

Tello, Mario D.; Tello Trillo, Daniel S.

Article

Quality management and labor productivity of formal companies in Perú: A non-experimental design and causal machine learning techniques

Estudios de Economía

Provided in Cooperation with:

Department of Economics, University of Chile

Suggested Citation: Tello, Mario D.; Tello Trillo, Daniel S. (2024) : Quality management and labor productivity of formal companies in Perú: A non-experimental design and causal machine learning techniques, Estudios de Economía, ISSN 0718-5286, Universidad de Chile, Departamento de Economía, Santiago de Chile, Vol. 51, Iss. 1, pp. 117-158

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/312792>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Quality management and labor productivity of formal companies in Perú: A non – experimental design and causal machine learning techniques*

Gestión de calidad y productividad laboral de las empresas en el Perú: Un diseño no experimental y técnicas de machine learning causal.

MARIO D. TELLO**

DANIEL S. TELLO TRILLO***

Abstract

This paper evaluates the impacts of quality management tools on the labor productivity of companies in Peru for the period 2014-2019 based on causal Machine Learning (ML) techniques (MLC), which reduce or eliminate three potential problems: the endogeneity of the variables of interest, the existence of confusing variables (confounding) and overfitting due to the introduction of many control variables. Using the National Survey of Companies (INEI-ENE 2023), the evaluation indicates that quality control tools affect the productivity of formal companies, particularly large and medium-sized companies.

Key words: *Labor Productivity, Quality Management, Machine Learning.*

JEL Classification: *J24, L15, P42.*

* This work comes from the IDB-INACAL Project on Quality Management Tools and the Labor productivity of companies in Peru. The author thanks the coordinators of the project and the readers of the Ministry of Production (PRODUCE) for their comments. He also particularly appreciates the suggestions of an anonymous referee on the framework conceptual of the topic of the study and the research assistants: Braulio Escobar, Danitza Castillo y Valeria Lévano.

** Professor and principal researcher at the Faculty of Economic Sciences of the University National Mayor of San Marcos and the department of economics at the Pontifical University Catholic of Peru.

*** Frank Batten School of Leadership and Public University of Virginia and researcher at the National Bureau of Economic Research, NBER-USA.

Resumen

Este trabajo evalúa los impactos de las herramientas de gestión de calidad sobre la productividad laboral de las empresas del Perú para el periodo 2014-2019 basados en técnicas de Machine Learning (ML, en inglés) causal (MLC), las cuales reducen o eliminan tres potenciales problemas: la endogeneidad de las variables de interés, la existencia de variables confusas (confounding) y el sobre ajuste (overfitting) por la introducción de un número grande de variables de control. Usando la Encuesta Nacional de Empresas (INEI-ENE 2023), la evaluación señala que las herramientas de control de calidad inciden en la productividad de las empresas formales, particularmente de las empresas grandes y medianas.

Palabras clave: *Productividad Laboral, Gestión de Calidad, Machine Learning.*

Clasificación JEL: *J24, L15, P42.*

1. INTRODUCCIÓN

La literatura internacional de los impactos de las herramientas (prácticas o instrumentos) de gestión de calidad¹ sobre el desempeño de las empresas es amplia y los resultados de los impactos varían por países y métodos sin llegar a tener una conclusión definitiva o clara a nivel de empresas y países.² A diferencia de estudios previos, este trabajo analiza los impactos de dichas herramientas sobre el desempeño de las empresas del Perú, específicamente la productividad laboral, para el periodo 2014-2019 basados en técnicas de Aprendizaje Automático (o Machine Learning³, ML, en inglés) causal

¹ Entre otras, las normas técnicas, estandarización, y acreditación. En este trabajo no se incluyen las prácticas de metrología que se ocupa de las mediciones, las unidades de medida, los equipos utilizados para efectuarlas, y la verificación y calibración periódica.

² Ver Cuadro 1.

³ El aprendizaje automático es una rama de la *inteligencia artificial* (AI en sus siglas en inglés) y la informática que se centra en el uso de datos y algoritmos para imitar la forma en que aprenden los humanos, mejorando gradualmente su precisión. IBM señala a Samuel (1959) como el que acuñó el término “aprendizaje automático”. El aprendizaje automático es un componente importante del creciente campo de la ciencia de datos. Mediante el uso de métodos estadísticos, los algoritmos se entrenan para hacer clasificaciones o predicciones, descubriendo información clave dentro de los proyectos de minería de datos (data mining). (<https://www.ibm.com/cloud/learn/machine-learning>). Por otra parte, AI es una rama de la informática que se ocupa de la construcción de máquinas inteligentes capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana. En <https://builtin.com/artificial-intelligence>.

(MLC).⁴ La utilización de estas técnicas se debe, por un lado, al hecho de que las empresas escogen o no el uso de prácticas de gestión calidad, lo que implica que dicha selección es endógena y asociada al desempeño de las empresas. Consecuentemente, estimadores de los parámetros de las variables de interés (i.e., las prácticas de gestión de calidad) que no consideran dicha endogeneidad serían sesgados. Por otro lado, la productividad laboral puede estar asociada a innumerables factores los cuales si no son tomados en cuenta en una determinada especificación pueden también sesgar los estimadores de los parámetros de interés. Asociado a este problema está el número adecuado de variables de control que inciden en la productividad laboral que puede producir errores de sobreajuste o overfitting.⁵ Estos problemas de endogeneidad de selección de las prácticas de la gestión de calidad y el adecuado manejo de las denominadas ‘confounding variables’ insertadas como variables de control que afectan el desempeño económico de las empresas, son reducidos o potencialmente eliminados usando técnicas de ‘Machine Learning’ causal (MLC).⁶

El trabajo se compone de seis secciones aparte de la introducción. La Sección 2 describe el marco conceptual de la relación entre las herramientas de calidad y la productividad de las empresas. La Sección 3 resume la literatura del tema del trabajo. La Sección 4 describe la base de datos usada y presenta un análisis breve de los datos a emplearse para la aplicación de la metodología. La Sección 5 presenta una síntesis de la metodología de evaluación. La Sección 6 muestra los resultados de las estimaciones. La Sección 7 resume las conclusiones del estudio. Al final se lista las referencias.⁷

⁴ Término definido por Baiardi & Naghi (2020).

⁵ En términos simples, el problema de ‘overfitting’ o sobreajuste de un modelo es una condición en la que un modelo estadístico comienza a describir el error aleatorio en los datos en lugar de las relaciones entre las variables. Este problema ocurre cuando el modelo es demasiado complejo. En el análisis de regresión, el sobreajuste puede producir valores de R-cuadrado, coeficientes de regresión y p-valores engañosos.

⁶ De acuerdo con Baiardi & Naghi (2020), estas técnicas i) son herramientas de uso de datos para recuperar interacciones complejas entre variables y estimar exiblemente la relación entre el resultado, el indicador de tratamiento y las covariables; ii) permiten incluir un gran número de covariables, aún cuando el tamaño de la muestra es pequeña, y el uso de regresiones regularizadas; iii) permite implementar una selección del modelo sistemáticamente; y iv) resultan muy útiles cuando el interés es en estimar los efectos de tratamientos heterogéneos.

⁷ También está disponible para los lectores un anexo de cuadros que complementa el traaja.

2. MARCO CONCEPTUAL DE LOS ESTÁNDAR DE CALIDAD Y PRODUCTIVIDAD

Existen diversas teorías que relacionan los estándares de calidad⁸ y la productividad de las empresas⁹. Lakhe & Mohanty (1994) presenta una esquema consistente con la teoría de la gestión de calidad total (TQM)¹⁰ que relaciona los sistemas de calidad con la productividad de las empresas. La Figura 1 resume dicho esquema donde los tres principales insumos de la gestión de calidad total son: el compromiso de los agentes (gerencia) de la gestión de calidad, el trabajo en equipo y la participación de los gerentes en la gestión de calidad y los sistemas de calidad. De acuerdo con Zhanga, Song, & Song (2014), los estándares de calidad son parte del sistema de calidad. Los insumos TQM conllevan a generar mecanismos o resultados intermedios que en última instancia inciden en los dos objetivos centrales de la TQM, los beneficios económicos y la productividad de las empresas. Entre los mecanismos que pueden lograr estos objetivos figuran mejora en los servicios y productos de calidad, la satisfacción y lealtad de los clientes, y el logro de un incremento y/o sostenibilidad en la participación de la empresa en el mercado.

Dos elementos cruciales dentro del llamado ‘plan de calidad’ en los diferentes enfoques de la teoría TQM son las ventas y la reducción de costos (Mauch 2010, y Zhang 2000 y 1997). Ante la falta de información para estimar la productividad laboral (ratio de valor real de producción por trabajador) y la productividad total factorial (factor que incide en la función de producción), el ratio ventas reales por trabajador resulta una adecuada proxi de la productividad laboral de las empresas para los enfoques TQM. Así, incrementos de las ventas debido a los mecanismos TQM, y manteniendo lo demás constante, incrementa la productividad laboral de las empresas basada en ventas. De la misma manera, la reducción de costos, inducido por tecnologías que ahorran el uso de la mano de obra, pueden también incrementar la productividad laboral medido en ventas reales por trabajador. Por otro lado, si bien los estándares de

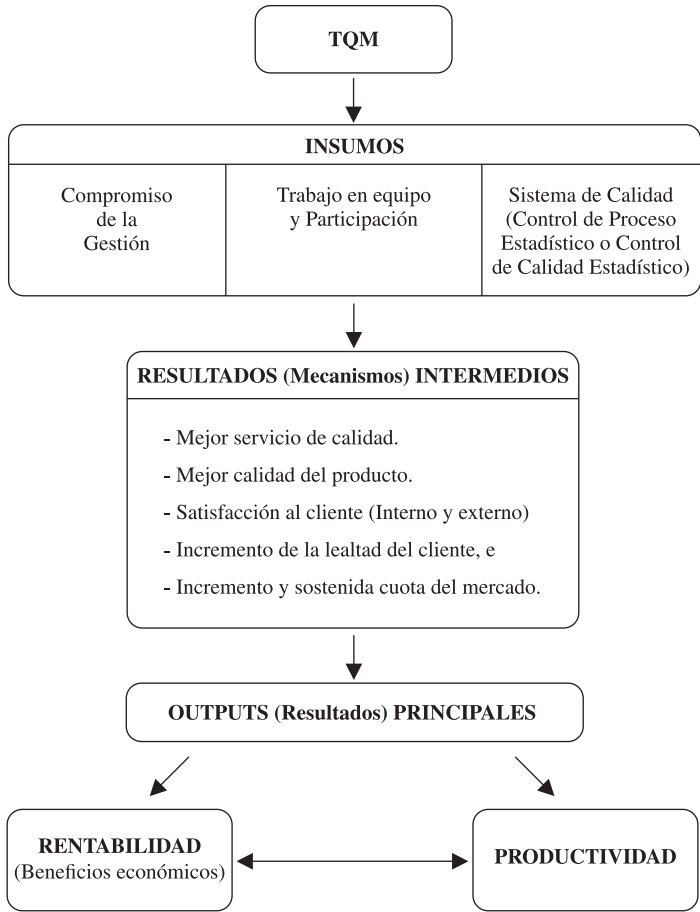
⁸ Estos son acuerdos documentados que contienen especificaciones técnicas u otros criterios precisos para ser utilizados consistentemente como reglas, lineamientos o definiciones, para asegurar que los materiales, productos, procesos y servicios sean aptos para su propósito. Los estándares incluyen estándares ambientales; estándares orgánicos; normas laborales; normas sociales; y estándares normativos (FAO, 2003).

⁹ Una simple búsqueda en GPT3.5 indica al menos 7 teorías (o marco conceptuales): i) la teoría de gestión de calidad total (Total Quality Management, en inglés); ii) la teoría del conocimiento profundo de Deming (1993); iii) ISO 9000 y el cumplimiento de normas; iv) seis sigma; v) Marco de Excelencia Baldrige; vi) teoría de la contingencia; y vii) la teoría de la calidad como un recurso.

¹⁰ Detalles de la TQM en Dotchin & Oakland (1992), Lakhe & Mohanty (1994), Koskela, Tezel, Patel (2019), Zhang (2000). De acuerdo con Zhang (2000, 1997) los pioneros que desarrollaron la TQM son: Deming; Crosby; Juran; Ishikawa y Feigenbaum.

calidad (FAO 2003) y los sistemas de calidad son diversos¹¹, sus efectos sobre la productividad laboral de las firmas pueden ser estimados bajo el enfoque empírico del presente estudio en concordancia con la literatura empírica descrita en la siguiente sección.

