

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN



**"MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES EN
INNOVACIÓN DE EMPRESAS DE MANUFACTURA PERUANAS
CON INFORMACIÓN DEL INSTITUTO NACIONAL DE
ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA"**

**TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR
TÍTULO DE INGENIERO ESTADÍSTICO INFORMÁTICO**

EDUARDO JAVIER SORIA GOMEZ

LIMA - PERÚ

2021

**La UNALM es titular de los derechos patrimoniales de la presente investigación
(Artículo 24 – Reglamento de Propiedad Intelectual)**

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA

LA MOLINA

FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN

**"MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES EN
INNOVACIÓN DE EMPRESAS DE MANUFACTURA PERUANAS
CON INFORMACIÓN DEL INSTITUTO NACIONAL DE
ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA"**

PRESENTADO POR

EDUARDO JAVIER SORIA GOMEZ

**TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR
TÍTULO DE INGENIERO ESTADÍSTICO INFORMÁTICO**

SUSTENTADA Y APROBADA ANTE EL SIGUIENTE JURADO

Dr. Jorge Chue Gallardo

Presidente

M.A. Fernando René Rosas Villena

Asesor

Dr. Carlos López de Castilla Vásquez

Miembro

Mg. Jesús Eduardo Gamboa Unsihuay

Miembro

Lima-Perú

DEDICATORIA

Se lo dedico a los futuros estudiantes, para que se fomente en ellos el interés por la investigación y el trabajo multidisciplinario.

AGRADECIMIENTO

En primer lugar, a Dios, a mis padres y hermanos por su constante apoyo en mis distintos proyectos. A mi asesor y a todas las personas que con su constante motivación y tiempo me apoyaron a lograr este objetivo profesional.

INDICES

ÍNDICE GENERAL

I.	INTRODUCCIÓN	11
1.1.	Problemática	11
1.2.	Objetivos	12
1.2.1.	Objetivo general	12
1.2.2.	Objetivos específicos	12
II.	MARCO TEÓRICO	13
2.1.	Antecedentes	13
2.2.	Modelo de Ecuaciones Estructurales	13
III.	MARCO METODOLÓGICO	19
3.1.	Tipo de Monografía	19
3.2.	Delimitación Temporal y Geográfica	19
3.3.	Hipótesis	19
3.4.	Variables	20
3.5.	Población y Muestra	21
3.6.	Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos	21
3.7.	Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos	22
IV.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	23
V.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	32
5.1.	Conclusiones	32
5.2.	Recomendaciones	33
VI.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	34

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Las variables en la investigación	20
Tabla 2 Descripción de la variable de dependiente.....	23
Tabla 3 Descripción de las variables de independientes	24
Tabla 4 Descripción de las variables de control.....	24
Tabla 5 Cargas factoriales	27
Tabla 6 Indicadores de confiabilidad, fiabilidad y multicolinealidad	28
Tabla 7 Indicador de multicolinealidad	28
Tabla 8 Coeficientes de las variables y el coeficiente de determinación ajustado	29
Tabla 9 Prueba de mediación mediante el método bootstrapping	30

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Transición de un diagrama de secuencias a ecuaciones estructurales	15
Figura 2 Modelo teórico	20
Figura 3 Modelo propuesto	25
Figura 4 Transición de un diagrama de secuencias a ecuaciones estructurales de la investigación	26

RESUMEN

La presente monografía se elaboró en base a una investigación cuyo objetivo era verificar el modelo de ecuaciones estructurales de la innovación tecnológica en empresas de manufactura peruana utilizando los resultados de la encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera aplicada en el 2012 por el Instituto Nacional de Estadística e Informática. La evaluación de los resultados se realizó mediante con el software SmartPLS, para la investigación del paper Analyzing technological innovation in low and medium-low tech Peruvian manufacturing companies, desarrollado por un grupo de investigadores Christian M. Ringle, Sven Wende y Jan-Michael Becker de universidades europeas. Dicho estudio se enmarca en la política de promoción de investigación de la Facultad de Ingeniería de la Universidad ESAN. Como parte de la promoción de la investigación se identificó la necesidad de proponer un modelo de ecuaciones estructurales que explique la innovación tecnológica de empresas de manufactura peruanas, mediante las interrelaciones de las variables latentes capacidad de absorción, fuentes de información y adquisición tecnológica. La investigación se realizó con 856 empresas. Los resultados más importantes de la investigación muestran que las interrelaciones del modelo propuesto de ecuaciones estructurales verifican que la innovación tecnológica de empresas de manufactura peruanas se explica únicamente por las variables latentes capacidad de absorción y adquisición tecnológica, y que dicho modelo presenta un buen ajuste, debido a que el indicador coeficiente de determinación ajustado fue 0.520; y el indicador GoF fue de 0.5, por ser mayor al valor óptimo de 0.31.

Palabras claves: innovación tecnológica, capacidad de absorción, adquisición tecnológica, SmartPLS, ecuaciones estructurales, manufactura peruana.

ABSTRACT

This monograph was prepared based on a research whose objective was to verify the model of structural equations of technological innovation in Peruvian manufacturing companies using the results of the National Survey of Innovation in the Manufacturing Industry applied in 2012 by the National Institute of Statistics and Informatics. The evaluation of the results was carried out using the SmartPLS software, for the research of the paper Analyzing technological innovation in low and medium-low tech Peruvian manufacturing companies, developed by a group of researchers Christian M. Ringle, Sven Wende and Jan-Michael Becker from European universities. This study is part of the research promotion policy of the Faculty of Engineering of the ESAN University. As part of the research promotion, the need to propose a model of structural equations that explains the technological innovation of Peruvian manufacturing companies was identified, through the interrelationships of the latent variables absorption capacity, sources of information and technological acquisition. The research was carried out with 856 companies. The most important results of the research show that the interrelationships of the proposed model of structural equations verify that the technological innovation of Peruvian manufacturing companies is explained only by the latent variables technological absorption and acquisition capacity, and that said model presents a good fit, because the adjuster coefficient of determination indicator was 0.520; and the GoF indicator was 0.5, as it was greater than the optimal value of 0.31.

Keywords: technological innovation, absorption capacity, technological acquisition, SmartPLS, structural equations, Peruvian manufacturing.

