

## Análisis comparativo de las empresas vitivinícolas exportadoras de Valle de Guadalupe y el resto de las empresas vitivinícolas de Baja California: una contrastación empírica

### Comparative analysis of the exporting wine companies of Valle de Guadalupe and the rest of the wine companies of Baja California: an empirical contrast

Vianey Baltazar Ramos <sup>a</sup>

Rubén Molina Martínez <sup>b\*</sup>

#### Resumen

Esta investigación hace un análisis comparativo de las empresas vitivinícolas exportadoras de Valle de Guadalupe con las empresas de este tipo en el resto del Estado de Baja California, México. El objetivo es determinar cuáles son los factores que permiten a estas empresas incrementar las exportaciones de Vino Tinto; además de conocer la evolución que éstas han tenido después de la pandemia COVID 19. Para el análisis estadístico se utiliza el modelo de ecuaciones estructurales Partial Least Squares (PLS-SEM), incluyendo la evaluación del poder predictivo fuera de muestra mediante PLSpredict. La metodología utilizada incluye un análisis cualitativo de la situación actual de su entorno y un estudio cuantitativo de datos resultado de la aplicación de un instrumento de 41 ítems a 175 empresas vitivinícolas, divididas en dos universos. El primer grupo consta de 92 empresas que se ubican en la región de Valle de Guadalupe y el segundo incluye las 83 localizadas en el resto de los municipios. Los principales hallazgos muestran que la variable que presenta un mayor grado de asociación es Competitividad y un menor grado Producción. Las principales limitaciones encontradas son: la escasez del recurso hídrico, la falta de recursos financieros, la producción limitada, los pocos apoyos económicos del sector público y privado, así como la insuficiente inversión en innovación tecnológica.

**Palabras clave:** competitividad, innovación tecnológica, internacionalización, industria vitivinícola, Valle de Guadalupe.

<sup>a</sup> Estudiante de Doctorado en el Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales (ININEE), Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Michoacán, México / ORCID: 0000-0002-1500-8828 / CVU CONACYT ID: 889013

<sup>b</sup> Profesor-Investigador en el Instituto de Investigaciones Económicas y Empresariales (ININEE), Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Michoacán, México / ORCID: 0000-0002-9840-6441 / Research ID Thomson: K-7424-2018 / CVU CONACYT ID: 14701

\* Autor de correspondencia

## Abstract

This research makes a comparative analysis of the exporting wine companies of Valle de Guadalupe with companies of this type in the rest of the State of Baja California, Mexico. The objective is to determine which are the factors that allow these companies to increase the exports of Red Wine; in addition to knowing the evolution that these have had after the COVID 19 pandemic. For the statistical analysis, the Partial Least Squares structural equation model (PLS-SEM) is used, including the evaluation of the out-of-sample predictive power by means PLSpredict. The methodology used includes a qualitative analysis of the current situation in its surroundings and a quantitative study of data resulting from the application of a 41-item instrument to 175 wine companies, divided into two universes. The first group consists of 92 companies located in the Valle de Guadalupe region and the second includes the 83 located in the rest of the municipalities. The main findings show that the variable that presents a higher degree of association is Competitiveness, and a lower degree is Production. The main limitations found are the scarcity of water resources, the lack of financial resources, limited production, a small amount of economic support from the public and private sectors as well as insufficient investment in technological innovation.

**Keywords:** competitiveness, technological innovation, internationalization, wine industry, Valle de Guadalupe

## Introducción

El propósito del presente trabajo es hacer un análisis comparativo de las empresas vitivinícolas exportadoras de Valle de Guadalupe con las empresas de este tipo en el resto del Estado de Baja California, México. El objetivo de investigación es determinar cuáles son los factores que permiten a estas empresas incrementar las exportaciones de Vino Tinto. La hipótesis es que la producción, la innovación tecnológica y la competitividad son los factores que favorecen las exportaciones de las empresas vitivinícolas de Valle de Guadalupe y del resto del Estado. La importancia de realizar un análisis comparativo es conocer la evolución que han tenido las empresas en este sector después de la pandemia COVID 19, así como establecer las diferencias o semejanzas entre los dos universos estudiados.

Para el análisis estadístico de datos se utilizó la modelación de ecuaciones estructurales PLS-SEM, aplicando un instrumento de 41 ítems a 175 empresas divididas en dos universos. El primer universo consta de 92 empresas que se ubican en la región de Valle de Guadalupe y el segundo incluye las 83 empresas localizadas en el resto de los municipios.

El trabajo se compone de seis apartados, en el primero se exponen brevemente algunos antecedentes que exponen la importancia del estudio. En la segunda parte se incluyen los universos y la metodología para el análisis de la información. En la tercera y cuarta parte se analizan los dos grupos para hacer un análisis comparativo. En el apartado sexto se incluyen las principales conclusiones del trabajo.

## 1. Antecedentes

La producción mundial de vino para el año 2021 fue de 260 millones de hectolitros de los cuales se exportaron un volumen de 111.6 Mhl, que en términos de valor monetario alcanzan aproximadamente 34.4 billones de euros. Los tres principales productores son Italia, Francia y España; seguidos de Estados Unidos, Australia, Chile, Argentina y Sudáfrica; estos ocho países suman el 76 % del total de vino producido en el mundo (OIV, 2022).

