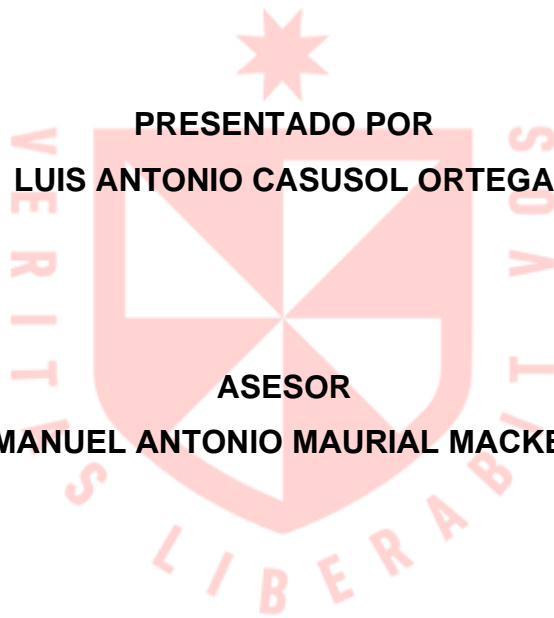




**FACULTAD DE CIENCIAS CONTABLES, ECONÓMICAS Y FINANCIERAS
ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA**

**DETERMINANTES DE LA EFICIENCIA TÉCNICA DE
LAS MICRO Y PEQUEÑAS EMPRESAS TEXTILES EN
PERÚ EN EL AÑO 2017**



**PRESENTADO POR
LUIS ANTONIO CASUSOL ORTEGA**

**ASESOR
MANUEL ANTONIO MAURIAL MACKEE**

**TESIS
PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE ECONOMISTA**

**LIMA – PERÚ
2024**



CC BY-NC-ND

Reconocimiento – No comercial – Sin obra derivada

El autor sólo permite que se pueda descargar esta obra y compartirla con otras personas, siempre que se reconozca su autoría, pero no se puede cambiar de ninguna manera ni se puede utilizar comercialmente.

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>



**FACULTAD DE CIENCIAS CONTABLES, ECONÓMICAS Y FINANCIERAS
ESCUELA PROFESIONAL DE ECONOMÍA**

**DETERMINANTES DE LA EFICIENCIA TÉCNICA DE LAS MICRO Y
PEQUEÑAS EMPRESAS TEXTILES EN PERÚ EN EL AÑO 2017**

**TESIS PARA OPTAR
EL TÍTULO PROFESIONAL DE ECONOMISTA**

**PRESENTADO POR
LUIS ANTONIO CASUSOL ORTEGA**

**ASESOR
MAG. MANUEL ANTONIO MAURIAL MACKEE**

**LIMA, PERÚ
2024**

**DETERMINANTES DE LA EFICIENCIA TÉCNICA DE LAS MICRO Y
PEQUEÑAS EMPRESAS TEXTILES EN PERÚ EN EL AÑO 2017**

ASESOR Y MIEMBROS DEL JURADO

ASESOR:

Mag. Manuel Antonio Maurial Mackee

MIEMBROS DEL JURADO:

PRESIDENTE:

Mag. Renzo Jair Vidal Caycho

SECRETARIO:

Mag. Manuel Antonio Maurial Mackee

MIEMBRO DEL JURADO:

Mag. Yaco Paul Rosas Romero

Dedicatoria

A mis padres por todo el esfuerzo, sacrificio, apoyo y consejos que me brindaron en cada paso recorrido de mi desarrollo profesional y personal.

Agradecimientos

A todas las personas que aportaron en mi desarrollo profesional a lo largo de la carrera de economía.

PAPER NAME

**TESIS CASUSOL ORTEGA LUIS ANTONIO
FINAL 03 OCT.docx**

AUTHOR

LUIS ANTONIO CASUSOL ORTEGA

WORD COUNT

8842 Words

CHARACTER COUNT

48782 Characters

PAGE COUNT

54 Pages

FILE SIZE

493.2KB

SUBMISSION DATE

Oct 3, 2023 3:45 PM GMT-5

REPORT DATE

Oct 3, 2023 4:00 PM GMT-5

● **17% Overall Similarity**

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 15% Internet database
- 2% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 11% Submitted Works database

● **Excluded from Similarity Report**

- Bibliographic material
- Quoted material
- Cited material
- Small Matches (Less than 10 words)

INDICE

RESUMEN	ix
ABSTRACT.....	x
INTRODUCCION	xi
CAPITULO I MARCO TEORICO	1
1.1. Antecedentes de la investigación	1
1.2. Bases teóricas.....	5
1.2.1. Análisis de Envolvente de Datos.....	5
1.2.2. Modelo DEA-CCR.....	6
1.2.1. Modelo DEA-VCR	9
1.2.2. Análisis de eficiencia DEA de segunda etapa	11
1.2.3. Modelos fraccionales	13
1.2.4. Determinantes de la eficiencia	15
1.3. Definición de términos básicos.....	17
CAPITULO II HIPOTESIS Y VARIABLES	20
2.1. Formulación de hipótesis principal y derivadas.....	20
2.1.1. Hipótesis general	20
2.1.2. Hipótesis específicas	20
2.2. Variables y definición operacional.....	21
CAPITULO III METODOLOGIA	23
CAPITULO IV RESULTADOS	26
CAPITULO V DISCUSIÓN.....	35

CAPITULO VI CONCLUSIONES.....	37
FUENTES DE INFORMACIÓN	39

RESUMEN

El objetivo principal de este estudio es identificar los determinantes de la eficiencia técnica en las empresas textiles peruanas en el año 2017. Típicamente, se utilizan los modelos lineales o tobit para estimar los determinantes de la eficiencia. Sin embargo, el presente documento propone el uso de los modelos de regresión fraccionales, ya que estos, superan los problemas en cuanto a la naturaleza sesgada de los scores de eficiencia.

Se especificó el modelo de regresión fraccional con cuatro formas funcionales diferentes (logit, probit, loglog y cloglog) para evaluar la consistencia de los resultados; y estimar los coeficientes y efectos parciales promedios.

Los resultados obtenidos proporcionaron información relevante sobre los factores que influyen en la eficiencia técnica de estas empresas. En particular, se encontró que variables como la edad, el capital humano, el financiamiento y el tamaño de la empresa desempeñan un papel importante en la determinación de la eficiencia.

ABSTRACT

The main objective of this study is to identify the determinants of technical efficiency in Peruvian textile companies in the year 2017. Typically, linear or tobit models are used to estimate the determinants of efficiency. However, this paper proposes the use of fractional regression models, as they overcome issues related to the biased nature of efficiency scores.

The fractional regression model was specified with four different functional forms (logit, probit, loglog, and cloglog) to evaluate the consistency of the results and estimate the coefficients and average partial effects.

The obtained results provided relevant information about the factors influencing the technical efficiency of these companies. In particular, it was found that variables such as age, human capital, financing, and firm size play an important role in determining efficiency.

INTRODUCCION

El sector textil y confecciones es una industria importante para el desarrollo económico del Perú debido a su potencial en términos de empleo y contribución al PBI. Durante el periodo 2016-2020, este sector representó casi el 2.1% del empleo nacional y el 6.3% del PBI manufacturero en 2020. Además, este sector también dinamiza la economía al demandar recursos de otros sectores, como el agrícola y ganadero. Sin embargo, en la última década, el PBI del sector textil y confecciones ha mostrado una contracción anual promedio del 2.8%, agravándose aún más en 2020 debido a la pandemia del Covid-19, que afectó en mayor medida a las pequeñas unidades productivas que conforman este sector (PRODUCE, 2022).

Un análisis más profundo del sector textil implica analizar los determinantes que los hacen más eficientes y/o productivos. La literatura es extensa en este aspecto, en particular, se encuentra que la eficiencia depende de factores internos y externos (Penrose, 1968). Los factores internos incluyen la gestión empresarial, capital humano de los trabajadores, gasto en innovación, TICs e I+D, edad de la empresa, tamaño de la empresa, acceso al financiamiento. Por otro lado, existen factores externos, como la regulación, la competencia y las condiciones ambientales (Isaksson, 2007; Sinani, Jones y Mygind, 2008; Syverson, 2011).