I. INTRODUCCIÓN

1.1. Problemática

En el año 2019 en el marco de las actividades de promoción para realizar trabajos de investigación en la Universidad ESAN se realizó un estudio con la finalidad de comprobar un modelo propuesto de ecuaciones estructurales en donde se plantea un conjunto de interrelaciones de factores que determinan la innovación tecnológica en las empresas peruanas de manufactura. El principal objetivo de la política en investigación de la Universidad ESAN fue el incremento sostenido del índice de investigación. Para ello, a través del Vicerrectorado de Investigación se promovió que los docentes que están en un grupo de investigación elaboren papers que contribuyan a la sociedad. Por ello, los docentes requieren colaboración para el desarrollo de la metodología en sus investigaciones. Es así, que se presentó el proyecto de una investigación para determinar los factores que se asocian a la innovación tecnológica en las empresas de manufactura peruanas con información del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), teniendo como técnica estadística a las ecuaciones estructurales porque son muy usadas en las investigaciones de innovación; ya que, es una combinación de análisis factorial y regresión; con las cuales, se pueden formar variables latentes para determinar interrelaciones, que posteriormente, son aceptadas o rechazadas mediante la significación en la regresión. En la solución de la problemática laboral se utilizó una adaptación de las metodologías de ecuaciones estructurales propuestas por Hair, Anderson, Tatham & Black (1999) y Vinzi, Chin, Henseler & Wang (2010). Esta metodología contempla cuatro pasos: (1) especificación del modelo, (2) identificación del modelo, (3) estimación del modelo y (4) bondad de ajuste. Como consecuencia del desarrollo del proyecto *Analyzing technological innovation in low and medium-low tech Peruvian manufacturing companies*, se elaboró un paper que fue publicado en la *Revista Contaduría y Administración en México*. Finalmente, el nivel de beneficio obtenido por la universidad Esan, fue el incremento del índice de las investigaciones científicas de los docentes en el año 2019; el cual, por razones de confidencialidad no se indican.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Determinar las relaciones de interdependencia del modelo propuesto de ecuaciones estructurales que explica la innovación tecnológica de empresas de manufactura peruanas con información del Instituto Nacional de Estadística e Informática.

1.2.2. Objetivos específicos

- Calcular las cargas factoriales de las variables observables asociadas a las variables latentes o factores que forman parte de la ecuación estructural propuesta.
- Identificar la variable latente mediadora del modelo de ecuaciones estructurales propuesto mediante el indicador VAF.
- Calcular el ajuste del modelo de ecuaciones estructurales propuesto mediante los indicadores coeficiente de determinación ajustado y GoF.

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

Elizondo, Vázquez, González & Quintero (2017), utilizaron las ecuaciones estructurales con el Smart PLS V. 2.0 para conocer el nivel de relación de las telecomunicaciones y las gestiones de usuarios y financieras en las instituciones educativas de nivel superior (IES) en México.

Saucedo Estrada (2018), tuvo como muestra 236 estudiantes, usó el modelado de ecuaciones estructurales y software Smart - (PLS) para analizar las intenciones emprendedoras en estudiantes universitarios en la Universidad de San Francisco Xavier de Chuquisaca (USFXCH), para explicar el fenómeno de los factores que influyen significativamente en la intención emprendedora.

Castillo-Vergara & Torres Aranibar (2019), analizaron el rol de las cooperaciones y los efectos en la innovación tecnológica y el desempeño de las empresas aplicando ecuaciones estructurales PLS-SEM, con el software SmartPLS 3.2.8.

Tavizón-Salazar (2017), analizó e identificó la relación entre la capacidad de absorción de innovación y los factores como el capital estructural e intelectual ya que se ha observado cómo afecta a la capacidad de innovar.

El estudio tuvo como muestra a las empresas del sector industrial, comercial y de servicios con un total de 40 empresas localizadas en el área metropolitana de Monterrey [AMM], mediante ecuaciones estructurales con el software SmartPLS.

2.2. Modelo de Ecuaciones Estructurales

Se utiliza una adaptación de las metodologías de ecuaciones estructurales propuestas por Hair, Anderson, Tatham & Black (1999) y Vinzi, Chin, Henseler & Wang

(2010). La metodología contempla cuatro pasos: (1) especificación del modelo, (2) identificación del modelo, (3) estimación del modelo y (4) bondad de ajuste

Paso 1: Especificación del modelo

En el primer paso se consideran dos aspectos importantes: (a) las relaciones de las variables latentes y (b) la gráfica del modelo teórico o diagrama path.

Barclay, Higgins y Thompson (1995), indican que, para formular el modelo, se tienen que identificar todas las relaciones que forman hipótesis entre las variables latentes. Y luego, la mejor manera de especificar el modelo es dibujarlo, es decir, gráficamente mediante el modelo teórico o diagrama path.

Ruiz, Pardo & San Martín (2010), manifiestan que la gran ventaja de los modelos estructurales es proponer el tipo y dirección de las relaciones que se espera encontrar entre las diversas variables para formar las hipótesis. Y para un mejor entendimiento a la hora de especificar el modelo y los parámetros contenidos en él, se desarrolla el diagrama path que permiten su representación gráfica.

Haenlein y Kaplan (2004) explican que las variables latentes se conforman por indicadores correspondientes a variables observables. Existen dos tipos de variables latentes: reflectivos y formativos. Los reflectivos, aquí los indicadores dependen de la variable latente, presentan indicadores intercambiables y correlacionados; y los formativos, aquí los indicadores causan o están en función a la variable latente y no son intercambiables.

Ruiz et al. (2010) indican que el modelo teórico o diagrama path es la representación gráfica que muestran todas las relaciones hipotetizadas por el investigador. Para graficarlo se tiene que utilizar adecuadamente las figuras de cuadros, elipses o círculos y flechas para un mejor entendimiento de las relaciones que estudian los investigadores.

Paso 2: Identificación del modelo

Después de desarrollar las relaciones de las variables latentes y la gráfica modelo teórico o diagrama path se debe especificar el modelo en términos más formales. Para ello, se deben definir los siguientes aspectos, (a) las ecuaciones estructurales que vinculan los constructos, (b) el análisis factorial confirmatorio y (c) el modelo de medida que especifica qué variables conforma los constructos.