México cuenta con un gran potencial para la elaboración de vino por sus características climatológicas, su terreno y calidad en sus productos. La implementación de tecnología e innovación en sus procesos enológicos ha permitido un gran avance del sector. Actualmente 14 de los 32 estados en la República Mexicana realizan actividades vitivinícolas: Aguascalientes, Baja California, Baja California Sur, Chihuahua, Coahuila, Durango, Guanajuato, Jalisco, Querétaro, Puebla, Nuevo León, San Luis Potosí, Sonora y Zacatecas. Los principales países a los que se exporta el vino mexicano son: Estados Unidos, Holanda, Francia y Gran Bretaña según datos del Consejo Mexicano Vitivinícola (CMV, 2022).

De acuerdo con la información de la Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural para el año 2022 la producción de uva industrial tuvo un crecimiento anual del 10% desde el año 2018. En el país se destinan 37 mil hectáreas a la elaboración de uva y productos relacionados, de las cuales el 22% es para la producción de vino; es decir, 8 mil 431 hectáreas sembradas. Esta producción de aproximadamente 73 mil toneladas de uva genera más de 500 mil empleos anuales (SAGARPA, 2022).

El Estado de Baja California es el principal productor y exportador de vino del país con aproximadamente el 72.5% del total; cuenta con 8 valles en los cuales se encuentran más de 260 empresas productoras de vid, de estas 110 producen y comercializan vino. Del total de hectáreas sembradas en el país aproximadamente 57 % se encuentra en Baja California es decir 4 mil 209 ha. En cuanto a generación de empleos, en Baja California se generaron 65,203 plazas laborales según datos del Instituto Mexicano del Seguro Social de los cuales 10,500 son empleos directos e indirectos de estas empresas vitivinícolas (IMSS, 2021).

En el Valle de Guadalupe se concentra el 95% del vino que se produce en el Estado con 1,540 hectáreas sembradas, aunque se proyectan 7 mil para el final del año, el recurso hídrico es una limitante para este y demás cultivos en el Estado (PROVINO, 2022).

Baja California es el principal receptor del país en Inversión extranjera directa (IED), de acuerdo con datos de la Secretaría de Economía para el segundo trimestre (abril-junio) del año 2021, con una atracción de 1,321 millones de dólares de capital extranjero lo que representa un crecimiento de 542.1% a tasa anual (tabla 1). Así mismo el 81.1% (1,071.5) corresponde a nuevas inversiones, 18.1% a cuentas entre compañías (239.3) y 0.8% (10.1) a reinversión de utilidades. Los sectores estratégicos del estado son: aeroespacial, electrónicos, electrodomésticos, productos médicos, biotecnología, tecnologías de la información, servicios médicos, transporte y vitivinicultura (S.E., 2022).

**Tabla 1** Inversión extranjera directa del estado de Baja California, Julio 2021

<i>IED trimestral por tipo de inversión (millones de dólares)</i>	<i>Total 2020</i>	<i>Primer trimestre</i>	<i>Segundo Trimestre</i>	<i>Total 2021</i>
Nuevas inversiones	124.3	8.4	1,071.5	1,079.9
Reinversión de utilidades	393.9	227.5	10.1	237.6
Cuentas entre compañías	587.8	69.0	239.3	308.3
Total, general	1,106.0	305.0	1,320.9	1,625.8

Fuente: elaboración propia según datos del INEGI, 2021

En relación con las exportaciones de mercancías por entidad federativa el estado se encuentra en el tercer lugar según datos del INEGI. El Producto Interno Bruto (PIB) de Baja California representa el 3.64% con respecto al PIB nacional al 31 de diciembre de 2020, ocupando el puesto número 7 según datos del INEGI y el Banco de México (tabla 2).

**Tabla 2** Exportaciones de mercancías por entidad federativa 2021

<i>Entidades</i>	<i>2020</i>				<i>2021</i>	
	<i>1T P</i>	<i>2T P</i>	<i>3T P</i>	<i>4T P</i>	<i>1T P</i>	<i>P</i>
Estados Unidos Mexicanos Total	98,144,712	65,267,884	100,099,245	110,798,729	99,404,880	
1° Chihuahua	13,121,694	10,741,728	14,976,729	16,080,245	13,418,993	
2° Coahuila de Zaragoza	11,664,425	6,616,381	12,836,527	13,844,236	12,254,687	
3° Baja California	9,320,396	7,592,156	11,089,032	12,657,475	9,947,252	

Fuente: elaboración propia según datos del INEGI, 2021

## 2. Vinícolas del Estado de Baja California

### 2.1 Universo de estudio

Este trabajo consta de 2 universos: El primero incluye 92 empresas censadas en el año 2020 ubicadas en el Valle de Guadalupe. El segundo consta de 83 empresas censadas en el año 2022 ubicadas en Valle de San Antonio, Valle de Ojos Negros, Valle de Santo Tomás, San Vicente, La Grulla, Tanamá, Las Palmas y San Valentín en la Antigua ruta del vino.

