

Escuela de
Economía,
Administración y Negocios

Estudio comparativo sobre medición factorial de la industria textil y de confecciones en Antioquia

Un enfoque desde las fronteras estocásticas

MSc. Luis Alfredo Molina Guzmán

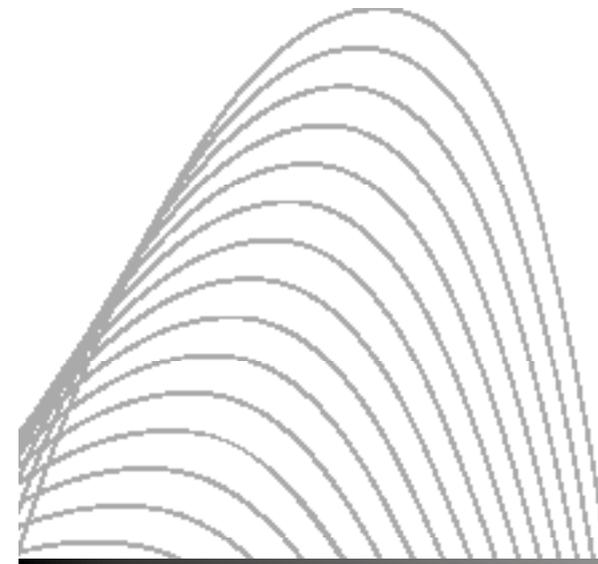


**Universidad
Pontificia
Bolivariana**



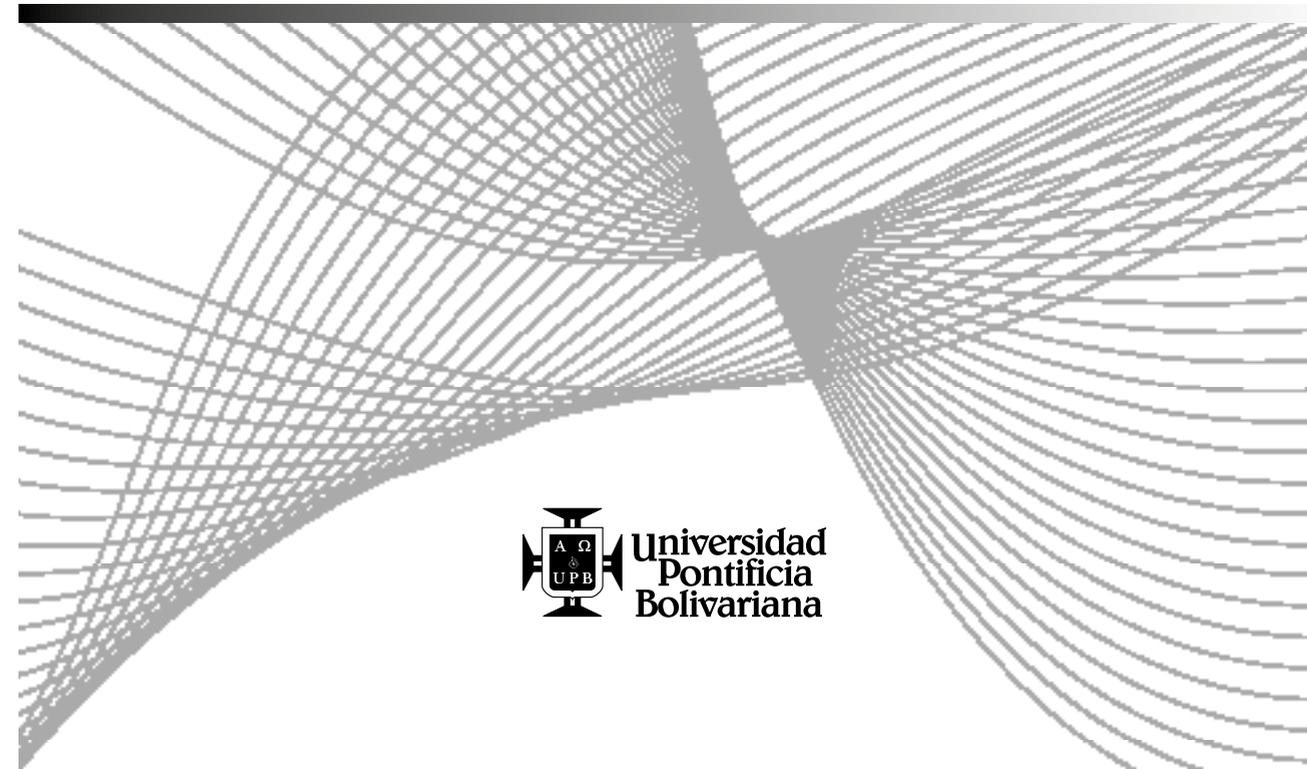
Luis Alfredo Molina Guzmán

Profesor titular de la Universidad Pontificia Bolivariana, Economista de la Universidad Santo Tomás, con especialización en Ingeniería financiera, Master en Economía de la Universidad EAFIT y estudiante de Doctorado de la Universidad Católica Argentina.



Estudio comparativo sobre medición factorial de la industria textil y de confecciones en Antioquia

Un enfoque desde las fronteras estocásticas
MSc. Luis Alfredo Molina Guzmán



677
M722

Molina Guzmán, Luis Alfredo, autor
Estudio comparativo sobre medición factorial de la industria textil y de confecciones en Antioquia: un enfoque desde las fronteras estocásticas / Luis Alfredo Molina Guzmán. -- Medellín: UPB, 2019.

100 páginas, 17 x 24 cm.

ISBN: 978-958-764-748-8 / 978-958-764-749-5 (versión digital)

1. Industria textil – Antioquia (Colombia) -- 2. Econometría – 3. Sector industrial – Antioquia (Colombia) – I. Título

CO-MdUPB / spa / rda
SCDD 21 / Cutter-Sanborn

© Luis Alfredo Molina Guzmán
© Editorial Universidad Pontificia Bolivariana
Vigilada Mineducación

Estudio comparativo sobre medición factorial de la industria textil y de confecciones en Antioquia: un enfoque desde las fronteras estocásticas

ISBN: 978-958-764-748-8

ISBN: 978-958-764-749-5 (versión digital)

Primera edición, 2019

Escuela de Economía, Administración y Negocios

CIDI. Grupo: GIP 3. Proyecto: Análisis de la eficiencia técnica. Radicado: 166C-06/18-39

Gran Canciller UPB y Arzobispo de Medellín: Mons. Ricardo Tobón Restrepo

Rector General: Pbro. Julio Jairo Ceballos Sepúlveda

Vicerrector Académico: Álvaro Gómez Fernández

Decano Escuela de Economía, Administración y Negocios: Jorge Alberto Calle D'Alleman

Editor: Juan Carlos Rodas Montoya

Coordinación de Producción: Ana Milena Gómez Correa

Diagramación: Sissi Tamayo Chavarriaga

Corrección de Estilo: Juan Fernando Muñoz

Dirección Editorial:

Editorial Universidad Pontificia Bolivariana, 2019

Correo electrónico: editorial@upb.edu.co

www.upb.edu.co

Telefax: (57)(4) 354 4565

A.A. 56006 - Medellín - Colombia

Radicado: 1833-22-03-19

Prohibida la reproducción total o parcial, en cualquier medio o para cualquier propósito, sin la autorización escrita de la Editorial Universidad Pontificia Bolivariana.

Agradecimientos

Este apartado tiene el propósito de dar un especial agradecimiento a los economistas Luis Ángel Negrete, Sebastián López y al Profesor MSc. Guillermo David Hincapié por sus valiosos aportes y recomendaciones en la estructuración final de esta obra, sus opiniones y contribuciones fueron de gran importancia para la terminación de dicho proceso investigativo.

Contenido

Introducción.....	11
1. Escenarios de la industria textil en Colombia	15
1.1 La eficiencia técnica en Colombia	15
2. Sector industrial en Antioquia	21
2.1 La industria textil en el departamento de Antioquia	22
2.1.1 Inversión del sector textil y de confección	23
2.1.2 Exportaciones de Antioquia.....	23
2.1.3 Balanza comercial sector confecciones.....	24
2.1.3.1 Composición de las exportaciones: zonas geoeconómicas	26
2.2 Hechos estilizados en el ámbito internacional.....	26
2.3 Hechos estilizados en Colombia	28
2.4 Análisis del sector industrial	29
2.5 Análisis de la industria textil.....	35
2.6 Balanza comercial.....	41
3. Marco teórico	43
3.1 Función de producción.....	43
3.1.1 Funciones de producción de corto y largo plazo	45
3.1.2 Producción de corto plazo	46
3.1.2.1. Productividad marginal del trabajo.....	46

- 3.1.2.2. Producto medio con respecto al trabajo 48
- 3.1.2.3. Producto medio y producto marginal..... 49
- 3.1.2.4. Eapas de la producción..... 50
- 3.1.3 Producción de largo plazo 52
 - 3.1.3.1. Rlación marginal de sustitución técnica (RMST) 53
- 3.2 Eficiencia técnica 54
- 3.3 Fronteras de producción 55

- 4. Panel de datos dinámico..... 57**
 - 4.1 Panel de datos a través del modelo lineal..... 60
 - 4.1.1 Sistemas de estimación 61
 - 4.2 Inferencia con una variable K..... 61
 - 4.2.1 Procesos de inferencia Fixed Effects 62
 - 4.2.2 Procesos de inferencia con Mixed Effects 65
 - 4.2.3 Prueba de Hausman 68
 - 4.2.4 Aplicación con software Eviews: Datos de panel 69
 - 4.2.4.1 Ingreso en Eviews..... 69
 - 4.2.4.2 Estimación en Eviews 71
 - 4.2.5 Prueba de Hausman en Eviews..... 74
 - 4.3 Datos de panel heterógenos 77
 - 4.3.1 Sesgo en datos de panel dinámico..... 77
 - 4.3.1.1 Sesgo en el estimador mínimo cuadrado ordinarios .. 77
 - 4.3.1.2 Sesgo en el sistema de efectos fijos 78
 - 4.3.2 Sesgo en la medición de Mixed Effects 78
 - 4.3.3 Alternativas al sesgo de paneles dinámicos..... 79
 - 4.3.4 Sesgo en las variables con pendientes heterógenas 79
 - 4.4 Procedimiento al sesgo por heterogeneidad:
 - Alternativas de estimación..... 81
 - 4.4.1 Estimador relevante "Mean Group" (Mg) 81
 - 4.4.2 Estimador "Pooled Mean Group" (Pmg) 82

- 5. Modelación 85**
- 5.1 Econometría..... 86
- 5.2 Tratamiento de datos..... 87
- 5.3 Modelo en Stata y resultados..... 88

- 6. La eficiencia técnica como resultado..... 93**
- 7. Bibliografía 95**
- 8. Anexos 99**

Tabla de gráficos

Gráfico 1	Eficiencia de costos por departamento Panel de datos dinámico.....	18
Gráfico 2	Crecimiento del sector industrial en Antioquia.....	21
Gráfico 3	PIB Antioquia productos textiles.....	22
Gráfico 4	Inversión neta en sociedades textiles.....	23
Gráfico 5	Evolución de las exportaciones.....	24
Gráfico 6	Participación relativa por sectores.....	25
Gráfico 7	Exportación de BNT.....	25
Gráfico 8	Zonas geoeconómicas de exportación de BNT.....	26
Gráfico 9	Producto Interno Bruto (PIB) de Colombia.....	29
Gráfico 10	Variación PIB- Ramas de la actividad económica.....	30
Gráfico 11	Salarios industria.....	40
Gráfico 12	Crecimiento salarios.....	40
Gráfico 13	Balanza comercial de prendas de vestir y productos textiles.....	41
Gráfico 14	Función de producción.....	44
Gráfico 15	Producción de corto plazo.....	47
Gráfico 16	Productividad marginal (PMgL).....	47
Gráfico 17	Producto medio con respecto al trabajo(PMeL).....	48
Gráfico 18	Producto medio y producto marginal.....	49
Gráfico 19	Etapas de la producción.....	50
Gráfico 20	Isocuanta.....	53
Gráfico 21	Frontera de producción.....	55

Introducción

El aprovechamiento de los recursos productivos ha sido una de las preocupaciones de académicos e investigadores, con el fin de entregar recomendaciones y hojas de ruta en el mejoramiento de la productividad de los diferentes sectores que impulsan el valor agregado en la economía colombiana. El caso que atañe en esta investigación será el estudio de la eficiencia productiva del sector textil-confecciones, con el propósito de comprender cuáles han sido los factores determinantes del crecimiento del sector y su sensibilidad en el producto final.

Para cumplir el objeto de este estudio, se hará uso de metodologías econométricas que proporcionarán un carácter estricto en el cumplimiento de un resultado robusto y estadísticamente significativo. La metodología implementada es el estudio de eficiencia técnica por fronteras estocásticas, el cual subyace en una estructura paramétrica que identificará teóricamente la relación *a priori* de los factores sobre la producción final o valor agregado. Para el desarrollo de esta investigación se evidenciarán inicialmente los hechos económicos que describen tanto local como nacionalmente la situación de la industria textil y de confecciones, luego se presentará la teoría económica que subyace el análisis de la eficiencia productiva para luego exponer la estructura econométrica del trabajo en esta investigación; esto con el fin de soportar el fundamento metodológico y el análisis empírico que se lleva a cabo. Todo el procesamiento de datos y la aplicación econométrica se realizó con el *software* Stata.

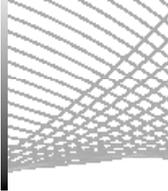
Es importante mencionar que, para el análisis de los datos, estos fueron identificados a partir de la rev.4 CIIU e integrados con la deflactación y tratamiento logarítmico, con el fin de identificar elasticidades en los datos tratados.

En esta investigación se presentan los resultados y su análisis con el fin de mostrar, desde la evidencia empírica, cómo la combinación de los factores productivos en la industria textil-confecciones en Colombia, en el marco del año 2004 al año 2015, es ineficiente y su comparativo regional revela que el sector debe mejorar sus procesos productivos. Cabe señalar que uno de los propósitos de esta investigación es presentar una evidencia de la estructuración econométrica que revele el funcionamiento del sector textil-confecciones en Colombia, con el fin de entregar un modelo a futuros investigadores que les permita la señalización de otras variables económicas para su tasación dentro del sector de medición.

Agradecimientos

Es menester reconocer y agradecer a los economistas Luis Ángel Negrete y Sebastián López por sus valiosas observaciones para la medición y calibración del modelo planteado en esta investigación, así como las recomendaciones del MSc. Guillermo David Hincapié por sus importantes recomendaciones sobre la obra final de esta investigación.

Para el desarrollo de esta obra quiero agradecerle a Dios por permitirme producir esta obra y a mi esposa e hijas por su apoyo.



1. Escenarios de la industria textil en Colombia

1.1. La eficiencia técnica en Colombia

El uso de la eficiencia técnica en las investigaciones ha sido un reto para académicos e investigadores en Colombia, toda vez, que los datos con los que puedan realizarse este tipo de estudios, en algunas ocasiones, son insuficientes. No obstante, a pesar de esto muchos académicos han recurrido a esta estructura para poder responder a preguntas de uso racional de los factores, como herramienta fundamental para dar respuesta a lo que en economía se llama *frontera eficiente*.

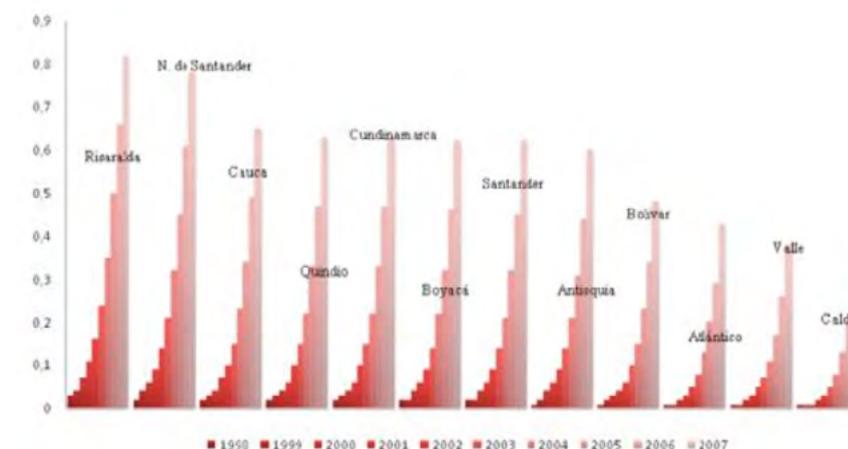
La existencia de diferentes artículos, en donde el análisis técnico es un factor concluyente para los resultados de eficiencia en diferentes sectores, es una muestra de la necesidad que se tiene hoy en día de medir cuán aprovechables son los factores productivos para la operación de las organizaciones. Uno de los trabajos, cuyo aporte revela cómo el trabajo en Colombia se ve afectado por fricciones de informalidad y de estructura de cualificación, fue el desarrollado por Riveros (2016), quien entre sus conclusiones detalla que el uso eficiente de la mano de obra se genera en sectores con poco valor agregado, haciéndose intensivo el uso de capital humano con poca escolaridad (Riveros, 2016). Otra de las investigaciones que ha sido fuente para estructuración del modelo de eficiencia técnica es el presentado por Perdomo y Lee (2011) que presenta una fuente importante de modelación

y de teoría aplicada a los modelos de eficiencia técnica en fronteras estocásticas; esta investigación pudo medir la eficiencia del sector cafetero en los departamentos de Caldas, Quindío y Risaralda a partir de las variables como tierra, trabajo, fertilizantes, maquinaria y economías de escala. En este ejercicio se encontró que en su orden los aumentos de la tierra, el trabajo y los fertilizantes incentivan crecimientos eficientes en el sector; no obstante, el incremento de la maquinaria no es significativo para el modelo (Perdomo & Lee Hueth, 2011). Sin duda, uno el análisis de eficiencia técnica no solo ha servido como insumo para el estudio de la eficiencia en las organizaciones; también ha sido de gran importancia para el sector público y es así como en el trabajo "Una aplicación del análisis de frontera estocástica: en el caso de los hospitales de nivel II en Colombia", (Mutis, 2006) pudo identificarse cómo la combinación de recursos en la prestación del servicio de salud puede demostrar claras diferencias de eficiencia entre hospitales de nivel II ubicados a lo largo del país.

Uno de los trabajos que en su técnica se asemeja a la presente investigación fue el realizado por Buchelli y Marín (2012), quienes miden la eficiencia del sector metalmeccánico en Colombia durante los años 1998-2007 por medio de un panel de datos dinámicos, en donde las variables de construcción de la frontera eficiente son: precio por kilovatio de energía, costo de producción, valor agregado, salario promedio y tasa de interés promedio (ver gráfica 1).

Dentro del análisis de eficiencia técnica, los modelos paramétricos han sido de gran aceptabilidad, dado el uso estructurado de una función determinada. No obstante, los modelos no paramétricos también han sido base para grandes aportes a la investigación de la ET; es así como de Gamarra (2004) quien hace una modelación DEA (Análisis envolvente de datos) para el análisis de eficiencia técnica del sector ganadero en la zona Caribe. Su estimación pudo hallar que el 60% de sus factores contribuye a la eficiencia técnica y solo un 8% de las zonas productivas de ganado eran eficientes. Pero, su mayor aporte fue la modelación de una estructura no paramétrica que estableció resultados concluyentes para el sector ganadero (Gamarra, 2004).