Primero se traslada el diagrama path a una serie de ecuaciones estructurales. El constructo endógeno (cualquier constructo con una o más flechas hacia él) es la variable dependiente en una ecuación estructural. Y las variables exógenas son las variables independientes, el principio o colas de las flechas que apuntan a la variable endógena. La figura 1, ilustra el proceso de transición para cada uno de los diagramas de secuencias. Como observamos, cada variable endógena puede ser prevista tanto por variables exógenas como por otras variables endógenas. Para cada efecto supuesto, estimamos un coeficiente estructural. Además, se tienen errores de predicción, por ello, se incluye un término de error par cada ecuación. El término de error es la suma de los efectos debidos a un error de especificación y error aleatorio de medida.

$$y_2 = \alpha_1 x_2 + y_1 + \varepsilon_i$$

$$y_1 = \gamma_{11}x_1 + \varepsilon_1$$

$$y_2 = \beta_{21}y_1 + \gamma_{21}x_1 + \gamma_{22}x_2 + \varepsilon_2$$

Figura 1

Transición de un diagrama de secuencias a ecuaciones estructurales

Fuente: Elaboración propia

El modelo de medida está relacionado al análisis factorial, para definir que variables conforman los constructos. En el análisis factorial, cada variable individual explica su carga factorial para cada factor. Para especificar el modelo de medida, se realiza la transición desde el análisis factorial confirmatorio, debido a que el investigador mediante sustentación teórica especifica qué variables definen cada constructo (factor). Las variables observadas que se obtienen de las encuestas se denominan indicadores o ítems en el modelo de medida porque se utilizan para medir o indicar los constructos.

Hair, Sarstedt, Pieper, & Ringle (2012) señalan que los indicadores de confiabilidad y fiabilidad permiten representar lo que se está midiendo en los constructos, medida por el coeficiente alfa de Cronbach (CA), los constructos deben presentar un valor muy cercano a 0.7. Con respecto a la confiabilidad compuesta (CR), todos los constructos deben presentar valores mayores a 0.7; y al igual que la varianza promedio extraída (AVE) que se deben encontrar por encima de 0.5.

Paso 3: Estimación del modelo

Después de definir las ecuaciones estructurales, el análisis factorial confirmatorio y el modelo de medida, se realiza la estimación del modelo mediante la evaluación del modelo estructural y el efecto de mediación.

Evaluación del Modelo Estructural:

Se evalúa el modelo estructural con el fin de valorar las relaciones entre las variables latentes independientes (constructo exógeno) y la variable dependiente (constructo endógeno).

Hair et al. (2017) señala que el procedimiento para la evaluación del modelo estructural consta de tres etapas: a) Problemas de multicolinealidad. b) Coeficiente de ruta o beta estandarizado (β). c) Validación del modelo usando el bootstrapping de PLS.

- a) Problemas de colinealidad: En el modelo estructural, es necesario examinar la colinealidad de los constructos latentes. Por consiguiente, para evaluar se emplea el método de Factor de Inflación de la Varianza (FIV), los valores del FIV deberían estar por debajo de 5 para que los constructos latentes no presenten problemas de multicolinealidad.
- b) Coeficiente de ruta o estandarizado (β): es estimada por el proceso iterativo del algoritmo PLS-SEM. El coeficiente de ruta (β) representan las relaciones

hipotéticas entre los constructos latentes, y tienen valores estandarizados entre -1 y +1, esto significa cuando β es más cercano a +1 representa una fuerte relación positiva y los coeficientes más cercano a -1 indican fuerte relación negativa. No obstante, cuando β es más cercano a cero la relación es débil, y probablemente no es una relación significativa. Para determinar si el tamaño del coeficiente de ruta es significativo se realiza de acuerdo al contexto de la investigación. El análisis del efecto directo e indirecto para el análisis de mediación se realiza considerando el coeficiente de ruta se realiza.

- c) Validación del modelo usando el bootstrapping de PLS: Se asume que los datos no presentan distribución normal en el PLS-SEM, esto significa que no se puede evaluar la significancia del coeficiente de ruta con las pruebas de significación paramétrica utilizadas en los análisis de regresión. Por consiguiente, una solución a ese problema es la aplicación de un procedimiento bootstrapping no paramétrico.

Efecto de Mediación:

Hair Jr, Hult, Ringle & Sarstedt (2016) señalan que la mediación ocurre cuando una tercera variable, denominada variable mediadora, interviene entre otros dos constructos relacionados. Más exacto, un cambio en el constructo exógeno resulta en un cambio de la variable mediadora, que, a su vez, cambia el constructo endógeno. El análisis de la fuerza de las relaciones de la variable mediadora con los otros constructos permite fundamentar los mecanismos que se ocultan a la relación causa-efecto entre un constructo exógeno y un constructo endógeno.

Además, la evaluación de la varianza contabilizada (VAF) es la relación entre el efecto indirecto y el efecto total. El cual, determina en qué medida el proceso de mediación explica la varianza de la variable dependiente. La regla es que, si el VAF es menor al 20 por ciento, se debe concluir que no hay mediación; una situación en la que la VAF es superior al 20 por ciento y menos del 80 por ciento podría caracterizarse como una mediación parcial típica; y un VAF superior al 80 por ciento indica mediación total.

Paso 4: Bondad de ajuste

Después de desarrollar el modelo estructural y el efecto de mediación en el paso 3. Se determina la bondad de ajuste, como primer aspecto el coeficiente de determinación ajustado y segundo aspecto el índice GoF.

El Coeficiente de Determinación Ajustado ($R^2_{ajustado}$) es el porcentaje de la varianza explicada del constructo exógeno sobre el constructo endógeno; y así, para evitar el sesgo de modelos complejos con varios constructos exógenos (Hair et al., 2017). El coeficiente de determinación ajustado varía entre 0 y 1, mientras más se acerca a 1, se explica mejor el modelo.

Teneñas, Esposito Vinzi, Chatelin y Lauro (2005) precisan que el índice GoF se calcula tomando la raíz cuadrada del producto promedio del AVE para las variables latentes (los índices reflectantes) y el R^2 promedio para las variables endógenas. Este índice varía entre los valores de 0 y 1. Aunque no existe un umbral mínimo, se recomienda un valor superior a 0.31.

III. MARCO METODOLÓGICO

3.1. Tipo de Monografía

El tipo de monografía utilizado es de experiencias, porque a través de ella se trata de analizar la solución de una problemática laboral mediante el uso de una técnica estadística y/o informática. Es aplicada porque se sirve de la investigación básica, pura o fundamental a través de las ciencias fácticas o formales para generar problemas o hipótesis. Es causal porque su propósito es verificar y explicar las relaciones de interdependencia funcional.