La eficiencia es un elemento clave para mejorar la competitividad y la productividad de las organizaciones, lo que a su vez contribuye al crecimiento económico y al desarrollo sostenible del país. En Perú la literatura es escasa en el análisis de eficiencia de las empresas textiles. En

PRODUCE (2022), solo se describe y analiza el mercado textil y confecciones. Lo más próximo a un análisis de eficiencia técnica es el desarrollado en PRODUCE (2017), sin embargo, analizan a todo el sector manufacturero.

Ante esta brecha de conocimiento, surge la siguiente interrogante: ¿Cuáles son las variables que determinan la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017? Esta pregunta de investigación busca identificar los factores clave que influyen en la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles en el período mencionado.

Además, se plantean otras preguntas de investigación: (i) ¿Existen diferencias significativas en términos de eficiencia técnica entre las micro y pequeñas empresas en la industria textil peruana en el año 2017 (ii) ¿Cuál es el efecto de la experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento sobre la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el 2017? (iii) ¿Es mayor la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en Lima en comparación con la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en el resto de regiones durante el año 2017?

En ese sentido, el objetivo general de esta investigación es identificar las variables que determinan la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017. Para alcanzar este objetivo, se plantean los siguientes objetivos específicos: (i) Estimar la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017. (ii)

Determinar el efecto de la experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento en la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017. (iii) Evaluar y comparar la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en Lima con la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en el resto de regiones durante el año 2017.

Las hipótesis planteadas para esta investigación son coherentes con los objetivos establecidos. La hipótesis general sostiene que las principales variables que determinan la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017 incluyen la experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento. Como hipótesis específicas se plantea que existen diferencias significativas en la eficiencia técnica entre las micro y pequeñas empresas en la industria textil peruana en el año 2017. Asimismo, la experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento tienen un efecto significativo y positivo en la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017. Además, se plantea la hipótesis específica de que la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas de Lima es mayor a la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en el resto de regiones en el año 2017.

El presente documento se justifica en la importancia de comprender los determinantes de la eficiencia técnica en las micro y pequeñas empresas textiles, ya que esto puede ayudar a mejorar la eficiencia, competitividad y productividad de estas empresas. Además, no existe literatura sobre mediciones de eficiencia aplicada al caso peruano sobre el sector textil. En

ese sentido, el presente documento es innovador en cuanto al modelo de eficiencia técnica que se utilizará y en cuanto a la base de datos a utilizar (Encuesta Nacional de Empresas).

Es importante reconocer algunas limitaciones que podrían afectar la investigación (i) La disponibilidad, la calidad de los datos, la representatividad de la muestra a usar estará limitada por la información contenida en la Encuesta Nacional de Empresas. (ii) Es posible que existan otras variables relevantes que no se incluyan en el estudio debido a limitaciones de la base de datos.

CAPITULO I MARCO TEORICO

1.1. Antecedentes de la investigación

Las investigaciones nacionales existentes no abordan el tema que se presenta en esta tesis. En PRODUCE (2022), solo se describe y analiza el mercado textil y confecciones. Lo más próximo a un análisis de eficiencia técnica es el desarrollado en PRODUCE (2017), sin embargo, analizan a todo el sector manufacturero¹. En cuanto a literatura internacional podemos encontrar a investigaciones que abordan los modelos de eficiencia técnica utilizados en el sector de textil y confecciones, así como, a los determinantes de la eficiencia de dicho sector. Sin embargo, no existe alguna investigación que aborde los modelos fraccionales en el sector textil y confecciones.

Mokhtarul (2004) estima la eficiencia técnica de las empresas australianas de textiles y prendas de vestir en función de los datos obtenidos de la Encuesta Longitudinal Empresarial (BLS) realizada por la Oficina Australiana de Estadísticas (ABS). El autor utiliza una frontera de producción estocástica de Cobb Douglas para examinar la eficiencia técnica a nivel de empresa en un modelo de ineficiencia variable en el tiempo. Los principales resultados del estudio muestran que la eficiencia técnica varió significativamente según la edad, el tamaño, la intensidad de capital, la proporción de trabajadores que no producen en el total de trabajadores y el tipo de estatus legal de las empresas. La eficiencia específica de la empresa prevista varió del 16 % al 95 %, y la eficiencia media osciló entre el 30 % y

¹ De acuerdo a la Clasificación industrial Internacional Uniforme (CIIU) revisión 4, el sector manufacturero abarca un total de 24 división o subsectores, entre ellos el sector textil y confecciones.

el 70 %. Con base en estos resultados, el autor sugiere políticas para mejorar la eficiencia técnica de las empresas, así como el crecimiento de la productividad de los subsectores.

Por su parte, Bhandari y Ray (2012) miden la eficiencia técnica de las empresas textiles indias e identificar los factores que explican la variación de la eficiencia entre las empresas. Para ello, se utiliza el método no paramétrico de análisis envolvente de datos (DEA) con datos a nivel de empresa para años seleccionados. También se utiliza el concepto de una función de producción de metafrontera² para examinar si la tecnología varía según la ubicación, el tipo de propiedad y los patrones organizativos. Se encuentra que la eficiencia técnica varía significativamente entre las empresas textiles indias y que la ubicación geográfica, el tipo de propiedad y los patrones organizativos son factores importantes que explican esta variación. Además, se encuentra que la tecnología de producción varía significativamente entre los diferentes grupos de empresas.

Kapelko y Oude (2014) analiza la relación entre los activos intangibles y el desempeño de las empresas en el sector textil y de la confección. El desempeño de la empresa se midió como eficiencia técnica y se realizó una regresión sobre los activos intangibles y los factores de control utilizando un enfoque DEA de doble arranque. La aplicación empírica utilizó un conjunto de datos mundial de empresas textiles y de confección durante el período 1995-2004. Los resultados mostraron que la eficiencia técnica de las empresas de textiles y prendas de vestir era, en promedio, de casi el 60 %,

² La función de producción Metafrontera fue introducida por Hayami y Ruttan (1970, 1971)

lo que implicaba un ahorro potencial de insumos del 40 %. Los activos intangibles se relacionaron positivamente con la eficiencia técnica, en línea con las expectativas previas basadas en la visión de la empresa basada en los recursos. Además, se encontró que la deuda tenía una relación negativa, mientras que el tamaño y el PIB per cápita tenían una relación positiva con la eficiencia técnica. Además, la pertenencia a la UE se relacionó negativamente y la pertenencia al TLCAN se relacionó positivamente con el desempeño de las empresas textiles y del vestido de la UE y del TLCAN, respectivamente. Finalmente, la eficiencia técnica fue disminuyendo con el tiempo en el período 1995-2004.

Por otro lado, De Jorge-Moreno y Rojas (2015) aportaron nueva evidencia sobre la eficiencia técnica y sus determinantes en el sector textil español durante el período 2002-2009. Los datos utilizados en este estudio proceden de la base de datos SABI, que abarca todos los sectores de la actividad empresarial española. El método utilizado en este estudio es una función de producción de frontera estocástica, específicamente una versión de datos de panel de Battese y Coelli (1995), en la que se estima la ineficiencia técnica a partir de la frontera estocástica y simultáneamente explicada por un conjunto de variables. Los principales resultados de este estudio sugieren que factores como la participación de mercado, el tamaño de la empresa y la antigüedad tuvieron efectos significativos en la eficiencia técnica. El estudio también encontró que hubo un comportamiento curvilíneo en la tendencia de la ineficiencia, con un punto de inflexión a mediados de 2004.

En cuanto a, Jiang, Folmer, y Bu (2015) analizaron la interacción entre la eficiencia ambiental y la eficiencia de producción con base en un conjunto de datos de 137 pequeñas y medianas empresas textiles en la provincia china de Jiangsu en 2009. Los autores utilizaron análisis envolvente de datos generalizados (GDEA) para calcular los niveles de eficiencia. A diferencia del DEA que emplea output e input para calcular el score de eficiencia, el GDEA emplea output deseable, output no deseable e inputs para calcularlo. Posterior a ello, se utilizó un modelo de ecuación estructural (SEM), el cual es un modelo de regresión que estima un sistema de ecuaciones estructurales. El modelo considera como variables independientes a la eficiencia de producción y la eficiencia ambiental, y como variables dependientes a las cuales son ratio capital trabajo, años de la empresa, impuestos, activos totales, pasivos totales, ventas e ingresos.