Gráfico 1. Eficiencia de Costos por departamento - Panel de datos dinámico



Fuente: Tomado de Buchelli & Marín (2012)

Otra investigación sobre eficiencia técnica fue realizada por Quintero & et al (2008), en donde se midió la eficiencia técnica de 1971 empresas colombianas, pero, donde su instrumentalización no correspondió a las fronteras estocásticas, sino modelos como de mínimos cuadrados ordinarios, modelos Tobit, modelos de regresión robusta y regresión por cuartil. La estructuración de esta investigación partió de la clasificación internacional de la industria (CIU) Rev. 3; uno de los resultados hallados es que el 93% de las empresas estudiadas operan por debajo de la mitad de su potencial tecnológico (Quintero, Prieto, Aguirre, & Leviller, 2008).

Uno de los trabajos relacionados para la elaboración de esta investigación es el realizado por Gómez (2015), quien implementa también la metodología de fronteras estocásticas para analizar las diferencias en la evolución de la productividad de la producción industrial entre sectores y regiones de la industria colombiana en los últimos veinte años. Sus resultados muestran la existencia de una alta heterogeneidad individual, acompañada de una desigualdad en la fortaleza industrial de las principales ciudades y el cons-

tante crecimiento del rezago de los demás centros urbanos. Igualmente, Molina y Castro (2015) determinan la eficiencia técnica de cinco países suramericanos en la industria manufacturera durante el periodo comprendido entre 1995-2008, a través de la metodología de fronteras estocásticas. Los resultados a los que estos llegan demuestran que durante los 14 años que tienen en cuenta para el estudio del sector no se evidencian mejoramientos en la eficiencia técnica ni cambios tecnológicos.

Por otra parte, Acevedo y Ramírez (2005) realizaron un estudio que trata de vincular la relación entre aglomeración y eficiencia técnica en la industria colombiana de confecciones por medio del método de análisis de fronteras estocásticas. Los autores citados estiman por departamento las empresas eficientes pertenecientes al sector de las confecciones para tratar de demostrar si la aglomeración empresarial contribuye a un mayor acercamiento de las unidades productivas a su frontera de producción eficiente. De acuerdo con sus resultados, en Colombia gran parte de los departamentos que tienen presencia del sector confecciones aún se encuentran por debajo de la frontera de producción, lo que indica que las unidades productivas localizadas en ellos no están minimizando del todo sus costos y, por tanto, no son eficientes.

Así mismo, Becerril y Munguía (2013) usaron de la metodología de fronteras estocásticas de manera particular: quisieron analizar qué efectos en la eficiencia técnica trajo consigo la apertura económica en Colombia y en otros países de la región. En los resultados se encontró que el líder en el indicador de eficiencia técnica es indiscutiblemente Brasil, quien ha reducido de manera importante sus ineficiencias en el uso de los factores productivos. En conclusión estos países, han presentado mejoras en la eficiencia, salvo en el 2005.

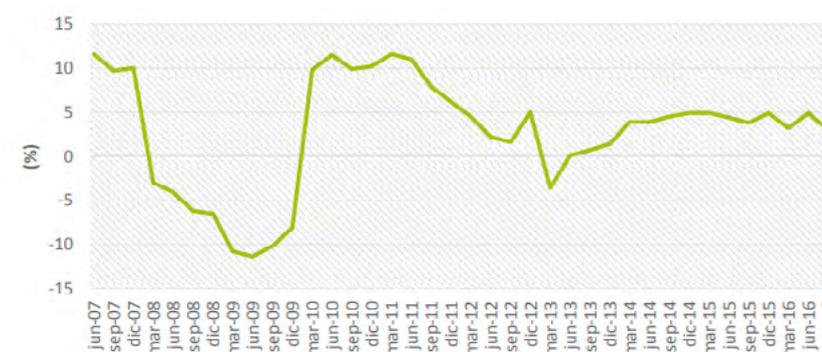
También Montoya y Soto (2010) presentaron los resultados de la medición de la eficiencia técnica de los departamentos de la región del Eje Cafetero (Caldas Quindío y Risaralda) y de los departamentos de Antioquia, Tolima y Valle del Cauca. Para este análisis se usaron la metodología DEA. Sus resultados mostraron que los departamentos en estudio presentaron niveles de eficiencia relativamente altos; hay un grupo de departamentos (Antioquia,

Quindío y Valle del Cauca) altamente eficientes en comparación con los más reducidos niveles de eficiencia técnica del resto.

Finalmente, Barrientos, Tobón y Gutiérrez (2007) aplicaron la metodología de fronteras estocásticas midiendo la eficiencia de la industria y el cuero en los sectores de calzado y marroquinería del país. Tal metodología dio cuenta de la importancia de los rendimientos a escala del factor trabajo, debido a que, según sus resultados, las empresas pequeñas con menos empleados no pueden gozar de la división técnica del trabajo porque en promedio disponen de uno o pocos trabajadores responsables de todas las actividades y ello dificulta que exista una especialización en las labores que contribuya a la productividad empresarial.

2. Sector industrial en Antioquia

Gráfico 2. Crecimiento del sector industrial en Antioquia



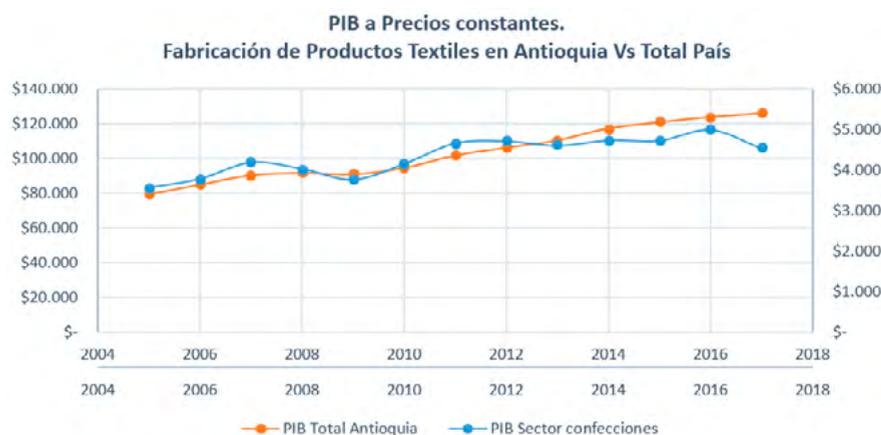
Fuente: Tomado del informe de la Cámara de Comercio de Medellín (2016).

El sector industrial en Antioquia, en los últimos años, ha experimentado cambios estructurales que obedecen a factores internos y externos; es así como este sector ha tenido fuertes caídas en su producción, términos que pueden evidenciarse desde 2014 como consecuencia de una caída en el consumo de las familias, soportado esto por la caída en las exportaciones en 11,72%, factor que obedece a una reducción de las exportaciones por disminución del precio de los *commodities*. No obstante, en 2015, el sector tuvo un leve repunte no solo en la producción y las ventas sino también en aumentos de la capacidad instalada en un 75,9%, debido a una alta expec-

tativa en el consumo externo e interno. En 2016 el sector confecciones en Medellín y su área metropolitana tuvo un crecimiento del 9,5% (Cámara de Comercio de Medellín, 2016).

2.1. La industria textil en el departamento de Antioquia

Gráfico 3. Producto interno bruto (PIB) en la producción textil antioqueña



Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2018)

Dentro del estudio de la industria antioqueña, el sector textil-confecciones representa para la economía regional el 28% del empleo en la industria manufacturera, y contribuye aproximadamente con 99.700 empleados, siendo uno de los subsectores más significativos en la generación de empleo y por ende en la calidad de vida de los antioqueños (Camara de comercio de Medellín, 2016).

Como podemos observar en el gráfico 2, el comparativo del PIB de Colombia Vs. Antioquia, la producción en el Departamento tiene comportamientos más suavizados que los evidenciados por el total nacional; no obstante, es posible ver la divergencia que el Departamento ha tomado desde 2016, en donde algunos de los factores que más han golpeado a la economía regional son las últimas dos reformas tributarias y la gran amenaza que representa el contrabando para el sector.

2.1.1 Inversión del sector textil-confección

Gráfico 4. Inversión neta en sociedades textiles



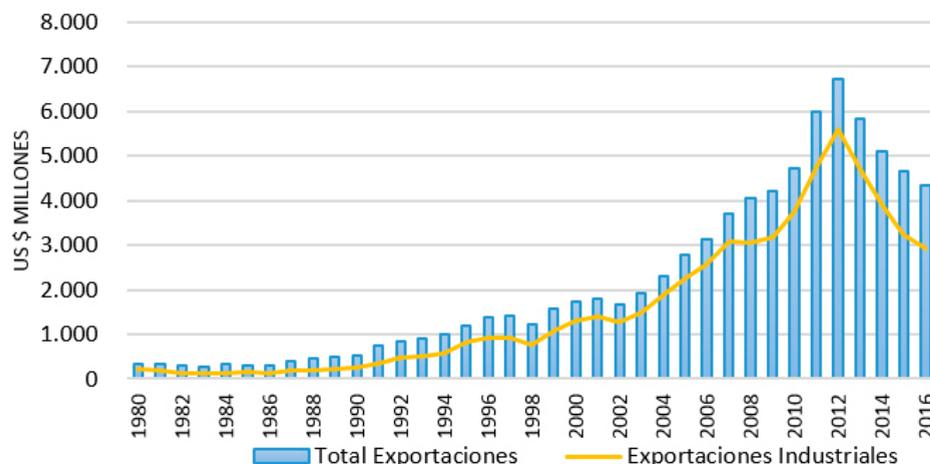
Fuente: Tomado de la cámara de comercio de Medellín (2017).

En el gráfico 3 podemos identificar que la concentración de las empresas en la ciudad de Medellín y su área metropolitana se identifican en las microempresas, seguidas de las pequeñas y medianas empresas, y es en las microempresas donde se evidencia un mayor crecimiento de la inversión neta en el sector textil-confección. La evidencia de este crecimiento revela el aumento en capacidad instalada de las pequeñas y medianas con el fin de enfrentar las potenciales ventas del sector. Además, es notorio cómo la inversión neta en la fabricación de productos textiles ha caído ostensiblemente.

2.1.2 Exportaciones de Antioquia

De acuerdo con el anterior apartado, la desaceleración de la industria antioqueña no solo permite evidenciar las caídas del PIB, sino también la disminución en las exportaciones del sector textil-confección en Antioquia a partir de 2012, año en que comienza un cambio de la tendencia de la variable macroeconómica para el Departamento (ver gráfico 4)

Gráfico 5. Evolución de las exportaciones



Fuente: Tomado de la Cámara de Comercio de Medellín (2018).

Gráfico 6. Participación relativa de las exportaciones por sectores



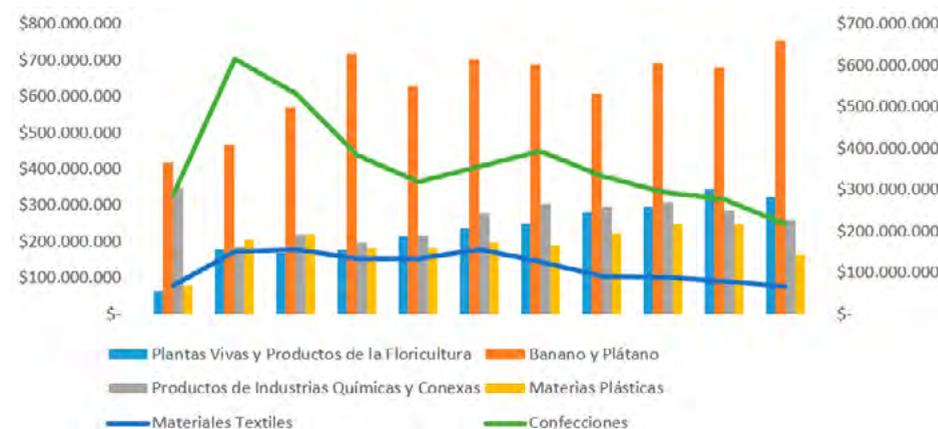
Fuente: Elaboración propia, datos tomados de la Cámara de Comercio de Medellín (2018)

2.1.3 Balanza comercial sector confecciones

Si bien el departamento de Antioquia, tiene diversidad de bienes exportables, existen renglones de la economía que son de mayor importancia que otros; de esta manera se pueden identificar los subsectores metalmecánico y bananero como de gran importancia en el incremento de ingresos para el Departamento, mientras que la exportación de confecciones tiene una participación moderadamente significativa al terminar el 2016, con el 14,3% del total exportado, y los textiles con una baja importancia en la contribución total, con una participación del 4,4% en el mismo año, como se observa en el gráfico 5.

Dentro de la evolución de las exportaciones del sector textil y de las confecciones, es de notar cómo este último ha tenido un descenso significativo (Ver gráfico 6), mientras que los materiales textiles han tenido comportamientos lateralizados, que permiten reconocer el poco o nulo crecimiento. Una de las causas que tienen estos escenarios subyace en la competencia internacional, la cual revela que los costos de operación para las empresas en otros países son altamente favorables, en contraste con los costos dentro

Gráfico 7. Exportación de Bienes no tradicionales BNT



Fuente: Elaboración propia, datos tomados de la Cámara de Comercio de Medellín (2018)

del país, entre ellos, los costos logísticos, los desincentivos tributarios y la alta carga prestacional que tiene el empleador colombiano, entre otros.

2.1.3.1 Composición de las exportaciones: zonas geoeconómicas

Gráfico 8. Zonas Geoeconómicas de exportación de BNT



Fuente: Tomado de la cámara de comercio de Medellín (2018).

Como se muestra en la gráfica 7, se reconoce en primer lugar a Norteamérica, con un 38% como la zona de mayor importancia de las exportaciones antioqueñas, seguida de Europa, con un 26%; resto ALADI, un 12%; Comunidad Andina, un 12%; Centroamérica y el Caribe, 5%, y otros países, el 7%.

2.2 Hechos estilizados en el contexto internacional

En el contexto internacional también encontramos diferentes artículos que hacen uso de fronteras estocásticas para análisis de eficiencia. Fernández y Montuenga (1997), son quienes estiman cuánto aporta cada trabajador al producto y a partir de allí, por tanto estiman los incrementos salariales reales del sector industrial, los resultados que obtienen comprueban la relación entre salarios y productividad de una manera parcial. De acuerdo con los citados autores, en el mundo, los factores agregados tienen una

elasticidad superior a la productividad propia del sector que es cercana a 0,40. Desagregado podemos hallar un comportamiento dual en la historia a la hora de determinar las subidas salariales. En algunos sectores los incrementos en los salarios están determinados por los incrementos en la productividad; en otros sectores las subidas de los salarios se relacionan con la evolución del salario industrial agregado. Al primer grupo pertenecen los sectores menos dinámicos y al segundo grupo pertenecen los sectores más dinámicos.

De igual manera Becerril, Álvarez y Vergara (2007) muestran el comportamiento que ha presentado la eficiencia técnica en México durante el periodo 1970-2003, por medio del uso de una función de producción. La evidencia obtenida constató una evolución positiva durante el periodo objeto de estudio. A pesar de ello, existen divergencias y todavía es posible aumentar la producción en promedio aproximadamente en un 20% si, se logra un uso más eficiente de los factores productivos.

Asimismo, Peña, Aguirre y Cerda (2002) analizan la eficiencia técnica para los barcos industriales de la Pesquería Industrial de merluza común, de Chile, con datos de panel. Los investigadores aplicaron el análisis a un total de 29 barcos durante 11 años. En este lapso, tuvieron algunos hallazgos como la existencia de rendimientos decrecientes en la pesquería y un mejor promedio en los niveles más altos de eficiencia técnica en las embarcaciones más modernas, con mayor capacidad de almacenamiento y dotados con mejor maquinaria.

Por otra parte, Canay (2001) hizo una comparación internacional de diferentes empresas distribuidoras de energía electrónica. Para su trabajo dispuso de las denominadas fronteras de eficiencia y describió el método econométrico para su estimación. De hecho, no empleó un solo método econométrico, sino dos: Mínimos Cuadrados Clásicos Modificados (MOLS) y el método de Máxima Verosimilitud (ML), con los cuales quiso identificar las ventajas relativas de cada uno de ellos. Finalmente, mostró que tres de las empresas argentinas se encontraban entre las más eficientes de la muestra, mientras que las otras tres se encontraban en el extremo opuesto.

Ninguna de estas empresas resultó ser la más eficiente de la muestra en ninguno de los dos casos. Asimismo, hay que señalar que los resultados mostraron ser robustos entre los distintos métodos de estimación.

Otra aplicación de las fronteras de eficiencia es la propuesta por Delgado y Álvarez (2002), quienes se enfocan en medir la eficiencia técnica de los países miembros de la Unión Europea para el periodo 1980-1997; ellas realizan un análisis que compara los países y busca determinar el máximo crecimiento del producto dadas las dotaciones de factores de cada economía. Para esto, hacen útil la técnica de frontera estocástica e implementan una función de producción trans-logarítmica, para poder estimar la eficiencia técnica de los países. Las autoras utilizaron una valoración del capital privado en la UE-15 empleando la Metodología del Inventario Permanente. A modo de conclusión obtuvieron que: "hay una mejora de eficiencia experimentada por los países europeos en los años estudiados. Todos aumentan sus niveles de manera sostenida, sin que se observen retrocesos en esta trayectoria, ni siquiera a comienzos de la década de los noventa. Los países de la UE-15 han realizado un enorme esfuerzo por introducir mejoras de eficiencia en sus economías que se ve reflejado en los valores obtenidos por cada uno. En el último año estudiado se obtiene una media de 0.99, situándose Bélgica, Alemania, Austria y España en la frontera. Destaca entre todos los países Austria al situarse en la frontera de producción desde el año 1996. Con respecto al resto de países, los resultados son igualmente favorables situándose muy próximos a la producción eficiente".

2.3 Hechos estilizados en Colombia

Para finales de 2016, el PIB en Colombia tuvo un crecimiento anual equivalente al 2,0% respecto a 2015 (ver gráfico 8). Las ramas de actividad que mayor crecimiento presentaron fueron: establecimientos financieros, seguros, actividades inmobiliarias y servicios a las empresas (4,95%); construcción (4,05%) e industria manufacturera (2,95%). Por otro lado, las ramas de actividad que registraron caída fueron explotación de minas y canteras (-6,54%) y transporte, almacenamiento y comunicaciones (-0,14%).

Gráfico 9: PIB de Colombia



Fuente: Imagen tomada del DANE (2018).