3.2. Delimitación Temporal y Geográfica

La investigación se realizó en el año 2019 en la universidad Esan.

3.3. Hipótesis

Comprobar las relaciones de interdependencia del modelo de ecuaciones estructurales, que se presenta en la siguiente figura:

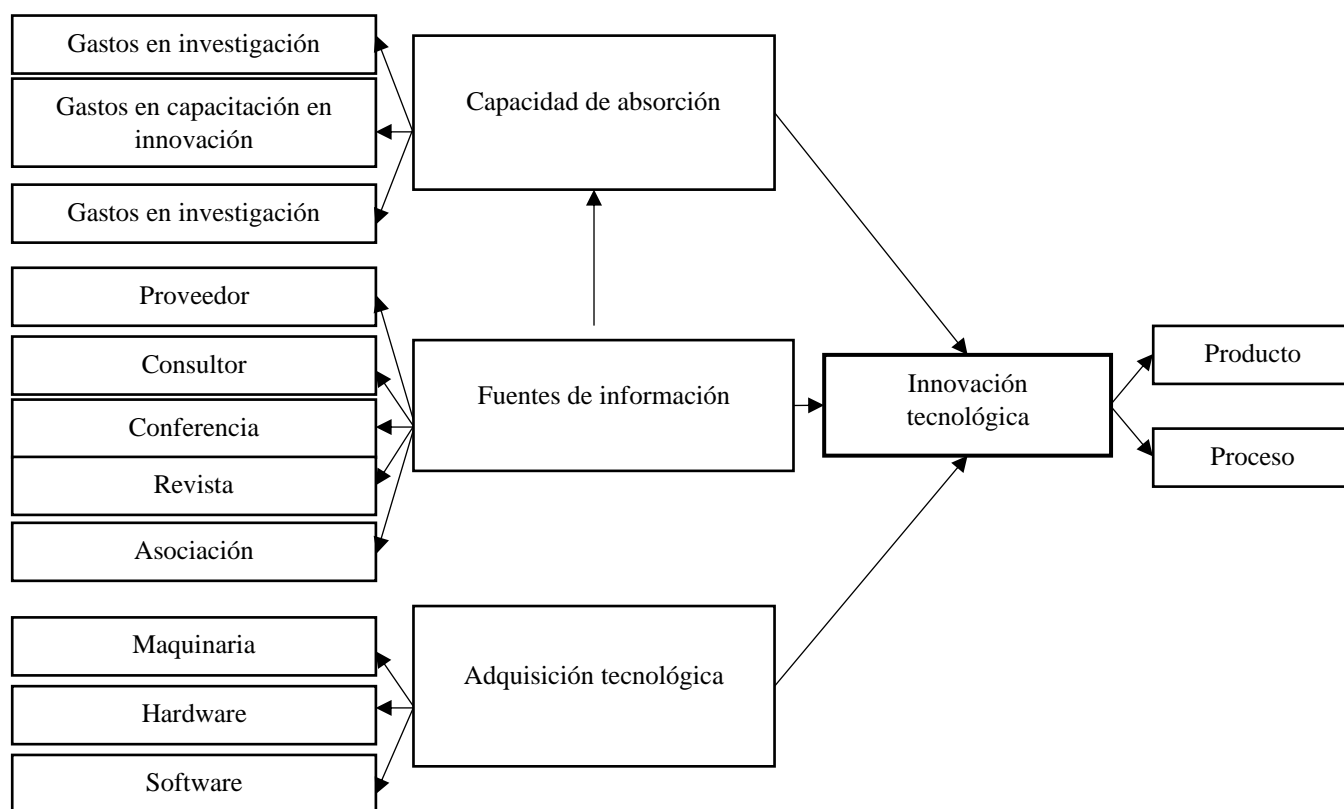


Figura 2

Modelo teórico

Fuente: Elaboración propia.

3.4. Variables

Las variables consideradas en la investigación se muestran en la tabla 1.

Tabla 1

Las variables en la investigación

Fuente: Elaboración propia

Variables	Descripción	Métrica
Variable dependiente		
Innovación tecnológica		
Innovación en producto	Cantidad de innovaciones en producto que lograron introducir en el mercado	Discreta De 0 a 4
Innovación en proceso	Cantidad de innovaciones en proceso que lograron introducir en el mercado	Discreta De 0 a 2
Variable independiente		
Capacidad de absorción		
Gastos en investigación	Logaritmo de los gastos en actividades de Investigación y Desarrollo (I+D) interno.	Continua

Gastos en capacitación en innovación	Logaritmo de los gastos en capacitación para actividades de innovación.	Continua
Departamento I+D	Si la empresa cuenta con un departamento de Investigación y Desarrollo (I+D).	Dicotómica 1: Sí 0:No
Fuentes de información		
Proveedor		Ordinal
Consultor		1: Ninguna
Conferencia	Grado de importancia de las fuentes de información	2: Baja
Revista		3: Media
Asociación		4: Alta
Adquisición tecnológica		
Maquinaria	Logaritmo de los gastos en adquisición de maquinaria.	
Hardware	Logaritmo de los gastos en adquisición de hardware	Continua
Software	Logaritmo de los gastos en adquisición de software.	
Variable de control		
Empleados	Logaritmo del total de empleados.	Continua
Investigador	Proporción del personal en investigación y desarrollo sobre el total de empleados.	Continua
Innovación organizacional	Cantidad de innovaciones organizacionales que lograron incorporar.	Discreta De 0 a 3

3.5. Población y Muestra

El estudio se realizó a nivel muestral, considerando como población a las empresas peruanas de manufactura de baja y media-baja intensidad tecnológica, que forman parte del marco muestral de la Encuesta Nacional de Innovación en la Industria Manufacturera 2012, realizada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI).

La muestra estuvo conformada por 856 empresas de manufactura peruana de baja y media-baja intensidad tecnológica.

3.6. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

La técnica de recolección de datos fue la entrevista y el instrumento de recolección de datos fue un cuestionario, dividido en 12 capítulos y cada capítulo con cierta cantidad de preguntas.

3.7. Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos

El análisis de datos fue realizado con la técnica estadística de ecuaciones estructurales y la técnica de procesamiento de datos fue el software SmartPLS.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se utilizó una adaptación de las metodologías de ecuaciones estructurales desarrolladas por Hair et al. (1999) y de Vinzi et al. (2010). La metodología resultante, contiene los siguientes cuatro pasos: (1) especificación del modelo, (2) identificación del modelo, (3) estimación del modelo y (4) bondad de ajuste.