Los principales resultados del modelo de ecuación estructural son que la eficiencia ambiental impacta negativamente en las ganancias mientras que las ganancias impactan positivamente en la eficiencia ambiental. Se encuentra que la eficiencia de producción deprime las ganancias mientras que las ganancias aumentan la eficiencia de producción, la eficiencia ambiental tiene un impacto positivo en la eficiencia de producción mientras que no hay efecto de la eficiencia de producción en la eficiencia ambiental, y los impuestos perjudican la eficiencia de producción de una empresa. De los hallazgos se desprende que es probable que un cambio de impuestos generales por un impuesto a la energía mejore tanto la eficiencia de producción como la eficiencia energética. Este último resultado implica una situación de ganar-ganar que facilitará la posterior implementación y

adopción de la política ambiental.

Finalmente, Medina, Martí y Calafat (2019) analizan la eficiencia de las empresas textiles españolas e identifican sus características distintivas. Los datos utilizados en este estudio provienen de la Encuesta sobre Estrategias Empresariales (ESEE) del Instituto Nacional de Estadística de España. El modelo utilizado en este estudio es el análisis envolvente de datos (DEA). Posteriormente, los autores utilizan la regresión truncada para estimar los determinantes de la eficiencia, con el fin de verificar la importancia de los procesos de innovación para las empresas. Los resultados principales de este estudio son que la innovación es un factor importante para la eficiencia de las empresas textiles españolas. Además, se encontraron diferencias en el funcionamiento económico de las empresas según su tamaño. Las empresas más grandes están más enfocadas en introducir nuevas tecnologías y formas de producción para recuperar la cuota de mercado que puedan haber perdido.

1.2. Bases teóricas

1.2.1. Análisis de Envolvente de Datos

La técnica de análisis envolvente de datos (DEA, Data Envelopment Analysis, por sus siglas en inglés) es un enfoque basado en programación matemática utilizado para evaluar la eficiencia de las unidades observadas o unidades tomadoras de decisiones (DMU, Decision Making Units, por sus siglas en inglés). Su objetivo principal es construir una superficie envolvente, conocida como frontera eficiente o función de producción empírica, utilizando los datos disponibles de las DMU. Esta superficie envolvente

incluye a todas las unidades eficientes dentro de la frontera, así como sus combinaciones lineales correspondientes. En contraste, las unidades ineficientes quedan fuera de la frontera.

La metodología del análisis envolvente de datos (DEA) se dio a conocer en 1978 a través de una publicación realizada por Charnes, Cooper y Rhodes (CCR), quienes se basaron en la tesis doctoral de Rhodes, la cual a su vez se inspiró en el trabajo de Farrell (1957). A diferencia de los modelos paramétricos, en el DEA no se establece de antemano una función de producción ideal, sino que la forma y ubicación de la frontera eficiente se determinan en función de los datos proporcionados por las propias unidades de producción. Esta característica nos permite obtener una aproximación más precisa de la verdadera frontera eficiente, ya que se basa en información real y no en supuestos preestablecidos. En consecuencia, el DEA se presenta como un enfoque realista para evaluar la eficiencia de las unidades de producción al utilizar los datos disponibles para determinar la forma y ubicación óptima de la frontera eficiente.

1.2.2. Modelo DEA-CCR

El modelo DEA-CCR calcula medidas de eficiencia radial³, tanto en términos de inputs como de outputs. Este modelo se basa en la suposición de convexidad fuerte, la eliminación gratuita de inputs y outputs, así como en la existencia de rendimientos constantes a escala (Charnes, Cooper y Rhodes, 1978). Además de estas características, el modelo puede ser

³ Medidas de eficiencia radial significa que se utilizan distancias radiales para evaluar la eficiencia de las unidades observadas. Las medidas de eficiencia radiales se basan en la distancia desde cada unidad hasta la frontera eficiente más cercana.

expresado en tres formas diferentes:

- I. Forma Fraccional
- II. Forma Multiplicativa
- III. Forma Envolvente

En la práctica, muchas veces resulta ser más sencillo el cálculo del DEA en su forma dual⁴, o también conocido como su forma envolvente, mediante la cual se construye una aproximación lineal por tramos a la verdadera frontera. Para el caso de la orientación input el modelo DEA-CCR queda expresado de la siguiente manera:

$$\begin{array}{l} \text{Min } \theta \\ \text{s. a} \end{array}$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k y_{jk} \geq y_{j0} \quad j = 1, \dots, m$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k x_{ik} \leq \theta x_{i0} \quad i = 1, \dots, n$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad k = 1, \dots, N$$

Donde: λ_k es el ponderador de la de la k-ésima DMU⁵, y_{jk} es el producto (output) j-ésimo del k-ésimo DMU, x_{ik} es el insumo (input) i-ésimo del k-ésimo DMU. Asimismo, y_{j0} y x_{i0} es el producto e insumo inicial, respectivamente. Dado un total de m productos, n insumos y N número total de DMU. θ representa las medidas de eficiencia técnica de la DMU0 (la

⁴ Siempre hay una correspondencia entre un programa primal y su programa dual asociado, lo que permite utilizar el dual para determinar la solución del primal. En el programa dual, cada restricción primal tiene una variable dual correspondiente, mientras que cada variable primal tiene una restricción dual asociada.

⁵ Decision Making Units.

DMU que está siendo evaluada).

Coelli, Prasada Rao y Battese (1998), mencionan que la elección de utilizar el modelo DEA-CCR en su forma envolvente (dual) cuando se orienta al input se debe principalmente a que, en general, ofrece menos restricciones en comparación con el modelo primal. En otras palabras, el modelo DEA-CCR dual, orientado al input, está sujeto a $n+m$ restricciones, mientras que su representación primal tiene $N+1$ restricciones. En la mayoría de los casos, el número de unidades observadas (DMUs) con las que se trabaja suele ser mayor que la suma del número de inputs y outputs.

Por lo tanto, debido a que el número de restricciones es menor en el modelo dual, suele ser preferible resolver el programa utilizando su representación envolvente. Esto proporciona más flexibilidad y facilita el análisis de eficiencia al tener menos limitaciones en el número de DMUs que se pueden considerar (Coelli, Prasada Rao y Battese, 1998).

Por otro lado, si se elige el DEA-CCR con orientación output en su forma envolvente quedaría expresado de la siguiente manera:

$$\begin{array}{l} \text{Max } \theta \\ \text{s. a} \end{array}$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k y_{jk} \geq \theta y_{j0} \quad j = 1, \dots, m$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k x_{ik} \leq x_{i0} \quad i = 1, \dots, n$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad k = 1, \dots, N$$

Nuevamente, en el caso de que $\theta = 1$, la DMU0 se considera eficiente, pues

no existe otra que produzca más o que consiga el mismo nivel de producción con menores recursos que ella.

1.2.1. Modelo DEA-VCR

El modelo DEA propuesto por Charnes, Cooper y Rhodes (1978) planteaba una suposición muy restrictiva e irreal al considerar rendimientos a escala constantes. Sin embargo, Banker, Charnes y Cooper (BCC) relajaron esta suposición al permitir la incorporación de rendimientos a escala variables, lo que significa que los rendimientos pueden ser constantes, crecientes o decrecientes. Como resultado, el modelo DEA-CCR se encuentra dentro del modelo DEA-BCC, y los fundamentos teóricos del modelo anterior siguen siendo aplicables (Banker, Charner y Cooper, 1984).

La representación dual, que es la más utilizada por las ventajas mencionadas anteriormente, en el caso de una orientación input, queda expresada como:

$$\begin{array}{l} \text{Min } \theta \\ \text{s. a} \end{array}$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k y_{jk} \geq y_{j0} \quad j = 1, \dots, m$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k x_{ik} \leq \theta x_{i0} \quad i = 1, \dots, n$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad k = 1, \dots, N$$

Donde $\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$ representa la restricción de convexidad⁶. En los modelos DEA-CCR, el punto de proyección se obtiene mediante una combinación lineal de las unidades observadas eficientes que se encuentran en una superficie de la envolvente eficiente. Por otro lado, en los modelos DEA-BCC, el punto de proyección se obtiene mediante una combinación lineal convexa de las unidades observadas eficientes⁷.

La resolución del problema dado por el modelo, producirá unos valores λ óptimos para DMU₀ de forma que:

- $\sum_{k=1}^N \lambda_k > 1$, prevalecen localmente rendimientos decrecientes a escala para la DMU₀
- $\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$, prevalecen localmente rendimientos constantes a escala para la DMU₀
- $\sum_{k=1}^N \lambda_k < 1$, prevalecen localmente rendimientos crecientes a escala para la DMU₀

Por otro lado, si elegimos el DEA-BCC con orientación output en su forma envolvente quedaría expresado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} &Max \theta \\ &s. a \end{aligned}$$

⁶ La restricción $\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$ restringe el rango de valores que pueden tomar las componentes de intensidad de manera que sumen 1. De este modo, se establece solamente la propiedad de convexidad y no la de rendimientos constantes. En consecuencia, el nuevo estimador del conjunto de posibilidades de producción incluye todas las combinaciones lineales convexas de las unidades observadas (por lo tanto, las componentes de intensidad deben sumar 1), pero no se permite una reescalar de forma arbitraria la actividad de ningún proceso observado.