FIGURA 1
TQM Y LA PRODUCTIVIDAD EN EMPRESAS



Fuente: Lakhe & Mohanty (1994). Elaboración propia.

¹¹ <https://www.tuv-nord.com.mx/2020/03/04/quality-management-system-que-es-y-para-que-sirve/>

Un factor adicional que pueden incidir en el enfoque TQM es el papel de las empresas multinacionales. De acuerdo con Tetteh & Uzochukwu (2015) y Jiménez-Jiménez, Martínez-Costa, Martínez-Lorente, y Ahmed Dine Rabeh (2015) la aplicación de prácticas de gestión de la calidad total en empresas multinacionales mejora el desempeño organizacional para alcanzar los objetivos comerciales en el entorno comercial global. En la metodología propuesta la variable de interés son los instrumentos de la gestión de calidad que recogen los potenciales efectos de empresas multinacionales, aunque no se identifique a éstas. Sin embargo, los efectos de las características propias de las empresas extranjeras no se identifican en el estudio por falta de información de la propiedad de las empresas extranjeras. Finalmente, desde la perspectiva teórica, las otras variables que afectan a la productividad provienen de la literatura de los determinantes de la productividad, en particular de los enfoques propuestos por Svversion (2011). El número de dichas variables son administradas adecuadamente por el método DML propuesto.

3. REVISIÓN DE LA LITERATURA EMPÍRICA

El Cuadro 1 resume una lista selecta de trabajos relacionada a los objetivos del estudio. Estos trabajos se diferencian por: ámbito geográfico (empresas de países desarrollados y en desarrollo), herramientas de gestión de calidad (por ejemplo, adopción de certificaciones de calidad internacionales, QC; certificación ISO 9001; 9000, y 14001, y certificación de estándares internacionales -ISC); indicador de desempeño de las empresas de distintos tamaños (entre otros, margen extensivo-incorporación de nuevos productos de exportación, e intensivo de exportaciones-cambios del valor de los productos de exportación; productividad laboral; productividad total factorial, PTF; ventas y retornos en activos, ROA), por período de análisis (entre 1995 y 2014); y por tipo de método econométrico usado (entre otros, random forest; panel data; propensity score matching; mínimos cuadrados en dos etapas, método de momentos generalizados, y fronteras estocásticas de producción).

En cuanto a los resultados obtenidos del impacto, los estudios revisados señalan, por un lado, que los impactos del uso de prácticas de gestión de calidad sobre diversos indicadores del desempeño económico de las unidades de análisis son variados y no existe claridad en dichos impactos. Así, un poco más de la mitad de los trabajos no encuentran incidencia estadísticamente significativa de las herramientas de gestión sobre el desempeño de las empresas. De otro lado, los efectos positivos de las herramientas de gestión dependen del tamaño de las empresas, siendo las grandes las que mejor aprovechan las herramientas de gestión de calidad. Esta diversidad o no claridad de los re-

sultados, por lo menos en parte, está relacionada a los métodos de estimación usados. Muchos de ellos adolecen del problema de endogeneidad de la variable de interés (i.e., la selección por parte de la unidad de análisis de usar o no una práctica de gestión de calidad). Más aún, a excepción del estudio de Mena (2020)¹² no existen trabajos que usen las herramientas de Machine Learning Causal para la estimación del impacto de la variable de interés sobre el desempeño de las firmas. La sección siguiente presenta un análisis de la información y los problemas de estimación que origina.

TABLA 1
RESUMEN DE UNA SELECCIÓN DE ARTÍCULOS SOBRE EL IMPACTO DE LAS PRÁCTICAS DE GESTIÓN DE CALIDAD

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
1	Gallardo y Guitierrez (2021)	El estudio estima el impacto de las certificaciones de calidad ISO9001 en el desempeño de la empresa y en las habilidades humanas como mediador en relación del desempeño y la certificación de las empresas en Colombia. El desempeño de las empresas se mide mediante la innovación, productividad laboral, ventas y salarios En el estudio se implementa un modelo de Diferencias en Diferencias y un Propensity Score Matching con efectos fijos. La base de datos consta de un panel de empresas certificadas y empresas no certificadas obtenido de la Encuesta de Desarrollo e Innovación Tecnológica (EDIT) y la Encuesta Anual Manufacturera (EAM) para el periodo 2005-2010.	Se encuentra que el desempeño de las empresas con certificación ISO9001 (de Colombia en el periodo analizado) mejora en contraste con las empresas sin certificación. Más específicamente, en las empresas con certificación la innovación incrementa en 5,2%, la productividad laboral en 4,6%, las ventas en 5,7% y salarios en 4,9%. Asimismo, se encuentra que las empresas certificadas con un mayor porcentaje de trabajadores temporales se desempeñan por debajo de empresas certificadas con fuerza laboral estable y permanente.

¹² La técnica de Random Forest, Mena (2020) lo utiliza para determinar la probabilidad de que una empresa use una práctica de gestión de calidad.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
2	Mena (2020)	El estudio evalúa el impacto de la adopción de certificaciones de calidad internacionales (QC) en el desempeño de las empresas. Utilizando un panel de 4.668 empresas de América Latina y el Caribe. Las bases usadas son: i) la Encuesta de Empresas del Banco Mundial (WBES), años 2006 y 2010 (las de Brasil son de los años 2003 y 2009), ii) Latin American Country Enterprise Survey (LACE) realizada en 2011 en combinación con la nueva ronda realizada en 2014 (PROTEqIN) para los países del Caribe. El trabajo realiza dos tipos de estimaciones: i) mediante el algoritmo Random Forest, se estima la probabilidad de que una empresa adopte QC; y (ii) Con las probabilidades estimadas se estima el impacto del QC sobre los márgenes intensivo y extensivo de las exportaciones de las empresas; el acceso al financiamiento, ventas locales y la productividad mediante diferencias en diferencias ponderadas.	Los resultados de trabajo indican que adquirir una QC tiene un efecto positivo en el comportamiento exportador de las empresas impulsado por un aumento en el margen tanto intensivo como extensivo de las exportaciones indirectas. Las QC también ayudan a disminuir las restricciones en el acceso a la financiación, pero no se encontró ningún efecto sobre las ventas locales y varias medidas de la productividad de la empresa. Sin embargo, los estimados revelan que los impactos positivos de las QC dependen del tamaño de la empresa: solo se benefician las empresas pequeñas y medianas.
3	Bernini, Garone, Maffioli y Mena (2019)	El estudio estima el impacto de la certificación de calidad sobre el desempeño de las firmas, medido por las exportaciones, las ventas locales, la productividad (PTF y productividad laboral) y el acceso al crédito de 5410 empresas de América Latina y el Caribe en el periodo 2006-2010. Se estima, en primera instancia, la probabilidad de las que las empresas tengan un certificado de calidad mediante técnica de Random Forest y luego se emplea el enfoque de diferencias en diferencias para estimar el efecto de la certificación sobre el desempeño de las firmas. Para ello utiliza la World Bank Enterprise Survey y PROTEqIN.	Se encuentra que la certificación de calidad incrementa significativamente las exportaciones, comercio intensivo y extensivo. Las ventas se ven influenciadas de manera débil pero positiva. Así mismo, reduce la precepción de las firmas del acceso a crédito como una barrera para su crecimiento. En el caso específico de la productividad, no se encuentra resultados de influencia significativa en PTF ni en la productividad laboral.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
4	Gallego y Gutiérrez (2017)	El trabajo estima el impacto de la certificación ISO 9001 en la productividad laboral, medido de las empresas de la industria de la manufactura en Colombia en el periodo 2003-2010. Para ello se implementa primero el Propensity Score Matching para determinar el grupo de control adecuado, posteriormente la estimación del impacto se hace mediante Diferencias en Diferencias con efectos fijos para datos panel de empresas certificadas y empresas no certificadas. La base de datos panel fue construida con Encuesta de Desarrollo e Innovación Tecnológica (EDIT) y la Encuesta Anual Manufacturera (EAM), obteniendo información de 41579 empresas, 6125 empresas con certificación ISO 9001 y 35454 sin dicha certificación.	Se encuentra que las empresas con certificación ISO 9001 incrementan significativamente más su valor agregado por empleado, sus ventas por empleado y el promedio de salarios, que las empresas similares que no se encuentran certificadas. Estos resultados indican que las empresas con certificación ISO 9001 tienen mayor productividad laboral, que las empresas que no cuentan con la certificación.
5	Bernini, Garone y Maffioli (2017)	El trabajo presenta evidencia empírica sobre los determinantes de la adopción de certificaciones internacionales de calidad (ISO) y sus efectos sobre el desempeño de las empresas <i>argentinas</i> en los años 2006 y 2010. Los autores sugieren que entre los principales factores que pueden afectar la adopción de las certificaciones figuran las empresas que exportan o son extranjeras, la productividad laboral, la experiencia del gerente, la antigüedad de la empresa, el tamaño de la empresa y el acceso al financiamiento. Los métodos econométricos usados son probit y MCO y por robustez estimaciones de diferencias en diferencias con efectos fijos por sector y provincia y diferencias en diferencias combinado con la técnica de emparejamiento estadístico (propensity score matching o PSM) para comparar grupos de empresas que tienen características similares en el año 2006.	Los resultados indican que las firmas exportadoras, extranjeras y de mayor tamaño (en empleados) presentan mayor nivel de adopción, mientras que aquellas empresas que tienen problemas de acceso al financiamiento tienen una adopción menor. Por otro lado, la obtención de certificaciones tiene un efecto positivo en la probabilidad de exportar y el monto exportado, y, además, genera una reducción en la restricción al crédito de las empresas. Sin embargo, no se encuentra ningún efecto sobre ventas locales ni sobre distintas medidas de productividad de las firmas.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
6	Castro-Silva y Rodriguez (2017)	El trabajo se enfoca en determinar la incidencia de la implementación de la certificación ISO 9001 en el Boyacá en Colombia. Para ello, se consideró, para una encuesta sobre su desempeño, a empresas que contaban con dicha certificación por un mínimo de 2 años. Realiza un análisis exploratorio, descriptivo y cuantitativo, utilizando test.	La implementación del ISO 9001 ha tenido impacto positivo en las finanzas, el comercio y las operaciones de las empresas encuestadas. Este impacto es mayor en tanto más grandes son las empresas. No obstante, los resultados indican que no hay dependencia temporal de las mejoras de beneficios en la empresa respecto al año de certificación.
7	Albulescu, Drăghici, Fistiș, and Trușculescu (2016)	El estudio plantea como objetivo principal estimar el impacto de la certificación ISO 9001 en la productividad laboral de los países de la Unión Europea desde el 2000 al 2013. Los datos utilizados son un compilado de la Eurostat, la base de datos de ISO y la base de datos del Banco Mundial. Usa dos métodos de estimación: 2SLS (mínimos cuadrados en dos etapas) y el GMM (método de momentos generalizados).	En ninguno de los métodos implementados, la certificación ISO 9001 tiene influencia significativa sobre la productividad laboral de los países.
8	Vargas (2016)	El estudio estima el impacto de las certificaciones de calidad (QC) en la innovación de capacidades y en los niveles de productividad de la firma. Para ello, implementa el modelo CDM (Crépon, Duguet and Mairesse) y usa los microdatos de la encuesta de innovación de Perú, correspondiente al periodo 2009-2011.	Las firmas que poseen un certificado de manejo de calidad son más productivas que las que no lo tienen. Adicionalmente, aquellas que introdujeron o mejoraron de manera significativa productos o procesos, son 3 veces más productivas. Finalmente, las empresas que solo innovan son 111% más productivas que las que no innovan pasivas. Sin embargo, las firmas que están certificadas e innovan son notablemente mucho más productivas.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
9	Sanchez-Ollero, García-Pozo y Marchante-Lara (2015)	El trabajo tiene como objetivo estimar el impacto de certificaciones de calidad, ISO 9000, ISO 14000, Internal Q y Q-Mark, y de modelos de calidad, MACT model, SICTED model y EFQM model, en la productividad laboral de las empresas del sector hotelero de España. La base corresponde a los datos obtenidos de una encuesta a los gerentes de 232 hoteles de Andalucía. Se usa la función de producción del modelo teórico Cobb-Douglas, la cual es objeto de una regresión lineal.	El análisis descriptivo sugiere que solo los estándares y modelos de calidad, completamente implementados, específicos a la industria hotelera, incrementan la productividad. El análisis econométrico apoya esto, siendo la certificación Q-Mark, la única significativa. Esta certificación incrementa la productividad laboral en un promedio de 23,27%.
10	Islam, Karim y Habes (2015)	El estudio estima el impacto de la certificación de calidad, ISO 9001, sobre el desempeño financiero y no financiero de las organizaciones. Se implementa una regresión jerárquica y los datos usados son los disponibles dadas las respuestas, 201, obtenidas de una encuesta diseñada por los autores en Malasia.	No se encuentra relación significativa directa entre la certificación ISO 9001 y el desempeño financiero, como la reducción de costos, ROA, crecimiento de ventas. Mientras que la relación es fuerte respecto al desempeño no financiero, indicadores de manejo de recursos humanos, operaciones de calidad, etc. Sin embargo, se encuentra, también, que la certificación definitivamente mejora el desempeño financiero de las empresas, pero lo hace de manera indirecta mediante los beneficios no financieros.
11	Fatima (2014)	El trabajo analiza el impacto en el desempeño financiero, medido por beneficio bruto, beneficios netos antes y después de impuestos, de la certificación ISO 9000 en las empresas de Pakistan antes y después de 1995. La base de datos proviene de una encuesta autocompletada de 95 empresas. Para probar la presencia de una relación significativa, o no, entre el desempeño financiero de las empresas y la certificación ISO 9000 se emplea un t-test y el Wilcoxon signed-rank test (WSR test).	Se encuentra que hay una relación significativa entre la certificación ISO 9000 y el desempeño financiero, en cuanto a ventas, beneficio bruto, beneficios netos antes y después de impuestos, para las empresas medianas y grandes. No obstante, no se encuentra relación significativa entre la certificación ISO 9000 y el desempeño financiero en las empresas pequeñas.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
12	Goedhuys & Sleuwaegen (2013)	El estudio examina los efectos de la certificación de estándares internacionales (ISC) en la productividad y las ventas de empresas de un conjunto de países de diferentes grados de desarrollo institucional.	Basado en una muestra de 59 <i>países</i> y técnicas de IV (2STLS), los autores encuentran que la ISC aumenta la productividad y el rendimiento de las ventas de las empresas a través de ganancias de eficiencia y señalización de calidad. Los efectos son mayores en países donde las instituciones de apoyo al mercado son débiles. Usa como instrumentos la existencia de licencias y control.
13	Kiplagat (2013)	Se estima el impacto de la certificación ISO 9001:2000 en el desempeño financiero, medido por ROA, crecimiento de ventas y los márgenes de beneficio neto de corporaciones comerciales del estado en Kenia en el periodo 2004-2011. La base de datos se compone por los obtenidos de la Oficina de Normas de Kenia (KEBS), Bureau veritas y de informes anuales de las empresas. El estudio se lleva a cabo mediante la estimación por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).	Se encuentra que los tres indicadores financieros, ROA, crecimiento de las ventas y los márgenes de beneficio neto, se ve significativamente influenciados por la certificación ISO 9001. Siendo esto indicador de que esta certificación mejora el desempeño financiero de las corporaciones comerciales del estado.
14	Starke, Eunni, Dias Fouto y de Angelo. (2012)	Se investiga el impacto de la certificación ISO 9000 en ingresos por ventas, costo de los bienes vendidos/ingresos por ventas y el índice de rotación de activos (ventas/activos totales). Para ello se usa datos de panel de empresas que cotizan en bolsa en <i>Brasil</i> entre 1995 y 2006. Se estimaron especificaciones con mínimos cuadrados ordinarios, efectos fijos y efectos aleatorios.	Se encuentra que la certificación ISO 9000 está asociada con un aumento en los ingresos por ventas, una disminución en el costo de los bienes vendidos/ingresos por ventas y un aumento en los índices de rotación de activos de las empresas certificadas. Los resultados sugieren que las empresas grandes y pequeñas, (independientemente de su estructura de capital, es decir, deuda/capital) se beneficiarán de la adopción de las normas ISO 9000.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
15	Ilkay y Aslam (2011)	Se investiga la diferencia en las prácticas de calidad y el desempeño entre las empresas pequeñas a medianas (SMEs) que tienen certificación ISO 9001 y aquellas empresas que no lo tienen en Turquía. El desempeño de las empresas es medido en base a criterio financieros, de negocios internos, de clientes y de innovación y aprendizaje. Se usa datos obtenidos de una encuesta elaborada por los autores a 225 SMEs, junto con la base de datos de SME Information Network. Se estima las diferencias mediante un análisis de varianza unidireccional.	Se encuentra que hay diferencias entre las empresas certificadas con ISO 9001 y las demás empresas solo en el criterio de finanzas. Sin embargo, en el promedio de criterios de desempeño no se muestra una diferencia significativa. Mientras que los resultados son significativos para la diferencia del promedio de las prácticas de calidad entre empresas con la certificación y las empresas sin certificación.
16	Saizarbitori y Landin (2011)	El trabajo se centra en el análisis empírico de la relación entre la certificación ISO 14001 y el rendimiento financiero, el cual es medido por la rentabilidad económica y el crecimiento de las ventas, en el periodo 1997-2006. Para ello utilizan grupos de empresas de la comunidad autónoma del país vasco como grupo de control, 268 empresas sin certificación, y de tratamiento, 7232 empresas con certificación. La base de datos se compone del Catálogo Industrial Vasco y de Exportadores, el registro de empresas certificadas de Ihobe-Sociedad Pública de Gestión Ambiental del Gobierno Vasco y la base de información económico-financiera. Se implementa una metodología longitudinal que mide los rendimientos de las empresas antes y después de la certificación.	Para ambos indicadores de rentabilidad financiera, la rentabilidad económica y el crecimiento de ventas son mayores en las empresas certificadas. También se encuentra que en los años 2000, 2003 y 2004, las empresas sin certificación pero que iban a obtener su certificado ISO 14001 más adelante, eran en promedio, más rentables que las empresas no certificadas. Empresas que se certificarían en un futuro cercano tenían mayor crecimiento de ventas que las no certificadas. Así, no es posible concluir que la certificación ISO 14001 sea causa de los mejores rendimientos financieros de las empresas.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
17	Bewoor y Pawar (2010)	El estudio se centra en conocer el impacto de la implementación de las QMS (Quality Managment System) /ISO 9001-1400 en la productividad o desempeño de empresas pequeñas y medianas en India. Se hace uso de una encuesta de 220 empresas pequeñas y medianas certificadas ISO9001. El trabajo es de tipo exploratorio y plantea 4 pasos para llevarlo a cabo: i) Identificar las variables explicativas del impacto ii) Diseño del cuestionario de la encuesta iii) Recolección de datos y iv) Análisis de datos. Asimismo, considera variables independientes de cada departamento para la estimación.	El efecto de la implementación de ISO/QMS sobre la productividad de las pequeñas y medianas empresas de India son, principalmente, a nivel marginal. Sin embargo, no es la misma para todos los departamentos.
18	Tzelepis, Tsekouras, Skuras y Dimara (2006).	El trabajo explora los efectos de la norma ISO 9001 en la eficiencia productiva de las empresas. La muestra comprende 1572 empresas de tres industrias manufactureras griegas (alimentos y bebidas, maquinarias, y fabricación de aparatos eléctricos y electrónicos). La metodología parte de una frontera estocástica en el cual la norma ISO 9001 puede ser incluida como: i) un insumo de producción, ii) un factor que afecta la eficiencia técnica de la frontera; iii) en ambos como insumo y factor que afecta la eficiencia técnica, y iv) un factor que no afecta la frontera.	El principal resultado de las regresiones estimadas es que ISO 9001 es un factor de gestión que reduce la ineficiencia productiva.