Paso 1: Especificación del modelo

En este paso se toman en consideración dos aspectos importantes: (1) las relaciones de las variables latentes y (2) la gráfica del modelo teórico o diagrama path.

Relaciones de las variables latentes

Variables dependientes:

Las variables dependientes consideradas en el modelo propuesto de ecuaciones estructurales, su descripción, métrica e innovación tecnológica se presentan en la tabla 2.

Tabla 2
Descripción de la variable dependiente
Fuente: Elaboración propia

Variables dependientes	Descripción	Métrica	Innovación tecnológica
Innovación tecnológica			
Producto	Cantidad de innovaciones de producto que lograron introducir al mercado	De 0 a 4	Gronum (2012)
Proceso	Cantidad de innovaciones de producto que lograron introducir al mercado	De 0 a 2	

Variables independientes:

Las variables independientes consideradas en el modelo de ecuaciones estructurales se presentan en la tabla 3.

Tabla 3
 Descripción de las variables de independientes
 Fuente: Elaboración propia

Variables independientes	Descripción	Métrica	Fuente
Capacidad de absorción			
Gastos en investigación	Logaritmo del gasto en actividades de investigación y desarrollo (I + D) interno	Continuo	Escribano, Fosfuri & Tribó (2009).
Capacitación en innovación	Logaritmo del gasto en actividades de investigación y desarrollo (I + D) interno		
Departamento de I+D	Si la empresa tiene un departamento de I + D	1: Sí 0: No	
Fuentes de información			
Proveedor			Escribano et al. (2009).
Consultor		Grado de importancia:	Laursen & Salter (2006).
Conferencia	Fuente de información	1: Ninguno 2: Bajo 3: Medio 4: Alto	
Revista			
Asociación			
Adquisición tecnológico			
Maquinaria			Arbussa y Coenders (2007)
Hardware	Logaritmos de los gastos	Continuo	Escribano et al. (2009).
Software			

La innovación en producto y la innovación en proceso dependen de la innovación tecnológica. Los gastos en investigación, gastos en innovación y contar con un departamento de investigación y desarrollo dependen de la capacidad de absorción; los proveedores, consultores, conferencias, revistas y asociaciones dependen de las fuentes de información; y las maquinarias, hardware y software dependen de la adquisición tecnológica.

Las variables de control, se describen en la tabla 4.

Tabla 4
 Descripción de las variables de control
 Fuente: Elaboración propia

Variable de control	Descripción	Métrica	Fuente
Empleado	Logaritmo del total de empleados	Continuo	Schoenmaker & Duysters (2006)
Investigador	Relación del personal en investigación y desarrollo sobre el total de empleados		Rothwell & Dodgson (1991)
Innovación organizacional	Cantidad de innovaciones en la organización que lograron incorporar	De 0 a 3	Schmidt & Rammer (2007) Damanpour and Aravind (2012)

Gráfica del modelo teórico o diagrama path:

El modelo teórico propuesto o diagrama path se presenta en la figura 3.