⁷ La restricción de convexidad garantiza que la unidad observada combinada tenga un tamaño similar a la unidad observada original DMU₀ y no sea una extrapolación de otra unidad combinada que opera en una escala de tamaño diferente.

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k y_{jk} \geq \theta y_{j0} \quad j = 1, \dots, m$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k x_{ik} \leq x_{i0} \quad i = 1, \dots, n$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad k = 1, \dots, N$$

Nuevamente, en el caso de que $\theta = 1$, la DMU₀ se considera eficiente, pues no existe otra que produzca más o que consiga el mismo nivel de producción con menores recursos que ella.

1.2.2. Análisis de eficiencia DEA de segunda etapa

El análisis de eficiencia de segunda etapa consiste en estimar los efectos de los factores externos que podrían afectar al desempeño de las DMU. Para ello, los scores de eficiencia estimados, con los métodos vistos en la anterior sección, son regresionados con los factores externos (también llamados, variables de entorno, contextuales o no discrecionales).

De acuerdo a McDonald (2009), hay dos enfoques principalmente utilizados en el análisis de eficiencia DEA de segunda etapa: el enfoque instrumentalista y el enfoque convencionalista. El enfoque instrumentalista considera a los scores de eficiencia DEA como medidas descriptivas de la eficiencia técnica relativas a una muestra de DMUs. En cambio, el enfoque convencionalista considera a los scores de eficiencia DEA como la medición de la eficiencia relativa a una frontera estimada (cuyo valor real no se observa), es decir, estimaciones de eficiencia.

Asimismo, según Ramalho (2010), la elección de un enfoque no es trivial, es decir, la elección tiene implicaciones importantes en los modelos de regresión de la segunda etapa. En el caso de un enfoque instrumentalista las estimaciones y la inferencia de parámetros en la segunda etapa pueden llevarse a cabo usando procedimientos estándar. Sin embargo, en el enfoque convencionalista es necesario corregir el problema de inconsistencia en los estimadores de segunda etapa mediante un doble Bootstrap (Simar y Wilson, 2007).

En la mayoría de los estudios empíricos de análisis de eficiencia DEA de segunda etapa se utilizan especificaciones lineales o truncados, debido a la naturaleza limitada de las puntuaciones DEA, modelos tobit. A pesar de ello, Simar y Wilson (2007), mencionan que no se ha proporcionado una explicación coherente de por qué se debe utilizar un modelo adecuado para datos censurados en este entorno. Asimismo, Hoff (2007) menciona que dada la naturaleza limitada de los scores de eficiencia DEA, $]0,1]$, un modelo de regresión beta inflada a uno es adecuada.

McDonald (2009) cuestiona este enfoque argumentando que la concentración de las puntuaciones DEA observadas en la unidad no es el resultado de un mecanismo de censura, como sugiere el modelo tobit, sino más bien una consecuencia de cómo se definen las puntuaciones. Por su parte, Ramalho (2010), menciona que el denominado modelo beta inflado a uno, es mucho más restrictivo que los modelos fraccionales.

1.2.3. Modelos fraccionales

Papke and Wooldridge (1996) presentaron los modelos de regresión fraccional (FRM) con el propósito de abordar variables dependientes que están definidas en el intervalo unitario, sin importar si se observan valores límite. En ese sentido, considerando que los puntajes DEA son medidas relativas de eficiencia, se pueden interpretar como el resultado de un proceso generador de datos de normalización, en el cual las medidas de eficiencia tienen el intervalo abierto $(0,1]$.

El FRM solo requiere la suposición de una forma funcional para θ que imponga las restricciones deseadas en la media condicional de la variable dependiente, como se muestra a continuación. En este sentido Ramalho (2010), propone la siguiente especificación generalizada:

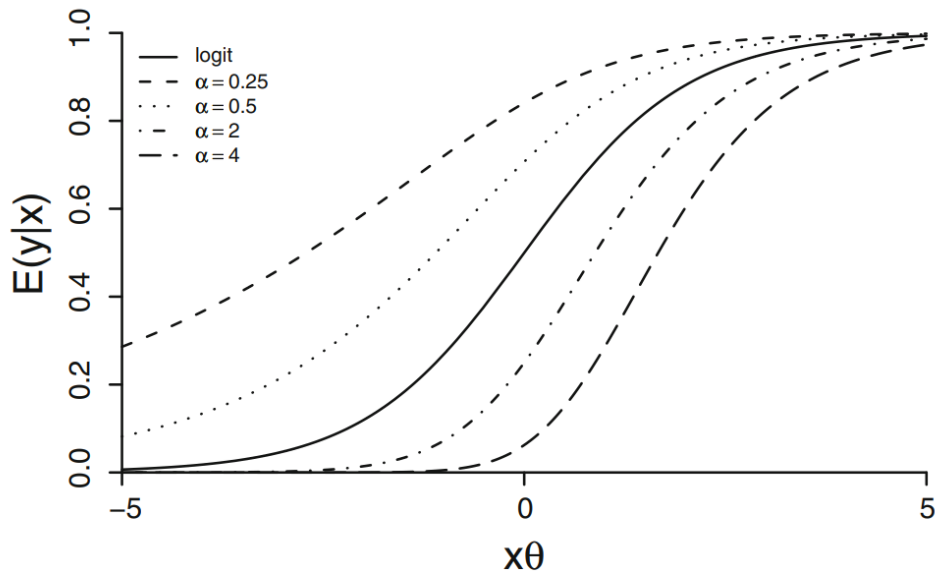
$$E(\theta|z) = G(z\beta)^\alpha$$

Donde θ es el score de eficiencia técnica, z es el vector de determinantes de la eficiencia técnica y β son los coeficientes de los determinantes de la eficiencia técnica.

$G(z\beta)$ es alguna función no lineal que satisface $0 \leq G(z\beta) \leq 1$. Papke and Wooldridge (1996) sugieren el uso de las funciones logit y probit para posibles especificaciones de $G(z\beta)$, adicionalmente, Ramalho (2010) menciona que también se pueden utilizar las funciones loglog y cloglog.

El valor de α determina la magnitud y la dirección del cambio en la curva $G(z\beta)$, esto amplía la variedad de patrones asimétricos. La siguiente figura muestra dichas asimetrías considerando la especificación logit.

Figura 1. Modelamiento de la variable dependiente y bajo el modelo de regresión fraccional



Fuente: Ramalho (2010)

Papke and Wooldridge (1996) proponen estimar los modelos de regresión fraccionales por Máxima cuasi verosimilitud (QML, por siglas en inglés) basándose en una función de log-verosimilitud Bernoulli:

$$LL_i = \theta_i \log[G(z_i\beta)] + (1 - \theta_i) \log[1 - G(z_i\beta)]$$

Dado que $LL_i(\beta)$ describe una distribución Bernoulli y esta pertenece la familia lineal exponencial, el estimador QML de β , es definida como:

$$\hat{\beta} \equiv \arg \max_{\beta} \sum_{i=1}^N LL_i(\beta)$$

$\hat{\beta}$ cumple con las condiciones deseadas, es decir, es consistente y asintóticamente normal (Gourieroux et al. 1984; Papke and Wooldridge 1996; Ramalho, 2010).

1.2.4. Determinantes de la eficiencia

Capital humano

El concepto de eficiencia en las empresas está estrechamente ligado a la calidad de la mano de obra y al capital humano. Una consecuencia directa de una fuerza laboral más capacitada es una mejora en la calidad, productividad del trabajo y eficiencia en las operaciones (Ismail y Zainal, 2017).

Según Sinani, Jones y Mygind (2008), se espera que, a mayor nivel de calidad de la mano de obra, se logre un uso más eficiente de la tecnología existente y una mejor absorción de nueva tecnología, lo que resultaría en niveles más altos de eficiencia. Por su parte, Alvarez y Crespi (2003) encuentran que la eficiencia también depende positivamente de la calidad de los insumos, especialmente del capital humano y la experiencia de los trabajadores.