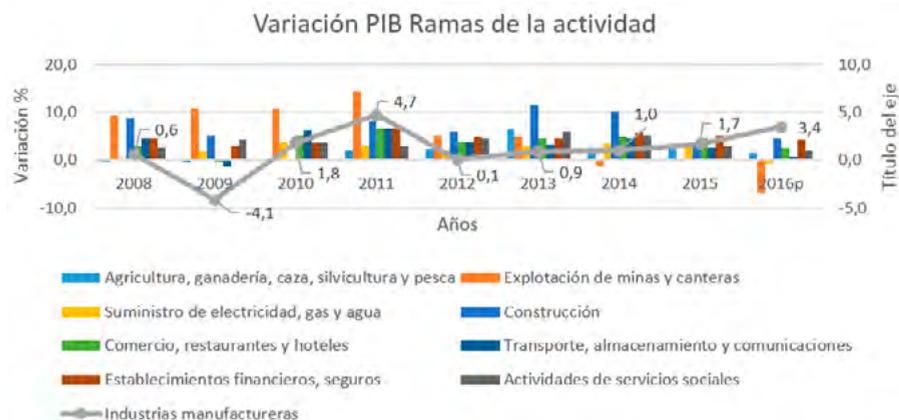
2.4 Análisis del sector industrial

Según el orden descendente, las industrias manufactureras ocupan la cuarta posición entre las ramas que más le aportan al PIB nacional, debido a su producto interno anual de 60.518 Miles de millones de pesos. Esta información, suministrada por el departamento nacional de estadística se puede apreciar más fácilmente en el GRÁFICO 9

El comportamiento de las industrias manufactureras en los últimos años deja en evidencia los ciclos de expansión y decrecimiento económico, siendo relevante la fuerte caída de 2009, del -4.1% y teniendo una moderada recuperación en 2016, que se ubicó en el 3,4%. No obstante, entre las ramas de la economía, las industrias manufactureras tienen ponderaciones relevantes para ubicarla en una posición que jalona la economía

Según la revisión 4 de CIIU (Clasificación Industrial Internacional Uniforme) está representada en 12 grupos principales, dentro de los cuales el grupo C caracteriza al grupo de estudio en esta investigación, como se puede evidenciar en el cuadro 1. Dentro de esta categorización CIIU, se encuentra el sector agregado por 6 categorías (ver cuadro 2):

Gráfico 10. Variación PIB



Fuente: Elaboración propia con información del DANE (2018).

Cuadro 1. Secciones CIUU

Secciones CIUU Rev. 4 A.C. 12 agrupaciones	Concepto
A	Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca
B	Explotación de minas y canteras
C	Industrias manufactureras
D + E	Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado; Distribución de agua; evacuación y tratamiento de aguas residuales, gestión de desechos y actividades de saneamiento ambiental
F	Construcción
G + H + I	Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas; transporte y almacenamiento; alojamiento y servicios de comida.
J	Información y comunicaciones
K	Actividades financieras y de seguros
L	Actividades inmobiliarias
M + N	Actividades profesionales, científicas y técnicas; actividades de servicios administrativos y de apoyo.

Continúa

Secciones CIUU Rev. 4 A.C. 12 agrupaciones	Concepto
O + P + Q	Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria; educación; actividades de atención de la salud humana y de servicios sociales
R + S + T	Actividades artísticas, de entretenimiento y recreación y otras actividades de servicios; actividades de los hogares individuales en calidad de empleadores; actividades no diferenciadas de los hogares individuales como productores de bienes y servicios para uso propio.

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2018).

Cuadro 2. Categorías CIUU Industrias manufactureras

	Industrias manufactureras
C01	Elaboración de productos alimenticios; elaboración de bebidas; elaboración de productos de tabaco.
C02	Fabricación de productos textiles; confección de prendas de vestir; curtido y recurtido de cueros; fabricación de calzado; fabricación de artículos de viaje, maletas, bolsos de mano y artículos similares, y fabricación de artículos de talabartería y guarnicionería; adobo y teñido de pieles.
C03	Transformación de la madera y fabricación de productos de madera y de corcho, excepto muebles; fabricación de artículos de cestería y espartería; fabricación de papel, cartón y productos de papel y de cartón; actividades de impresión; producción de copias a partir de grabaciones originales.
C04	Coquización, fabricación de productos de la refinación del petróleo y actividad de mezcla de combustibles; fabricación de sustancias y productos químicos; fabricación de productos farmacéuticos, sustancias químicas medicinales y productos botánicos de uso farmacéutico; fabricación de productos de caucho y de plástico; fabricación de otros productos minerales no metálicos.

Continúa

C05	Fabricación de productos metalúrgicos básicos; fabricación de productos elaborados de metal, excepto maquinaria y equipo; fabricación de aparatos y equipo eléctrico; fabricación de productos informáticos, electrónicos y ópticos; fabricación de maquinaria y equipo No Clasificado Precedentemente (NCP); fabricación de vehículos automotores, remolques y semirremolques; fabricación de otros tipos de equipo de transporte; instalación, mantenimiento y reparación especializado de maquinaria y equipo.
C06	Fabricación de muebles, colchones y somieres; otras industrias manufactureras.

Fuente: Datos tomados del DANE (2018)

- Producción, transformación y conservación de carne y pescado.
- Elaboración de aceites, grasas animales y vegetales, cacao, chocolate, productos de confitería y otros productos alimenticios No Clasificado Precedentemente (NCP)
- Elaboración de productos lácteos.
- Elaboración de productos de molinería, de almidones, alimentos preparados para animales; productos de panadería, macarrones, fideos, alcuarcz y productos farináceos similares.
- Elaboración de productos de café.
- Ingenios, refinerías de azúcar y trapiches.
- Elaboración de bebidas.
- Preparación e hilaturas; tejeduría de productos textiles.
- Fabricación de otros productos textiles.
- Fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo y prendas de vestir.
- Curtido y preparado de cueros, productos de cuero y calzado.
- Transformación de la madera y fabricación de productos de madera y de corcho, excepto muebles.
- Fabricación de papel, cartón y productos de papel y cartón.
- Actividades de edición e impresión y de reproducción de grabaciones.
- Fabricación de productos de la refinación del petróleo y combustible nuclear.
- Fabricación de sustancias y productos químicos.
- Fabricación de productos de caucho y de plástico.
- Fabricación de otros productos minerales no metálicos.
- Fabricación de productos metalúrgicos básicos (excepto maquinaria y equipo).

- Fabricación de maquinaria y equipo NCP
- Fabricación de otra maquinaria y suministro eléctrico.
- Fabricación de equipo de transporte.
- Fabricación de muebles.
- Industrias manufactureras NCP

Para la industria manufacturera los rubros de mayor participación y más importancia en su crecimiento a 2016 fueron: la fabricación de sustancias y productos químicos con un Valor Agregado (VA) de 8.036 miles de millones de pesos; seguido de la fabricación de productos de la refinación del petróleo y combustible nuclear con un VA de 7.942 miles de millones de pesos y la fabricación de otros productos minerales no metálicos con un V.A de 5.723 miles de millones de pesos. Por su parte, la fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo y prendas de vestir presentan un decrecimiento del 3,9% entre 2015 y 2016, y aun así ocupan la sexta posición entre los rubros de mayor participación en el PIB de la industria manufacturera. El curtido y preparado de cueros, productos de cuero y calzado tiene un VA a 2016 de 1.118 miles de millones de pesos y presenta un crecimiento anual de 0,1%; asimismo, la fabricación de otros productos textiles presentó un VA de 626 miles de millones de pesos producto de un crecimiento anual del 1,1% a 2016. Finalmente, la preparación e hilaturas; y la tejeduría de productos textiles que representa el segundo rubro que menos le aporta al PIB de la industria manufacturera: presentó a 2016 un VA de 619 miles de millones de pesos y un decrecimiento anual del 2,5%, tal como se evidencia en el Cuadro 2.

Cuadro 2. Valor agregado industria manufacturera

A precios constantes - Series desestacionalizadas - 2015 - 2016				
#	RUBROS	2015	2016	%
1	Fabricación de sustancias y productos químicos.	7893	8036	1,8%
2	Fabricación de productos de la refinación del petróleo y combustible nuclear.	6446	7942	23,2%
3	Fabricación de otros productos minerales no metálicos.	5879	5723	-2,7%

Continúa

A precios constantes - Series desestacionalizadas - 2015 – 2016				
#	RUBROS	2015	2016	%
4	Fabricación de productos metalúrgicos básicos (excepto maquinaria y equipo).	4178	4211	0,8%
5	Elaboración de bebidas.	3789	4109	8,4%
6	Fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo y prendas de vestir.	4272	4104	-3,9%
7	Elaboración de productos de molinería, de almidones...	3166	3319	4,8%
8	Elaboración de aceites, grasas animales y vegetales, cacao, chocolate...	2790	2803	0,5%
9	Fabricación de papel, cartón y productos de papel y cartón	2640	2655	0,6%
10	Fabricación de productos de caucho y de plástico.	2602	2628	1,0%
11	Actividades de edición e impresión y de reproducción de grabaciones.	2136	2100	-1,7%
12	Fabricación de maquinaria y equipo NCP.	1625	1738	7,0%
13	Fabricación de otra maquinaria y suministro eléctrico.	1537	1436	-6,6%
14	Fabricación de muebles.	1382	1390	0,6%
15	Producción, transformación y conservación de carne y pescado.	1377	1389	0,9%
16	Industrias manufactureras NCP.	1340	1344	0,3%
17	Fabricación de equipo de transporte.	1341	1312	-2,2%
18	Curtido y preparado de cueros, productos de cuero y calzado.	1117	1118	0,1%
19	Elaboración de productos lácteos.	1066	1079	1,2%
20	Ingenios, refinerías de azúcar y trapiches.	862	795	-7,8%
21	Transformación de la madera y fabricación de productos de madera y de corcho...	708	719	1,6%
22	Fabricación de otros productos textiles.	619	626	1,1%
23	Preparación e hilaturas; tejedura de productos textiles.	635	619	-2,5%
24	Elaboración de productos de café.	586	584	-0,3%

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2016).

2.5 Análisis de la industria textil

La industria textil está conformada por las siguientes actividades clasificadas de acuerdo con la CIU REV. 3, vigente desde 1998 hasta 2012 y la CIU REV. 4, vigente desde el año 2013 hasta la fecha. En el siguiente cuadro se presenta la equivalencia para las diferentes clasificaciones.

Cuadro 3. Equivalencias CIU

Tabla de equivalencia clasificación CIU	
Tabla CIU 3	Tabla CIU 4
171	131
174	139
181	141
182	142
175	143

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2016).

Nota: Para efectos de un mejor análisis del sector se tendrá en cuenta la última actualización de la CIU (REV 4), para esto se hace necesario realizar una equivalencia de las diferentes actividades con base en la nueva clasificación, producto de que en la muestra utilizada para el presente trabajo existe información que se encuentra clasificada con la CIU rev.3.

De acuerdo con la clasificación industrial internacional uniforme de todas las actividades económicas, revisión 4 adaptada para Colombia (CIU Rev. 4 A.C.), que clasifica internacionalmente las actividades productivas y cuyo objetivo es presentar por categorías un conjunto de actividades con fines informativos y estadísticos; el subsector textil de la industria manufacturera se clasifica de la siguiente manera:

Según datos de la encuesta anual manufacturera, los grupos 131, 139, 141, 142 y 143 localizados en las divisiones 13 y 14 del cuadro anterior representan a 2015 el 5,38% de la producción bruta de la industria nacional; el 15,93 % del empleo industrial y el 6,30% del valor agregado de la industria tal como se observa en el siguiente cuadro.

Cuadro 4. Sección industrias manufactureras

División	Grupo	Clase	Descripción	
13	131		Fabricación de productos textiles	
			Preparación, hilatura, tejeduría y acabado de productos textiles	
		1311	Preparación e hilatura de fibras textiles	
		1312	Tejeduría de productos textiles	
	1313	Acabado de productos textiles		
	139			Fabricación de otros productos textiles
		1391	Fabricación de tejidos de punto y ganchillo	
		1392	Confección de artículos con materiales textiles, excepto prendas de vestir	
		1393	Fabricación de tapetes y alfombras para pisos	
		1394	Fabricación de cuerdas, cordeles, cables, bramantes y redes	
1399	Fabricación de otros artículos textiles NCP			
14			Confección de prendas de vestir	
	141	1410	Confección de prendas de vestir, excepto prendas de piel	
	142	1420	Fabricación de artículos de piel	
	143	1430	Fabricación de artículos de punto y ganchillo	

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2016).

Serie histórica del valor agregado para las diferentes actividades que conforman la industria textil, avalados por la CIIU REV 3 Y CIIU REV 4.

Cuadro 5. Valor Agregado

A precios Constantes - Series Desestacionalizadas – Datos Anuales			
Miles de millones de pesos			
Año/Proceso	Preparación hilaturas, tejedura de productos textiles	Fabricación de otros productos textiles	Fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo y prendas de vestir
2004	963	542	3257
2005	921	508	3261

Continúa

A precios Constantes - Series Desestacionalizadas – Datos Anuales			
Miles de millones de pesos			
Año/Proceso	Preparación hilaturas, tejedura de productos textiles	Fabricación de otros productos textiles	Fabricación de tejidos y artículos de punto y ganchillo y prendas de vestir
2006	966	596	3597
2007	963	653	4174
2008	878	626	4132
2009	773	525	3616
2010	749	550	3762
2011	778	570	4091
2012	729	588	4119
2013	689	604	4023
2014	659	622	4113
2015P	635	619	4272
2016Pr	619	626	4104

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2016).

La industria textil, representada por el conjunto de tareas 131, 139, 141, 142 y 143 de la CIIU REV. 4, posee en el país un total de 1.265 establecimientos, que aportan 112.842 vacantes de empleo, de las cuales 93.047 corresponden al personal contratado directamente por la industria textil (53.138 permanentes y 39.909 temporales). Por otro lado, esta industria tuvo para 2015 un valor agregado de 5,3 billones de pesos, un consumo intermedio de 6,7 billones de pesos y una producción bruta de 12,1 billones de pesos.

Los departamentos que más contribuyen en la producción y el empleo de la industria textil nacional son: Antioquia, que tiene una producción bruta de 5,9 billones de pesos y contribuyen con 46.975 puestos de trabajo; es decir, el 41,63% del empleo textil, y Bogotá D.C., que tiene una producción bruta de 3,4 billones de pesos y genera 37.073 puestos de trabajo equivalente al 32,85% del empleo de la industria textil nacional.

Cuadro 6. Grupos industriales CIJU

VARIABLES	GRUPOS INDUSTRIALES CIJU REV4 (a)				TOTALES	
	131	139	141	143	Total Cadena	Total Nacional
Número de establecimientos	117	186	923	39	1.265	9.015
Total personal ocupado	17.741	19.915	72.607	2.579	112.842	711.827
Personal remunerado Permanente	9.257	8.327	34.285	1.269	53.138	411.371
Personal remunerado Temporal	5.273	6.327	27.397	912	39.909	157.837
Sueldos y salarios (miles de millones)	226.843.739	247.989.401	733.259.484	25.482.469	1.233.575.093	10.565.658.639
Producción bruta (miles de millones)	2.101.318.626	2.708.585.189	7.162.261.723	179.236.530	12.151.402.068	226.246.008.149
Consumo Intermedio (miles de millones)	1.176.577.227	1.735.247.298	3.761.936.239	83.145.884	6.756.906.648	140.501.147.486
Valor agregado (miles de millones)	924.741.399	973.337.891	3.400.325.484	96.090.646	5.394.495.420	85.744.860.663
Total activos (miles de millones)	1.895.217.612	1.477.297.800	2.309.620.872	70.279.782	5.752.416.066	146.298.237.401
Energía eléctrica consumida KWH	489.207.423	266.589.428	157.904.227	13.506.753	927.207.831	15.699.032.613

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2015).

Cuadro 7. Comparativo de mercado laboral por regiones

DEPARTAMENTOS	N° DE ESTABLECIMIENTOS	TOTAL PERSONAL OCUPADO	PRODUCCIÓN BRUTA	CONSUMO INTERMEDIO	TOTAL ACTIVOS
ANTIOQUIA	514	46.975	5.934.141.308	3.260.306.450	2.641.202.479
ATLANTICO	35	3.705	369.699.728	266.227.711	91.256.571
BOGOTA	424	37.073	3.420.282.400	1.955.780.197	2.117.473.256
CALDAS	6	587	26.529.679	9.385.484	6.683.850
CUNDINAMARCA	30	3.212	362.487.133	199.741.847	184.267.796
NORTE SANTANDER	10	80	4.660.495	2.732.347	1.092.413
QUINDÍO	5	637	16.993.269	7.617.309	47.427.335
RISARALDA	49	7.850	469.353.294	236.354.899	203.818.779
SANTANDER	46	1.560	132.410.349	63.030.942	83.010.301
TOLIMA	13	763	68.088.848	41.847.588	22.766.819
VALLE	133	10.400	1.346.755.565	713.881.874	353.416.467
TOTAL	1.265	112.842	12.151.402.068	6.756.906.648	5.752.416.066

Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2015).

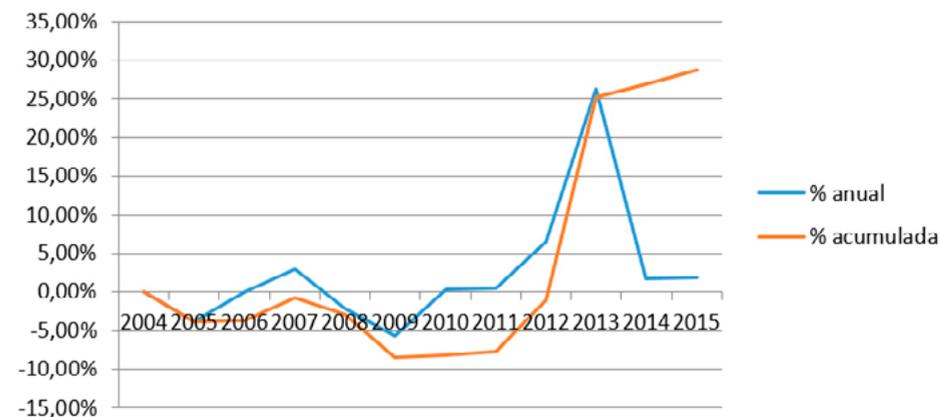
El gráfico 11 ilustra el comportamiento de los salarios de la industria desde el periodo 2004-2015:

Gráfico 11. Comportamiento del salario nominal



Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2015)

Gráfico 12. Comportamiento porcentual de los salarios



Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2018)

En el anterior gráfico se puede evidenciar que, en resumen, el comportamiento de los salarios ha sido creciente, sin embargo, también se nota una disminución que se puede atribuir al periodo de crisis comprendido entre 2008-2009.

2.6. Balanza comercial

El comportamiento de las transacciones económicas en el mercado internacional para los rubros de fabricación de prendas de vestir y fabricación de productos textiles nos muestra una aproximación de lo que puede ser la situación del subsector textil en general (Gráfico 12). Se identifica claramente una tendencia a la baja en materia de exportaciones y una tendencia alcista en materia de importaciones, lo que lleva a inferir que la industria textil se encuentra en una situación deficitaria en la balanza comercial. Esto se podría considerar como uno de los motivos por los cuales el sector textil hoy día enfrenta una situación difícil, sumado a esto la entrada constante de productos extranjeros que ha creado una competencia desleal en la industria; tal es el caso de fenómenos como el dumping y el contrabando.

Gráfico 13. Balanza comercial prendas de vestir y productos textiles



Fuente: Elaboración propia, datos tomados del DANE (2018)

3. Marco teórico

3.1. Función de producción

Según la teoría microeconómica, al hablar de función de producción se entiende esta como la cantidad máxima de producto (*output*) que se obtiene a partir de una combinación determinada de insumos (*inputs*), dada una dotación de tecnología o conocimiento de la cual se disponga. "La relación entre la cantidad de insumo requerido y la cantidad de producto que se puede obtener se le conoce con el nombre de función de producción" (Samuelson y Nordhaus, 2005, p. 106).