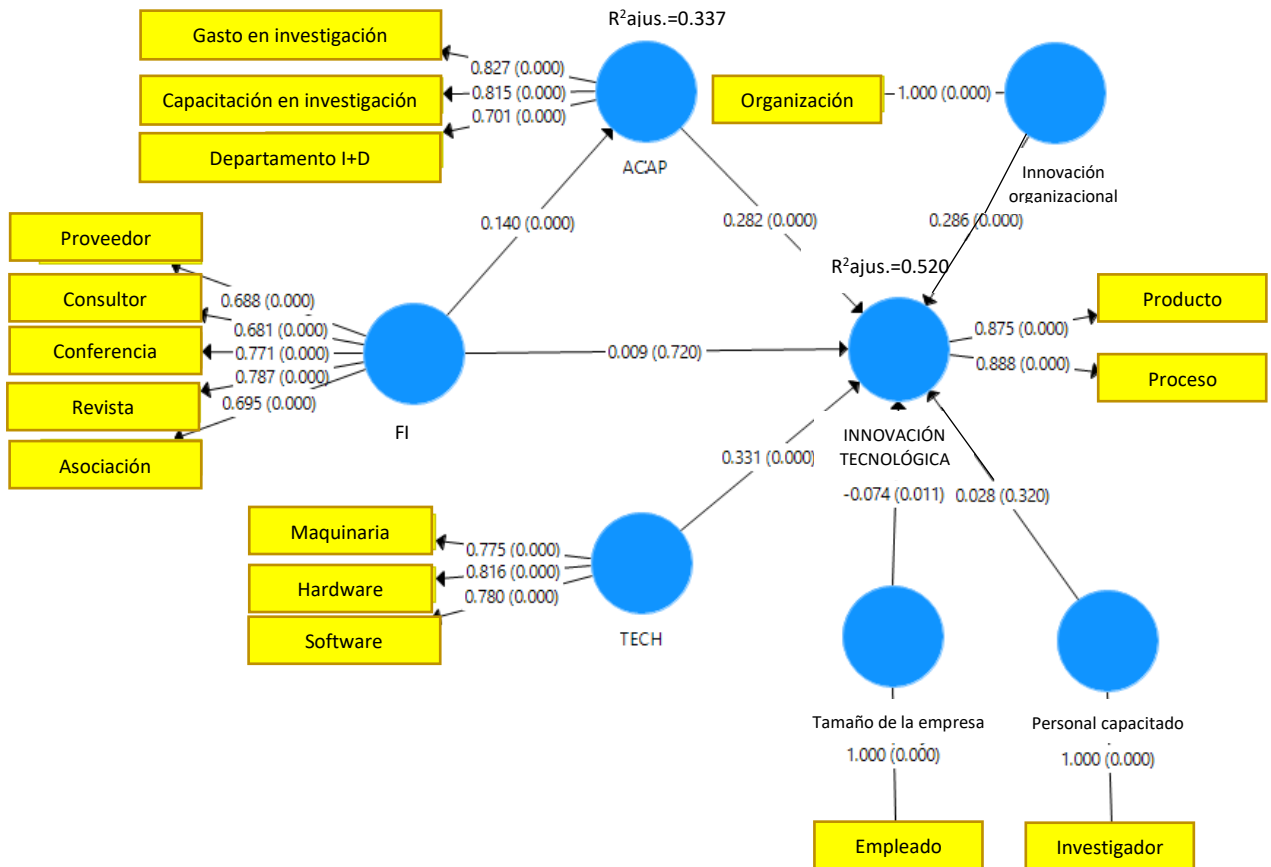


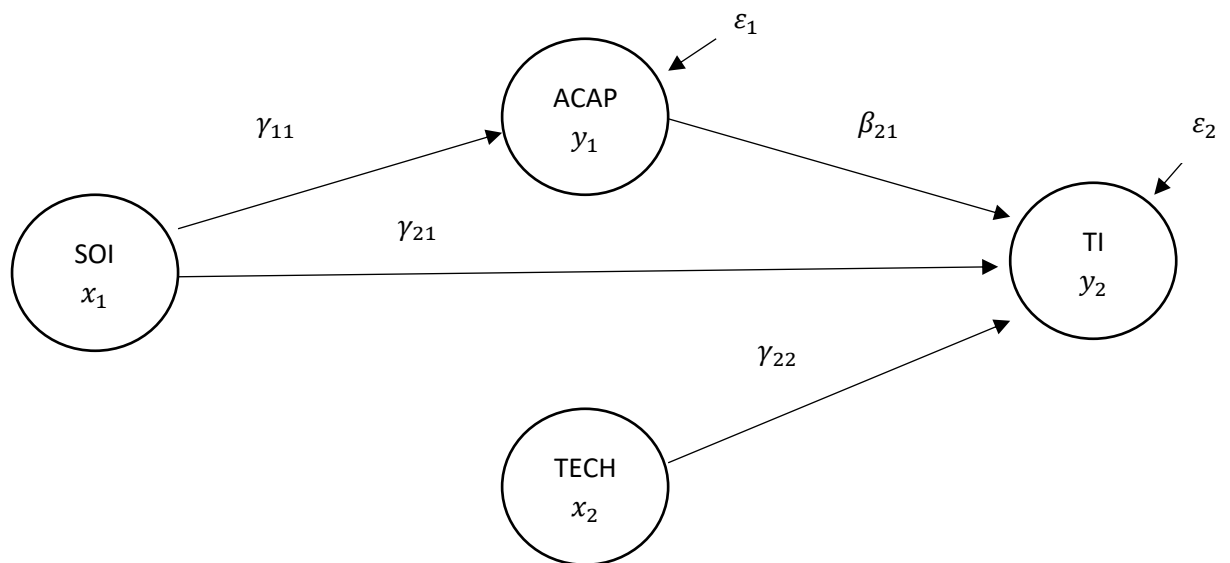
Figura 3
Modelo propuesto
Fuente: Software Smart PLS 3.

Paso 2: Identificación del modelo

En este paso se especifica el modelo, para ello, se especifican los siguientes aspectos, (1) las ecuaciones estructurales que vinculan los constructos, (2) el análisis factorial confirmatorio y (3) el modelo de medida que especifica qué variables conforma los constructos.

(1) Las ecuaciones estructurales que vinculan los constructos

Como se señaló en el primer aspecto del paso 2, se realiza la transición de la gráfica path a una serie de ecuaciones estructurales. En la figura 4, ya teniendo definido las relaciones de los constructos del modelo se procede a realizar las ecuaciones estructurales.



$$y_1 = \gamma_{11}x_1 + \epsilon_1$$

$$y_2 = \beta_{21}y_1 + \gamma_{21}x_1 + \gamma_{22}x_2 + \epsilon_2$$

Figura 4
Transición de un diagrama de secuencias a ecuaciones estructurales de la investigación
Fuente: Elaboración propia

(2) Análisis factorial confirmatorio

En el caso del segundo aspecto del paso 2, una vez definido el modelo teórico. Se llevó a cabo el análisis factorial confirmatorio para formar los constructos de la

investigación. Mediante el análisis factorial de componentes principales con rotación varimax, se verifica la significancia de la matriz de correlación con el contraste de Bartlett. En este caso, las correlaciones tomadas en su conjunto son significativas a un nivel de significancia de 0.05 (prueba de esfericidad de Bartlett = 2535.687, $gl = 55$, $p < .005$). Por otro lado, la medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Oikin también se encuentra dentro del rango de aceptación de 0.5 y 1 (0.807) (Suárez, O. M., 2007). Luego de cuatro iteraciones, la solución factorial converge en tres factores que explican el 59.3% de la varianza.

La tabla 5, muestra las cargas factoriales. Estas saturaciones representan la contribución neta de cada variable en cada factor, siendo óptimos las cargas factoriales mayores a 0.5

Tabla 5
Cargas factoriales
Fuente: Software SPSS, propia elaboración

Nombre del factor	Description of ítem	Factor 1	Factor 2	Factor 3
Capacidad de absorción (ACAP)	Gasto en investigación y desarrollo tecnológico	0.727		
	Costos de formación para actividades de innovación	0.502		
	Departamento de investigación y desarrollo tecnológico	0.839		
Fuentes de información (FI)	Proveedores de equipos y software		0.628	
	Consultores e institutos privados		0.599	
	Conferencias y exposiciones		0.793	
	Revistas científicas		0.806	
	Asociaciones profesionales		0.753	
Adquisición de tecnología (TECH)	Adquisición de tecnología			0.651
	Adquisición de hardware			0.828
	Adquisición de software			0.786

(3) Modelo de medida que especifica qué variables conforman los constructos

Mediante la confiabilidad y fiabilidad se da el sustento que la conformación de los constructos son los adecuados; posteriormente, así realizar el modelo estructural.

Además, se probó la multicolinealidad, para determinar que existe independencia en la explicación entre cada constructo del modelo.

En la tabla 6, se muestran los indicadores de la confiabilidad, fiabilidad y multicolinealidad.

Tabla 6
Indicadores de confiabilidad, fiabilidad y multicolinealidad
Fuente: Software Smart PLS 3

Variable latente	CA	CR	AVE	VIF
Capacidad de absorción	0.688	0.825	0.613	1.769
Fuentes de información	0.775	0.846	0.525	1.105
Adquisición tecnológica	0.701	0.833	0.624	1.971
Valores referenciales	>0.7	>0.7	>0.5	<5

CA, Alfa de Cronbach; CR, Fiabilidad compuesta; AVE, Varianza extraída media; VIF, Factor de inflación de la varianza.