Financiamiento

El crédito comercial puede desempeñar un papel crucial en la mejora de la eficiencia de las empresas a través de diferentes canales. Por un lado, al aliviar las restricciones financieras, el acceso a crédito permite una óptima gestión de los recursos productivos, lo que se traduce en una mayor eficiencia técnica. Además, el crédito comercial facilita una gestión más eficiente de los inventarios, lo cual también contribuye a mejorar la eficiencia, especialmente en el caso de las micro y pequeñas empresas (Alvarez y Crespi, 2003; Agostino y Trivieri, 2014; Tran, Nguyen y Nguyen,

2018).

Sin embargo, es importante considerar los posibles problemas de agencia que pueden surgir, como el riesgo moral y los problemas de presupuesto blando. En estas situaciones, la relación entre el crédito comercial y la eficiencia puede tener un signo opuesto, ya que la disponibilidad de crédito independientemente del desempeño empresarial puede distorsionar los incentivos de los gerentes (Tran, Nguyen y Nguyen, 2018).

Edad de la empresa

La variable edad en el contexto empresarial se refiere al tiempo transcurrido desde el establecimiento de una empresa. Algunas investigaciones sugieren que las empresas jóvenes enfrentan el desafío de la novedad (Stinchcombe, 1965), a medida que las empresas maduran⁸, su comportamiento se vuelve más predecible y presenta menos variaciones. Con el paso del tiempo, las empresas establecen rutinas y desarrollan relaciones con otras entidades, lo que les permite mejorar su eficiencia. Además, a medida que envejecen, las empresas acumulan experiencia y recursos críticos que también contribuyen a aumentar su eficiencia (Kapelko y Oude, 2014). En ese sentido, muchos estudios empíricos encontraron una relación significativa entre edad de la empresa y la eficiencia en el sector de textil y confecciones (Kapelko y Oude, 2014; Bhandari y Ray, 2012; De Jorge-Moreno y Rojas, 2015; Jiang, Folmer, y Bu, 2015).

⁸ En la práctica, las empresas aprenden nuevos conocimientos, tecnologías y procesos (learning by doing) madurando en el proceso. En particular, Aguilar (2011) encuentra que el sector industrial incrementa su eficiencia mediante la adopción de conocimientos especializados (learning by doing).

Tamaño de la empresa

El tamaño de una empresa típicamente se evalúa en función del valor de sus activos o volumen de ventas anuales (Kapelko y Oude, 2014). Según Robinson (1962), existen tres razones que respaldan una relación negativa entre la eficiencia y el tamaño de una empresa: en primer lugar, el aumento de costos debido a la pérdida de beneficios derivados de la división del trabajo, ya que las rutinas pueden generar aburrimiento y reducir la creatividad; en segundo lugar, una menor velocidad y flexibilidad en la toma de decisiones; y en tercer lugar, un mayor costo de coordinación. Por otro lado, se argumenta que el tamaño de una empresa puede mejorar su capacidad para mantener una ventaja competitiva al aprovechar economías de escala, economías de alcance y efectos de aprendizaje (Penrose, 1968; Badunenko, Fritsch y Stephan, 2006; Kapelko y Oude, 2014). En ese sentido, muchos estudios empíricos encontraron una relación positiva y significativa entre el tamaño de la empresa y la eficiencia en el sector de textil y confecciones (Mokhtarul, 2004; Kapelko y Oude, 2014; Bhandari y Ray, 2012; De Jorge-Moreno y Rojas, 2015).

1.3. Definición de términos básicos

Eficiencia técnica: La eficiencia técnica se puede definir de dos formas. Una hace referencia a la capacidad de una empresa para producir la máxima cantidad de productos o servicios a partir de un conjunto dado de recursos. La segunda forma hacer referencia a la capacidad de una empresa para producir un nivel cantidad de productos o servicios minimizando el conjunto de recursos.

Productividad: La productividad es una medida de la eficiencia con la que se utilizan los recursos para producir bienes y servicios. Se calcula dividiendo la producción total entre los insumos utilizados. Una mayor productividad implica producir más con la misma cantidad de recursos o producir la misma cantidad con menos recursos.

Input orientado: Es un enfoque utilizado en el análisis de eficiencia que se centra en la optimización del uso de los insumos. Busca determinar cómo se pueden reducir los insumos utilizados mientras se mantiene constante la producción.

Output orientado: Es otro enfoque utilizado en el análisis de eficiencia que se centra en la maximización de los productos o servicios generados. Busca determinar cómo se pueden aumentar los resultados de producción manteniendo constante la cantidad de insumos utilizados.

Variable de entorno: En el contexto del análisis de eficiencia, una variable de entorno se refiere a una variable externa que puede afectar la eficiencia de una empresa. Estas variables pueden incluir factores económicos, sociales, políticos o ambientales que influyen en la producción y el rendimiento de una empresa.

Retorno a escala: El retorno a escala se refiere a cómo varía la producción cuando se aumentan proporcionalmente los insumos utilizados. Se clasifica en tres categorías: rendimientos constantes a escala (la producción aumenta en la misma proporción que los insumos), rendimientos decrecientes a escala (la producción aumenta a una tasa menor que los insumos) y rendimientos crecientes a escala (la producción aumenta a una

tasa mayor que los insumos).

Medidas radiales: Las medidas radiales se utilizan en el análisis de eficiencia para evaluar el rendimiento de una empresa en relación con un conjunto de unidades de referencia. Estas medidas permiten comparar la eficiencia de diferentes empresas en términos de su distancia radial desde un punto de referencia.

Función de producción: Una función de producción es una relación matemática que muestra la cantidad de productos o servicios que se pueden producir a partir de diferentes combinaciones de insumos. Esta función describe cómo los insumos se transforman en productos utilizando una tecnología de referencia.

Función de producción metafrontera: La función de producción metafrontera es un concepto utilizado en el análisis de eficiencia para evaluar la eficiencia relativa de diferentes entidades que operan en diferentes fronteras tecnológicas. Permite comparar la eficiencia entre entidades que tienen diferentes niveles de tecnología.

Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU): La Clasificación Industrial Internacional Uniforme es un sistema de clasificación estándar utilizado para categorizar las actividades económicas de las empresas en diferentes sectores e industrias. Proporciona una estructura común para recopilar y analizar datos relacionados con la actividad económica a nivel mundial.

CAPITULO II HIPOTESIS Y VARIABLES

2.1. Formulación de hipótesis principal y derivadas

2.1.1. Hipótesis general

Las principales variables que determinan la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017 incluyen la experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento.

2.1.2. Hipótesis específicas

- Existen diferencias significativas en la eficiencia técnica entre las micro y pequeñas empresas en la industria textil peruana en el año 2017.
- La experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento tienen un efecto significativo y positivo en la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017.
- La eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas de Lima es mayor a la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en el resto de regiones en el año 2017.

2.2. Variables y definición operacional

Tabla 1. Operativización de las variables

Etapa	Variable	Descripción	Fuente
1era Etapa - DEA	Valor agregado	Valor agregado ⁹ deflactadas ¹⁰ (miles de soles constantes)	ENE
	Activo fijo	Valor del activo fijo de la empresa deflactadas (miles de soles constantes)	ENE
	Trabajadores	Número de trabajadores al año	ENE
2da Etapa - Regresión fraccional	Variable Dependiente		
	Score de eficiencia	Score de eficiencia por empresa	ENE
	Variables Independientes		
	Edad	Número de años de experiencia en el mercado	ENE
	Capital humano	ratio de trabajadores con estudios técnicos entre el total de trabajadores	ENE

⁹ Valor agregado es la resta de las ventas totales con el consumo intermedio de la empresa.

¹⁰ Se utilizó el deflactor del PBI del sector textil y confecciones.

Financiamiento	Dummy que toma el valor de 1 si tiene acceso al financiamiento ¹¹ , 0 en otros casos	ENE
Tamaño	Dummy que toma el valor de 1 si es pequeña empresa, 0 en otros casos	ENE
Región Lima	Dummy que toma el valor de 1 si la región es Lima, 0 en otros casos	ENE

Elaboración propia

¹¹ Se está considerando que las empresas acceden a financiamiento cuando accedieron a algún crédito empresarial para capital de trabajo o activo fijo.