Dicho lo anterior, vemos que las funciones de producción se encuentran representadas por una combinación de diferentes factores productivos; es decir, la elaboración de un bien se encuentra condicionado a la dotación existente de insumos. Estos vínculos se suelen representar mediante el siguiente modelo de producción, ecuación (1):

$$q=f(k,l,m,...), \tag{1}$$

Donde q representa el volumen de producción que se obtiene de un determinado bien durante un periodo de tiempo, por medio de la utilización de ciertos factores; k representa el nivel de capital que se implementa durante la producción; l representa la cantidad del factor trabajo (expresado en horas, volumen de empleados o tipos de trabajadores) que se implementa;

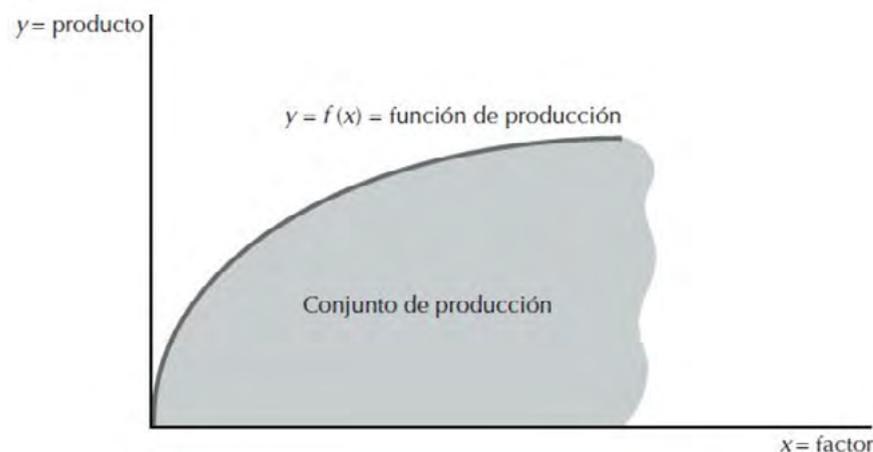
m representa las materias primas empleadas y la notación indica la existencia de otras variables que afectan la producción, como es el caso del conocimiento tecnológico, entre otras.

Sin embargo, para facilitar el análisis en muchas ocasiones se denota el volumen de producción representado sólo en función de dos factores productivos (capital y trabajo), véase ecuación (2).

$$q=f(k,l), \quad (2)$$

En la anterior ecuación q representa el máximo volumen de producción que se puede obtener al combinar los factores productivos capital (k) y trabajo (l). La ecuación 4.2 tiene en cuenta todo el conjunto de posibles combinaciones de factores que son necesarios para obtener un determinado volumen de producción. "El conjunto de todas estas combinaciones se denomina conjunto de producción" (Varian, 2010, pág. 348).

Gráfico 14. Función de Producción



Fuente: Tomado de Varian (2010)

En la figura 1 vemos que el conjunto de producción representa todas las combinaciones tecnológicas viables de factores y producto. Del mismo modo, se muestra la función de producción obtenida a partir de una determinada combinación de factores.

Por otra parte, después de conocer el concepto de producción y de saber que representa el nivel de producto total que se obtiene a partir de la combinación de ciertos factores, es importante tener en cuenta el concepto de Producto Marginal (PMG) y Producto Medio (PME). "El PMG mide la producción por unidad adicional de un factor, manteniendo fijos todos los demás. Normalmente, suponemos que el PMG de un factor disminuye cuando utilizamos cantidades cada vez mayores de él (Varian, 2010, pág. 359). A esto último se le denomina *productividad marginal decreciente*. No obstante, el PME consiste en el aporte al producto por cada factor. Salvatore (2009) argumenta que este es el cociente resultante entre el producto total (PT) dividido entre el número de unidades del factor que se utiliza.

3.1.1. Funciones de producción de corto y largo plazo

La elaboración de un bien, como lo venimos mencionando, demanda una cantidad determinada de factores productivos; sin embargo, no solo se requieren insumos para producir un bien, sino que también se necesita tiempo. Por ejemplo: una empresa que ofrece servicios de educación, como una universidad, en el corto plazo podrá variar su número de docentes disponibles en caso de algún aumento en el número de estudiantes admitidos por semestre; no obstante, ante este incremento en el número de alumnos puede que la planta física del plantel no tenga la capacidad de albergar todos los nuevos estudiantes, de modo que su capital, que en este caso se encuentra representado en las aulas, no podrá incrementarse de la noche a la mañana, por tanto a corto plazo el factor capital tiende a ser fijo. Por otra parte, a largo plazo puede que sí tenga la posibilidad de contar con estas nuevas aulas que son, al parecer, necesarias debido al incremento en la demanda de servicios educativos.

Así pues, el tiempo juega un papel muy importante durante la producción y, por tanto, hay que distinguir la existencia de dos periodos denominados corto y largo plazo. De acuerdo con Samuelson y Nordhaus (2005) se conoce como corto plazo a aquel periodo en el que la producción solo depende de factores variables como la cantidad de trabajo y el número de materiales disponibles en ese momento, debido a que durante este periodo el capital tiende a considerarse como un factor fijo; esto debido a que factores como la planta y el equipo no pueden modificarse ni ajustarse en su totalidad.

$$q=f(k,l), \tag{2}$$

La ecuación 3 muestra una función de producción en la que el volumen de producto dependerá únicamente del nivel de trabajo (l) porque el capital (k) se supone fijo en el corto plazo.

3.1.2. Producción de corto plazo

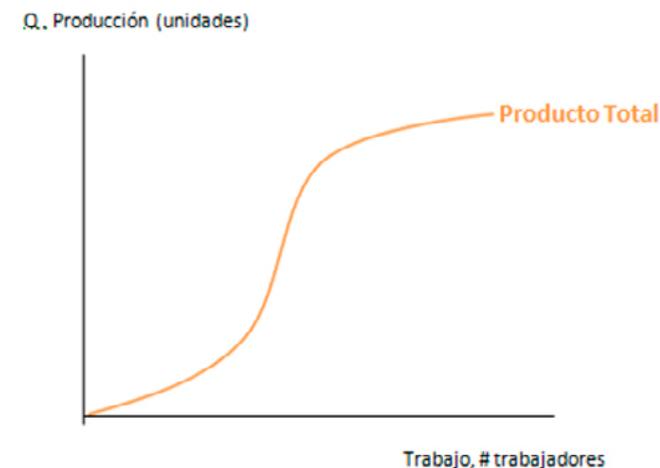
Para el análisis de la producción de corto plazo es importante mencionar que su estudio se deriva de considerar el capital fijo como una constante y el capital humano como un dato que puede variar en periodos inferiores a 1 año. La consideración del capital fijo se enmarca dentro del estudio de bienes de capital que se consideran con poca o nula variación para periodos superiores a 1 año.

Como se observa en la gráfica 14, el comportamiento de la producción se puede evidenciar en varias fases, las cuales establecen que la producción puede tener rendimientos marginales crecientes y rendimientos marginales decrecientes, dada la variación que experimente en el número de trabajadores empleados en un periodo inferior a un año.

3.1.2.1. Productividad marginal del trabajo

En periodos inferiores a 1 año es posible identificar el comportamiento que tiene la producción dada sus variaciones en la mano de obra (Trabajadores).

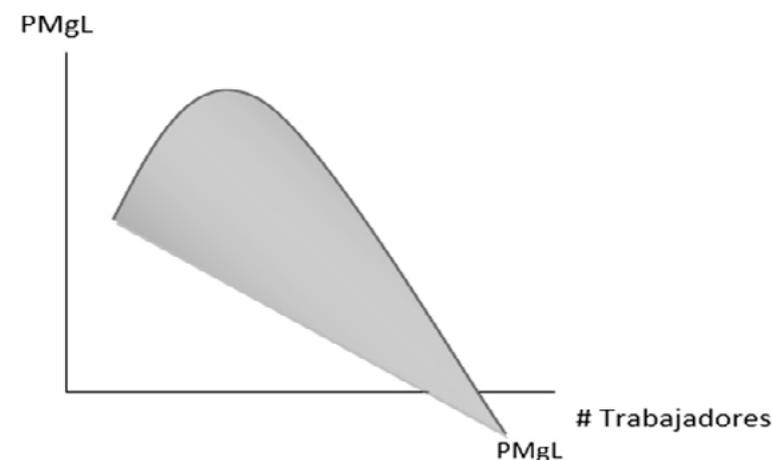
Gráfico 15 . Producción de corto plazo



Fuente: Microeconomía (Pindyck, 2014)

Este fenómeno se conoce como *productividad marginal del trabajo*, el cual es definido como la variación que experimenta la producción por el cambio positivo en un trabajador que se agregue al producto.

Gráfico 16. Productividad marginal (PMgL)



Fuente: Microeconomía (Pindyck, 2014)

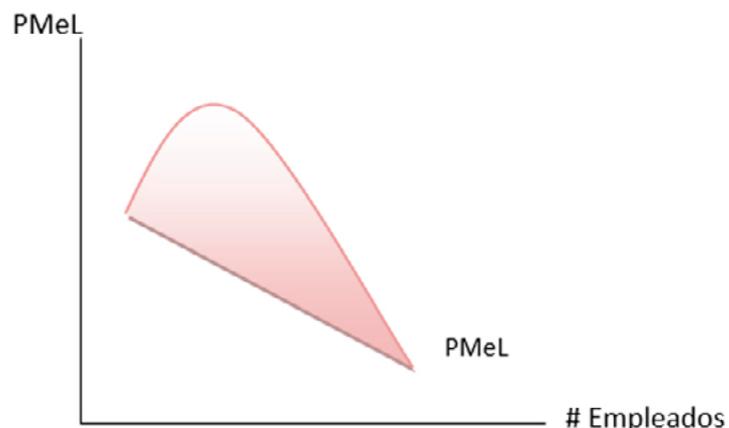
El comportamiento de la producción total de corto plazo y el producto marginal con respecto al trabajo son diferentes para cada tipo de organización y cada tipo de producto; sin embargo, desde la teoría económica sus configuraciones son similares, esto a razón de dos sucesos imprescindibles (Pindyck, 2014):

- a. Rendimientos marginales crecientes en el inicio de la producción, en donde una unidad de trabajador aporta más que el último trabajador agregado.
- b. Rendimientos marginales decrecientes, en donde cada trabajador aporte menos a la producción en comparación al último trabajador.

3.1.2.2. Producto medio con respecto al trabajo

El producto medio es una variable que define la contribución media que cada trabajador realiza al número de unidades totales de producción. Como variable de eficiencia, identifica los escenarios en donde los trabajadores pueden contribuir más, en promedio, al total del producto.

Gráfico 17. Producto medio con respecto al trabajo (PMeL).

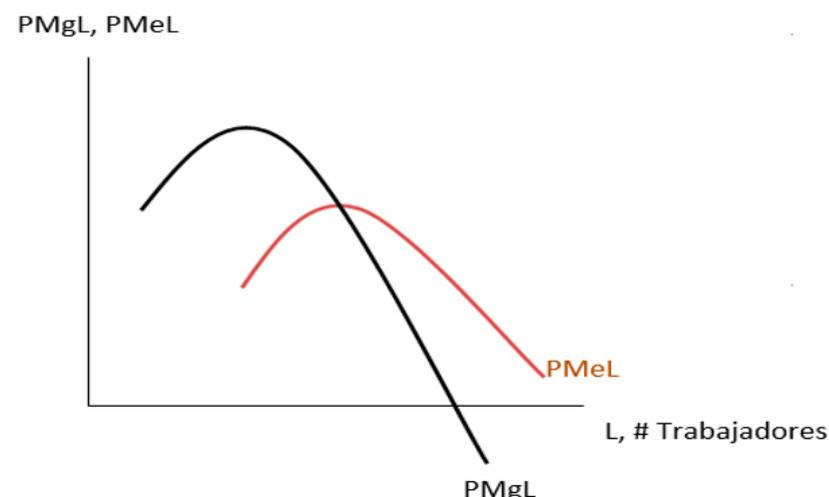


Fuente: Tomado de Pindyck (2014)

Como se muestra en la gráfica 7, el PMeL evidencia un nivel máximo de contribución media del trabajador, así como un nivel menor de contribución del trabajador, y revela un aumento de trabajadores que cada vez menos contribuyen en el total de la producción.

3.1.2.3. Producto medio y producto marginal

Gráfico 18. Producto medio y producto marginal



Fuente: Tomado de Pindyck (2014)

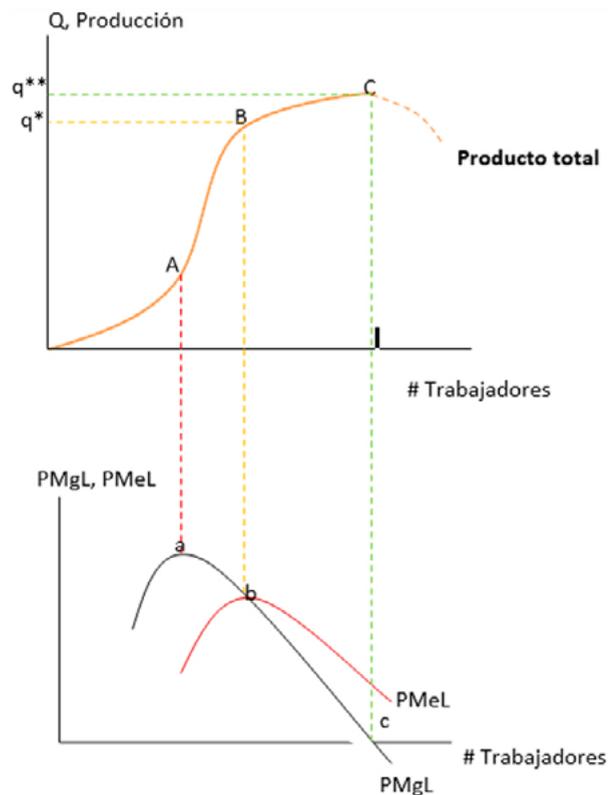
El producto marginal y el producto medio han sido considerados como medidas de eficiencia, e interpretados desde la teoría económica aproximan el uso eficiente de los recursos que, en este caso, en el corto plazo, vinculan el uso de la mano de obra. En el gráfico 8 podemos observar que toda vez que la función del PMgL se intercepta con la función del PMeL se está causando el eficiente productivo, de tal forma que en este corte la empresa obtiene la mayor eficiencia en términos de producto y número de trabajadores. Luego de este intercepto, la empresa puede tener crecimientos positivos en la

producción por cada nuevo trabajador que incorpore a la terminación del producto; sin embargo, sus rendimientos serán decrecientes, pues habrá que emplear más trabajadores para que la producción crezca en pequeñas porciones.

3.1.2.4. Etapas de la producción

Las etapas de la producción en el corto plazo son una interacción de las medidas de eficiencia denotadas desde el producto medio del trabajo y el producto marginal, de tal manera, que la relación de estas permite observar las fronteras de cada una de las etapas, como se muestra en la siguiente gráfica

Gráfico 19. Etapas de la producción



Fuente: Tomado de Pindyck (2014)

Desde el gráfico 18 podemos evidenciar el comportamiento de las 3 etapas de la producción:

Etapa I: desde el origen hasta el punto de máxima eficiencia técnica (B) En esta etapa muestra que toda vez que aumenta el número de trabajadores también aumenta la producción a mayores proporciones, y establece rendimientos marginales crecientes que implican que:

$\Delta Q > \Delta L \rightarrow$ La variación positiva de los trabajadores es inferior a la variación positiva en el producto total.

La frontera de esta etapa se enmarca por el punto q^* , el cual representa el nivel óptimo de la producción; este se evidencia cuando el PMeL es máximo.

Etapa II: desde el eficiente técnico (B) hasta el máximo de la producción En esta etapa se evidencian dos características: la primera es que existe aumentos de la producción toda vez que aumenta el número de trabajadores; sin embargo, esta etapa tiene rendimientos marginales decrecientes, lo que implica que:

Rendimientos marginales decrecientes: $\Delta Q > \Delta L \rightarrow$ La variación positiva del producto es inferior a la variación positiva de los trabajadores.

Una de las fronteras de esta etapa está enmarcada por el máximo producto q^{**} , el cual se origina cuando el PMgL es igual a cero.

Etapa III: desde el máximo de la producción hasta infinito.

En esta etapa se caracteriza la producción decreciente y los rendimientos marginales decrecientes

Producción decreciente: todo aumento en el número de trabajadores impacta negativamente en la producción, haciéndola negativa.

Rendimientos Marginales decrecientes $\rightarrow \Delta Q > \Delta L$

3.1.3. Producción de largo plazo

La producción en el largo plazo está definida por el límite (o frontera) de las combinaciones entre dos factores, el capital físico (k) y el capital humano (L). En una relación de dependencias el producto total de una empresa depende de las cantidades eficientes de K y de L que la compañía utilice para su operación, por lo tanto, es una función que usa dos factores, que combinados pueden producir Z (Unidades de producto), vinculando la tecnología como un factor exógeno. (Vial & Zurita, 2006)

$$(Q=f(z_1, \dots, z_n))$$

La producción de largo plazo como su nombre lo indica es un periodo relativamente extenso en el que se tienen en cuenta todos los factores, incluso el capital. Esto es posible, puesto que una empresa con el paso del tiempo empezará a introducir nueva maquinaria y, a más largo plazo aún, puede incluso construir una nueva fábrica. En consecuencia, dado que es en el largo plazo donde todos los factores se consideran variables, el objeto de análisis de esta investigación se focalizará desde un horizonte de largo plazo. (Varian, 2010)

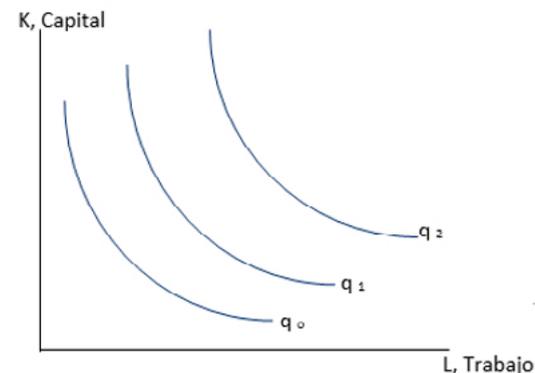
En otras palabras, la función de producción en el largo plazo define la cantidad de producto en términos de las unidades de capital físico y capital humano que se involucren en la producción:

$$Q=f(L,K) \tag{2}$$

Este comportamiento es definido por la teoría económica como una Isocuanta.

Isocuanta: combinación de diferentes unidades de capital físico y capital humano que producen la misma cantidad de bienes (Ver Gráfico 10)

Gráfico 20. Isocuanta



Las curvas isocuantas muestran niveles de producción constante a lo largo de cada punto su trazo, a medida que se distancian del origen se obtiene aumentos de la producción (Vial & Zurita, 2006)

Fuente: Tomado de Vial & Zurita (2006).

3.1.3.1. Rlación marginal de sustitución técnica (RMST)

Como se ha definido, la producción de largo plazo supone el uso de 2 factores de producción, cuya participación es heterogénea en sus cantidades, lo que define grados de sustitución entre estos; los grados de intercambio de K por L y viceversa determinan la posibilidad que tienen las empresas de combinar sus factores estableciendo eficiencia técnica de sus recursos en combinación y uso simultáneo.