Paso 3: Estimación del Modelo

En este paso se determina el modelo estructural y el efecto de mediación. En primer lugar, se examinó la colinealidad usando el Factor de Inflación de la Varianza (VIF), que se debe encontrar debajo de 5.

En la tabla 7, se observa la multicolinealidad no es un problema entre los constructos del modelo estructural. En segundo lugar, se utilizó el procedimiento bootstrap no paramétrico con 2000 submuestras para generar los coeficientes de trayectoria y los intervalos de confianza al 90%. Para complementar, presentamos la Varianza Contabilizada (VAF), que determina el efecto indirecto en relación con el efecto total; el 78% del VAF se obtiene a través de la capacidad de absorción, lo que explica el impacto percibido de las fuentes de información y la innovación tecnológica.

Tabla 7
Indicador de multicolinealidad
Fuente: Software Smart PLS 3.

Variable latente	VIF
-------------------------	------------

Capacidad de absorción	1.769
Fuentes de información	1.105
Adquisición tecnológica	1.971
Valores referenciales	<5

La tabla 8, muestra los resultados, la relación entre la capacidad de absorción y la innovación tecnológica es significativo, tiene un coeficiente de 0.283 con nivel de significancia de 0.001; y la relación entre la adquisición tecnológica y la innovación tecnológica es significativo, tiene un coeficiente de 0.331 con nivel de significancia de 0.001. En tercer lugar, el efecto indirecto tiene que ser significativo, ya que es un requisito indispensable para evaluar la importancia del efecto mediador. En el estudio, la relación directa entre las fuentes de información y la innovación tecnológica no es significativa, con un coeficiente de 0.011 y $t_{value}=0.659$, pero su efecto indirecto a través de la capacidad de absorción es significativo, con un coeficiente de 0.039 y $t_{value}=4.470$, considerando como resultado la mediación indirecta. Los resultados se presentan en la tabla 9. Esto se debe, ubicándonos en el contexto de una economía emergente, se busca encontrar similitudes con el sector manufacturero de países desarrollados que aplican la innovación tecnológica a través de la capacidad de absorción, las fuentes de información y gasto en adquisición de tecnología; aunque cuentan con instituciones y sistemas económicos, legales y financieros más avanzados (Lee, Özsoy & Zhou, 2015); por ello, en una economía emergente como el Perú, que invierte muy poco en investigación y desarrollo, sería recomendable revertir esta condición, e implementar una oficina para desarrollar actividades de I + D, e invertir más en la formación de personal para desarrollar más actividades que fomenten el desarrollo de innovaciones, que se engloba en la capacidad de absorción. Además, la adquisición de maquinaria, hardware y software favorece el desarrollo de innovaciones en productos y procesos; esta es una característica de la industria manufacturera peruana. Finalmente, las empresas manufactureras peruanas deberían mejorar su capacidad de absorción y prestar más atención a las fuentes de información que provienen de asociaciones profesionales, revistas científicas, ferias y congresos, así como proveedores.

Tabla 8

Coefficientes de las variables y el coeficiente de determinación ajustado

Fuente: Software SMART PLS, elaboración propia.

Hipótesis	Variable endógena	Coefficiente	90% Intervalo de confianza	p-valor
Innovación ($R^2_{ajustado} = 0.520$)				
H1	ACAP -> Innovación	0.283****	(0.21;0.347)	0.001
H2a	FI -> Innovación	0.011 n.s	(-0.035;0.058)	0.659
H3	TECH -> Innovación	0.331****	(0.261;0.402)	0.001
CONTROL				
	Tamaño de la empresa	-0.075***	(-0.127; -0.016)	0.009
	Personal capacitado	0.025 n.s	(0;0.099)	0.384
	Innovación organizacional	0.286****	(0.219;0.351)	0.001

Nota: n.s. = no significativo; *** p = 0.01, **** p = 0.001.

ACAP: Capacidad de absorción; FI: Fuentes de información y TECH: Adquisición tecnológica.

Tabla 9

Prueba de mediación mediante el método bootstrapping

Fuente: Software SMART PLS, elaboración propia.

Hipótesis	Efecto de	Efecto directo (tvalue)	Efecto indirecto (tvalue)	Efecto total	VAF (%)	Interpretación
H2b	FI>ACAP> INNOVACIÓN	0.011 n.s (0.441)	0.039**** (4.470)	0.050	78%	Mediación parcial

Nota: VAF = Varianza contabilizada; n.s = no significativo; ** $|t| \geq 1.96$ o $p=0.05$; **** $|t| \geq 3.29$ o $p = 0.001$. El VAF > 80% indica mediación total, 20% \leq VAF \leq 80% indica mediación parcial y VAF < 20% no presenta mediación. ACAP: Capacidad de absorción y FI: Fuentes de información

Paso 4: Bondad de ajuste

En este paso se consideran dos aspectos de la bondad de ajuste: coeficiente de determinación ajustado y el índice GoF.

En el primer aspecto de la bondad de ajuste se determina el coeficiente de determinación ajustado ($R^2_{ajustado}$), se puede inferir que se observa una relación de 0.520.

Como segundo aspecto el modelo también cumple con el índice de bondad de ajuste, el índice GoF alcanza un valor de 0.50, que es superior al mínimo 0.31 recomendado para garantizar la calidad del ajuste del modelo en estudio.

V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

De las interrelaciones del modelo propuesto de ecuaciones estructurales se verifica que la innovación tecnológica de empresas de manufactura peruanas se explica únicamente por las variables latentes capacidad de absorción y adquisición tecnológica.

Las cargas factoriales que forman las variables observables asociadas a las variables latentes o factores fueron satisfactorias con un valor mayor a 0.5, siendo las cargas de las variables latentes del factor capacidad de absorción: gasto en investigación y desarrollo tecnológico con 0.727, costos de formación para actividades de innovación con 0.502 y departamento de investigación y desarrollo tecnológico con 0.839; para el factor fuentes de información: proveedores de equipos y software con 0.628, consultores e institutos privados con 0.599, conferencias y exposiciones con 0.793, revistas científicas con 0.806 y asociaciones profesionales con 0.753; y para el factor adquisición tecnológica: adquisición de tecnología con 0.651, adquisición de hardware con 0.828 y adquisición de software con 0.786.