No	Autores (año)	Descripción	Resultados
19	Heras, Dick, y Casadesús (2002)	Se investiga la <i>causalidad</i> de incidencia de la certificación de 800 empresas del periodo 1995-2002 de una región de <i>España</i> , a través de una comparación con un grupo de control (no certificadas) de las ventas y rentabilidad reales de 400 empresas certificadas pre y post registro.	Los resultados de la prueba de diferencias de promedios (entre el grupo con certificación y sin certificación) indican que, aunque el rendimiento de empresas certificadas es superior a la de 400 empresas no certificadas, no hay evidencia de desempeño mejorado después del registro en las 400 empresas certificadas estudiadas. El desempeño superior de las empresas certificadas se debe a que las empresas con rendimiento tienen una mayor propensión a buscar el registro ISO 9000.
20	Wayham, Kirche, Khumawala (2002)	El estudio explora la relación entre la certificación ISO 9000 y el desempeño financiero. Se usó un diseño de investigación multivariante de medidas repetidas.	Los resultados indican que la certificación ISO 9000 tiene un impacto muy limitado en el desempeño financiero, medido por el rendimiento de activos, sin embargo, este efecto se disipa rápidamente con el tiempo.
21	Häversjö (2000)	Este trabajo analiza las consecuencias financieras de Registro ISO 9000 para empresas danesas, a través de la comparación de dos grupos de empresas, 731 con registro y 644 sin registro.	Los resultados indican que la tasa de rentabilidad de las empresas en el año anterior al registro, eran un 20 por ciento superior a la de la población de control. Luego de dos años después del registro, la tasa de rendimiento fue 35 por ciento superior a la de la población control. Sin embargo, parece que el efecto positivo es no debido a la mejora de la capacidad interna utilización, sino más bien a un aumento de las ventas.
22	Terziovski, Samson, y Dow (1997)	El propósito del estudio es probar la fuerza de la relación entre la certificación ISO 9000 y el desempeño organizacional en la presencia y ausencia de un entorno de gestión de calidad total (TQM). El análisis usa una gran muestra aleatoria de empresas manufactureras en Australia y Nueva Zelanda.	El hallazgo central es que no se muestra que la certificación ISO 9000 tiene un efecto significativamente positivo en el desempeño de la organización en presencia o ausencia de un entorno TQM. Este apoya la opinión de que, en promedio, la certificación ISO 9000 tiene poco o ningún poder explicativo del desempeño organizacional.

Fuente: Elaboración propia.

4. ANÁLISIS DE LOS MICRODATOS DEL MODELO

Las variables de estudio son obtenidas de la Encuesta Nacional de Empresas del INEI-ENE (2023) para el período 2014-2019¹³. Se usa dos bases conjuntas o ‘pool’ de datos de empresas para todos los años (sin distinción de ellos) para los periodos 2014-2017 y 2014-2019. Se usan estas dos bases por robustez estadística y por el hecho que ambas bases contienen distintos números de herramientas de gestión, el periodo 2014-2017 tres herramientas (normas técnicas, certificación y estandarización), y el periodo 2014-2019 dos herramientas (normas técnicas, certificación).

Luego de un proceso de identificación y limpieza de la información¹⁴, las bases seleccionadas registran 1855 observaciones (empresas y años) y 464 empresas en promedio por año en el primer período. En el segundo periodo se registra 3107 observaciones y 621 empresas en promedio por año. Estas muestras de empresas se computan con la base de datos ‘limpias’ determinadas por la variable binaria de interés $DCAL$ que caracteriza a las empresas que disponen de por lo menos una herramienta de calidad durante el periodo de la muestra.

Los principales estadísticos descriptivos de las dos bases se detallan en el Cuadro 2. El cuadro para base de datos tiene dos columnas: en la primera ($D_{CAL} = 1$) se muestra las empresas que disponían por lo menos una herramienta de gestión de calidad, entre normas técnicas, certificaciones (para la estandarización y sistematización de cualquiera de los procesos de compras, producción, almacenamiento, comercialización, transporte y distribución, o servicio postventa) y estandarización¹⁵ en un determinado año; en la segunda ($D_{CAL} = 0$), las empresas no disponen de dicha herramienta en cualquiera de los años del período 2014-2019.

También el Cuadro 2 registra 45 variables que potencialmente pueden incidir en la productividad laboral de las empresas.¹⁶ Dentro de las 45 variables

¹³ El trabajo usa dos encuestas, una para el período 2014-2017 que corresponde al periodo real del 2014-2017 aun cuando el periodo de publicación de las encuestas es del 2015-2018; la otra para el periodo 2014-2019 que también corresponde al mismo período en términos reales. La encuesta del 2019 fue publicada el 2020 aunque los datos reales corresponden al año 2019.

¹⁴ Detalles en el anexo disponibles al lector, Cuadros A1 y A2.

¹⁵ Las dos primeras herramientas para el periodo 2014-2019 y las tres herramientas para el periodo 2014-2017.