Matemáticamente,

$$Q= f (K,L)$$

$$\partial Q = \frac{\partial Q}{\partial L} \partial L + \frac{\partial Q}{\partial K} \partial K$$

$$\frac{\partial K}{\partial L} = \frac{\frac{\partial Q}{\partial L}}{\frac{\partial Q}{\partial K}} = RMST$$

$$PMgl = \frac{\partial Q}{\partial L} \partial L$$

$$PMgk = \frac{\partial Q}{\partial K} \partial K$$

∴

$$RMST = \frac{PMgK}{PMgL}$$

Productividad marginal del capital (PMgK): cambios que experimenta la producción al aumentar el capital en 1 unidad.

Productividad marginal de la mano de obra (PMgL): cambios que experimenta la producción al aumentar la mano de obra en 1 unidad.

La RMST es decreciente debido a que las disminuciones del valor del capital aumentarían la participación de la mano de obra.

3.2. Eficiencia técnica

El concepto de eficiencia tiende a asemejarse con la productividad total de los factores productivos (PTF). La PTF es la división entre el índice de productos y el índice de insumos. Sin embargo, alude a que, cuando se tienen varios insumos y varios productos, la PTF puede ser reemplazada principalmente por *la eficiencia técnica* (ET) y la *eficiencia asignativa* (EA).

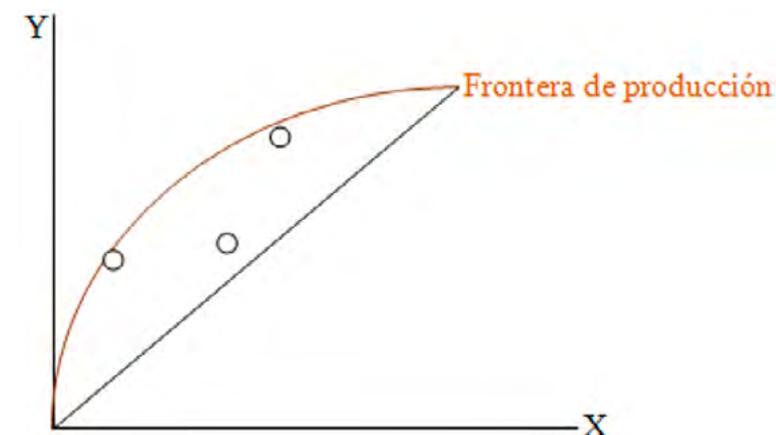
La ET refleja la capacidad de una unidad productiva para optimizar la producción, dado un conjunto particular de insumos, una combinación factible de insumos y productos es técnicamente eficiente "si no es técnicamente posible aumentar algún producto y/o reducir algún insumo sin reducir simultáneamente al menos otro producto y/o aumentar al menos otro insumo" (Buchelli & Marín, 2012, pag. 202); mientras que la EA refleja la capacidad de la empresa para usar el insumo en proporciones óptimas o para producir la combinación óptima de productos, dados sus precios y la tecnología de producción.

3.3. Fronteras de producción

Patiño, Gómez, y Osorio (2010) argumentan que las fronteras estocásticas (SFA) son consideradas un método alternativo al análisis Envolvente de Datos (DEA); estas son usadas para estimar la frontera de producción partiendo de una forma funcional dada para la relación entre los insumos y un producto. Sin embargo, antes de enfatizar en las fronteras estocásticas es necesario hablar del término *frontera de producción*.

La frontera de producción está definida como aquella función que, dada una combinación de *inputs* determinada, permite producir el máximo *output* posible. En este sentido se puede afirmar que dentro de la frontera de producción se encuentran los puntos más productivos o eficientes.

Gráfico 21. Frontera de producción



Fuente: Tomado de Pindyck (2014)

Cualquiera de los puntos que se encuentren dentro de la curva de la frontera de producción es considerado eficiente técnicamente. Por su parte, los puntos que se encuentran por debajo de la curva son puntos considerados ineficientes dado que no se estarían aprovechando al máximo los recursos disponibles.

Los primeros en proponer los modelos de fronteras estocásticas fueron Aigner, Lovell y Schmidt (1977) y Meeusen y Van den Broeck (1977); ellos introdujeron el tema de manera simultánea. Algunas décadas después Cornwell, Schmidt y Sickles (1990) y Kumbhakar (2000) propusieron un modelo de fronteras estocásticas de producción con datos de panel para estimar eficiencia técnica variante en el tiempo.

Las fronteras de producción estocásticas muestran los diferentes puntos donde se encuentran las unidades más productivas o las combinaciones eficientes. Para los análisis de fronteras de producción estocástica se hace uso de diferentes funciones de producción, una de las más populares es la función Coob-Douglas cuya forma funcional linealizada es la siguiente: $Y = X\beta + \varepsilon$. Donde Y es el vector del logaritmo natural del producto obtenido, la matriz X está compuesta por una columna de unos y por el logaritmo natural de cada uno de los insumos involucrados y ε es el término estocástico de perturbación.

4. Panel de datos dinámico

De acuerdo con las nuevas tendencias que rigen los mercados y el mundo empresarial, es necesaria la implementación de herramientas eficientes para el estudio y la estimación de fenómenos sociales que conlleven a una efectiva toma de decisiones y a la consecución de los objetivos propuestos. La estimación por panel de datos se considera un método analítico eficaz para el análisis econométrico al brindar al estudio pertinente diversos puntos de vista gracias a la inclusión de N secciones cruzadas (por ejemplo: empresas, ciudades, municipios, países, etc.) y su comportamiento a través del tiempo (por ejemplo: años, meses, trimestres, entre otros). Formalmente puede considerarse el panel de datos como técnica de estimación estadística que combina observaciones de tipo transversal como de series de tiempo. Los datos de corte transversal son aquel conjunto de observaciones de N individuos en un mismo periodo de tiempo, mientras que las series de tiempo constituyen el estudio de un mismo individuo en diversas fases temporales. Al conglomerado de datos de panel suele denominarse en ocasiones como datos longitudinales.

Según Asteriou y Hall (2011), si el panel de datos contiene el mismo número de observaciones temporales para cada variable e individuo, es conocido como un panel *balanceado*. Generalmente en actividades investigativas se trabaja con paneles no balanceados en donde hay diferente número de observaciones temporales para algunos individuos, pero esto no causa mayores inconvenientes de carácter conceptual. De igual forma, existen

distintas clasificaciones de los paneles dependiendo de la magnitud de su dimensión transversal como temporal. Principalmente son las siguientes (Mahía, 2000):

- Panel Micro: Un panel que posee un gran número de observaciones transversales.
- Panel Macro: panel que posee un gran número de observaciones temporales.
- Campo Aleatorio o *Random Field*: se identifica cuando el panel posee un amplio espectro dimensional.

Lo importante de este método es que cada relación individual contendrá los mismos parámetros de estudio; es decir, el análisis de cada individuo se realizará con unas mismas variables sin excluir o adherir alguna de ellas para el estudio de los demás. Ejemplo de estas variables pueden ser el ingreso, sexo, edad, etc. Esto es conocido como el *supuesto de agrupamiento*, en el que su cumplimiento hace posibles múltiples ventajas en la estimación del panel como lo son:

- El tamaño de la muestra puede incrementarse considerablemente mediante el uso del panel y, por lo tanto, considerar mejores estimaciones.
- Bajo ciertas circunstancias, el problema de variables omitidas, que causa estimaciones viciadas en la regresión simple, puede no ocurrir en el panel.

La desventaja en el uso del panel de datos es que, si no se hace cumplimiento del supuesto de agrupación, puede ocasionar diversos problemas como lo es la evidencia de un panel heterogéneo, que es la presencia de diferentes parámetros por medio de los individuos.

Otra situación problemática que se presenta comúnmente en las estimaciones de series de tiempo es que cuando se poseen muestras con pocas observaciones es complicado obtener estadísticos *t* y *F* significativos, pero una solución eficaz a este inconveniente es el agrupamiento de la información en un "panel" de series de tiempo con diferentes individuos transversales. La asociación de las observaciones causará diferencias entre los individuos o

las diferentes series de tiempo, en el que ésta puede ser capturada mediante el uso de dos modelos. La captura de las divergencias sistemáticas o también llamadas como *heterogeneidad no observable*, por medio de variables *dummy* se le conoce como *modelo de efectos fijos* o *efectos inobservables*, pero existe además un modelo alternativo un modelo alternativo que puede tomar variables aleatorias para cada sección o individuo, que se le denomina *modelo de efectos aleatorios*.

Las siguientes características son consideradas las principales ventajas acerca del uso de panel de datos para el análisis econométrico:

- Inicialmente, según Gujarati (2004), dado que los datos pueden relacionar individuos, empresas, estados, etc., a través del tiempo no se logra dar una limitación para la heterogeneidad de tales unidades. Las técnicas de estimación para los datos de panel pueden tener en consideración tal heterogeneidad puesto que permiten la existencia de variables específicas individuales.
- Esta modalidad permite mejorar la detección y medición de aquellos efectos que no son observables en las series de tiempo o datos de corte transversal.
- Se proporciona una mayor cantidad de datos informativos, más variabilidad, menos colinealidad entre las variables, más grados de libertad y mayor eficiencia, repercutiendo así una mayor validez de los estimadores (Salas, 1999).
- Los datos en panel son más adecuados para el estudio de la dinámica del cambio al estudiar la sección transversal de observaciones.
- Según Salas (1999), los datos en panel controlan la heterogeneidad individual puesto que suponen que los miembros son diferentes. Los estudios de series de tiempo y de corte transversal que no toman en cuenta ese aspecto pueden arrojar estimadores sesgados.

Por otro lado, las desventajas en el uso de panel de datos están asociadas a la estimación en inferencia. Debido a que los datos de panel contemplan tanto dimensiones de corte transversal como de series de tiempo, los problemas presentes en las estimaciones de corte transversal (como la heterocedasticidad) así como aquellas asociadas a series de tiempo (au-

tocorrelación) deben considerarse. Igualmente podrían surgir problemas adicionales tales como la correlación cruzada en unidades individuales en el mismo punto de tiempo (Gujarati, 2004).

El panel de datos dinámico utilizado en este estudio introduce rezagos tanto en las variables dependiente como independiente; en este caso se incluye una muestra (empresas) para un tiempo determinado, permitiendo estudiar datos de corte temporal y estructural. La técnica de panel de datos captura la heterogeneidad no observada, aquella que está compuesta de partes de distinta naturaleza, debido a que esta no se detecta con técnicas temporales, ni transversales por separado; hora, por ser datos grandes de estudio esta ofrece mayor dinamismo en el estudio y análisis al incorporar el efecto temporal y efectos específicos individuales de forma conjunta. Los efectos individuales son los que no varían en el tiempo y afectan de manera desigual cada parte de la muestra de estudio, pero que son importantes en la toma de decisiones; por ejemplo inversión en la operación de la empresa, etc. El efecto temporal es el que, sin importar, no varía en el tiempo, pero que toma en cuenta toda la muestra de estudio por igual; por ejemplo: choques macroeconómicos.

4.1. Panel de datos a través del modelo lineal

La estructura econométrica general para panel de datos puede expresarse de la siguiente forma (Wooldridge, 2009):

$$y_{it} = \sum_{k=1}^M \beta_k x_{k,it} + u_{it} ; t = 1,2,3 \dots T, i = 1,2,3 \dots$$

donde: $u_{it} = \alpha_i + \varphi_t + \varepsilon_{it}$

Con respecto al anterior modelo, el subíndice i denota a los individuos que participan en la regresión (parte transversal), t indica el tiempo (parte temporal) y k representa las variables que explican el comportamiento de y_{it} . Es necesario determinar cuáles factores no observables tendrán un comportamiento fijo o variable a medida que transcurre el tiempo. El parámetro α_i captura aquellos impactos constantes que influyen en la variable

explicada sin importar el paso del tiempo; este elemento del modelo hace referencia a la heterogeneidad individual. El parámetro φ_t es una componente temporal del sistema que es invariable a través de los individuos. El factor variable ε_{it} o también denominado *error idiosincrático* representa a las influencias inobservables que cambian con el tiempo y los individuos.

4.1.1. Sistemas de estimación

El modelo lineal de panel de datos habitualmente suele estimarse mediante tres distintos métodos¹:

- Con una constante común en la ecuación.
- Permitiendo efectos fijos.
- Permitiendo efectos aleatorios.

4.2. Inferencia con una variable k

Se representa con la ecuación de la forma:

$$y_{it} = a + \sum_{k=1}^K \beta_k x_{k,it} + u_{it} ; t = 1,2,3 \dots T, i = 1,2,3 \dots N$$

El método de estimación por constante común presenta resultados basados en el principio de que no existen cambios entre las observaciones de la sección trasversal del fenómeno de estudio; es decir, el modelo estima una constante común para todos los individuos. Esto implica que hay presencia de homogeneidad entre los individuos, como por ejemplo: cuando se posee una muestra de únicamente los países de altos ingresos o países solo de la Unión Europea, entre otros. Sin embargo, este método resulta ser un poco restrictivo en comparación con los casos de estimación que se verán a continuación.

¹ Los métodos que se presentan a continuación están basados en los textos de Asteriou, y Hall (2011) y Wooldridge (2009).

4.2.1. Modelos de inferencia *Fixed Effects*

Se representa con la ecuación de la forma:

$$y_{it} = a_i + \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_K X_{Kit} + u_{it}$$

El método de efectos fijos consiste en permitir que cada individuo posea una constante específica que no varíe en el tiempo, en donde ésta demarque una diferencia sustancial frente a los demás, demostrando así la heterogeneidad de las secciones cruzadas. La especificación del modelo, en este caso, es similar al anterior de constante común con la diferencia de que incorpora una variable *dummy* para cada grupo o individuo. A propósito, el estimador de efectos fijos es también denominado como *estimador de mínimos cuadrados con variables dummy* (LSDV, por sus siglas en inglés).

El modelo puede volverse a expresar en notación matricial como:

$$Y = D\alpha + X\beta' + u$$

Donde:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{bmatrix}_{NT \times 1}, \quad D = \begin{bmatrix} i_T & 0 & \dots & 0 \\ 0 & i_T & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & i_T \end{bmatrix}_{NT \times N}, \quad X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1k} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N1} & X_{N2} & \dots & X_{Nk} \end{bmatrix}_{NT \times K}$$

$$\alpha = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_N \end{bmatrix}_{N \times 1}, \quad \beta' = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_N \end{bmatrix}_{K \times 1}$$

Es necesario verificar si el modelo de efectos fijos verdaderamente es el apropiado para estimar el comportamiento del fenómeno de estudio, y para esto nos aseguramos de que las constantes de cada individuo sean diferentes

entre sí. Para confirmar esta hipótesis se hace uso de la prueba F estándar comparando el modelo de efectos fijos con el de constante común por mínimos cuadrados ordinarios. La hipótesis nula corresponde a que todas las constantes son iguales (presencia de homogeneidad),

$$H_0 = a_1 = a_2 = \dots = a_N$$

Testeando la hipótesis alternativa de que al menos una constante difiere de las demás.

El estadístico F será:

$$F = \frac{(R_{EF}^2 - R_{CC}^2)/(N-1)}{(1 - R_{EF}^2)/(NT-N-K)} \sim F(N-1, NT-N-K)$$

Donde R_{EF}^2 es el coeficiente de determinación del modelo de efectos fijos mientras que R_{CC}^2 es el coeficiente de determinación del modelo estimado por constante común. De esta forma, la regla de decisión es que si el estadístico F es mayor al F crítico se rechaza la hipótesis nula, indicando la presencia de heterogeneidad en las secciones.

El modelo de efectos fijos presenta las siguientes propiedades:

- Las constantes capturan todos los efectos que son particulares para cada individuo y que no varían con el tiempo, como por ejemplo aquellos factores geográficos u otros aspectos que serán fijos sin importar el periodo en que se esté.
- Pueden darse los casos en que la cantidad de constantes *dummy* sea enorme al igual que el total de individuos del panel. Sin embargo, computacionalmente es imposible el calcular tal tamaño de diferentes constantes; cuando esto ocurre muchos investigadores suelen transformar el modelo diferenciando las variables para lograr así remover el efecto de las constantes *dummy* y evitar el problema de estimar tantos parámetros. Desafortunadamente, el diferenciar el modelo podría ser indeseable puesto que puede distorsionar el valor de los parámetros y remover cualquier efecto a largo plazo.

De igual manera, es posible realizar una extensión del modelo con la inclusión de un conjunto de variables *dummy* de tipo temporal. Esto es conocido como modelos de efectos fijos de doble vía y tiene la gran ventaja de capturar cualquier efecto que cambia con respecto al tiempo, pero estos han de ser comunes para todo el panel. Por ejemplo, si consideramos empresas españolas en el que todas puedan verse afectadas por las perturbaciones en las tasas de cambio, una variable *dummy* temporal lograría capturar este efecto.

La metodología anteriormente expuesta no es la única para el cálculo de los efectos fijos en el panel de datos. Puede igualmente utilizarse el estimador de mínimos cuadrados ordinarios sobre el modelo de diferencias respecto a las medias grupales y utilizar mínimos cuadrados ordinarios sobre el modelo de desviaciones ortogonales, entre otros.

A continuación, se hará una síntesis del modelo de mínimos cuadrados con transformación intragrupal. Según Wooldridge (2009), supóngase que se tiene un modelo de panel de datos con una sola variable explicativa:

$$y_{it} = \beta_1 x_{it} + a_i + u_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T$$

Ahora, para cada individuo, se promedia la ecuación en el tiempo y se obtiene:

$$\bar{y}_i = \beta_1 \bar{x}_i + a_i + \bar{u}_i$$

Donde $\bar{y}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_{it}$, y así sucesivamente. Sabemos que la componente a_i es fija a pesar del transcurso del tiempo y tiene presencia tanto en la ecuación original del modelo como en la ecuación promedio en el tiempo. Sabiendo esto, restamos ambas ecuaciones obteniendo lo siguiente:

$$(y_{it} - \bar{y}_i) = \beta_1 (x_{it} - \bar{x}_i) + (u_{it} - \bar{u}_i), \quad t = 1, 2, \dots, T$$

o

$$\dot{y}_{it} = \beta_1 \dot{x}_{it} + \dot{u}_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T$$

En el que $\dot{y}_{it} = y_{it} - \bar{y}_i$, son los datos con el tiempo deducido sobre y e igualmente para las demás. El estimador de mínimos cuadrados con variables con el

tiempo deducido se llama *estimador de efectos fijos* o *estimador intragrupal (within)*. Mediante esta transformación se permitirá obtener el conjunto de parámetros " β " y lograr calcularse posteriormente la componente heterogénea de cada individuo a_i como (Mahía, 2000):

$$\hat{a}_i = \bar{y}_i - \beta_1 \bar{x}_{1i} - \beta_2 \bar{x}_{2i} - \dots - \beta_K \bar{x}_{Ki}$$

Los supuestos que enmarcan al modelo de efectos fijos son los siguientes (Wooldridge, 2009, p. 503):

1. Para cada i , el modelo es:

$$y_{it} = \beta_1 x_{1it} + \dots + \beta_K x_{Kit} + a_i + u_{it}, \quad t = 1, \dots, T$$

Donde las β_j son los parámetros para estimar y a_i es el efecto inobservable.