CAPITULO III METODOLOGIA

3.1. Diseño metodológico

El diseño metodológico empleado es el correlacional, el cual se utiliza para analizar las relaciones entre las variables dependientes e independientes. En este estudio, se busca examinar la correlación entre el score de eficiencia, que es la variable dependiente, y los determinantes de la eficiencia, que son las variables independientes. El diseño metodológico correlacional permitirá analizar la asociación y el grado de relación entre los determinantes de la eficiencia y el score de eficiencia, y con ello establecer conclusiones sobre las relaciones existentes en el contexto de estudio analizado (Hernández, 2014).

El diseño metodológico propuesto aporta a la literatura nacional, pues se emplea un modelo de regresión fraccional al sector textil peruano, el cual se contrasta mediante la especificación de cuatro formas funcionales para darle mayor robustez a los resultados encontrados.

3.2. Técnicas estadísticas para el procesamiento de la información

El presente documento no solo es innovador en cuanto al modelo de eficiencia técnica que se utilizará, sino que también es innovador en cuanto a la base de datos a utilizar pues utiliza la Encuesta Nacional de Empresas (ENE).

La ENE es una fuente de información importante que recopila datos relevantes sobre el sector empresarial peruano. Esta encuesta es llevada a cabo por el Ministerio de la Producción (PRODUCE), con el objetivo de

recopilar información detallada sobre las características y el desempeño de las empresas en el país.

La ENE recopila datos de una amplia gama de sectores industriales y empresariales, abarcando a las micro, pequeñas, medianas y grandes empresas. Esta encuesta proporciona información sobre aspectos como la producción, la inversión, el empleo, los costos y los ingresos de las empresas. Además, recopila datos demográficos sobre las empresas, como su tamaño, localización geográfica y años de operación. Esta información es fundamental para comprender la dinámica empresarial y evaluar la eficiencia y competitividad del sector en el periodo estudiado.

El procesamiento de la base de datos de la ENE se llevará a cabo utilizando el programa estadístico STATA, la cual es una herramienta poderosa y ampliamente utilizada en la investigación estadística y análisis de datos. STATA proporciona una amplia gama de funciones y comandos que permiten realizar manipulaciones y transformaciones de datos, así como realizar análisis estadísticos sofisticados.

Con STATA, se podrá realizar una limpieza exhaustiva de la base de datos, asegurando la consistencia y la integridad de los datos recopilados en la ENE. Se llevarán a cabo acciones como la identificación y el tratamiento de valores atípicos, la codificación y la recodificación de variables, la creación de nuevas variables o la agregación de estas, según sea necesario para el análisis.

En cuanto a la estimación de los scores de eficiencia, se utilizará el programa DEAP Version 2.1, el cual fue diseñado por Tim Coelli. Por otro

lado, los modelos de regresión fraccionales serán estimados mediante STATA.

3.3. Aspectos éticos

El acceso a los datos de la ENE se realizó mediante datos abiertos de PRODUCE, donde tienen publicadas las bases de datos, los cuestionarios, las fichas técnicas y los principales resultados de la ENE. La base de datos de la ENE contiene información sensible por lo que PRODUCE publica una base de datos anonimizada.

CAPITULO IV RESULTADOS

4.1. Descriptivo de los datos

La base de datos está constituida por empresas del sector textil y confecciones, las cuales representan un total de 233 empresas. La tabla siguiente proporciona una descripción detallada y un resumen estadístico de las variables utilizadas en el estudio:

Tabla 2. Descripción y resumen estadístico

Variable	Descripción	Media	Desv. std	Min	Max	Obs
Valor agregado	Valor agregado deflactadas (miles de soles constantes)	120.86	124.49	2.86	738.04	233
Activo fijo	Valor del activo fijo de la empresa deflactadas (miles de soles constantes)	83.60	155.64	1.07	1067.01	233
Trabajadores	Número de trabajadores al año	5.09	2.80	2.00	14.00	233
Edad	Número de años de experiencia en el mercado	10.92	6.91	1.00	31.00	233

Capital humano	ratio de trabajadores con estudios técnicos entre el total de trabajadores	0.24	0.31	0.00	1.00	233
Financiamiento	Dummy que toma el valor de 1 si tiene acceso al financiamiento, 0 en otros casos	0.45	0.50	0.00	1.00	233
Tamaño	Dummy que toma el valor de 1 si es pequeña empresa, 0 en otros casos	0.05	0.21	0.00	1.00	233
Región Lima	Dummy que toma el valor de 1 si la región es Lima, 0 en otros casos	0.33	0.47	0.00	1.00	233

Elaboración propia

Estos datos resumen proporcionan una visión general de las características de las empresas incluidas en el estudio. Por ejemplo, se observa que el valor agregado promedio es de 120.86 miles de soles, con una desviación estándar de 124.49. El número promedio de trabajadores al año es de 5.09, con una desviación estándar de 2.80. Además, se puede observar la 45%

de empresas tienen acceso al financiamiento, cerca del 5% son pequeñas empresas y que el 33% de empresas de la muestra se encuentran en Lima.

4.2. Resultado de DEA

La siguiente tabla muestra los resultados de la eficiencia técnica desagregada por región y tamaño de empresa. Los valores reportados corresponden a la eficiencia técnica promedio por cada combinación de región y tamaño de empresa.

Tabla 3. Eficiencia técnica por región y tamaño de empresa

Región	Microempresa	Pequeña empresa
Áncash	0.114	
Apurímac	0.149	
Arequipa	0.125	
Ayacucho	0.192	
Cajamarca	0.140	
Callao	0.227	0.350
Cusco	0.219	
Huancavelica	0.124	

Huánuco	0.151	
Ica	0.139	
Junín	0.161	0.561
La libertad	0.401	0.425
Lambayeque	0.246	0.683
Lima	0.288	0.514
Loreto	0.305	
Pasco	0.143	
Piura	0.127	
Puno	0.251	0.576
San Martín	0.309	
Tacna	0.372	1.000
Ucayali	0.179	
Promedio	0.215	0.591

Elaboración propia

Se puede observar diferencias significativas entre la eficiencia de las microempresas y las medianas empresas. A saber, el promedio de eficiencia técnica para las microempresas es de 0.215, mientras que para las pequeñas empresas es de 0.591.

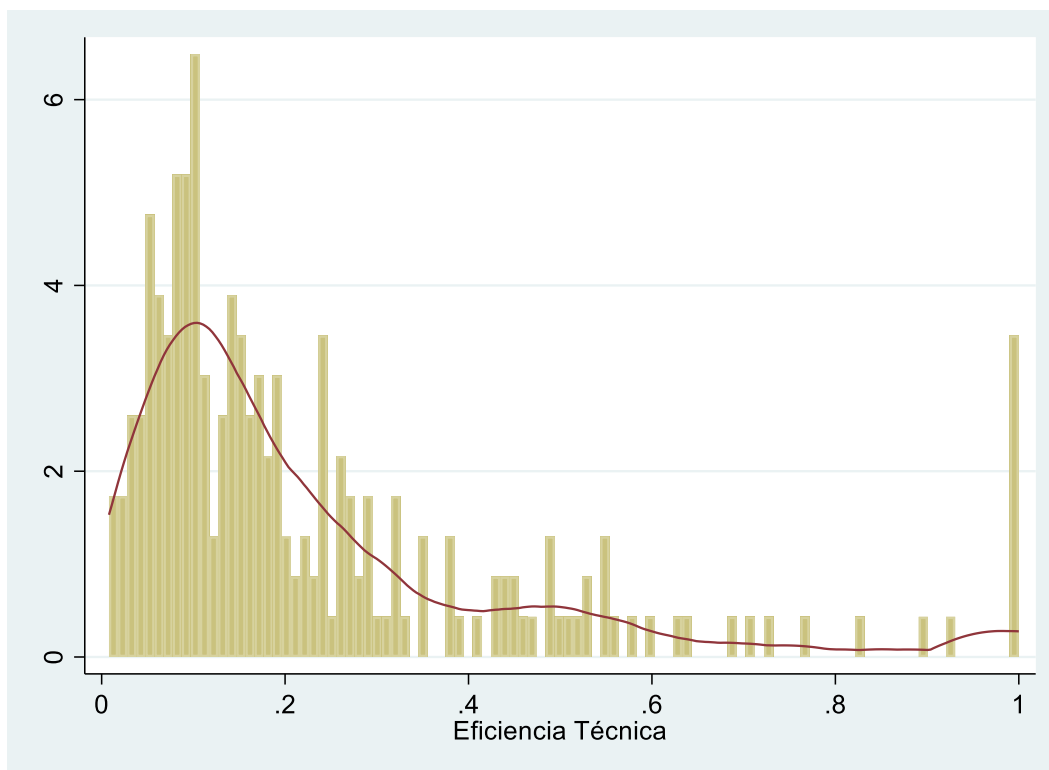
En el caso de las microempresas, se observa que la eficiencia técnica promedio varía en diferentes regiones. Por ejemplo, en Áncash se obtiene una eficiencia técnica de 0.114, en Apurímac de 0.149, en Arequipa de 0.125, y así sucesivamente para las demás regiones.