¹⁶ Syverson (2011) describe una lista de dichos factores teóricos a través de los efectos sobre la productividad total factorial. Cabe señalar que teóricamente $PL_{it} = A \cdot F(k_{it})$, donde A es la productividad factorial total, k_{it} es el ratio capital-trabajo y PL_{it} es la productividad laboral. Otros factores que se introducen en las regresiones y cuadros son: $DNET = 1$ si la empresa contó con servicio de internet; $CINST$, porcentaje de la capacidad instalada utilizó su empresa en el año; $DCAP = 1$ si los trabajadores recibieron alguna capacitación; $DCIF = 1$ si para el principal producto de la empresa, existe en el mercado competencia informal.

se incluyen cuatro potenciales variables instrumentales.¹⁷ Estas variables se miden de dos formas. En la primera, se usa una variable binaria representando una característica de la empresa y en la segunda una variable real que mide el porcentaje de firmas de un determinado CIU y año 't' que tienen la característica de la empresa de la variable binaria. Los CIU se desagregan en cinco sectores: agropecuario y pesca, minería, manufactura, construcción y comercio, y otros servicios. Para las ocho variables que resultan de las dos formas de medición de las cuatro variables instrumentales básicas, el tamaño de la muestra varía y se indica en la fuente del Cuadro 2. Los valores de las variables instrumentales binarias representan el porcentaje de empresas que tienen o no la característica de dicha variable en cada período. Los valores de las variables instrumentales reales por CIU y año representan el promedio anual del porcentaje de empresas que disponen la característica de su correspondiente variable instrumental binaria.

La cifras del cuadro indican una notoria diferenciación entre empresas que disponen de por lo menos una herramienta de gestión de calidad ($DCAL = 1$) y de aquellas que no disponen de dichas herramientas ($DCAL = 0$) en los dos períodos considerados. Así, las empresas que disponen de herramientas de calidad: son más productivas, y grandes (en el empleo del número de trabajadores), en su mayoría exportan ($DX = 1$), tienen un alto valor del ratio capital-trabajo (k^{18}); y trabajan con tecnologías de punta ($DTEC_1 = 1$).¹⁹ y en dos o tres turnos ($DTurn_2 = 1$)²⁰.

Por otro lado, la composición muestral en términos del tamaño de las empresas, por número de trabajadores²¹ del Cuadro 2 también adiciona 4 criterios con base a ventas de las empresas para la definición de tamaño. El primero, Ventas 1 sigue la definición de empresas de la Ley No 30056 que Facilita la Inversión e Impulsa el Desarrollo Productivo y el Crecimiento Empresarial. De acuerdo con esta ley una microempresa tiene ventas anuales hasta un monto máximo de 150 Unidades Impositivas Tributarias (UIT); la pequeña empresa tiene ventas anuales superiores a 150 UIT y hasta 1700 UIT; la mediana empresa: ventas anuales superiores a 1700 UIT y hasta 2300 UIT²² y las empresas

¹⁷ Donde $DCAL \& DIF = 1$ si la empresa percibe que los factores relevantes para su posicionamiento en el mercado son calidad y diferenciación del producto o servicio; $DMIL = 1$ si el mercado principal de la empresa es el mercado internacional y nacional; $DIMB = 1$ si la actividad de empresa se desarrollada en un espacio exclusivo o independiente; $DOCDG = 1$ si el tipo de registro que utiliza para las órdenes de compra o pedidos son digitales.

¹⁸ En las regresiones se introduce como $\ln k$.

¹⁹ Donde $DTurn_1 = 1$ la empresa usa tecnología manual.

²⁰ Donde $DTurn_1 = 1$ significa que la empresa trabaja 1 solo turno.

²¹ De acuerdo con el tamaño en número de trabajadores, las empresas grandes tienen de 100 a más trabajadores ($L \geq 100$); las medianas entre 21 y 99 trabajadores ($21 \leq L \leq 99$); y las pequeñas menos de 21 trabajadores ($L < 21$).

²² En promedio para el periodo 2014-2019, una UIT corresponde a US\$ 1.246.

grandes tiene ventas anuales superiores a 2300UIT. Así, en Ventas 1, las micro y pequeñas empresas son agrupadas como 'pequeñas' empresas. En el segundo, Ventas 2, las medianas empresas agrupan a las pequeñas y medianas de empresas según el valor de ventas en UIT. En Ventas 3 se toma como criterio tanto el tamaño en número de trabajadores como el valor de ventas en UIT. Bajo Ventas 2 las pequeñas empresas son las micro y pequeñas según ventas y que tengan menos de 21 trabajadores. El cuarto, Ventas 4, que también toma el número de trabajadores y ventas, la pequeña empresa se define como empresas con menos de 21 trabajadores y las microempresas en ventas. Para todos los criterios de tamaño de empresas las de tamaño grande dominan relativamente la muestra en ambos periodos. Por último, en los dos períodos dominan relativamente las empresas manufactureras.

TABLA 2
PRODUCTIVIDAD LABORAL, INDICADORES DE GESTIÓN DE CALIDAD Y OTROS FACTORES BASE DE DATOS POOL, 2014 -2017 Y 2014 - 2019

No	Variables	Periodo 2014-2017 $NT = 1855; \bar{N} = 464$		Periodo 2014-2019 $NT = 3107; \bar{N} = 621$	
		$D_{CAL} = 1$ $NT = 1239;$ $\bar{N} = 310$	$D_{CAL} = 0$ $NT = 616;$ $\bar{N} = 154$	$D_{CAL} = 1$ $NT = 1557;$ $\bar{N} = 311$	$D_{CAL} = 0$ $NT = 1550;$ $\bar{N} = 310$
1	PL (US dólar 2011 por trabajador)	92877.27	49300.07	101626.83	64875.77
2	DCAL (%)	66.79	33.21	50.11	49.89
3	L	494.93	123.06	523.19	145.38
4	DLargefirm (%)	57.22	10.03	31.35	14.55
5	DMediumfirm (%)	0.22	0.22	12.58	14.97
6	DSmallfirm (%)	7.14	25.18	6.18	20.37
7	DLargefirm (%) (Ventas 1)	53.58	11.11	37.27	21.95
8	DMediumfirm (%) (Ventas 1)	3.50	1.24	2.74	3.28
9	DSmallfirm (%) (Ventas 1)	9.70	20.86	10.11	24.65
10	DLargefirm (%) (Ventas 2)	54.12	10.57	37.62	21.60
11	DMediumfirm (%) (Ventas 2)	8.46	6.52	9.24	13.45
12	DSmallfirm (%) (Ventas 2)	4.20	16.12	3.25	14.84
13	DLargefirm (%) (Ventas 3)	55.32	9.57	41.89	18.29
14	DMediumfirm (%) (Ventas 3)	2.55	0.93	2.54	2.82

No	Variables	Periodo 2014-2017 $NT = 1855; \bar{N} = 464$		Periodo 2014-2019 $NT = 3107; \bar{N} = 621$	
		$D_{CAL} = 1$ $NT = 1239; \bar{N} = 310$	$D_{CAL} = 0$ $NT = 616; \bar{N} = 154$	$D_{CAL} = 1$ $NT = 1557; \bar{N} = 311$	$D_{CAL} = 0$ $NT = 1550; \bar{N} = 310$
15	$D_{Smallfirm}(\%)$ (Ventas 3)	5.40	26.23	7.15	27.32
16	$D_{Largefirm}(\%)$ (Ventas 4)	55.29	9.09	42.80	18.52
17	$D_{Mediumfirm}(\%)$ (Ventas 4)	6.86	3.35	7.02	8.84
18	$D_{Smallfirm}(\%)$ (Ventas 4)	4.10	21.31	3.37	19.46
19	k (US dólar 2011 por trabajador)	29422.18	10253.21	64647.87	27308.02
20	$DTEC_1(\%)$	37.74	13.75	26.36	19.44
21	$DTEC_2(\%)$	29.06	19.46	23.75	30.45
22	$DNET(\%)$	67.26	32.74	50.34	49.66
23	$DFIN(\%)$	67.39	32.61	50.48	49.52
24	$DTurn_1(\%)$	29.22	23.23	22.37	33.89
25	$DTurn_2(\%)$	37.57	9.97	27.74	16.00
26	$CINST$	74.43	69.79	72.81	69.00
27	$DCAP(\%)$	77.05	22.95	59.59	40.41
28	$DX(\%)$	85.23	14.77	69.34	30.66
29	$DCIF(\%)$	62.00	38.00	46.41	53.59
30	$DCAL \& DIF(\%)$	79.37	20.63	56.40	43.60
31	$DCAL \& DIFCIU_{\text{agent\&provea}}(\%)$	1.42	0.14	1.54	1.57

No	Variables	Periodo 2014-2017 $NT = 1855; \bar{N} = 464$		Periodo 2014-2019 $NT = 3107; \bar{N} = 621$	
		$D_{CAL} = 1$ $NT = 1239; \bar{N} = 310$	$D_{CAL} = 0$ $NT = 616; \bar{N} = 154$	$D_{CAL} = 1$ $NT = 1557; \bar{N} = 311$	$D_{CAL} = 0$ $NT = 1550; \bar{N} = 310$
32	$DCAL \& DIFCIU_{\text{mineria}} (\%)$	0.28	0.00	0.52	0.36
33	$DCAL \& DIFCIU_{\text{manufactur.}} (\%)$	66.43	17.35	43.66	51.88
34	$DCAL \& DIFCIU_{\text{const\&com.}} (\%)$	9.10	2.13	11.61	10.38
35	$DCAL \& DIFCIU_{\text{otros_serv}} (\%)$	2.13	1.00	2.61	2.38
36	$DCAL \& DIFCIU_{\text{-total}} (\%)$	71.22	28.78	58.72	41.28
37	$DMIL (\%)^2$	65.83	34.17	49.24	50.76
38	$DMIL \& CIU_{\text{agri\&pescu}} (\%)^2$	1.44	1.43	1.99	1.53
39	$DMIL \& CIU_{\text{mineria}} (\%)^2$	0.65	0.00	0.56	0.54
40	$DMIL \& CIU_{\text{manufactur.}} (\%)^2$	44.82	47.68	43.99	45.90
41	$DMIL \& CIU_{\text{const\&com.}} (\%)^2$	10.81	7.99	13.98	13.51
42	$DMIL \& CIU_{\text{otros_serv}} (\%)^2$	1.92	2.23	3.09	3.10
43	$DMIL \& CIU_{\text{-total}} (\%)^2$	1.44	1.43	57.21	42.79
44	$DIMB (\%)^3$	67.63	32.37	48.89	51.11
45	$DIMB \& CIU_{\text{agri\&pescu}} (\%)^3$	2.97	2.97	2.15	2.03
46	$DIMB \& CIU_{\text{mineria}} (\%)^3$	0.73	0.00	0.35	0.44
47	$DIMB \& CIU_{\text{manufactur.}} (\%)^3$	83.92	83.92	67.82	69.43
48	$DIMB \& CIU_{\text{const\&com.}} (\%)^3$	14.89	14.89	13.51	13.18

No	Variables	Periodo 2014-2017 NT = 1855; $\bar{N}$ = 464		Periodo 2014-2019 NT = 3107; $\bar{N}$ = 621	
		$D_{CAL} = 1$ NT = 1239; $\bar{N}$ = 310	$D_{CAL} = 0$ NT = 616; $\bar{N}$ = 154	$D_{CAL} = 1$ NT = 1557; $\bar{N}$ = 311	$D_{CAL} = 0$ NT = 1550; $\bar{N}$ = 310
49	$DIMB \& CIU_{\text{otros_serv}} (\%)^3$	6.93	6.93	3.62	3.63
50	$DIMB \& CIU_{\text{total}} (\%)^3$	63.83	36.17	45.10	54.90
51	$DOCD (\%)^4$	76.76	23.24	55.57	44.43
52	$DOCD \& CIU_{\text{agris\&pecu}} (\%)^4$	1.79	1.78	2.14	1.80
53	$DOCD \& CIU_{\text{mineria}} (\%)^4$	0.65	0.00	0.56	0.54
54	$DOCD \& CIU_{\text{manifac}} (\%)^4$	67.70	51.01	65.96	55.81
55	$DOCD \& CIU_{\text{const\&com}} (\%)^4$	16.79	13.95	21.37	17.56
56	$DOCD \& CIU_{\text{otros_serv}} (\%)^4$	3.60	2.59	4.76	4.20
57	$DOCD \& CIU_{\text{total}} (\%)^4$	70.57	29.43	56.61	43.39

Fuente: INE-ENE (2023). Elaboración propia. Los coeficientes de correlación entre PL y D_{CAL} de los datos pool es 0.1611*** (2014-2017) y 0.1425*** (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y $D_{CAL\&DIFCIU}$ de los datos pool es 0.0340 (2014-2017) y 0.0397* (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y D_{CAL} de los datos pool es 0.0371 (2014-2017) y -0.0498** (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y D_{min} de los datos pool es 0.0371 (2014-2017) y -0.0518** (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y $D_{min\&CIU}$ de los datos pool es -0.0159 (2014-2017) y -0.0288 (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y D_{man} de los datos pool es 0.0513** (2014-2017) y 0.0573*** (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y $D_{man\&CIU}$ de los datos pool es 0.0309 (2014-2017) y 0.0351 (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y $D_{DOCD\&CIU}$ de los datos pool es 0.1452*** (periodo 2014-2019). Los coeficientes de correlación entre PL y $D_{DOCD\&CIU}$ de los datos pool es 0.1244*** (2014-2017) y 0.1097*** (periodo 2014-2019). 2 La muestra para estas variables es 1855 para el periodo de 2014-2017 y la muestra es de 2048 para el periodo de 2014-2019. 3 La muestra para estas variables es 1855 para el periodo 2014-2017 y la muestra es de 2048 para el periodo de 2014-2019. 4 La muestra para estas variables es 1855 para el periodo 2014-2017 y la muestra es de 2041 para el periodo de 2014-2019. 5 La muestra para estas variables es 1855 para el periodo 2014-2017 y la muestra es de 2048 para el periodo de 2014-2019. Significancia al 1 % (***), al 5 % (**) y al 10 % (*).