2. Se tiene una muestra aleatoria en la dimensión de corte transversal.
3. Cada variable explicativa cambia con el tiempo (al menos para alguna i), y no existe una relación lineal perfecta entre las variables explicativas.
4. Para cada t , el valor esperado del error idiosincrático, dadas las variables explicativas en todos los periodos y el efecto inobservable, es cero: $E(u_{it} | X_i, a_i) = 0$
Gracias a estos cuatro anteriores supuestos el estimador de efectos fijos es insesgado y consistente con un T fijo conforme $N \rightarrow \infty$.
5. $Var(u_{it} | X_i, a_i) = Var(u_{it}) = \sigma_u^2$ para toda $t = 1, \dots, T$.
6. Para toda $t \neq s$, los errores idiosincráticos no están correlacionados (de manera condicional en todas las variables explicativas y en a_i): $Cov(u_{it}, u_{is} | X_i, a_i) = 0$
Con base en los anteriores supuestos el estimador de efectos fijos de los betas es MELI (Mejor Estimador Lineal Insesgado).
7. De manera condicional en X_i y en a_i , los u_{it} y en i , los son independientes e idénticamente distribuidos como Normal $(0, \sigma_u^2)$

4.2.2 Modelos de inferencia con *mixed effects*

La estructura que tiene este método frente a la estimación del panel por efectos fijos, recae en que este último no utiliza las constantes de cada

individuo como invariables sino como parámetros aleatorios. Por lo tanto, la variabilidad de la constante para cada individuo se comportará de la siguiente manera:

$$a_i = a + v_i$$

En el que v_i es una variable aleatoria estandarizada con media cero. Por consiguiente, los efectos aleatorios del modelo tomarán la siguiente forma:

$$y_{it} = (a + v_i) + \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_K X_{Kit} + u_{it}$$

$$y_{it} = a + \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_K X_{Kit} + (u_{it} + v_i)$$

Sin embargo, la desventaja más notoria de la estimación por efectos aleatorios es que se necesita establecer algunos supuestos acerca de la distribución de la componente aleatoria. Además, si los efectos inobservados de las secciones se encuentran correlacionados con las variables explicativas, la estimación resultante será viciada e inconsistente. Pero, no puede negarse que las ventajas del uso del presente método son las posibilidades de estimar menos parámetros con respecto al método de efectos fijos, y la opción de tener variables binarias temporales entre las variables explicativas.

De acuerdo con lo visto anteriormente, podría decirse que el estimador de efectos aleatorios es superior comparado con el de efectos fijos, debido a que la estructura del estimador es de mínimos cuadrados generalizados, mientras que el último es, en efecto, un caso limitado del modelo de efectos aleatorios. Sin embargo, el modelo de efectos aleatorios está basado en los supuestos de que los efectos fijos están incorrelacionados con las variables explicativas, y esto en la práctica crea limitaciones con el comportamiento del panel.

Los supuestos que enmarcan al modelo de efectos aleatorios son los siguientes²:

² El siguiente apartado se encuentra basado en el trabajo de Wooldridge (2009, p. 503).

1. Para cada i , el modelo es:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{1it} + \dots + \beta_K x_{Kit} + a_i + u_{it}, \quad t=1, \dots, T$$

Donde las β_j son los parámetros para estimar y a_i es el efecto inobservable.

2. Se tiene una muestra aleatoria en la dimensión de corte transversal.
3. Para cada t , el valor esperado del error idiosincrático, dadas las variables explicativas en todos los periodos y el efecto inobservable, es cero: $E(u_{it} | X_t, a_i) = 0$
4. $Var(u_{it} | X_t, a_i) = Var(u_{it}) = \sigma_u^2$, para toda $t=1, \dots, T$.
5. Para toda $t \neq s$, los errores idiosincráticos no están correlacionados (de manera condicional en todas las variables explicativas y en a_i): $Cov(u_{it}, u_{is} | X_t, a_i) = 0$.
6. No hay relaciones causales lineales perfectas entre las variables explicativas. El costo de permitir regresores constantes en el tiempo es que deben añadir supuestos acerca de cómo se relaciona el efecto inobservable a_i con las variables explicativas.
7. El estimado de a_i dadas, todas las variables independientes, es constante $E(a_i | X_i) = \beta_0$. Este es el supuesto que rige la correlación entre el efecto inobservable y las variables explicativas, y es la distinción fundamental entre los efectos fijos y los efectos aleatorios. En cuanto se suponga que a_i no se correlaciona con ninguno de los elementos de x_{it} , es posible incluir variables explicativas constantes en el tiempo.
8. La varianza de a_i dadas, todas las variables explicativas, es constante: $Var(a_i | X_i) = \sigma_a^2$.

Según Judge et al (1980 pp. 489-491) es relevante tener en cuenta algunos parámetros de las dimensiones del panel para elegir con cuál de los métodos realizar la estimación, concluyendo lo siguiente:

- Si el número de datos de la serie de tiempo es grande y el número de unidades de corte transversal es pequeño, es probable que haya poca diferencia entre los valores de los parámetros estimados mediante modelos de efectos fijos o aleatorios. Con respecto a este caso, por conveniencia del cálculo es preferible un modelo de efectos fijos.

- Cuando el número de unidades de corte transversal es grande y el número de datos de la serie temporal es pequeño, las estimaciones obtenidas por ambos métodos pueden variar en forma significativa. En este caso el uso del modelo de efectos fijos es adecuado si se tiene la firme convicción de que las unidades transversales en la muestra no se extrajeron de manera aleatoria de una muestra mayor. Sin embargo, si se considera que las unidades de corte transversal de la muestra se extrajeron de modo aleatorio, el modelo de efecto aleatorio es adecuado.
- Si la estructura de error individual ε_i y una o más de las variables regresoras están correlacionadas, los estimadores del modelo aleatorio estarán sesgados, mientras que los obtenidos a partir del modelo de efectos fijos no lo están.
- Si el número de unidades de corte transversal es grande y el número de datos de la serie temporal es pequeña y si los supuestos en los que se basa el modelo de efectos aleatorios son aún válidos, entonces los estimadores de este método son más eficientes que los provistos por modelos de efecto fijo.

Así, tal y como afirman Johnston y Dinardo (1997, p. 403):

"No hay una regla sencilla que ayude al investigador a navegar entre los resultados arrojados por los efectos fijos y los resultados del error de medición y la selección dinámica. Sin embargo, aunque representan una mejora respecto de los datos de corte transversal, los datos de panel no son una cura milagrosa para todos los problemas de los econométricos."

4.2.3 Prueba de Hausman

La prueba de Hausman fue formulada con el propósito de guiar al investigador al momento de decidir si estimar el panel con efectos fijos o efectos aleatorios. Hausman (1978) adoptó la prueba bajo la hipótesis de la no presencia de correlación, en donde el estimador por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y el de mínimos cuadrados generalizados son consistentes, pero al mismo tiempo, el estimador por MCO es ineficiente. Mientras que la hipótesis alternativa declara que el estimador por MCO es consistente, pero no el de MCG. Para ser más específicos, Hausman asumió que hay

dos estimadores, β_0 y β_1 , procedentes del vector de betas (β) en el modelo econométrico y estableció como hipótesis nula que ambos estimadores eran consistentes, pero β_0 era ineficiente, y como hipótesis alternativa, que β_0 era consistente y eficiente, pero β_1 era inconsistente.

La decisión asertiva entre elegir el método de efectos fijos o efectos aleatorios implica investigar si las variables explicativas están correlacionadas con el efecto individual o inobservado. La ventaja en el uso de efectos fijos es que el estimador es consistente, incluso cuando existe correlación con la componente inobservable de los individuos. En otras palabras, dado un panel de datos en el que el uso de efectos fijos podría ser apropiado, el test de Hausman indicaría si la estimación por efectos aleatorios llegaría a ser casi tan buena. De acuerdo con Ahn y Moon (2001), el estadístico de Hausman podría ser visto como una medida de distancia entre los estimadores por efectos fijos y efectos aleatorios. En definitiva, estamos verificando con la hipótesis nula que los efectos aleatorios son consistentes y eficientes, mientras que con la hipótesis alternativa evidenciamos si los efectos aleatorios son inconsistentes (puesto que los efectos fijos siempre serán consistentes). El estadístico de Hausman es el siguiente:

$$H = (\hat{\beta}^{EF} - \hat{\beta}^{EA})' [Var(\hat{\beta}^{EF}) - Var(\hat{\beta}^{EA})]^{-1} (\hat{\beta}^{EF} - \hat{\beta}^{EA}) \sim \chi^2(k)$$

Si el p-value del estadístico es grande, indica que la diferencia entre las estimaciones es significativa y por lo tanto rechazamos hipótesis nula. Si esto ocurre debe de usarse el estimador de efectos fijos. De lo contrario, si el valor del estadístico es pequeño implica que es más apropiado utilizar el estimador de efectos aleatorios.

4.2.4 Aplicación con *software Eviews*: datos de panel

4.2.4.1 Ingreso en *Eviews*

Tenga en cuenta el siguiente escenario:

Asuma que poseemos un conjunto de datos conformado por tres variables (Y, X y E), y que tenemos un panel de datos de esas tres variables con ocho

secciones ($i=1,2,\dots,8$) para cuarenta periodos ($t=1,2,\dots,40$), en el que para este ejemplo serán cuarenta años de 1960 a 1999. Queremos ingresar la información a Eviews para estimar la regresión:

$$Y_{it} = a_i + \beta_1 X_{it} + \beta_0 E_{it} + u_{it}$$

Para hacer esto realizamos lo siguiente:

- Paso 1: creamos un *Workfile*; necesitamos crear un nuevo archivo de trabajo en Eviews siguiendo la ruta *File/New/Workfile*. Después nos aseguramos de que la estructura de datos se encuentre en frecuencia regular (*Dated-regular frequency*). Indicamos la frecuencia de datos como Anual e ingresamos en fecha inicial 1960 y fecha final 1999 para este caso específico y oprimimos OK.
- Paso 2: creamos un *pool object*. Luego se crea un *pool object*, dirigiéndonos a la ruta *Object/New Object* y de la lista que se despliega a continuación seleccionamos *Pool*, le otorgamos un nombre en el espacio que se encuentra en la esquina superior derecha, por ejemplo "basic". Oprimimos OK y se despliega una ventana de la cual su primera línea dice lo siguiente: *Cross-Section identifiers: (Enter identifiers below this line)*.
- En la presente ventana es donde se escribirán los nombres de cada uno de los individuos que constituyen la dimensión transversal. Si por ejemplo se tienen diferentes países podremos entrar sus respectivos nombres, especificándolos con nombres cortos y en donde cada uno poseerá la misma cantidad de letras.
- Paso 3: ingresamos los identificadores. En nuestro ejemplo tenemos ocho diferentes secciones, en el que cada una podrá llamarse de acuerdo con el estudio que se esté realizando; para nuestro ejemplo no poseemos alguna identificación específica de las secciones por lo que le asignaremos el número del 1 al 8.
- Paso 4: creación de las variables. Ahora ingresaremos las variables que constituirán el panel de datos. Para hacer esto damos clic en el botón *PoolGenr*, en la ventana del objeto *Pool*. Esto abrirá el estimador de series en la ventana de ecuaciones (*equation window*), en donde allí especificaremos nuestra ecuación. Primero

ingresaremos la variable Y de la siguiente forma:

y_=0

Seguidamente presionamos OK. Este comando creará ocho diferentes variables en la hoja de trabajo, con el nombre de y_01, y_02, y_08. Esta orden lo que en realidad está ejecutando es el sustituir el símbolo de interrogación (?), por cada uno de los identificadores expresados en los pasos anteriores.

- Paso 5: copiar y pegar los datos desde Excel. Si abrimos las ocho variables anteriormente generadas con doble clic izquierdo (seleccionando cada una de estas con clic izquierdo y oprimiendo a la vez la tecla control), y seleccionamos la opción abrir como grupo (*Group*), tendremos una matriz de 40 x 8 dimensiones de ceros (ver tabla 1):

Es importante tener organizada la información en Excel de acuerdo con este mismo formato matricial. A continuación, oprimimos el botón edit +/- para activar el modo edición del grupo, pegamos los datos y finalmente oprimimos de nuevo edit +/- para desactivar el modo editor. El mismo procedimiento deberá seguirse para ingresar las demás variables (X y E).

4.2.4.2 Estimación en Eviews

Luego de agregar los datos a Eviews, la estimación del panel se lleva a cabo usando el "*pool Object*". Iniciamos dando clic al botón *Estimate*, en el que se abrirá la ventana "*Pool Estimation*" para ajustar las características de la estimación del modelo. En esta ventana ingresaremos la variable dependiente, los regresores y los efectos correspondientes. Para el presente ejemplo, insertaremos en "dependent variable" la variable Y, indicando que se incluirán todas las secciones de la variable. Los regresores se ingresarán en el espacio de "*common coefficients*" incluyendo la constante "C" seguido de las variables X y E. También tenemos las opciones de cambiar la muestra digitando diferentes valores para la fecha inicial como para la fecha final (en este caso 1960 y 1999), incluir coeficientes específicos en las secciones cruzadas para alguna variable regresora o de igual forma coeficientes temporales específicos solamente con digitar el nombre de las variables

Tabla 1. Gemación de Grupo

	Y_01	Y_02	Y_03	Y_04	Y_05	Y_06	Y_07	Y_08
1960	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1961	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1962	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1963	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1964	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1965	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1966	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1967	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1968	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1969	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1970	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1971	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1972	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1973	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1974	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1975	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1976	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1977	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1978	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1979	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1980	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1981	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1982	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1983	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1984	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1985	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1986	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1987	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1988	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1989	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1990	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1991	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1992	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1993	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1994	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1995	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1996	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1997	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1998	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1999	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

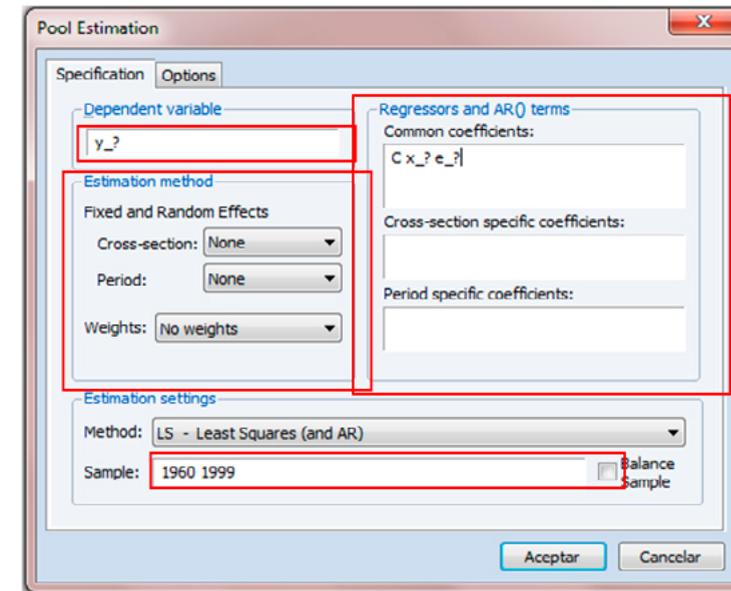
Fuente: Tomado de *Eviews* (2014)

en los cuadros de texto y seleccionar los diferentes métodos de estimación disponibles (efectos fijos o aleatorios), entre otras más opciones.

Si dejamos todas las opciones predeterminadas se estimará el panel por constante común (ver tabla 2):

Para estimar el modelo por efectos fijos, nos dirigimos de nuevo a *Estimate* y seleccionamos *Fixed* en la lista desplegable de la sección transversal, (ver tabla 3).

Tabla 2. Estimación de variables



Fuente: Tomado de *Eviews* (2014)

Tabla 3. Variables estimadas

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	50.27199	2.040134	24.64151	0.0000
X_?	0.496646	0.018320	27.10964	0.0000
E_?	1.940393	0.153886	12.60930	0.0000
R-squared	0.739693	Mean dependent var	105.2594	
Adjusted R-squared	0.738051	S.D. dependent var	5.254932	
S.E. of regression	2.689525	Akaike info criterion	4.825937	
Sum squared resid	2293.034	Schwarz criterion	4.861265	
Log likelihood	-769.1500	Hannan-Quinn criter.	4.840044	
F-statistic	450.3965	Durbin-Watson stat	1.061920	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: Tomado de *Eviews* (2014)

La estimación del modelo por efectos aleatorios resultó de la siguiente forma:

Tabla 4. Efectos Fijos

Dependent Variable: Y_?				
Method: Pooled Least Squares				
Date: 06/29/14 Time: 23:47				
Sample: 1960 1999				
Included observations: 40				
Cross-sections included: 8				
Total pool (balanced) observations: 320				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	52.81111	2.434349	21.69414	0.0000
X_?	0.473709	0.021889	21.64181	0.0000
E_?	1.845824	0.157163	11.74465	0.0000
Fixed Effects (Cross)				
01--C	0.432805			
02--C	0.548114			
03--C	-0.436944			
04--C	0.084326			
05--C	-0.161931			
06--C	0.531979			
07--C	-0.044436			
08--C	-0.953913			
Effects Specification				
Cross-section fixed (dummy variables)				
R-squared	0.746742	Mean dependent var	105.2594	
Adjusted R-squared	0.739389	S.D. dependent var	5.254932	
S.E. of regression	2.682644	Akaike info criterion	4.842234	
Sum squared resid	2230.940	Schwarz criterion	4.959994	
Log likelihood	-764.7575	Hannan-Quinn criter.	4.889258	
F-statistic	101.5609	Durbin-Watson stat	1.030970	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fuente: Tomado de *Eviews* (2014)

4.2.5. Prueba de Hausman en *Eviews*

Hallada la estimación por el método de efectos aleatorios, podremos comparar gracias al test de Hausman cuál de los métodos es el adecuado para el panel en cuestión. Para realizar el test seguimos la ruta *View/Fixed-Random Effects Testing/Correlated Random Effects-Hausman Test*. Podemos observar en este caso, que el estadístico Chi-cuadrado (7.868) es mayor al valor crítico; por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula de efectos aleatorios, optando así en favor de los efectos fijos.