Se identificó que la variable latente capacidad de absorción es mediadora entre las variables latentes fuentes de información e innovación tecnológica, con un VAF de 78 por ciento, siendo dicha relación parcial por encontrarse en el rango de 20 por ciento y 80 por ciento.

El modelo de ecuaciones estructurales propuesto presenta un buen ajuste, debido a que el indicador coeficiente de determinación ajustado (R^2 ajustado) fue 0.520; y el indicador GoF fue de 0.5, por ser mayor al valor óptimo de 0.31.

5.2. Recomendaciones

Se recomienda que el Vicerrectorado de Investigación realice talleres de capacitación dirigidos a estudiantes y docentes en metodología de la investigación científica para promover la elaboración de papers o trabajo de investigación.

Se recomienda que Vicerrectorado de Investigación realice talleres de capacitación dirigidos a estudiantes y docentes en técnicas estadísticas aplicadas a la investigación.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aibinu, A., & Al-Lawati, A. (2010). Using PLS-SEM technique to model construction organizations' willingness to participate in e-bidding. *Automation in Construction*, 19(6), 714-721.

Arbussa, A., & Coenders, G. (2007). Innovation activities, use of appropriation instruments and absorptive capacity: Evidence from Spanish firms. *Research Policy*, 36(10), 1545-1558. <https://dx.doi.org/10.1016/j.respol.2007.04.013>

Barclay, D.; C. Higgins; R. Thompson (1995). "The Partial Least Squares (PLS) Approach to Causal Modeling: Personal Computer Adoption and Use as an Illustration". *Technology Studies. Special Issue on Research Methodology*. (2:2), pp. 285-309

Castillo-Vergara, M., & Torres Aranibar, E. (2019). El papel de la Cooperación para Desarrollar Innovación Tecnológica en la PYME. *Journal of technology management & innovation*, 14(4), 41-53.

Chin W.W. (1998). The partial least squares approach for structural equation modeling. G.A. Marcoulides (Ed.), *Modern methods for business research*, Lawrence. Erlbaum Associates, Mahwah, NJ.

Damanpour, F., & Aravind, D. (2012). Managerial innovation: Conceptions, processes, and antecedents. *Management and Organization Review*, 8(2), 423-454. <https://dx.doi.org/10.1111/j.1740-8784.2011.00233.x>

Elizondo, A. Z., Vázquez, M. D. J. A., González, J. F. H., & Quintero, J. H. V. (2017). Impacto de las telecomunicaciones en la gestión de las instituciones de educación superior públicas de México: Un modelo de ecuaciones estructurales. *Innovaciones de Negocios*, 13(26).

Escribano, A., Fosfuri, A., & Tribó, J. A. (2009). Managing external knowledge flows: The moderating role of absorptive capacity. *Research policy*, 38(1), 96-105. <https://dx.doi.org/10.1016/j.respol.2008.10.022>

Garson, G. (2014). *Partial Least Squares Regression and Structural Equation Models Edition* (Statistical Associates Blue Book Series 10). North Carolina, USA.

Gronum, S., Verreyne, M. L., & Kastle, T. (2012). The role of networks in small and medium-sized enterprise innovation and firm performance. *Journal of Small Business Management*, 50(2), 257-282. <https://dx.doi.org/10.1111/j.1540-627X.2012.00353.x>

Haenlein, M., & Kaplan, A. M. (2004). A beginner's guide to partial least squares analysis. *Understanding statistics*, 3(4), 283-297.

Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante* (Vol. 491). Madrid: Prentice Hall.

Hair, J., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* [Kindle]. (2 ed.). California, Estados Unidos, Sage.

Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage publications.

Hair, J. F., Sarstedt, M., Pieper, T. M., & Ringle, C. M. (2012). The use of partial least squares structural equation modeling in strategic management research: a review of past practices and recommendations for future applications. *Long range planning*, 45(5-6), 320-340.

Hair, J., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2014a). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* [Kindle]. (1 ed.). California, Estados Unidos, Sage.

Hair Jr, J. F., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. G. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) An emerging tool in business research. *European Business Review*, 106-121. <https://dx.doi.org/10.1108/EBR-10-2013-0128>

Laursen, K., & Salter, A. (2006). Open for innovation: the role of openness in explaining innovation performance among UK manufacturing firms. *Strategic management journal*, 27(2), 131-150. <https://dx.doi.org/10.1002/smj.507>

Lee, R., Özsomer, A., Zhou K. (2015). Introduction to the special issue on “innovation in and from emerging economies”. *Industrial Marketing Management*, 50 (2015), pp. 16-17. <https://dx.doi.org/10.1016/j.indmarman.2015.07.005>

Preacher, K. J. & Hayes A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40 (3), pp. 879-89. <https://dx.doi.org/10.3758/BRM.40.3.879>

Rothwell, R., & Dodgson, M. (1991). External linkages and innovation in small and medium-sized enterprises. *R&d Management*, 21(2), 125-138. <https://dx.doi.org/10.1111/j.1467-9310.1991.tb00742.x>

Ruiz, M. A., Pardo, A., & San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del psicólogo*, 31(1), 34-45.

Sarstedt, M., Ringle, C., Smith, D., Reams, R., & Hair, J. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 105-115.

Saucedo Estrada, H. K. (2018). Medición de la intención de emprendedores universitarios empleando ecuaciones estructurales. *Revista Investigación y Negocios*, 11(18), 52-63.

Schmidt, T., & Rammer, C. (2007). Non-technological and technological innovation: strange bedfellows? Working paper that can be obtained from <http://193.196.11.222/pub/zew-docs/dp/dp07052.pdf>

Schoenmakers, W., & Duysters, G. (2006). Learning in strategic technology alliances. *Technology analysis & strategic management*, 18(2), 245-264.
<https://dx.doi.org/10.1080/09537320600624162>

Suárez, O. M. (2007). Aplicación del análisis factorial a la investigación de mercados. Caso de estudio. *Scientia et technica*, 1(35).

Tavizón-Salazar, A. (2017). La capacidad de absorción de innovación en la industria de telecomunicaciones mediante el análisis de ecuaciones estructurales PLS. *Ciencias Administrativas. Teoría y Praxis*, 13(2).

Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational statistics & data analysis*, 48(1), 159-205.
<https://dx.doi.org/10.1016/j.csda.2004.03.005>

Vinzi, V. E., Chin, W. W., Henseler, J., & Wang, H. (2010). *Handbook of partial least squares* (Vol. 201, No. 0). Berlin: Springer.