TABLA 3
DECILES DE PRODUCTIVIDAD LABORAL POR VARIABLE DE INTERÉS E INSTRUMENTOS: POOL 2014 - 2017

Decil	Rango-PL	$\overline{PL}$	$DCAL_u$ (%)	$DCALDIF_u^1$	$DCAL \& DIFCIU_u^1$	$DMIL_u^2$	$DMIL \& CIU_u^2$	$DIMB_u^3$	$DIMB \& CIU_u^3$	$DOCDg_{it}^4$	$DOCD \& CIU_u^4$
1	0.00-60151.44	28287.77	5.65	6.26	36.37	9.27	32.67	9.32	50.54	6.71	37.18
2	6020.08-12553.34	9263.37	6.13	6.12	39.67	7.81	35.79	9.92	56.33	6.45	44.19
3	12701.03-20922.24	16811.41	8.15	9.10	39.51	8.61	37.27	10.04	57.41	8.29	46.02
4	20928.67-30911.45	25562.51	10.41	10.38	41.69	9.27	38.48	9.74	59.18	10.53	50.68
5	30919.37-42476.28	36077.21	10.01	12.80	43.00	9.93	40.75	10.16	65.81	10.99	54.14
6	42501.11-55594.67	48387.62	11.78	11.10	40.17	11.13	39.66	10.04	59.62	11.06	55.19
7	55620.78-76037.01	65308.82	11.22	11.81	37.70	11.92	37.55	10.34	60.56	11.19	50.43
6	76038.55-109188.3	92506.03	11.70	11.24	41.34	10.46	41.48	9.98	66.30	11.85	57.17
9	109323.8-186415.6	139011.40	11.62	10.10	46.37	11.13	41.67	10.10	67.79	11.32	56.74
10	187146.5-2144163	349019.90	13.32	11.10	45.69	10.46	41.47	10.34	67.74	11.59	55.22

Fuente: INE-ENE (2023). Elaboración propia. 1 La muestra para estas variables es 1855. 2 La muestra para estas variables es 1855. 3 La muestra para estas variables es 1756. 4 La muestra para estas variables es 1855.

TABLA 4
DECILES DE PRODUCTIVIDAD LABORAL POR VARIABLE DE INTERÉS E INSTRUMENTOS: POOL 2014 - 2019

Decil	Rango-PL	$\overline{PL}$	$DCAL_u(\%)$	$DCALDIF_{u1}$	$DCAL \& DIFCIU_{u1}$	$DMIL_{u2}$	$DMIL \& CIU_{u2}$	$DIMB_{u3}$	$DIMB \& CIU_{u3}$	$DOCDg_{u4}$	$DOCD \& CIU_{u4}$
1	0.00-6799.73	2974.91	6.55	6.64	36.66	9.07	32.37	9.46	43.23	6.95	42.96
2	6847.27-14956.82	10851.90	7.06	5.92	32.62	8.44	30.60	10.07	46.70	6.66	37.10
3	14966.28-23031.95	19014.98	8.35	9.42	38.03	8.06	37.27	9.68	56.22	8.84	50.97
4	23041.59-32491.46	27807.34	9.83	11.35	39.25	9.32	37.12	9.73	49.32	10.55	53.04
5	32513.95-43580.97	37872.38	10.34	12.44	41.82	9.45	38.03	10.18	52.92	10.78	55.48
6	43598.04-58648.09	50433.69	10.98	10.63	33.64	11.21	33.16	10.01	49.10	10.96	45.14
7	58650.00-78841.8	67739.35	10.34	11.23	35.20	11.96	34.08	10.34	49.05	11.08	47.70
6	78907.3-113119.9	94745.08	11.43	11.59	37.78	9.95	39.63	10.07	64.09	11.79	57.79
9	113230.3-200295	148833.10	11.37	9.66	43.68	11.71	39.92	10.07	65.41	11.14	57.55
10	200374.9-1922246	373358.50	13.74	11.11	41.97	10.83	38.28	10.40	66.25	11.26	56.20

Fuente: INE-ENE (2023). Elaboración propia. 1 La muestra para estas variables es 2048. 2 La muestra para estas variables es 2048. 3 La muestra para estas variables es 2041. 4 La muestra para estas variables es de 2048.

Los cuadros 3 y 4 evidencian otra característica de la variable de interés (*DCAL*) y las variables instrumentales. En estos cuadros la muestra en los dos períodos se divide en 10 deciles de la productividad laboral donde las primeras dos columnas del cuadro indican los rangos de esta variable y su promedio, respectivamente. En las siguientes columnas se reportan el porcentaje de empresas que pertenecen a cada decil y que satisface las características de las variables de interés y las instrumentales. Las cifras del cuadro señalan para todas estas variables, una tendencia creciente de los porcentajes a medida que se incrementa el rango y promedio del decil de productividad. Así, por ejemplo, para el decil más bajo de productividad, entre el 5.7 y 6.6% de la muestra de empresas del período 2014-2019 disponían de al menos una herramienta de calidad, mientras para el decil más alto entre 13.3 y 13.7% de la muestra de empresas en el mismo periodo disponían de por lo menos una herramienta de calidad. El mismo patrón tienen las demás variables.

Las cifras de estos dos cuadros y las correlaciones entre las variable de interés y la productividad laboral²³ si bien proveen indicios que exista una posible inferencia de las herramientas de gestión de calidad en la productividad de las empresas, también es posible que estas herramientas de gestión se ‘confundan’ con otras variables y sean a través de estas otras que la inferencia se origine. Los trabajos Tello (2021, 2020, 2017 y 2015) señalan que dos de las factores más importantes en la determinación de la productividad laboral de las empresas en el Perú son la intensidad del uso del capital relativo a la mano de obra y el tamaño (en términos del número de trabajadores) de las empresas. Si estas, al igual que la productividad laboral determinasen a su vez al uso de las herramientas de gestión de calidad entonces estimaciones estándar que asuman que estas herramientas determinen la productividad laboral²⁴ producirían estimadores sesgados de los coeficientes de estas herramientas. Los sesgos también ocurrirían si tanto la productividad laboral y las herramientas de calidad se afectan simultáneamente. La sección siguiente presenta una metodología que permite abordar el problema tanto de las variables ‘confounding’ (o de confusión en castellano)²⁵ como el de la endogeneidad de la variable de interés (*DCAL*), dada las cifras de los Cuadros 3 y 4 y las correlaciones con la productividad.

²³ Detalladas en la fuentes del Cuadro 2.

²⁴ Como en algunos de los trabajos citados en el Cuadro 1.

²⁵ Confounding variables o variables confusión son variables que son difícil de medir y que afectan tanto a la supuesta variable de interés (X) y a la variable resultado (Y). Así, si Z es la variable confusa y sí, $Y \leftarrow Z \rightarrow X$, then $X \rightarrow Y$. La estimación del modelo: $Y = X\beta + \varepsilon$ produciría estimaciones sesgadas de β .

5. METODOLOGÍA DE EVALUACIÓN

El punto de partida de la metodología que se implementa en el trabajo es la especificación (1):

$$(1) \quad PL_{it} = \beta \cdot DCAL_{it} + \bar{X}_{it}' \cdot \bar{\delta} + \varepsilon_{it}; \quad i = 1, \dots, N; t = 2014 - 2019$$

Donde para cada empresa ‘i’ y periodo ‘t’, PL_{it} es el logaritmo neperiano de la productividad laboral, $DCAL_{it}$ es la variable de interés de uso de por lo menos una herramienta de gestión de calidad y $\bar{X}_{it}$ es el vector de variables de control (incluyen potenciales variables confounding). En la sección anterior, se presentó indicios que la variable de interés esté asociada con el error estocástico, ε_{it} , y que no sea exógena por lo cual métodos estándar como mínimos cuadrados ordinarios, MCO, producirían estimadores sesgados de β de la variable de interés. Un segundo problema estadístico de usar MCO es la selección del número de variables de control, si este es corto o bajo también se producirían sesgos en la estimación y si este es alto o grande también se produciría errores de ‘overfitting’ (variables en excesos).²⁶

El problema de endogeneidad o exogeneidad de una variable ha sido extensamente estudiada en la literatura y la solución estándar es la de variables instrumentales o mínimos cuadrados bi-etápicas (o TSLS, siglas en inglés). Sea Z_{it} la variable instrumental seleccionada, para que el estimador de β sea consistente con el método TSLS se requiere que²⁷:

$$(A1) \quad Cov(DCAL_{it}; Z_{it}) \neq 0; Cov(Z_{it}; \varepsilon_{it}) = 0$$

La expresión (A1) significa que el instrumento requiere estar correlacionado con la variable de interés y que además no esté asociado con el error estocástico de la especificación (1). La sección anterior ha mostrado estadísticos de 4 potenciales instrumentos con dos formas de medición de cada instrumento.²⁸ La consistencia del método TSLS será validada con la aplicación de tres pruebas estadísticas o ‘tests’. Los dos primeros son las pruebas de ‘idoneidad’

²⁶ En términos simples el problema de ‘overfitting’ o sobreajuste de un modelo es una condición en la que un modelo estadístico comienza a describir el error aleatorio en los datos en lugar de las relaciones entre las variables. Este problema ocurre cuando el modelo es demasiado complejo. En el análisis de regresión, el sobreajuste puede producir valores de R-cuadrado, coeficientes de regresión y p-values engañosos.

²⁷ Detalles en Lee, McCrary, Moreira, Porter (2022), Cunningham (2021) y Huntington-Klein (2022).

²⁸ Una en forma binaria y la otra en porcentaje de empresas con la característica de la variable binaria por CIUU y año.

de Stock & Yogo (2005) y de Lee, McCrary, Moreira, Porter (2022). En el primer caso, la hipótesis nula es que el instrumento sea débil para la variable de interés²⁹. En el segundo caso, la hipótesis nula es que la variable de interés no sea relevante en la determinación de la productividad laboral condicionado a que el instrumento seleccionado no sea débil para la variable de interés.³⁰ La tercera prueba es la de exogeneidad/endogeneidad tiene dos formas las de Wu (1974)-Hausman (1978) y la de Wooldridge (1995). En ambos casos, la hipótesis nula es que la variable de interés $DCAL_{it}$ sea exógena en la especificación (1).

Independientemente del problema de endogeneidad, la especificación (1) tiene aún los problemas de las confounding variables y el ‘overfitting’. Para reducir las implicancias estadísticas de estos problemas, se implementa el método de Machine Learning causal de *Double/debiased machine learning*’ o DML propuesto por Belloni, Chernozhukov, y Hansen (2014a, b), Chernozhukov, Chetverikov, Demirer, Duflo, Hansen, Newey, y Robins (2018, 2017)³¹ y Baiardi A., A. Naghi (2020). Para ello, método utiliza las siguientes especificaciones:

$$(2) \quad PL_{it} = \beta \cdot DCAL_{it} + go(\bar{X}_{it}) + U_{it}; i = 1, \dots, N; t = 2014 - 2019$$

$$(3) \quad DCAL_{it} = mo(\bar{X}_{it}) + V_{it}$$

El vector $\bar{X}_{it}$ es el conjunto de covariables incluyendo potenciales variables confounding. U_{it} ; V_{it} ; y ε_{it} son los errores estocásticos de las tres especificaciones respectivamente. La metodología DML tiene los siguientes pasos³²:

Paso 1 División de la Muestra. La muestra de los datos (INEI-ENE 2023) limpios se divide en las dos características de la variable binaria $DCAL$. La primera, cuando la empresa usa al menos una herramienta de gestión de calidad³³, $DCAL = 1$, durante el período de la muestra. La segunda cuando la em-

²⁹ $H_0: Cov(DCAL_{it}, Z_{it}) = 0$.

