados y los coeficientes son estables al momento de añadir los diferentes controles. Además, se ve que para todos los modelos realizados, sin importar el número de variables de control, la variable de la productividad es estadísticamente significativa. Esto me muestra que los cambios productivos si ayudan a explicar el comportamiento de la varianza del ingreso en el Ecuador. De acuerdo al coeficiente que presento en el modelo (7) puedo interpretar que un aumento de 1% en el nivel de productividad tendrá como resultado un aumento de 0.47% promedio en la dispersión del ingreso para cada cohorte.

Esto comprueba la teoría explicada a lo largo de esta investigación. Las diferencias existentes en los niveles de productividad hacen que esta repercuta en incrementos de los niveles de desigualdad. Además, puedo señalar que para el caso ecuatoriano la productividad es una variable que ayuda a modelar el comportamiento de la de desigualdad para el período de 2003-2017. Conjuntamente con esta variable, el modelo de efectos fijos nos muestra que existen otras variables significantes al momento de explicar la desigualdad. Entre ella pude identificar en este modelo el porcentaje de personas que viven en el área urbana, los niveles de pobreza y el número de personas que no están afiliadas a la seguridad social.

## **6. Conclusiones**

Una vez terminada esta investigación, puedo concluir que los aumentos productivos tienen como resultado un aumento de la desigualdad en el Ecuador. Este fenómeno puede ser explicado porque dados los diferentes niveles de ingreso en el país, los aumentos productivos tendrán como consecuencia que los salarios aumenten de manera más rápida para los individuos con

ingresos mayores, logrando que la brecha de ingresos crezca. De igual manera, el modelo utilizado me muestra que la productividad es una variable estadísticamente significativa que ayuda a explicar el comportamiento de la desigualdad en el Ecuador.

Adicionalmente, demuestro que la metodología de paneles sintéticos es una alternativa válida para realizar análisis dinámicos en el Ecuador. La construcción de las cohortes por medio del año de nacimiento y el género de los individuos, me permite que la regresión se realice sobre un número amplio de observaciones, obteniendo resultados consistentes con la literatura utilizada para otros países. Además, el uso de esta metodología muestra que por más que en el país no contemos con datos de panel, la ENEMDU es una encuesta que dada su estructura y el número de observaciones que tiene permite construir paneles sintéticos para la estimación dinámica de indicadores sociales en el Ecuador.

Como una de las principales limitantes de este modelo puedo encontrar la metodología por la cual medí la productividad. Esto se da ya que puede ser que esta se vea afectada por cambios externos en los salarios que no necesariamente indican aumentos productivos. Además, creo que sería recomendable en un futuro realizar una regresión cuantílica sobre el mismo panel para entender de mejor manera cómo la productividad de los diferentes niveles de ingreso puede explicar los cambios en la productividad para el Ecuador.

## 7. Referencias

- Acemoglu, D. (2002). Technical change, inequality, and the labor market. *Journal of economic literature*, 40(1), 7–72.
- Acosta, P. (2001). Los determinantes de la desigualdad en los ingresos laborales: El rol de las nuevas tecnologías y la apertura comercial. *Documentos de Trabajo*.
- Atolia, M., Chatterjee, S., & Turnovsky, S. J. (2012). Growth and inequality: Dependence on the time path of productivity increases (and other structural changes). *Journal of Economic Dynamics and Control*, 36(3), 331–348.
- Bourguignon, F., Goh, C.-c., & Kim, D. I. (2004). *Estimating individual vulnerability to poverty with pseudo-panel data*. The World Bank.
- Bourguignon, F. & Moreno, H. (2015). On the construction of synthetic panels. In *North East Universities Development Consortium annual conference, Brown University, Providence RI*.
- Canelas, C. (2010). *Poverty, Inequality, and Income Mobility: The Case of Ecuador: a Pseudo-panel Approach*. PhD thesis.
- Cuesta, J., Ñopo, H., & Pizzolitto, G. (2011). Using pseudo-panels to measure income mobility in latin america. *Review of Income and Wealth*, 57(2), 224–246.
- Dang, H.-A. & Lanjouw, P. (2013). *Measuring poverty dynamics with synthetic panels based on cross-sections*. The World Bank.
- Deaton (1985). *Panel data from time-series of cross-sections*. Econometric Research Program, Princeton University.
- Dutta, P. V. et al. (2005). Accounting for wage inequality in india. *Indian Journal of Labour Economics*, 48(2), 273–295.
- Faggio, G., Salvanes, K. G., & Van Reenen, J. (2010). The evolution of inequality in productivity and wages: panel data evidence. *Industrial and Corporate Change*, 19(6), 1919–1951.