Tabla 5. Efectos aleatorios

Dependent Variable: Y_?				
Method: Pooled EGLS (Cross-section random effects)				
Date: 06/30/14 Time: 00:00				
Sample: 1960 1999				
Included observations: 40				
Cross-sections included: 8				
Total pool (balanced) observations: 320				
Swamy and Arora estimator of component variances				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	50.27199	2.034914	24.70472	0.0000
X_?	0.496646	0.018273	27.17917	0.0000
E_?	1.940393	0.153492	12.64165	0.0000
Random Effects (Cross)				
01--C	0.000000			
02--C	0.000000			
03--C	0.000000			
04--C	0.000000			
05--C	0.000000			
06--C	0.000000			
07--C	0.000000			
08--C	0.000000			
Effects Specification				
Cross-section random				
Idiosyncratic random				
		S.D.	Rho	
		0.000000	0.0000	
		2.682644	1.0000	
Weighted Statistics				
R-squared	0.739693	Mean dependent var	105.2594	
Adjusted R-squared	0.738051	S.D. dependent var	5.254932	
S.E. of regression	2.689525	Sum squared resid	2293.034	
F-statistic	450.3965	Durbin-Watson stat	1.061920	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Unweighted Statistics				
R-squared	0.739693	Mean dependent var	105.2594	
Sum squared resid	2293.034	Durbin-Watson stat	1.061920	

Fuente: Tomado de *Eviews* (2014)

Tabla 6. Test de Hausman

Correlated Random Effects - Hausman Test
 Pool: BASIC
 Test cross-section random effects

Test Summary	Chi-Sq. Statistic	Chi-Sq. d.f.	Prob.
Cross-section random	7.868021	2	0.0196

** WARNING: estimated cross-section random effects variance is zero.

Cross-section random effects test comparisons:

Variable	Fixed	Random	Var(Diff.)	Prob.
X_?	0.473709	0.496646	0.000145	0.0570
E_?	1.845824	1.940393	0.001140	0.0051

Cross-section random effects test equation:
 Dependent Variable: Y_?
 Method: Panel Least Squares
 Date: 06/30/14 Time: 01:01
 Sample: 1960 1999
 Included observations: 40
 Cross-sections included: 8
 Total pool (balanced) observations: 320

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	52.81111	2.434349	21.69414	0.0000
X_?	0.473709	0.021889	21.64181	0.0000
E_?	1.845824	0.157163	11.74465	0.0000

Effects Specification

Cross-section fixed (dummy variables)

R-squared	0.746742	Mean dependent var	105.2594
Adjusted R-squared	0.739389	S.D. dependent var	5.254932
S.E. of regression	2.682644	Akaike info criterion	4.842234
Sum squared resid	2230.940	Schwarz criterion	4.959994
Log likelihood	-764.7575	Hannan-Quinn criter.	4.889258
F-statistic	101.5609	Durbin-Watson stat	1.030970
Prob(F-statistic)	0.000000		

Fuente: Tomado de *Eviews* (2014)

4.3 Datos de panel heterógenos

Un modelo dinámico está caracterizado por la presencia de la variable dependiente rezagada en compañía de los regresores. El modelo básico es:

$$Y_{i,t} = a_i + \beta_i' X_{i,t} + \gamma Y_{i,t-1} + u_{i,t}$$

Donde γ es un escalar, y β como $X_{i,t}$ son cada una matrices de dimensiones $K \times 1$. En economía, los modelos dinámicos son verdaderamente importantes puesto que gran parte de las relaciones económicas poseen la misma naturaleza dinámica. La dimensión temporal del panel de datos nos permite capturar aquellas relaciones dinámicas.

En esta estructura dinámica, la heterogeneidad proviene de la constante individual a_i , en el que se permite su variación a través de las demás secciones. Sin embargo, en economía, es necesario algunas veces introducir una mayor heterogeneidad con el fin de encontrar estimaciones más precisas para las distintas secciones del panel, y para ello es necesario realizar la regresión mediante los estimadores *mean group* o *pooled mean group* puesto que lamentablemente el estimador por MCO para paneles dinámicos es sesgado.

4.3.1. Sesgo en datos de panel dinámico

4.3.1.1 Sesgo en el estimador mínimo cuadrado ordinarios

El estimador de MCO para simples paneles estáticos es consistente para N o T tendientes a infinito únicamente cuando todas las variables explicativas son exógenas y están correlacionadas con el efecto individual específico del modelo. A pesar de esto, el estimador de MCO no es eficiente porque ignora la estructura de la componente del error. De igual manera, las cosas son un poco distintas cuando el modelo incluye la variable dependiente rezagada. Considere el siguiente modelo dinámico, omitiendo los regresores para simplificar:

$$Y_{i,t} = a_i + \gamma Y_{i,t-1} + u_{i,t}$$

Es posible evidenciar que el estimador de MCO en este modelo se encuentra realmente sesgado por la correlación de la variable dependiente rezagada y el efecto individual a_i . Desde que $Y_{i,t}$ esté en función de a_i , $Y_{i,t-1}$ también lo estará. Por lo tanto, la componente $Y_{i,t-1}$, que es el regresor del modelo, estará correlacionado con el término de error y consecuentemente causará que el estimador de MCO sea sesgado e inconsistente, incluso si el error no tuviese correlación serial.

4.3.1.2 Sesgo en el sistema de efectos fijos

El sesgo y la inconsistencia del estimador de MCO provienen de la correlación causada por la variable dependiente rezagada con el efecto individual específico. Podría pensarse que mediante la transformación intergrupala del modelo de efectos fijos dada por:

$$(Y_{i,t} - \bar{Y}_i) = \gamma(Y_{i,t-1} - \bar{Y}_{i,t-1}) + (u_{i,t} - \bar{u}_i)$$

Lograría eliminar el problema, puesto que ahora el efecto individual se ha cancelado. Pero, el problema no se resuelve tan fácilmente.

Considere de nuevo el siguiente modelo:

$$Y_{i,t} = \mu_i + \gamma Y_{i,t-1} + u_{i,t}$$

Donde μ_i es ahora el efecto fijo. Puede mostrarse de nuevo que el estimador de efectos fijos será sesgado para pequeños valores de T. El sesgo, en este caso, es causado por tener que eliminar los efectos individuales desconocidos para cada observación, en el que se crea un sesgo de $1/T$ entre las variables explicativas del modelo intergrupala y los residuales.

4.3.2 Sesgo en la medición de *mixed effects*

El cuestionamiento con el método de estimación por MCG para los efectos aleatorios es similar al que ocurre con el método de mínimos cuadrados con variables *dummy* para efectos fijos. Para aplicar los MCG es necesario

deducir los datos. Esta deducción provoca inevitablemente que la variable dependiente cuasi-deducida esté correlacionada con los residuales cuasi-deducidos, y por esa razón el estimador de MCG será igualmente sesgado e inconsistente.

4.3.3 Alternativas al sesgo de paneles dinámicos

Existen dos posibles soluciones al problema del sesgo anteriormente presentado; una de ellas es introducir variables exógenas en el modelo. Si adherimos variables exógenas a un modelo auto-regresivo de orden uno, el sesgo en el estimador de MCO se reducirá en magnitud, pero seguirá siendo positivo, provocando de igual forma que los coeficientes de las variables exógenas estén sesgados hacia cero. Sin embargo, el estimador de MCO por variables *dummy*, para pequeños valores de T, permanecerá sesgado aun adhiriendo variables exógenas. La segunda alternativa para terminar con este problema es usar métodos de variables instrumentales, propuesto por Anderson y Hsiao (1981, 1982) y por Arellano y Bond (1991). El método por variables instrumentales es un poco complicado, pero es ampliamente usado para paneles con pequeñas dimensiones temporales.

4.3.4 Sesgo en las variables con pendientes heterógenas

En la gran mayoría de las estructuras de panel de datos se establece el supuesto básico de que al menos algunos de sus parámetros serán los mismos a través del panel; esto algunas veces es referenciado como el supuesto de agrupamiento. Algunas dificultades pueden presentarse si este supuesto no se cumple, de ahí que para paneles dinámicos o estáticos bajo ciertas circunstancias sean sesgados. Cuando el supuesto de agrupamiento no se sostiene, el panel de datos se denomina panel heterogéneo, en donde simplemente significa que algunos de sus parámetros varían a través del panel. Igualmente, si el parámetro constante se configura incorrectamente también traería grandes problemas.

Considere el siguiente modelo heterogéneo estático:

$$Y_{it} = \mu_i + \beta_i' X_i + u_{it}$$

La explicación de la heterogeneidad del panel, por ejemplo, se debe porque el componente transversal es considerado para un gran número de variables en diferentes etapas de la estimación modelo. Por simplicidad, asuma que solo hay una variable explicativa, " X_i ", y además que los coeficientes β_i ahora heterogéneos, son:

$$\beta_i = \beta + v_i$$

En este caso, Pesaran y Smith (1995) probaron que tanto los estimadores de efectos fijos como efectos aleatorios pueden ser inconsistentes.

Considere ahora el modelo dinámico auto-regresivo:

$$Y_{it} = a_i + \gamma_i Y_{i,t-1} + \beta_i X_{it} + e_{it}$$

Donde se permite que todos los coeficientes varíen a través de las secciones transversales. Si consideramos las soluciones largo plazo tendremos que:

$$\theta_i = \frac{\beta_i}{1-\gamma_i}$$

Es el coeficiente de largo plazo de X_{it} para la i -ésima sección transversal. Usando lo anterior, se puede reescribir la ecuación del modelo dinámico de la siguiente forma:

$$\Delta Y_{it} = a_i - (1 - \gamma_i)(Y_{i,t-1} - \theta_i X_{it}) + e_{it}$$

Sustituyendo $(1 - \gamma_i)$ por ϕ_i

$$\Delta Y_{it} = a_i - \phi_i(Y_{i,t-1} - \theta_i X_{it}) + e_{it}$$

Ahora consideraremos el modelo con coeficientes aleatorios, indicado que:

$$\begin{aligned} \phi_i &= \phi + v_i \\ \theta_i &= \theta + w_i \end{aligned}$$

Los términos v_i como w_i son términos de error independientes idénticamente distribuidos (i.i.d). Regresando a la solución de largo plazo y dados los anteriores coeficientes obtenemos que:

$$\beta_i = \theta_i \phi_i = \theta \phi + \phi w_i + \theta v_i + w_i v_i$$

Teniendo que $\gamma = 1 - \phi$, y que $\beta = \theta \phi$, si sustituimos estas dos ecuaciones en el modelo original dinámico obtendremos que:

$$\begin{aligned} Y_{it} &= a_i + \gamma_i Y_{i,t-1} + \beta_i X_{it} + \xi_{it} \\ \xi_{it} &= e_{it} - v_i Y_{i,t-1} + (\phi w_i + \theta v_i + w_i v_i) X_{it} \end{aligned}$$

A través de este análisis es cierto que ξ_{it} y $Y_{i,t-1}$ están correlacionados y por lo tanto, ambos estimadores, ya sea el de efectos fijos o efectos aleatorios, son inconsistentes. Esta conclusión es esperada, puesto que los estimadores de efectos fijos y efectos aleatorios son inconsistentes para pequeños valores de T y grandes valores para N. Ahora, el problema aquí es que ambos estimadores serán inconsistentes, incluso si T y N tienden a infinito.

4.4 Procedimiento al sesgo por heterogeneidad: alternativas de estimación

Pesaran, Shin y Smith (1999) (en adelante PSS) sugirieron dos diferentes estimadores para resolver el sesgo causado precisamente por el sesgo de pendientes heterogéneas en paneles dinámicos. Los métodos son el estimador *Mean group (MG)* y el estimador *Pooled mean group (PMG)*.

4.4.1 Estimador relevante "Mean Group" (MG)

El estimador MG obtiene los parámetros de largo plazo para el panel mediante el promedio de los parámetros de largo plazo del modelo auto-regresivo dinámico. Por ejemplo, si tenemos el siguiente modelo auto-regresivo dinámico:

$$Y_{it} = a_i + \gamma_i Y_{i,t-1} + \beta_i X_{it} + e_{it}$$

Luego, el parámetro de largo plazo θ_i para cada sección es:

$$\theta_i = \frac{\beta_i}{1-\gamma_i}$$

Y los estimadores MG para todo el panel serán:

$$\theta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \theta_i$$

$$\hat{a} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i$$

Los estimadores MG son consistentes y poseen distribuciones normales asintóticas para N y T. A pesar de esto, cuando T es pequeño, el estimador MG del panel de datos dinámico es sesgado y puede causar resultados indeseables.

4.4.2 Estimador “Pooled Mean Group” (PMG)

El método de estimación PMG ocupa una posición intermedia entre el método de mínimos generalizados, que permite la variación tanto de la pendiente como de los interceptos del modelo a través de las secciones, y del clásico método de efectos fijos en donde las pendientes son constantes y los interceptos poseen la posibilidad de variar entre los individuos. En la estimación PMG, solo los coeficientes de largo plazo están limitados a ser los mismos transversalmente, mientras que los coeficientes de corto plazo se les permite variar.

Habiendo identificado lo anterior, las especificaciones sin restricciones para el sistema de ecuaciones del modelo dinámico auto-regresivo para $t = 1, 2, \dots, T$ periodos y para $i=1, 2, \dots, N$ individuos para la variable dependiente Y es:

$$Y_{it} = \sum_{j=1}^p \lambda_{ij} Y_{i,t-j} + \sum_{j=1}^q \delta'_{ij} X_{i,t-j} + \mu_i + \varepsilon_{it}$$

Donde $X_{i,t-j}$ es el vector de variables explicativas de dimensión $k \times 1$ para cada individuo, y μ_i representa los efectos fijos del modelo. En principio, el panel puede estar desbalanceado y tanto “p” como “q” pueden variar a través de las secciones. Este modelo puede reparametrizarse como un sistema VECM³:

$$\Delta Y_{it} = \theta_i (Y_{i,t-1} - \beta'_i X_{i,t-1}) + \sum_{j=1}^{p-1} \gamma_0 \Delta Y_{i,t-j} + \sum_{j=1}^{q-1} \gamma'_{ij} \Delta X_{i,t-j} + \mu_i + \varepsilon_{it}$$

Donde β_i son los parámetros de largo plazo y θ_i son los parámetros de equilibrio-correcto (o error-correcto)⁴. La restricción del PMG es que los elementos de β sean fijos transversalmente:

$$\Delta Y_{it} = \theta_i (Y_{i,t-1} - \beta'_i X_{i,t-1}) + \sum_{j=1}^{p-1} \gamma_{ij} \Delta Y_{i,t-j} + \sum_{j=1}^{q-1} \gamma'_{ij} \Delta X_{i,t-j} + \mu_i + \varepsilon_{it}$$

La estimación puede procederse por MCO, imponiendo y probando las restricciones transversales en β . Sin embargo, esto sería ineficiente debido a que no tiene en cuenta la covarianza residual contemporánea. Un estimador natural es el método SUR de Zellner, que es una forma factible de MCG. A pesar de esto, la estimación SUR es solo posible si N es más pequeño que T, y, por ende, PSS sugiere el estimador de máxima verosimilitud. De nuevo se prueba por PSS que bajo algunos supuestos los parámetros estimados de este modelo serán consistentes y asintóticamente normales para ambos regresores estacionarios como no estacionarios.

Para los problemas de inferencia, PSS propuso un test de Hausman, basándose en que la estimación de los parámetros de largo plazo del modelo puede ser obtenido del promedio (MG) de las regresiones de cada sección. Esto es consistente incluso bajo heterogeneidad. A pesar de esto, si los parámetros en efecto son homogéneos, las estimaciones por PMG serán más eficientes.

³ VECM: Vector error correction model.

⁴ EC: error-correction or equilibrium-correction

El estadístico se comporta así:

$$H = \hat{q}' [\text{var}(\hat{q})]^{-1} \hat{q} \sim \chi_k^2$$

Donde \hat{q} es un vector de dimensión $(k \times 1)$ de las diferencias entre las estimaciones de MG y PMG y $\text{var}(\hat{q})$ es la matriz de covarianzas correspondiente. Bajo la hipótesis nula que los dos estimadores son consistentes pero solo uno es eficiente, $\text{var}(\hat{q})$ es fácilmente calculado como la diferencia entre las matrices de covarianzas de los dos vectores de parámetros. Si el supuesto de agrupamiento es inválido, luego las estimaciones PMG ya no serán consistentes y fallaría el test.

5. Modelación

La estructura de modelación econométrica busca dar cuenta de una relación empírica de las variables endógenas frente a la estimación de valor del sector textil. Dentro de la creación de este modelo se hace uso del modelo de eficiencia del cual se estructura un modelo teórico que evidencia la frontera que maximiza los factores productivos. Para esta modelación no se parte de una estructura envolvente de datos, sino de un modelo paramétrico (Aigner, Lovell, & Schmidt, 1977) que señala la relación teórica de las variables; además, es de señalar que el procedimiento de validación del modelo radica en el cumplimiento de pruebas en los errores causados dentro del modelo (Labra & Torrecillas, 2014).

La función matemática que se empleará es:

$$y_i = f(x_i, \beta) + v_i - u_i$$

Donde

y_i : PIB de la i -ésima unidad $i = 1, 2, \dots, N$;

$f(x_i, \beta)$: Frontera eficiente

x_i : son las variables explicativas

β : es el factor de sensibilidad que define la participación de cada variable explicativa sobre la variable dependiente.

v_i : son variables aleatorias iid. $N(0, \sigma_v^2)$, e independientes de los
 u_i : es la variable que permite la identificación de la ineficiencia técnica.

5.1 Econometría

El modelo econométrico de esta investigación se focaliza en la estructura de eficiencia técnica de los factores de producción que desarrolla Farrel (1957), del cual se identifica el término *variante en unidad de tiempo*. La estructura del modelo de Farrel permite identificar el término u_{it} , que por descomposición temporal reconoce la ineficiencia técnica del sector textil.

La función está definida:

$$u_{it} = \exp\{-n(t - T_i)\} * u_i$$

Donde T_i está definido por el tiempo en la variable transversal i ,
 Donde η es la brecha del término temporal

Así es posible explicar que cuando el parámetro $\eta > 0$ el término de ineficiente y diverge en la unidad de tiempo, mientras que cuando $\eta < 0$ el término es ineficiente y converge en la unidad de tiempo.

Para este modelo paramétrico se parte de $t = T_i$ que constituye el periodo en que la variable de corte transversal se mueve, además este periodo define implícitamente el nivel de ineficiencia para cada empresa, con base en la frontera de eficiencia.

Para establecer el grado de participación relativa de cada variable en el tiempo se utilizan diferentes departamentos cuya industria textil permita evidenciar el cambio histórico. De esta manera, la medición de la eficiencia técnica en fronteras estocásticas se realiza por medio del *software* Stata. El tiempo de medición es desde 2004 hasta 2015. Estos años fueron tomados como muestra debido a la homogeneidad de la información de los 11 departamentos seleccionados para esta modelación.

Uno de los primeros procedimientos para el manejo e interpretación de los datos es el procedimiento de transformación en logaritmos, lo cual permitirá identificar los coeficientes de las variables independientes en términos de elasticidad, de tal forma que pueda leerse la contribución porcentual de cada variable a la frontera productiva. Los datos analizados en esta investigación son extraídos de la página del DANE (2018), de la información que suministra la Encuesta Anual manufacturera, y según la revisión en la clasificación internacional industrial CIIU, también, es importante mencionar que de cada clasificación se extrajeron los subgrupos a los cuales pertenece el sector textil manufacturero.

5.2 Tratamiento de datos

Para la modelación de los datos en esta investigación hubo necesidad de realizar cambios significativos sobre los datos, de tal forma que se evitaran sesgos por inflación y la suavización de las series por medio de de logaritmos; esta transformación se realizó en el paquete de Stata. Otra de las transformaciones realizadas fue la adaptación de las variables del modelo estructurado a la rev 4 de CIIU. Además, a las variables se les aplicaron todos los pasos que se describen en el capítulo de panel de datos, para poder contrastar y evaluar resultados estadísticamente significativos y no espurios, para que, por último paso, se pueda modelar una estructura econométrica que dé cuenta de la eficiencia técnica del sector textil confecciones.

Las variables que se tuvieron en cuenta para la modelación fueron las siguientes:

- Producto Interno Bruto (PIB)
- Inversión neta
- Total personal ocupado
- Consumo intermedio
- Total activos
- Energía eléctrica consumida Kilovatios Hora (KWH)

5.3 Modelo en stata y resultados

El modelo estructurado fue testeado con las pruebas de balanceo, danto cuenta de 174 observaciones (ver anexo 7.1). También se aplicaron las pruebas de colinealidad para poder correr el modelo.