Por otro lado, para las pequeñas empresas también se aprecia una variabilidad en los niveles de eficiencia técnica. En el Callao, se registra una eficiencia técnica de 0.227, mientras que en La Libertad se alcanza un valor de 0.401, en Lambayeque de 0.246, en Lima de 0.288, y así sucesivamente.

La siguiente figura muestra la distribución de la eficiencia técnica del sector textil y confecciones, la cual presenta una asimetría positiva tal como lo sugiere la teoría para mercados con bajo nivel de eficiencia (Coelli, Prasada y Battese, 1998). En ese sentido, se observa que existe una gran concentración de micro y pequeñas empresas con niveles bajos de eficiencia técnica. El resto de micro y pequeñas empresas se dispersan a lo largo de la distribución en grupos cada vez más reducidos conforme se aumenta la eficiencia técnica.

Por otro lado, se observa la presencia del grupo de micro y pequeñas empresas con 100% de eficiencia, los cuales son usuales encontrar para el modelo DEA.

Figura 2. Distribución de la eficiencia técnica del sector textil y confecciones



Elaboración propia

La siguiente tabla muestra la matriz de correlación entre las variables analizadas. La eficiencia técnica presenta una correlación positiva con el tamaño de la empresa (0.3523) y la región Lima (0.1698). Por otro lado, no se observa una correlación positiva entre la eficiencia técnica y las variables de edad.

Tabla 4. Matriz de correlación

	Eficiencia técnica	Edad	Edad al cuadrado	Capital humano	Financiamiento	Tamaño de empresa	Región Lima
Eficiencia técnica	1						
Edad		1					
Edad al cuadrado			1				
Capital humano				1			
Financiamiento					1		
Tamaño de empresa						1	
Región Lima							1

Eficiencia técnica	1						
Edad	-0.0748	1					
Edad al cuadrado	-0.084	0.9703	1				
Capital humano	0.0842	0.041	0.0367	1			
Financiamiento	0.0065	-0.0449	-0.02	0.0021	1		
Tamaño de empresa	0.3523	0.0172	0.0335	0.0084	-0.0796	1	
Región Lima	0.1698	-0.0347	-0.0146	-0.1984	-0.115	-0.0254	1

Elaboración propia

En relación al capital humano, se aprecia una correlación positiva muy baja (0.0842) con la eficiencia técnica. Esto sugiere que el nivel de capital humano no está fuertemente asociado con la eficiencia en este contexto.

Por otro lado, no se encuentra una correlación positiva significativa entre la

eficiencia técnica y la variable de financiamiento (0.0065). Esto indica que el acceso al financiamiento no está directamente relacionado con la eficiencia de las empresas en el marco de este estudio.

4.3. Resultado de modelo fraccional

La siguiente tabla muestra los coeficientes estimados y los efectos parciales promedios de los modelos de regresión fraccional para las distintas formas funcionales (logit, probit, loglog y cloglog).

Tabla 5. Estimaciones de los coeficientes y efecto parcial promedio

Variable	Logit		Probit		Loglog		Cloglog	
	Coef.	APE	Coef.	APE	Coef.	APE	Coef.	APE
	0.063	0.011	0.035	0.010	0.028	0.009	0.060	0.012
Edad		<i>(0.008</i>	<i>(0.028</i>	<i>(0.008</i>	<i>(0.024</i>	<i>(0.007</i>	<i>(0.045</i>	<i>(0.008</i>
	<i>(0.05)</i>)))))))
	-0.003	0.000	-0.002	0.000	-0.001	0.000	-0.003	-0.001
Edad2	<i>(0.002</i>	<i>(0.000</i>	<i>(0.001</i>	<i>(0.000</i>	<i>(0.001</i>	<i>(0.000</i>	<i>(0.002</i>	<i>(0.000</i>
)*)*)*)*)))*)*
	0.549	0.093	0.314	0.091	0.270	0.087	0.486	0.095
Capital humano	<i>(0.253</i>	<i>(0.042</i>	<i>(0.147</i>	<i>(0.042</i>	<i>(0.131</i>	<i>(0.042</i>	<i>(0.217</i>	<i>(0.042</i>
)**)**)**)**)**)**)**)**

	0.180	0.030	0.106	0.031	0.100	0.032	0.139	0.027
Financiamiento								
		(0.026)		(0.026)	(0.078)	(0.026)	(0.139)	(0.027)
	(0.16))	(0.09))))))
	1.819	0.307	1.103	0.321	1.142	0.368	1.435	0.281
Tamaño de empresa								
	(0.251)	(0.039)	(0.154)	(0.042)	(0.186)	(0.057)	(0.180)	(0.032)
)***)***)***)***)***)***)***)***
	0.606	0.102	0.351	0.102	0.317	0.102	0.515	0.101
Región Lima								
	(0.174)	(0.030)	(0.102)	(0.030)	(0.095)	(0.030)	(0.147)	(0.030)
)***)***)***)***)***)***)***)***
	-1.950		-1.157		-0.743		-1.999	
Constante								
	(0.331)		(0.184)		(0.155)		(0.294)	
)***)***)***)***	

* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

Nota: APE (average partial effects)

Los valores que aparecen entre paréntesis, debajo de cada parámetro estimado, corresponden a la desviación estándar del estimador.

Elaboración propia

CAPITULO V DISCUSIÓN

Las cuatro especificaciones de la forma funcional de la regresión fraccional muestran la consistencia de los resultados de los determinantes de la eficiencia y sus efectos parciales. Asimismo, estos resultados coinciden con lo encontrado en la teoría y en la evidencia empírica.

En particular, se encuentra que la variable edad o experiencia en el mercado tiene un efecto positivo en la eficiencia, este resultado es similar a lo descrito por Kapelko y Oude (2014) donde menciona que a medida que las empresas envejecen, acumulan experiencia y recursos críticos que también contribuyen a aumentar su eficiencia. A pesar de la relación positiva con la eficiencia, los resultados muestran no ser significativos, esto guarda relación a lo encontrado por Bhandari y Ray (2012) y Jiang, Folmer, y Bu (2015).

Por su parte, la teoría muestra que la relación entre capital humano y eficiencia es positiva y significativa (Ismail y Zainal, 2017). Al respecto, los resultados son coincidentes y similares a lo encontrado por Mokhtarul (2004), donde menciona que los trabajadores no productivos (menos capacitados) no contribuyen al incremento de la eficiencia técnica.

Asimismo, los resultados muestran que el financiamiento tiene un efecto positivo sobre la eficiencia técnica similar a lo encontrado por Agostino y Trivieri (2014); sin embargo, los resultados encontrados en las cuatro especificaciones no son significativos

Por otro lado, los resultados muestran diferencias significativas entre las microempresas y las pequeñas empresas, siendo estas últimas más

eficientes que las primeras, dichos resultados coinciden con lo encontrado por Mokhtarul (2004), Kapelko y Oude (2014), y Bhandari y Ray (2012). Esto se explica, principalmente, debido a que una empresa de mayor tamaño puede mejorar su capacidad para mantener una ventaja competitiva al aprovechar economías de escala (Fritsch y Stephan, 2006; Kapelko y Oude, 2014).

Finalmente, se encuentra que la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas de Lima es mayor a la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en el resto de regiones en el año 2017. Lima, como la capital y principal centro económico del país, tiene una mayor concentración de clientes y proveedores en comparación con otras regiones. Esto hace posible que las empresas textiles de Lima se beneficien de un mayor impacto del learning by doing, así como, del acceso de un mayor mercado, lo que haría que aprovechen las economías a escala, y consecuentemente aumenten su productividad y eficiencia (Produce, 2022).

CAPITULO VI CONCLUSIONES

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la presente investigación, se puede concluir que las principales variables que determinan la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas textiles peruanas en el año 2017 incluyen la experiencia de la empresa, el capital humano y el financiamiento.