³⁰ $H_0: \beta = 0$.

³¹ Los detalles técnicos del método se describen en estas dos contribuciones.

³² Cabe señalar que el método DML requiere de una serie de supuestos, entre otros que: i) la covarianza entre el error estocástico de la ecuación (2) y la variable de interés $DCAL$ condicional al vector $\bar{X}_{it}$ sea cero; ii) el valor esperado del mismo error condicional a $DCAL$ y $\bar{X}_{it}$ sea cero; iii) la probabilidad que la variable $DCAL$, con valor uno, sea positiva o cero. En el caso que se use variables instrumentales Z , se adiciona los siguientes supuestos: iii) que cumpla (i) con los instrumentos; iv) que la covarianza entre el error U_{it} y el instrumento Z condicional a $\bar{X}_{it}$ sea cero; v) que exista una asociación entre la variable de interés y los instrumentos; vi) se cumpla (ii) condicional a Z y $\bar{X}_{it}$; y vii) que la covarianza entre $DCAL - E(DCAL / \bar{X}_{it})$ y $DCAL / Z, \bar{X}_{it} - E(DCAL / \bar{X}_{it})$ no sea cero; (Ahrens, Hansen, Schaffer, Wiemann 2023).

³³ Las herramientas de gestión de calidad difieren entre períodos. En el primer periodo 2014-2017 se dispone de dos herramientas, normas técnicas y certificaciones y el segundo periodo 2014-2019 de tres herramientas, normas técnicas, certificaciones, y estanda-

presa no usa herramientas de calidad durante el periodo ($DCAL = 0$). Los estadísticos descriptivos de estos grupos de empresas se muestran en el Cuadro 2.

Paso 2 Grupos Muestrales. Para mayor precisión de las estimaciones del método DML se forma 2 grupos muestrales, $K=2$ y $K=5$. Luego se aplica el método DML a estos grupos, y el parámetro de interés de la variable de interés $DCAL$ es obtenido por el promedio de los estimados de los parámetros de la variable, lo cual es un estimador más robusto que los obtenidos con una sola una partición de la muestra.³⁴

Paso 3 Estimaciones con el Método DML. El método DML y sus respectivos códigos de programación³⁵ se aplica a las especificaciones (2) y (3). El método tiene dos etapas. En la primera etapa se obtienen los estimadores ‘debiased’ ML usando herramientas de Machine Learning, ML, (por ejemplo LASSO³⁶) de ambas ecuaciones y se estiman los respectivos errores $\hat{V}_{it}$ y $\hat{U}_{it}$ de las especificaciones [3.2] y [3.3]. Luego se realiza la regresión de $\hat{U}_{it}$ ($\hat{V}_{it}$) el cual produce el estimador del parámetro de interés β . En la segunda etapa, para obtener estimadores más robustos se realiza el siguiente procedimiento. Para cada par de muestras de los grupos establecidos en el paso anterior, se utiliza una de ellas, denominada grupo de muestra ‘auxiliar’ y se aplica la primera etapa del método DML, estimando $\hat{g}_0$, $\hat{\beta}$, y $\hat{m}_0$. Luego, se estima el parámetro de interés $\hat{\beta}$ de la regresión $\hat{U}_{it}$ ($\hat{V}_{it}$), con los estimados de esos errores obtenidos de la segunda muestra denominada principal. El estimador del parámetro $\hat{\beta}$ de la variable de interés se obtiene del promedio de los estimadores $\hat{\beta}$ de cada par de los K grupos.

Paso 4 Estimaciones del Método DML con Variables Instrumentales. Los códigos de programación del método DML también admiten estimaciones con variables instrumentales. En la sección anterior se presenta los indicadores de cuatro variables instrumentales cada una medida de dos formas, la binaria y en porcentajes de empresas por CIU y año que poseen la característica de la variable binaria.

Para fines de *robustez*, aparte de los mínimos cuadrados ordinarios, MCO de la especificación para todas las variables, la de interés y las instrumentales juntamente con los MCO bi-etápicas, se estima el propensity score matching, PSM.

6. ESTIMACIONES Y RESULTADOS

Desde la perspectiva teórica, Manjon & Mañez (2016) argumentan que las
rización.

³⁴ Detalles en Baiardi & Naghi (2020) página 9.

³⁵ Códigos DML (2023a) y DML (2023b).

³⁶ Ahrens, Hansen, Schaffer (2019) y Códigos PDLASSO (2023).

empresas toman decisiones dinámicas sobre un conjunto de factores, que influyen el presente y futuro de sus rentabilidades, y decisiones temporales sobre otro conjunto de factores que no necesariamente influyen en dichas rentabilidades. El número de trabajadores, así como las decisiones de inversión son factores que influirán en el flujo de sus rentabilidades en el tiempo. Los gastos en materiales y de energía no los influirán. En consecuencia, la definición de empresas por número de trabajadores tendrá incidencia sobre las rentabilidades y por ende sobre las productividades de las empresas. Caso contrario ocurre con la definición del tamaño de las empresas por ventas. En esencia estas variables pueden convertirse en variables endógenas que influirán el resultado de las estimaciones. A consecuencia de lo anterior, las estimaciones que se presentan corresponden a los tres primeros criterios de definición de tamaño de empresas: el basados en el número de trabajadores y los dos primeros criterios basados en ventas. Los resultados de las estimaciones con los dos últimos criterios (por tamaño y ventas), por un lado, reducen el tamaño de la muestra, y de otro lado, no producen resultados estadísticamente robustos. Estas estimaciones no son reportadas en el trabajo. Por los argumentos teóricos señalados, los resultados más robustos (estadísticamente) son los que definen el tamaño de las empresas por el número de trabajadores.

6.1 Regresiones MCO

Los análisis econométricos tradicionales o estándar se basan el método de mínimos cuadrados ordinarios. Sin embargo, para que este método produzca inferencias causales es necesario que las variables de interés ($DCAL_{it}$) y de control (X_{it}) en la especificación (1) sean variables exógenas. Por los argumentos teóricos formulados en las secciones anteriores y por los resultados de las pruebas estadísticas de la sección 6.2, se verifica que el método no produce dichas inferencias causales. Como consecuencia requiere usarse otros métodos como los descritos en la 6.4.

Los Cuadros del A3 al A8, disponibles al lector, señalan las deficiencias de las estimaciones estándar por MCO (mínimos cuadrados ordinarios) de la ecuación (1)³⁷ donde el coeficiente de la variable interés $DCAL_{it}$ varía en signo y significancia estadística de acuerdo con la definición del tamaño de la empresa, y consecuentemente no produce resultados claros. Los coeficientes de la variable de interés y sus potenciales instrumentos revelan con claridad que los resultados de los criterios de Ventas 1 y 2 no son estadísticamente confiables tanto en signo como en la significancia estadística de los coeficientes de dichas variables. Contrariamente, los coeficientes estimados por MCO de la variable de interés y sus potenciales instrumentos en la definición de tamaño

³⁷ La variable dependiente de la productividad y el ratio capital- trabajo están en logaritmo neperiano.

por el número de trabajadores³⁸ son positivos y la mayoría estadísticamente significativos en las muestras de los dos periodos.³⁹ Independientemente del criterio de tamaño de empresa, otros factores también incidieron positivamente sobre la productividad y de manera robusta. Estos son: el ratio capital-trabajo (*lnk* y *DC*)⁴⁰; las empresas que exportan (*DX*), uso de tecnología de punta (*DTEC₁*), el tamaño de las empresas (grandes y medianas) y en menor medida empresas con operaciones de dos o más turnos (*DTurn₂*). Los coeficientes de los demás factores no tienen robustez estadística en ambos periodos.

6.2 Pruebas de Exogeneidad (Endogeneidad) con Diferentes Instrumentos

Dado los argumentos teóricos de endogeneidad de la variable de interés *DCAL_{it}* que evita inferencias causales si se usa el método MCO, las cifras de los cuadros, disponibles lector (del A9 al A11) indican los estadísticos de las pruebas sobre la endogeneidad/exogeneidad de la variable de interés y sobre la idoneidad de las ocho variables instrumentales seleccionadas. Las cifras indican, que para la definición del tamaño de las empresas, la mayoría de las variables instrumentos son endógenas. Sin embargo, las pruebas de idoneidad⁴¹ de las variables instrumentales señalan que sólo la características de orden de compra digital por parte de las empresas en sus dos medidas (*DOCDg* y *DOCDg & CIU*) resultaran variables instrumentales idóneas para la variable de interés en ambos periodos. Los resultados para las definiciones del tamaño de la empresa por ventas son estadísticamente menos robustas comparados con aquellos resultantes de la definición de tamaño por el número de trabajadores.

6.3 Estimaciones de Regresiones Bi-etápicas (TSLS)

Dado los resultados de las pruebas de endogeneidad y de idoneidad de los instrumentos asociados a la variable de interés (*DCAL_{it}*), se supone que el método de variables instrumentales o regresiones de MCO bi-etápicas (o two stage least squares, TSLS, en inglés) producen inferencias causales. Sin embargo, por la posible existencia de variables confounding y la posibilidad de

³⁸ Cuadros A3 y A5 disponibles al lector.

³⁹ Para ambos periodos, sólo el coeficiente de la variable instrumental, de que la empresa percibe con diferenciación y calidad en los productos puede competir (*DCALDIF*), no es estadísticamente significativo. Todos los demás coeficientes de las variables (la de interés y el resto de las variables instrumentales) son estadísticamente significativos e inciden positivamente sobre la productividad de las empresas.

⁴⁰ *DC* es una variable binaria que toma el valor de uno si no existe información del ratio de capital-trabajo, y cero de otra manera. Si esta variable es uno entonces *lnk* = 0.

⁴¹ Los tests de Stock & Yogo (2005) y de Lee et al (2022).

introducir una extensa lista de variables de control (X_{it}), la inferencia causal de la variable de interés aun no es posible con el método TSLS. Las estimaciones (disponibles al lector en los Cuadros del A12 al A17) evidencian dicha posibilidad. En líneas generales, los resultados son menos robustos estadísticamente que los coeficientes del método MCO. Sin embargo, para las variables instrumentales idóneas (*DOCDg* y *DOCDg & CIIU*), los resultados son relativa y estadísticamente mejores, particularmente para el segundo período 2014-2019. Así, las variables instrumentales tienen efectos positivos y estadísticamente significativos sobre la productividad laboral. De igual manera, los coeficientes de las variables tamaño de la empresa, el ratio capital-trabajo y la propensión a exportar de las empresas son estadísticamente significativas y aparentemente estas variables inciden la productividad laboral de las empresas.

6.4 Resultados del Método DML y Alternativos

Las deficiencias en inferencias causales que producen los métodos MCO y TSLS son reducidas con el método DML. Este método que introduce métodos de ‘machine learning’ combinado con un óptimo número de variables de control (regresiones regularizadas) reducen las deficiencias de los métodos señalados y pueden sustentar inferencias causales. Los resultados que se presentan aquí validan esta afirmación.

La idea intuitiva del método DML es la siguiente, en la medida que se aumenta el número de variables de control X_{it} en las ecuaciones (2) y (3) podemos reducir el efecto de las variables confusas. De otro lado, el número de variables de control X_{it} puede ser reducida a través de regresiones regularizadas de Lasso.⁴² Cuando se aplican estas técnicas a (2) y (3), los errores estimados correspondientes $\hat{U}_{it}$ y $\hat{V}_{it}$ se interpretan como la productividad y el instrumento de gestión de calidad netos de las variables de control y por consiguiente la regresión de $\hat{U}_{it}$ ($\hat{V}_{it}$) mide el efecto neto de la herramienta de gestión de calidad ($DCAL_{it}$) sobre la productividad laboral de la empresa (PL_{it}).

Las estimaciones DML de los efectos de la variable de interés y sus instrumentos sobre la productividad laboral se presentan en los Cuadros del 5 al 7. Las cifras señalan, por un lado, que existe una ‘inferencia causal’ de las variables instrumentales idóneas (*DOCDg* y/o *DOCDg & CIIU*) de la variable de interés *DCAL* sobre la productividad laboral de las empresas. Esta conclusión es estadísticamente robusta. De otro lado, las empresas que usan por lo menos una herramienta de gestión de calidad tienen una productividad laboral mayor en el rango entre 33% y 39% que las empresas que no usan herramientas de

⁴² En inglés ‘least absolute shrinkage and selection operator’, operador de selección y de menor reducción absoluta, en castellano.

gestión de calidad⁴³ en los dos períodos de análisis. El método PMS sirve solo de complemento al método DML. Este método evidencia la deficiencia estadística de usar a las ventas como criterio para definir tamaño de la empresa para un análisis inferencial de causalidad entre la productividad laboral de las empresas y los instrumentos de gestión de calidad. Los resultados de aplicar el PMS son menos robustas con la definición de tamaño de empresas basada en ventas (1 y 2) que los resultados que se obtienen con la definición de empresas basada en número de trabajadores.