- Fernández, A., Del Valle, A., et al. (2013). Desigualdad educativa en costa rica: la brecha entre estudiantes de colegios públicos y privados. análisis con los resultados de la evaluación internacional pisa. *Revista cepal*.
- Frederiksen, A. & Poulsen, O. (2016). Income inequality: the consequences of skill-upgrading when firms have hierarchical organizational structures. *Economic Inquiry*, 54(2), 1224–1239.
- Goh, S. K. (2009). Is productivity linked to wages? an empirical investigation in malaysia.
- Hanson, K. & Rose, A. (1997). Factor productivity and income inequality: a general equilibrium analysis. *Applied Economics*, 29(8), 1061–1071.
- Kremer, M. & Maskin, E. (1996). Wage inequality and segregation by skill. Technical report, National bureau of economic research.
- Ordeñana, X. & Villa, R. (2014). Mobility and entrepreneurship in ecuador: a dynamic pseudo-panel approach. *Latin american journal of economics*, 51(2), 307–341.
- Tadjoeddin, M. Z. (2016). Earnings, productivity and inequality in indonesia. *The Economic and Labour Relations Review*, 27(2), 248–271.
- Verbeek, M. & Nijman, T. (1992). Can cohort data be treated as genuine panel data? In *Panel data analysis* (pp. 9–23). Springer.
- Zhang, X., Wan, G., Wang, C., & Luo, Z. (2017). Technical change and income inequality in china. *The World Economy*, 40(11), 2378–2402.

## 8. Apéndice

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Productividad (log)	0.540*** (0.106)	0.568*** (0.113)	0.594*** (0.118)	0.695*** (0.122)	0.643*** (0.119)	0.643*** (0.119)	0.716*** (0.15)
Productividad (logn) $t - 1$	0.294* (0.164)	0.385* (0.222)	0.341 (0.236)	0.335 (0.223)	0.318 (0.205)	0.318 (0.205)	0.33 (0.203)
Varianza del Ingreso (log) $t - 1$		-0.178 (0.105)	-0.129 (0.129)	-0.127 (0.126)	-0.131 (0.134)	-0.131 (0.134)	-0.122 (0.135)
(%) Pobreza			1.251*** (0.389)	1.230*** (0.367)	1.253*** (0.373)	1.253*** (0.373)	1.370*** (0.4)
(%) Área Urbana				-0.581*** (0.19)	-0.681** (0.306)	-0.681** (0.306)	-0.713** (0.314)
Escolaridad					0.02 (0.032)	0.02 (0.032)	0.029 (0.03)
(%) Iess							0.255 (0.184)
Constante	0.517*** 0	0.624*** (0.048)	0.473*** (0.07)	0.879*** (0.182)	0.778*** (0.151)	0.778*** (0.151)	0.494* (0.276)
<i>N</i>	392	392	36	364	364	364	364

Tabla 4: Resultados del Modelo para Trabajadores del Sector Privado. Variable dependiente *Varianza del Ingreso (log)*.

Errores estándar en Paréntesis. Significancia \* significativo al 10%; \*\* significativo al 5%; \*\*\* significativo al 1%.