Los scores de eficiencia técnica desagregados por región y tamaño de empresa muestran diferencias significativas entre las microempresas y las pequeñas empresas. La eficiencia técnica promedio para las microempresas es de 0.215, mientras que para las pequeñas empresas es de 0.591.

En relación al modelo fraccional, para evaluar la consistencia en los efectos de los determinantes sobre la eficiencia se realizó un ejercicio de consistencia estimando el modelo de regresión fraccional con cuatro especificaciones en la forma funcional. Se encontró que los determinantes de la eficiencia evaluados mantienen los efectos en todos los modelos fraccionales.

Se encuentran resultados consistentes con la teoría y la evidencia empírica. La variable de edad muestra un efecto positivo en la eficiencia técnica, aunque no es significativo. La relación entre capital humano y eficiencia técnica es positiva y significativa. Por otro lado, el efecto del financiamiento en la eficiencia técnica no es significativo en las especificaciones del modelo.

De otro lado, los resultados obtenidos en este estudio indican que, si existen

diferencias significativas en la eficiencia técnica entre las micro y pequeñas empresas, esto es, las pequeñas empresas son más eficientes que las microempresas en el sector textil y de confecciones peruana en el año 2017.

Asimismo, los resultados sugieren que la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas de Lima es mayor a la eficiencia técnica de las micro y pequeñas empresas en el resto de regiones en el año 2017.

Finalmente, el presente documento es un aporte relevante a la literatura nacional por tres aspectos principalmente: (i) se emplea por primera vez un modelo fraccional a la segunda etapa de los modelos de eficiencia; (ii) se analiza el sector textil, el cual ha sido poco explorado con los modelos de eficiencia; y (iii) se emplea la Encuesta Nacional de Empresas, la cual ha sido poco explotada en la literatura nacional.

FUENTES DE INFORMACIÓN

- Abdulla y Kumar, S. (2021). Technical efficiency and its determinants in the Indian textile garments industry. *Research Journal of Textile and Apparel*, Vol. 25 No. 4, pp. 346-360.
- Agostino, M., & Trivieri, F. (2014). Does Trade Credit Play a Signalling Role? Some Evidence from SMEs Propensity to Delay Payments. *Journal of Small Business Management*. 52(4). 735-755.
- Aguilar, G. (2011). Eficiencia industrial en las regiones de México. *EconoQuantum*, 7(2), 93-113.
- Álvarez, R., Crespi, G. (2003). Determinants of Technical Efficiency in Small Firms. *Small Business Economics* 20, 233–244. <https://doi.org/10.1023/A:1022804419183>
- Badunenko, O., Fritsch, M., y Stephan, A. (2006). What Determines the Technical Efficiency of a Firm? The Importance of Industry, Location, and Size.
- Banker, R.D., Charnes, A. y Cooper, W.W. (1984). Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science* 30(9): 1078-1092.
- Battese, G. y Coelli, T. (1995). A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data. *Empirical Economics* 20, 325–332.
- Bhandari, A.K. y Ray, S. (2012). Technical efficiency in the Indian textiles industry: a non parametric analysis of firm-level data. *Bulletin of Economic*

Research. Vol. 64 No. 1. pp. 109-124.

- Castany, L., López, E. y Moreno, R. (2007). Do innovation and human capital explain the productivity gap between small and large firms?
- Charnes, A., Cooper, W., Rhodes, E. (1978). Measurement the Efficiency of Decision-Making Units. *European Journal of Operational Research* 2(6), 429-444.
- Chhapra, I. y Naqvi, N. (2010). Relationship between Efficiency Level of Working Capital Management and Profitability of Firms in the Textile Sector of Pakistan. Published in: *Indus Journal of Management & Social Sciences*. Vol. 4 (1). pp. 30-42.
- Coelli, T. (1996). A guide to DEAP Version 2.1: a data envelopment analysis (computer) program. CEPA Working paper.
- Coelli, T., Prasada, D.S., Battese, G. (1998). An introduction to efficiency and productivity analysis. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Coll, V. y Blasco, O. (2009). Evolución de la eficiencia técnica de la industria textil española en el periodo 1995-2005: análisis mediante un modelo de frontera estocástica. *Revista de Estudios de Economía Aplicada*. Vol. 27 No. 3. pp. 1-32
- De Jorge-Moreno, J. y Carrasco, O. (2015). Technical efficiency and its determinants factors in Spanish textiles industry (2002-2009). *Journal of Economic Studies*, Vol. 42. pp. 346-357.
- El-Atroush, I.M. y Montes-Rojas, G. (2011). Technical efficiency estimation via

metafrontier technique with factors that affect supply chain operations. *International Journal of Business and Economics*, Vol. 20 No. 29. pp. 117-138

- Farrell, M. J. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of Productivity Analysis* 7, 213-214.
- Gourieroux C, Monfort A, Trognon A (1984) Pseudo maximum likelihood methods: applications to Poisson models. *Econometrica* 52(3):701–720
- Hoff, A. (2007). Second stage DEA: Comparison of approaches for modelling the DEA score. *European Journal of Operational Research* 181. 425–435.
- Isaksson, A. (2007). Determinants of total factor productivity: a literature review, UNIDO.
- Ismail, R. y Zainal, S. (2017). Determinant of Technical Efficiency of Small and Medium Enterprises in Malaysian Manufacturing Firms. *International Business Management*. 11: 299-307.
- Jiang, L., Folmer, H., & Bu, M. (2015). Interaction between output efficiency and environmental efficiency: evidence from the textile industry in Jiangsu Province, China. *Journal of Cleaner Production*.
- Joshi, R. y Singh, S. (2012). Technical efficiency and its determinants in the Indian garment industry. *The journal of the Textile Institute*. 103. 231-243.
- Kapelko, M., & Oude Lansink, A. (2014). Examining the relation between intangible assets and technical efficiency in the international textile and clothing industry. *The Journal of The Textile Institute*, 105(5), 491-501.

- Kouliavtsev, M., Christoffersen, S. y Russel, P. (2007). Productivity, scale and efficiency in the U.S. Textile industry. *Empirical Economics*. Vol. 33. pp. 1-18.
- McDonald, J. (2009). Using least squares and tobit in second stage DEA efficiency analyses. *Eur J Oper Res* 197(2):792–798.
- Medina, R., Martí, M., y Calafat, C. (2019). An analysis of innovation in textile companies: An efficiency approach. *Bulletin of Economic Research*.
- Mokhtarul, I. K. M. (2004). Technical Efficiency in Australian Textile and Clothing Firms: Evidence from the Business Longitudinal Survey. *Australian Economic Papers*, 43(3), 357-378.
- Onkelinx, J., Manolova, T. y Linda, E. (2016). The human factor: Investments in employee human capital, productivity, and SME internationalization. *Journal of International Management*. pp. 351-364.
- Papke, L., Wooldridge, J. (1996). Econometric methods for fractional response variables with an application to 401(k) plan participation rates. *J Appl Econ* 11(6):619-632
- Penrose, E. T. (1968). *The theory of the growth of the firm*. Oxford: Basil Blackwell.
- PRODUCE. (2017). Estudio de la situación actual de las empresas peruanas: Los determinantes de su productividad y orientación exportadora.
- PRODUCE. (2022). Estudio de investigación: Sector textil y confecciones.
- Ramalho, E., Ramalho, J. y Henriques, P. (2010). Fractional regression models

for second stage DEA efficiency analyses. *Journal of Productivity Analysis* volume 34, pp. 239–255.

- Robinson, E. A. G. (1962). *The structure of competitive industry*. Chicago, IL: The University of Chicago Press.
- Simar, L. y Wilson, P. (2007). Estimation and inference in two-stage, semiparametric models of production processes. *J Econ* 136:31–64
- Sinani, E., Jones, D. C., Mygind, N. (2008). Determinants of firm-level technical efficiency: evidence using stochastic frontier approach. *Corporate Ownership & Control*, 5(3-1), 225-239. <https://doi.org/10.22495/cocv5i3c1p7>
- Stinchcombe, A. L. (1965). Social structure and organizations. In J. G. March (Ed.), *Handbook of organizations* (pp. 142–193). Chicago, IL: Rand McNally
- Syverson, C. (2011). What Determines Productivity? *Journal of Economic Literature*, no. 49:2, pp. 326-365.
- Tran, T. T. H., Nguyen, T. T. H., & Nguyen, T. D. (2018). Access to finance and job growth of SMEs: The case of developing Asian countries. *Journal of Asian Business and Economic Studies*, 25(1), 1-20. doi: 10.1108/JABES-05-2017-0039.