El modelo por estimar es el siguiente:

$$\ln(Q_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \ln(X_{1it}) + \beta_2 \ln(X_{2it}) + \beta_3 \ln(X_{3it}) + \beta_4 \ln(X_{4it}) + \beta_5 \ln(X_{5it}) + v_{it} + u_{it}$$

Donde:

- Q : PIB
- X_1 : Total personal ocupado
- X_2 : Inversión neta
- X_3 : Consumo intermedio
- X_4 : Total activos
- X_5 : Energía eléctrica consumida KWH
- v_{it} : Término Perturbación
- u_{it} : Término de ineficiencia técnica

Otros testeos realizados, como se mencionó en el capítulo de panel de datos, fueron:

- Estimación de los modelos de Efectos Fijos y Efectos Aleatorios,
- Test de Hausman para decidir el modelo por escoger y el cual nos revela que el modelo de EF es el mejor.

Cada uno de los modelos es probado con los test de autocorrelación y heterocedasticidad, y se realiza la calibración necesaria a partir del modelo de mínimos cuadrados generalizados. Estas estimaciones evitan relaciones de causalidad y de estimaciones espurias. de tal forma que el modelo sea el de mayor ajuste y cumplimiento de los filtros estadísticos.

Como paso final se realiza la estimación de la frontera eficiente a partir del modelo de mayor ajuste buscando reconocer la eficiencia e ineficiencia por año de cada uno de los departamentos y del cumplimiento de rendimientos a escala constantes.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos Tabla 8 y Tabla 9

Tabla 7. Eficiencia técnica

EFICIENCIA TÉCNICA PROMEDIO PARA CADA DEPARTAMENTO (2004-2015)		
Departamento	Promedio Eficiencia	Promedio Ineficiencia
Antioquia	92,26%	7,74%
Atlántico	91,97%	8,03%
Bogotá	90,91%	9,09%
Caldas	93,58%	6,42%
Cundinamarca	72,77%	27,23%
Nte. Santander	94,87%	5,13%
Quindío	71,13%	28,87%
Risaralda	76,36%	23,64%
Santander	93,21%	6,79%
Tolima	68,31%	31,69%
Valle del Cauca	90,32%	9,68%
Nacional	85,06%	14,94%

Fuente: Tomado de Stata (2012)

En la siguiente tabla se observan los resultados promedio del modelo de eficiencia técnica para cada uno de los departamentos y para la industria textil en cada uno de los años de la unidad de análisis; es posible evidenciar que durante el periodo de análisis la eficiencia técnica ha venido presentando un crecimiento paulatino en cada uno de los departamentos. De acuerdo con los resultados reflejados en la Tabla 7 se puede apreciar que los departamentos con mayor índice promedio de eficiencia técnica son: Santander,

Tabla 8. Eficiencia por departamentos

Año/Dpto.	Antioquia	Atlántico	Bogotá	Caldas	Cundinamarca	Nte.		Quindío	Risaralda	Santander	Tolima	Valle del cauca	Promedio Año
						Santander	Santander						
2004	90,25%	89,96%	88,93%	91,54%	69,09%	92,50%	92,50%	68,89%	73,57%	91,45%	65,87%	86,57%	82,60%
2005	90,61%	90,32%	89,29%	91,91%	69,74%	92,92%	92,92%	69,29%	74,07%	91,77%	66,30%	87,23%	83,04%
2006	90,97%	90,68%	89,64%	92,27%	70,39%	93,35%	93,35%	69,69%	74,57%	92,08%	66,74%	87,90%	83,48%
2007	91,34%	91,04%	90,00%	92,64%	71,05%	93,78%	93,78%	70,10%	75,07%	92,40%	67,18%	88,58%	83,93%
2008	91,70%	91,41%	90,36%	93,01%	71,72%	94,21%	94,21%	70,50%	75,58%	92,72%	67,62%	89,26%	84,37%
2009	92,07%	91,77%	90,72%	93,39%	72,39%	94,64%	94,64%	70,91%	76,09%	93,04%	68,07%	89,95%	84,82%
2010	92,44%	92,14%	91,09%	93,76%	73,07%	95,07%	95,07%	71,32%	76,60%	93,36%	68,51%	90,64%	85,27%
2011	92,81%	92,51%	91,45%	94,13%	73,76%	95,51%	95,51%	71,74%	77,12%	93,68%	68,96%	91,33%	85,73%
2012	93,18%	92,88%	91,82%	94,51%	74,45%	95,94%	95,94%	72,15%	77,64%	94,00%	69,42%	92,03%	86,18%
2013	93,55%	93,25%	92,18%	94,89%	75,15%	96,38%	96,38%	72,57%	78,16%	94,33%	69,88%	92,74%	86,64%
2014	93,93%	93,62%	92,55%	95,27%	75,85%	96,82%	96,82%	72,99%	78,69%	94,65%	70,33%	93,45%	87,11%
2015	94,30%	94,00%	92,92%	95,65%	76,56%	97,27%	97,27%	73,41%	79,22%	94,98%	70,80%	94,17%	87,57%

Fuente: Tomado de Stata (2012)

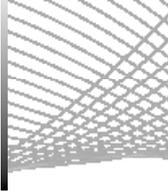
norte de Santander, Caldas y Antioquia, con un grado de eficiencia de 93,21%, 94,87%, 93,58%, y 92,26%, respectivamente. Por su parte, departamentos como Quindío, Risaralda, Cundinamarca y Tolima presentan índices de eficiencia menores al promedio nacional de 85,06%, siendo estos: 71,13%, 76,36%, 72,77 % y 68,31%, respectivamente.

Además, es importante mencionar que la eficiencia técnica promedio de la industria durante el periodo (2004-2015) es de 85,06%, lo que explica que el uso de los factores en la producción final del sector no es desfavorable; aún el sector tiene una ineficiencia de recursos del 15% aproximadamente. Por otra parte, es de resaltar que en el umbral de estudio de esta investigación son notables las variaciones positivas que ha tenido el sector, lo que da cuenta de la combinación eficiente de los recursos por unidad producida.

Tabla 9. Eficiencia anual y acumulada

Año	Eficiencia	Anual %	Acumulado %
2004	82,60%	0,00%	0,00%
2005	83,04%	0,53%	0,53%
2006	83,48%	0,53%	1,06%
2007	83,93%	0,53%	1,59%
2008	84,37%	0,53%	2,13%
2009	84,82%	0,53%	2,66%
2010	85,27%	0,53%	3,19%
2011	85,73%	0,53%	3,72%
2012	86,18%	0,53%	4,26%
2013	86,64%	0,53%	4,79%
2014	87,11%	0,53%	5,32%
2015	87,57%	0,53%	5,86%

Fuente: Tomado de Stata (2012)



6. La eficiencia técnica como resultado

En la construcción de esta investigación se halló que hubo aumentos de eficiencia que por departamento y en el país ha tenido la industria textil-confecciones; no obstante, es clara la gran divergencia que presentan algunos departamentos, cuya vocación industrial es incipiente. Parte de esta explicación se debe a dificultades de localización, costos de capital y rigidez en las estructuras operacionales de departamentos como el Tolima y Quindío, los cuales tienen cercanía geográfica. Sin embargo, a pesar de mejoras tan significativas en departamentos como Antioquia, Caldas, Santander y norte de Santander, los resultados aún reflejan ineficiencia productiva. Aunque puede observarse que la cercanía geográfica de los departamentos con mayores eficiencias revela sinergias de *clustering* y programas de mejoramiento.

No se debe dejar este análisis de la industria textil-confecciones solo con variables implícitas del sector, porque la sensible situación macroeconómica del país impacta la eficiencia del sector; factores como: dos reformas tributarias, crecimiento desmesurado del contrabando y falta de políticas gubernamentales claras de incentivo a la inversión son dimensiones con alto impacto negativo al sector, sin reconocerle la importancia que tiene para el país en la creación de empleo y la creación de valor agregado, entre otros aspectos.

De forma puntual, es importante mencionar los fenómenos de *dumping* y competencia desleal en precios que han ocasionado los fenómenos de globalización del país. En el caso de los Tratados de Libre Comercio (TLC), el impacto no ha sido favorable porque aún el país depende en sus exportaciones de las materias primas, y la competitividad en el sector manufacturero sigue rezagada en comparación con las de otros países.

De acuerdo con los resultados obtenidos en esta investigación, es reconocible que el sector textiles-confecciones es sensible a factores de costos de materias primas y mano de obra; sobre todo, entendiendo que las condiciones contractuales del país son onerosas para los empleadores, debido a los parafiscales, que oscilan en un 53%, aproximadamente sobre el valor del salario mensual promedio, en contratos directos. No obstante, es relevante mencionar que la estructura del sector se caracteriza por ser de micro, pequeñas y medianas empresas.

Un resultado hallado, es el aumento que ha tenido el capital humano y la inversión en tecnología; los cuales pueden contrarrestar los efectos que tienen las cargas parafiscales.

Una de las recomendaciones relacionadas con la identificación de la eficiencia subyace en el mejoramiento de las unidades eficientes; es decir, cambios tendientes al aumento de la productividad que tienen la relación factor productivo unidad de trabajo, factor capaz de incorporar valor agregado en el producto final.

Por último, es importante señalar que esta investigación entrega a la comunidad académica e investigadores no solo la estructura cuantitativa; además, ilustra cómo se opta en la estructuración econométrica de la eficiencia técnica, brindando una herramienta de testeo y calibración para futuras investigaciones que requieran la incorporación de otras variables de medición. Es un instrumento que también puede usarse en otros sectores de la economía colombiana con el fin de diagnosticar los avances en materia de eficiencia ha tenido el país en sus diferentes áreas geográficas.

Bibliografía

- Acevedo, M., & Ramirez, J. (2005). diferencias regionales en la eficiencia técnica del sector confecciones en Colombia: un análisis de fronteras estocásticas. *Innovar*, 90-105.
- Aguirre, L. (2013). *biblioteca digital univalle*. Obtenido de <http://bibliotecadigital.univalle.edu.co/xmlui/bitstream/handle/10893/5660/0461884-p.pdf?sequence=1>
- Aigner, D., Lovell, K., & Schmidt, P. (1977). formulation and estimation of stochastic frontier production Models. *Journal of Econometrics*, 21-37.
- Ayuso, M. J. (s.f.). *medición de la Eficiencia Técnica Para Los Paises De La Ue*.
- Barrientos, J., Tobón, D., & Gutiérrez, E. (2007). *banrep*. Obtenido de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/eventos/archivos/eficienciaUdeA_0.pdf
- Battese, G. E., & Coelli, T. J. (1995). a model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier Production Function for Panel Data. *Empirical Economics*, 325-332.
- Becerril, O., & Munguía, G. (2013). efecto de la globalización sobre la eficiencia técnica en el contexto regional de Colombia. *AD-minister*, 9-31.
- Becerril, O., Álvarez, I., & Vergara, R. (2007). disparidades en eficiencia técnica y convergencia en eficiencia en México: un análisis de frontera. *Quivera*, 131-154.
- Buchelli, G., & Marín, J. (2012). estimación de la eficiencia del sector metalmeccánico en Colombia: Análisis de la frontera estocastica. *Cuadernos de economía*, 257-286.
- Camara de comercio de Medellín. (2016). *informe de la economía Antioqueña*. Medellín: Camara de comercio de Medellín.

- Canay, I. (2001). *uade*. Obtenido de https://www.uade.edu.ar/DocsDownload/Publicaciones/4_226_1586_STD035a_2001.pdf
- Canay, I. a. (2001). *Fronteras de Eficiencia Estocásticas: comparación internacional de distribuidoras Eléctricas*.
- Cornwell, C., Schmidt, P., & Sickles, R. (1990). production frontiers With Cross-Sectional and Time-Series Variation in Efficiency Leves. *Journal of Econometrics*, 46, 185-200.
- Delgado, M., & Álvarez, I. (2002). *eprints*. Obtenido de <http://eprints.ucm.es/7667/1/0210.pdf>
- Estimación De La Eficiencia Del Sector*. (s.f.).
- Farrel, M. J. (1957). the measurement of productive efficiency. *Journal of rhe Royal Statistical Society*, 253-281.
- Fernández, M., & Montuenga, V. (1997). *revista sice*. Obtenido de http://www.revistasice.com/CachePDF/CICE_63_5_094EC721C3F31DC6FBA84B9E9593B7AB.pdf
- Gamarra, J. (2004). *deficiencia tecnica relativa de la ganadería doble proposito en la costa Caribe*. Cartagena: Banco de la República .
- Gómez, L. (2015). diferencias en la evolución de la productividad regional en la industria colombiana: un análisis sectorial a partir de fronteras estocásticas de producción time varying: 1992-2010. *Desarrollo y Sociedad*, 101-152.
- Kumbhakar, S. (1990). production Frontier, Panel Data and Time-Varying Technical Efficiency. *Journal of Econometrics*, 46, 201-211.
- Kumbhakar, S. C., & Lovell, C. A. (2000). stochastic frontier analysis. *Cambridge University Press*.
- Labra, R., & Torrecillas, C. (2014). *uam*. Obtenido de https://www.uam.es/docencia/degin/catedra/documentos/16_Guia%20CERO%20para%20datos%20de%20panel_Un%20enfoque%20practico.pdf
- Mahía, R. (2000). *introducción a la especificación y estimación de modelos con datos de panel*.
- Meeusen, W., & Van den Broeck, J. (1977). efficiency estimations from Cobb-Douglas Production Functions With Composed Error. *International Ecomic*, 435-444.
- Molina, A., & Castro, G. (2015). análisis de eficiencia del sector industrial manufacturero en cinco países suramericanos, 1995-20081. *Civilizar*, 93-112.
- Montoya, O., & Soto, J. (2010). estimación de la eficiencia técnica de las economías de los departamentos cafeteros de Colombia, por el método de programación lineal análisis envolvente de datos (DEA). *Scientia et Technica*.
- Mutis, H. (2006). una aplicación del análisis de frontera estocástica: el caso de hospitales de nivel II en Colombia. *Lecturas Matemáticas* (págs. 259-270). Bogotá: Sociedad Colombiana de Matematicas .
- Patiño, Y., Gómez, G., & Osorio, E. (2010). evaluación del desempeño del sector de distribución de electricidad en Colombia: una Aplicación Del Análisis De Frontera Estocastica. *Ensayos Sobre Politca Economica*, 70-123.
- Peña, J., Aguirre, J., & Cerda, R. (2002). *researchgate*. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Julio_Aguirre_Montoya/publication/5115421_Pesca_demersal_en_Chile_eficiencia_tecnica_y_escalas_de_operacion/links/552fcb800cf2f2a588a9ec14/Pesca-demersal-en-Chile-eficiencia-tecnica-y-escalas-de-operacion.pdf
- Pérdomo, J. A., & Lee Hueth, D. (2011). funciones de producción, análisis de economías a escala y eficiencia técnica en el eje cafetero colombiano: una aproximación con frontera estocástica. *Revista Colombiana de Estadística*, 377-402.
- Pindyck, R. (2014). *microeconomía 7 Edición*. Mexico: Mac Graw Hill.
- Quintero, J., Prieto, W., Aguirre, F., & Leviller, L. (2008). determinantes de la eficiencia tecnica en las empresas colombianas 2001-2004. *Semestre economico*, 11-34.
- Riveros, L. P. (2016). análisis sectorial de la función de emparejamiento en Colombia: eficiencia del Servicio Público de Empleo. *Ensayos sobre Política Económica*, 101-129.
- Rodriguez, M., & Castillo, R. (2009). *scielo*. Obtenido de <http://www.scielo.org.mx/pdf/ecoqu/v5n2/v5n2a1.pdf>
- Salvatore, D. (2009). *microeconomía*. Mexico: The McGraw-Hill Companie.
- Samuelson, P., & Nordhaus, W. (2005). *economía*. The McGraw-Hill Companies, Inc.
- Varian, H. (2010). *microeconomía Intermedia: un enfoque actual*. Barcelona: Antoni Bosch, editor.
- Vial, B., & Zurita, F. (2006). *microeconomía Intermedia*. Santiago de Chile: Pontificia Universidad Catolica de Chile.

Anexos

8.1 Anexo: Estimación de panel de datos

Tabla 10. Programación del Panel

```
. *Pregunta por el Panel
. xtset Id2 t
      panel variable:  Id2 (strongly balanced)
      time variable:  t, 2004 to 2015
                  delta:  1 unit
```

Fuente: tomado de Stata (2012)

8.2. Anexo: Estadística de las variables

Tabla 11. Programación del Panel

*Muestra un resumen del comportamiento de las variables

Summarize q x1 x2 x3 x4 x5

<i>Variables</i>	<i>Obs</i>	<i>Mean</i>	<i>Std. Dev</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>
<i>q</i>	132	3.13e+08	5.33e+08	451196	2.12e+09
<i>x1</i>	132	9099.523	13749.14	30	47329
<i>x2</i>	132	4.09e+08	6.82e+08	1250738	2.62e+09
<i>x3</i>	132	3.39e+08	6.06e+08	510388	2.98e+09
<i>x4</i>	132	6.03e+07	1.05e+08	61076	4.13e+08
<i>x5</i>	132	5.12e+07	1,86185764	14,4514734	21,5992658

Fuente: Tomado de Stata (2012)



SU OPINIÓN



Para la Editorial UPB es muy importante ofrecerle un excelente producto. La información que nos suministre acerca de la calidad de nuestras publicaciones será muy valiosa en el proceso de mejoramiento que realizamos. Para darnos su opinión, comuníquese a través de la línea (57)(4) 354 4565 o vía correo electrónico a editorial@upb.edu.co Por favor adjunte datos como el título y la fecha de publicación, su nombre, correo electrónico y número telefónico.

Esta obra se publicó en archivo digital en el mes de diciembre de 2019.

Desde el estudio de los factores de producción, la Economía ha buscado identificar no solo los factores que contribuyen a la creación de valor, sino cómo estos factores pueden combinarse de la mejor forma para hacer evidente la eficiencia de los recursos productivos. De esta manera, la investigación busca realizar una visión explicativa de cómo los recursos han sido usados con el fin de establecer la eficiencia productiva que, desde el sector industrial textil y de confecciones, ha estructurado la racionalización de su aparato productivo. Para este ejercicio se identificaron los departamentos, como los entes territoriales entre los años 2004 al 2015, para su evidencia empírica.

De este ejercicio empírico, por medio del uso del modelo de eficiencia técnica desde las fronteras que están determinadas por componentes prescindibles y aleatorios por tanto estocásticos donde se pudo reconocer que los departamentos de mayor eficiencia productiva son Santander, Norte de Santander, Caldas y Antioquia, en contraste con los menos eficientes, si observamos la estructura de la industria textil confecciones en el departamento de Antioquia. Si bien es notoria la estructuración productiva en Antioquia, también es concluyente que Antioquia no es el departamento de mayor eficiencia productiva, además, algunas de las explicaciones se sustentan en el uso ineficiente de los recursos y en el choque regresivo de variables exógenas. Por otra parte, es incluyente dentro del modelo hallado que, de forma implícita, factores de poco aprovechamiento en la cadena de suministros, como el contrabando y las reformas tributarias, crean desincentivos para el sector textil-confecciones.

ISBN: 978-958-764-748-8



9 789587 164748



ISBN: 978-958-764-749-5
<https://repository.upb.edu.co/>