⁴³ Cifras de acuerdo con el método PMS usando la definición de tamaño de la empresa por número de trabajadores.

TABLA 5
ESTIMACIONES DML Y PMS: POOL 2014 - 2019

Variables	2014-2017		2014-2019	
	K=2	K=5	K=2	K=5
DML-IV				
<i>DCAL</i>	0.266*** (0.086)	0.272*** (0.087)	0.228*** (0.064)	0.240*** (0.064)
<i>IV – DCALDIF</i>	0.0273 (2.219)	-0.0309 (1.997)	-0.209 (4.881)	0.915 (3.927)
<i>IV – DCALDIF & CIIU</i>	-3.802* (1.970)	-3.698* (1.948)	-10.79 (16.01)	-8.877 (10.86)
<i>IV – DMIL</i>	-2.965 (2.272)	-2.800 (2.227)	-14.98 (27.63)	-13.31 (25.67)
<i>IV – DMIL & CIIU</i>	-12.51 (10.91)	-15.53 (15.64)	3.916 (2.479)	5.096 (3.193)
<i>IV – DIMB</i>	-3.488 (3.812)	-3.952 (4.411)	-7.621 (13.49)	-9.671 (21.17)
<i>IV – DIMB & CIIU</i>	-6.219** (2.896)	-6.443** (2.884)	11.59 (8.937)	13.34 (11.70)
<i>IV – DOCDg</i>	1.631** (0.729)	1.981** (0.884)	2.771*** (0.914)	2.688*** (0.936)
<i>IV – DOCDg & CIIU</i>	5.716*** (1.585)	6.315*** (1.806)	4.700*** (1.272)	4.928*** (1.403)
PMS (K=1)				
<i>DCAL</i>	37629.1*** (11608.68)		37055.89*** (6689.945)	
<i>DCALDIF</i>	-3885 (8682)		10,307 (10119)	
<i>DMIL</i>	-602.8 (12114)		-6,090 (8114)	
<i>DIMB</i>	8,506 (11,797)		20095*** (7369)	
<i>DOCDg</i>	21826** (10585)		27403** (11450)	

Fuente: INEI-ENE (2023), Cuadro A1. Elaboración propia. K = 1 para las estimaciones de PMS, Lasso y de Lasso-IV. ND: No disponible.

TABLA 6 (VENTAS 1)
 ESTIMACIONES DML Y PMS: POOL 2014- 2019

Variables	2014-2017		2014-2019	
	K=2	K=5	K=2	K=5
DML-IV				
<i>DCAL</i>	-0.0234 (0.0986)	-0.0353 (0.0993)	0.0197 (0.0608)	0.0272 (0.0603)
<i>IV – DCALDIF</i>	-1.502 (1.090)	-1.450 (1.187)	-4.715 (3.431)	-4.335 (3.239)
<i>IV – DCALDIF & CIU</i>	-2.464*** (0.878)	-2.275*** (0.861)	-5.609** (2.582)	-5.695** (2.737)
<i>IV – DMIL</i>	-2.670 (1.899)	-2.890 (1.917)	-8.751 (10.64)	-7.404 (7.481)
<i>IV – DMIL & CIU</i>	-3.989** (1.762)	-3.656** (1.664)	17.26 (27.70)	14.61 (20.99)
<i>IV – DIMB</i>	-1.833 (3.769)	-1.382 (3.399)	-4.439 (11.47)	-4.724 (11.97)
<i>IV – DIMB & CIU</i>	-3.268*** (1.130)	-3.151*** (1.082)	-62.39 (238.8)	-53.97 (175.8)
<i>IV – DOCDg</i>	-0.398 (0.613)	-0.323 (0.589)	-0.799 (0.616)	-0.814 (0.654)
<i>IV – DOCDg & CIU</i>	6.878** (3.175)	6.440** (2.912)	3.590*** (1.315)	3.820*** (1.431)
PMS (K=1)				
<i>DCAL</i>	0.0168 (0.107)		0.0584 (0.0842)	
<i>DCALDIF</i>	0.00838 (0.0960)		-0.0831 (0.0964)	
<i>DMIL</i>	0.0580 (0.0818)		0.154** (0.0745)	
<i>DIMB</i>	0.0105 (0.129)		0.0629 (0.129)	
<i>DOCDg</i>	-0.130 (0.123)		-0.300** (0.147)	

Fuente: INEI-ENE (2023), Cuadro A1. Elaboración propia. K = 1 para las estimaciones de PMS, Lasso y de Lasso-IV. ND: No disponible.

TABLA 7 (VENTAS 2)
 ESTIMACIONES DML Y PMS: POOL 2014 - 2019

Variables	2014-2017		2014-2019	
	K=2	K=5	K=2	K=5
DML-IV				
<i>DCAL</i>	-0.322*** (0.0930)	-0.339*** (0.0949)	-0.150*** (0.0577)	-0.145** (0.0573)
<i>IV – DCALDIF</i>	-5.252** (2.344)	-5.306** (2.539)	-10.68 (8.860)	-9.812 (7.683)
<i>IV – DCALDIF & CIIU</i>	-5.203*** (1.354)	-4.905*** (1.276)	-13.83* (7.884)	-13.90* (7.947)
<i>IV – DMIL</i>	-2.189 (1.431)	-2.366 (1.454)	-7.668 (7.329)	-8.442 (8.969)
<i>IV – DMIL & CIIU</i>	-7.293*** (2.737)	-6.595*** (2.381)	13.19 (10.80)	14.21 (12.42)
<i>IV – DIMB</i>	0.317 (2.213)	0.472 (2.295)	-1.219 (5.523)	-1.077 (4.841)
<i>IV – DIMB & CIIU</i>	-4.383*** (1.232)	-4.078*** (1.113)	71.82 (248.0)	6,486 -1957000.00
<i>IV – DOCDg</i>	-4.068*** (1.068)	-3.948*** (1.039)	-4.460*** (1.012)	-4.596*** (1.097)
<i>IV – DOCDg & CIIU</i>	6.085* (3.412)	5.870* (3.354)	3.027** (1.205)	3.357** (1.365)
PMS (K=1)				
<i>DCAL</i>	-0.318*** (0.103)		-0.112 (0.0827)	
<i>DCALDIF</i>	-0.257*** (0.0815)		-0.253*** (0.0818)	
<i>DMIL</i>	0.0587 (0.0768)		0.105 (0.0708)	
<i>DIMB</i>	-0.0791 (0.112)		0.00212 (0.111)	
<i>DOCDg</i>	-0.285** (0.122)		-0.471*** (0.133)	

Fuente: INEI-ENE (2023), Cuadro A1. Elaboración propia. K = 1 para las estimaciones de PMS, Lasso y de Lasso-IV. ND: No disponible.

7. CONCLUSIONES

Basado en los enfoques conceptuales de la teoría de la gestión de calidad total (TQM) y de Syverson (2011), este trabajo utiliza técnicas de ‘machine learning’ para determinar la inferencia causal del uso de las herramientas de gestión de calidad sobre las empresas peruanas en el período 2014-2019. La base de datos proviene de la Encuesta Nacional de Empresas del INEI del periodo 2015-2020⁴⁴ (INEI-ENE 2023). La metodología aplicada puede ser útil en los casos en que métodos estándar (como MCO Y TSLS) no produzcan resultados estadísticamente confiables. Luego de una limpieza de los datos, se usó una muestra donde cerca del 50% de las firmas de la muestra son empresas grandes (que emplean de 100 más trabajadores), lo cual sugiere que los resultados tienen una mayor aplicabilidad a las empresas grandes (y en menor medida a empresas medianas) que a las pequeñas.

Luego de la implementación de una batería de métodos y pruebas estadísticas, la conclusión más robusta para los dos períodos considerados, particularmente para la definición del tamaño de las empresas por el número de trabajadores, es que las herramientas de gestión de calidad sirven para incrementar la productividad laboral de las empresas, particularmente para las empresas grandes y medianas y del sector manufacturero las cuales también dominan la muestra.

Teóricamente existen una serie de mecanismos mediante los cuales los instrumentos de gestión de calidad pueden mejorar la productividad laboral de las empresas. Entre los más relevantes figuran el incremento o establecimiento de reputación del producto por los consumidores lo cual incrementa o sostiene las ventas de la empresa; reducción de los costos de producción debido a que las herramientas de gestión de calidad pueden producir productos menos defectuosos y con menos demoras en el proceso de producción; y el hecho que la calidad reduce la reelaboración de los productos incrementando así la productividad.⁴⁵ Los resultados econométricos son consistentes con otros estudios⁴⁶ del sector manufacturero, los cuales también señalan que el ratio capital-trabajo y la propensión a exportar son factores que influyen en la productividad laboral de las empresas.

A pesar de la potenciales limitaciones del método DML utilizado⁴⁷, este estudio avanza y contribuye con respecto a previos estudios encontrados en la literatura empírica en cinco aspectos: provee un marco conceptual de las

⁴⁴ La cual corresponde a los años del 2014 al 2017 y 2019.

⁴⁵ Detalles en Harrington (1991), <https://www.indeed.com/career-advice>, Lakhe & Mohanty (1994) y Figura 1.

⁴⁶ Por ejemplo, Tello (2021, 2020, 2017 y 2015).

⁴⁷ Por ejemplo los descritos en Wang, Sapino, Wook-Shin, El Abbadi, Dobbie, Feng, Shao, y Yin (2023) y Utamayz, Moosaviz, y Gurevychz (2020).

relaciones entre instrumentos de calidad y la productividad laboral basado en ventas reales por trabajador de las empresas; realiza pruebas de exogeneidad de la variable de interés que sirve para la posibilidad de realizar inferencias causales; identifica instrumentos adecuados basados en tres tipos de pruebas; y (basado en la técnica DML) aborda los problemas de las variables confusas y el uso de excesivo de variables de control. De los resultados se percibe ausencias que requieren ser abordadas en futuras investigaciones. Por un lado, se requiere muestras de empresas que contengan información que permita medir los impactos de los otros dos insumos de la TQM, el compromiso de la gerencia en la gestión de calidad, y la efectividad del trabajo en equipo y participación de los gerentes en dicha gestión. Por otro lado, se requiere analizar los efectos separados, y no en conjunto, de los instrumentos de gestión de calidad que tienen propósitos distintos y particulares, y el rol de la participación extranjera en la determinación de la productividad de las empresas.

REFERENCIAS

- Ahrens, A., C. Hansen, M. Schaffer, T. Wiemann (2023). “Double/Debiased Machine Learning in Stata”. IZA DP No. 15963.
- Albulescu, C. T., A. Drăghici, G. M. Fistiș, and A. Truşculescu. (2016). “Does ISO 9001 quality certification influence labor productivity in EU-27?” *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 212, pp.78-286. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.05.116>
- Ahrens, A., C. Hansen, Mark Schaffer (2019). “Lassopack: Model selection and prediction with regularized regression in Stata: Econ EM”. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3323196>
- Baiardi A., A. Naghi (2020). “The Value Added of Machine Learning to Causal Inference: Evidence from Revisited Studies”. arXiv.org blog, Cornell University. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3759867>
- Belloni, A., V. Chernozhukov, C. Hansen (2014a). “Inference on Treatment Effects after Selection amongst High-Dimensional Controls”. *Review of Economic Studies*, Vol. 81, No. 2, pp. 608-650. <https://doi.org/10.1093/restud/rdt044>
- Belloni, A., V. Chernozhukov, C. Hansen (2014b). “High-Dimensional Methods and Inference on Structural and Treatment Effects”. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 28, Nor 2, pp. 29-50. <https://doi.org/10.1257/jep.28.2.29>
- Bernini, F.; Figal Garone, L. and A. Maffioli (2017). “Certificación Internacional de Calidad: ¿Señalizando a quién? Impacto en el desempeño de empresas en Argentina”. IDB WP 770.

- Bernini, F., L. Garone, A. Maffioli, and A. Mena. (2019). "Global value chains: Can quality certifications improve local firms' integration? Evidence from Latin America and the Caribbean". Mimeo.
- Bewoor, A. K., and M. S. Pawar. (2010). "An empirical analysis of impact of QMS/ISO implementation on productivity/performance of Indian SMEs". *International Journal of Industrial Engineering and Technology*, 2(1), 85-109.
- Castro-Silva, H. F., and F. Rodríguez. (2017). "Incidencia de la certificación de la norma ISO 9001 en los resultados empresariales. Un caso colombiano". *Entre Ciencia e Ingeniería*, 11(22), 18-25. <https://doi.org/10.31908/19098367.3545>
- Chernozhukov, V., D. Chetverikov, M. Demirer, E. Duflo, C. Hansen, W. Newey, J. Robins (2018). "Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters". *Econometrics Journal*, volume 21, pp. C1-C68. doi: 10.1111/ectj.12097. <https://doi.org/10.1111/ectj.12097>
- Chernozhukov, V., D. Chetverikov, M. Demirer, E. Duflo, C. Hansen, W. Newey, J. Robins (2017). "Double/Debiased/Neyman Machine Learning of Treatment Effects". Papers and Proceedings, *American Economic Review*, Vol. 107, No. 5, pp 261-265. <https://doi.org/10.1257/aer.p20171038>
- Cunningham, S. (2021). *Causal Inference: The Mixtape*. Yale University Press New Haven & London. <https://doi.org/10.12987/9780300255881>
- Deming, W. E. (1993). *The New Economics For Industry, Government & Education*. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology Center for Advanced Engineering Study.
- Dotchin, J. J. S. Oakland (1992). *Theories and concepts in total quality management, Total Quality Management*, 3:2, 133-146
- Fatima, M. (2014). "Impact of ISO 9000 on business performance in Pakistan: Implications for quality in developing countries". *Quality Management Journal*, 21(1), 16-24. <https://doi.org/10.1080/10686967.2014.11918373>
- FAO (2003). *Environmental and Social Standards, Certification and Labelling for Cash Crops*. Food & Agriculture Organization.
- Gallego, J. M., and L. H. Gutiérrez. (2021). "Quality certification and firm performance. The mediation of human capital. International" *Journal of Productivity and Performance Management*. <https://doi.org/10.1108/IJPPM-12-2020-0643>
- Gallego, J. M., and L. H. Gutiérrez. (2017). "Quality management system and firm performance in an emerging economy: The case of Colombian manufacturing industries". Inter-American Development Bank Institutions for Development Sector, Serie No. IDB-WP-80 3, pp. 1-28, <https://doi.org/10.18235/0000686>

- Goedhuys, M., & Sleuwaegen, L. (2013). "The Impact of International Standards Certification on the Performance of Firms in Less Developed Countries". *World Development* Vol. 47, pp. 87-101. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2013.02.014>
- Harrington H.J. (1991). *Business Process Improvement: The Breakthrough Strategy for Total Quality*, Productivity. Quality Press.
- Häversjö, T. (2000). "The financial effects of ISO 9000 registration for Danish companies". *Managerial Auditing Journal*, 15(1/2), 47-52. <https://doi.org/10.1108/02686900010304632>
- Hausman, J. A. (1978). "Specification tests in econometrics". *Econometrica* 46, pp. 1251-1271. <https://doi.org/10.2307/1913827>
- Heras, I., F. Marimon, M. Casadesús (2010). "Impact of quality improvement tools on the performance of firms using different quality management systems". *Revista Innovar*. 21-42, 161-173.
- Heras, I., G. P. M. Dick, and M. Casadesús (2002). "ISO 9000 Registration's Impact on Sales and Profitability: A Longitudinal Analysis of Performance Before and After Accreditation". *International Journal of Quality & Reliability Management* 19 (6): 774-91. <https://doi.org/10.1108/02656710210429618>
- Huntington-Klein, N. (2022). *The Effect: An Introduction to Research Design and Causality*. Taylor & Francis Group. <https://doi.org/10.1201/9781003226055>
- Ilkay, M. S., and E. Aslam. (2012). "The effect of the ISO 9001 quality management system on the performance of SMEs". *International Journal of Quality & Reliability Management*. Vol. 29 Iss. 7 pp. 753 - 778. <https://doi.org/10.1108/02656711211258517>
- Islam, M. M., M. A. Karim and E. M. Habes. (2015). "Relationship between quality certification and financial & non-financial performance of organizations". *The Journal of Developing Areas*, 49(6), 119-132. <https://doi.org/10.1353/jda.2015.0079>
- Jiménez-Jiménez, D., M. Martínez-Costa, A. Martínez-Lorente, H. Ahmed Dine Rabeh (2015). "Total quality management performance in multinational companies; A learning perspective". *The TQM Journal*, Vol. 27-3 pp. 328 – 340. <http://dx.doi.org/10.1108/TQM-01-2014-0002>
- Juran, J., B. Godfrey, R. Hoogstoel, E. Schilling (1999). *Juran's Quality Handbook*. McGraw-Hill.
- Kiplagat, R. J. (2013). *Impact of ISO 9001 certification on financial performance of commercial state corporations in Kenya* (Doctoral dissertation, University of Nairobi).
- Klosin S., M. Vilgalys (2022). "Estimating Continuous Treatment Effects in Panel Data using Machine Learning with an Agricultural Application". MIT mimeo.

- Koskela, L., Tezel, A., and Patel, V. (2019). *Theory of Quality Management: its Origins and History. Proc. 27th Annual Conference of the International. Group for Lean Construction (IGLC)*, Pasquire C. and Hamzeh F.R. (ed.), Dublin, Ireland, pp. 1381-1390 DOI: <https://doi.org/10.24928/2019/0259>.
- Lakhe R., R. Mohanty (1994). "Total Quality Management Concepts, Evolution and Acceptability in Developing Economies". *International Journal of Quality & Reliability Management*, Vol. 11 No. 9, pp. 9-33.
- Lee, D., J. McCrary, M. Moreira, J. Porter (2022). "Valid t-Ratio Inference for IV". *American Economic review*, 112-10, pp. 3260-3290 <https://doi.org/10.1257/aer.20211063>
- Manjon, M., J. Mañez 2016. "Production function estimation in Stata using the Akerberg-Caves-Frazer method". *The Stata Journal* 16-4, pp. 900-916. <https://doi.org/10.1177/1536867X1601600406>
- Mauch, P. (2010). *Quality Management Theory and Application*. Taylor & Francis.
- Mena, A., (2020). *The impact of Quality Certifications on firms' performance. A Random Forest Diff-in-Diff approach*. Tesis de Maestría Universidad San Andrés, Argentina.
- Nagpal, A. (2017). "L1 and L2 Regularization Methods of Machine Learning". Disponible en <https://towardsdatascience.com/l1-and-l2-regularization-methods-ce25e7fc831c>
- Saizarbitoria, I. H., and G. A. Landín. (2011). "Impacto de la certificación ISO 14001 en el rendimiento financiero empresarial: conclusiones de un estudio empírico". *Cuadernos de Economía y Dirección de la Empresa*, 14(2), 112-122. <https://doi.org/10.1016/j.cede.2011.02.002>
- Sánchez-Ollero, J. L., A. García-Pozo and M. Marchante-Lara. (2015). "Measuring the effects of quality certification on labor productivity: An analysis of the hospitality sector". *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, Vol. 27 Issue: 6, pp.1100-1116 <https://doi.org/10.1108/IJCHM-02-2014-0057>
- Samuel, Arthur (1959). "Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers". *IBM Journal of Research and Development*. 3 (3): 210-229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- Starke, F.; R. Eunni, N. Dias Fouto, C.de Angelo. (2012). "Impact of ISO 9000 certification on firm performance: evidence from Brazil". *Management Research Review* 35:10, 974-997. <https://doi.org/10.1108/01409171211272697>
- Stock, James H., and M. Yogo. (2005). "Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression". In *Identification and Inference in Econometric Models: Essays in Honor of Thomas J. Rothenberg*, edited by Donald

- W.K. Andrews and James H. Stock, capítulo 5, pp. 80-108. Cambridge: Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511614491.006>
- Sverson, C. (2011). "What determines productivity?". *Journal of Economic Literature*. <https://doi.org/10.1257/jel.49.2.326>
- Tetteh, E., B. Uzochukwu (2015). *Lean Six Sigma Approaches in Manufacturing, Services, and Production*, Capítulo 1, Business Science Reference (an imprint of IGI Global).
- Tello, M.D. (2021). "Effects of obstacles to Innovation: Are They Complementary?" *Journal of Innovation Economics & Management*. 2021/2 n° 35 | pages 187- 217. <https://doi.org/10.3917/jie.pr1.0094>
- Tello, M.D. (2020). "Investigación & Desarrollo, Tecnologías de Información y Comunicación e Impactos sobre el Proceso de Innovación y la Productividad". WP-487, department of economics, PUCP.
<https://doi.org/10.18800/2079-8474.0487>
- Tello, M.D. (2017). "Firms' innovation and productivity in services and manufacturing: the case of Peru". *CEPAL Review*, No 121, April.
<https://doi.org/10.18356/a4c7eea5-en>
- Tello, M.D. (2015). "Firms' Innovation, Public Financial Support and Total Factor Productivity: The Case of Manufactures in Peru". *Review of Development Economics*. 19(2), 358-374.
<https://doi.org/10.1111/rode.12147>
- Terziovski M.; D. Samson, D. Dow (1997). "The business value of quality management systems certification: evidence from Australia and New Zealand". *Journal of Operations Management*. Vol. 15 No1 pp 1-18.
[https://doi.org/10.1016/S0272-6963\(96\)00103-9](https://doi.org/10.1016/S0272-6963(96)00103-9)
- Tzelepis, D., K. Tsekouras, D. Skuras, E. Dimara (2006). "The effects of ISO 9001 on firms' productive efficiency". *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 26 No. 10, pp. 1146-1165.
<https://doi.org/10.1108/01443570610691111>
- Utamayz, P., N. Moosaviz, I. Gurevychz (2020). "Mind the Trade-off: Debiasing NLU Models without Degrading the In-distribution Performance". *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 8717–8729
- Vargas, F. (2016). "The role of quality certification and innovation as sources of productivity growth in Peru". UNU-MERIT and Maastricht University.
- Wang, X., M. Sapino, H. Wook-Shin, A. El Abbadi, G. Dobbie, Z. Feng, Y. Shao, H. Yin (Eds.) (2023). *Database Systems for Advanced Applications: 28th International Conference*, DASFAA, Tianjin, China, 2023, Proceedings, Part IV.
- Wayham, V., E. Kirche, B. Khumawala (2002). "ISO 9000 certification:

- financial performance implications”. *Total Quality Management*, VOL. 13, NO. 2, 2002, 217- 231. <https://doi.org/10.1080/09544120120102450>
- Wooldridge, J. M. (1995). “Score diagnostics for linear models estimated by two stages least squares”. In *Advances in Econometrics and Quantitative Economics: Essays in Honor of Professor C. R. Rao*, ed. G. S. Maddala, P. C. B. Phillips, and T. N. Srinivasan, 66–87. Oxford: Blackwell
- Wu, D.-M. (1974). “Alternative tests of independence between stochastic regressors and disturbances: Finite sample results”. *Econometrica* 42, pp 529–546. <https://doi.org/10.2307/1911789>.
- Zhang, Z (2000). *Implementation of Total Quality Management An Empirical Study of Chinese Manufacturing Firms*. University of Groningen. The Netherlands.
- Zhang Z (1997). *Developing a TQM Quality Management Method Model*. University of Groningen. The Netherlands.
- Zhang, Z, J. Song, J. Song (2014). “Analysis of relationship between quality management system and design assurance system”. *Procedia Engineering* 80 pp. 565 – 572. doi: 10.1016/j.proeng.2014.09.112

FUENTES DE INFORMACIÓN

- BCRP (2023). *Estadísticas Económicas*. www.bcrp.gob.pe. Banco Central de Reserva del Perú.
- INEI-ENE (2023). Encuesta Nacional de Empresas, varios años. Instituto Nacional de Estadística e Informática. Disponible en: <https://ogeiee.produce.gob.pe/index.php/en/shortcode/normatividad-metodologia-oeencuesta-nacional-de-empresas>
- PRODUCE-INACAL (2018). *Primera Encuesta Nacional de Calidad a MYPE Manufactureras 2017*. Disponible en: <https://www.inacal.gob.pe/principal/categoria/estudios-investigacione-oe>
- Códigos DML (2023a). Disponible en <https://paperswithcode.com/paper/doubledebiased-machine-learning-for-treatment>
- Códigos PDLASSO (2023). “PDSLASSO: Stata module for post-selection and post-regularization OLS or IV estimation and inference”. Achim Ahrens-Christian B. Hansen-Mark E Schaffer. Disponibles en <https://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s458459.html> (y download).
- DML (2023b). Disponibles en: <https://www.youtube.com/watch?v=eH0jmyoPCFU> (Victor Chernozhukov) y <https://docs.doubleml.org/stable/index.html>