La lista de las vinícolas son las registradas en la Secretaría de Turismo, Economía y Sustentabilidad del Estado de Baja California, así como las ubicadas en el trabajo de campo de esta investigación.

### 2.2 Muestra

Para esta investigación la medición de las variables se efectuó mediante un censo en el total de la población de las empresas. Dado que el número de empresas vitivinícolas en el Estado es limitado, se trabajó con el total del universo detectado y no con una muestra representativa del mismo.

### 2.3 Operacionalización de las Variables

Se tomó como variable dependiente la exportación y como variables independientes la producción, innovación tecnológica y la competitividad. La construcción del instrumento se realiza a través de la operacionalización de las variables que consiste en especificar las actividades u operaciones para determinar la manera en que la variable será medida (Kerlinger, 2007).

Para esta investigación, se tomaron como indicadores las respuestas al instrumento que dieron las empresas vitivinícolas del Estado de Baja California, el cual incluye las 41 afirmaciones que se evaluaron de acuerdo con una escala tipo Likert (1932) de cinco puntuaciones. Las categorías y equivalencias de la escala son: totalmente de acuerdo (5 puntos), de acuerdo (4 puntos), ni de acuerdo ni en desacuerdo (3 puntos), en desacuerdo (2 puntos) y totalmente en desacuerdo (1 punto).

### 2.4 Metodología para el análisis de la información

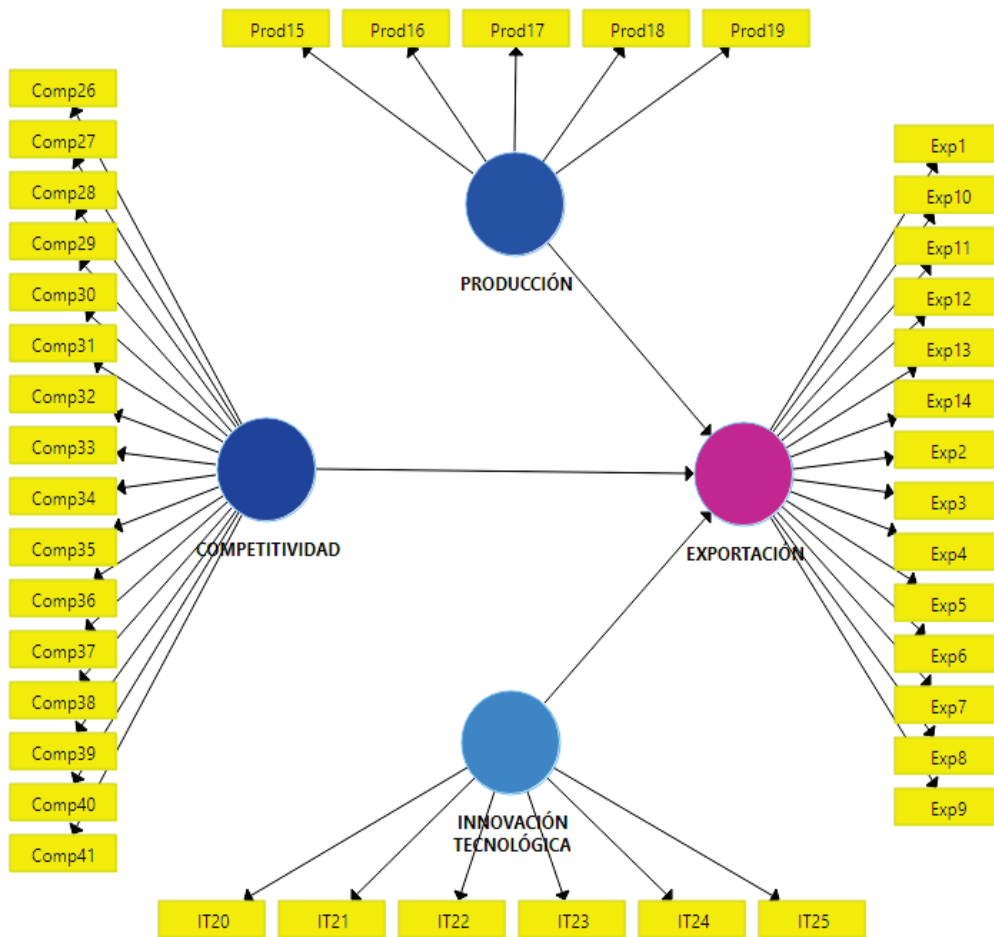
El análisis de la información se realizó mediante la modelación de ecuaciones estructurales *Partial Least Squares* PLS-SEM (Hair, Hult *et al.*, 2017).

En esta investigación el modelo propuesto es reflectivo (también denominado medición en Modo A), representa los efectos o manifestaciones de un constructo subyacente, tiene flechas (relaciones) que van desde el constructo a los indicadores observados en el modelo de medida. Los indicadores reflectivos se pueden considerar como una muestra representativa de todos los posibles ítems disponibles dentro del dominio conceptual del constructo, si el constructo cambia, todos los ítems del modelo de medida cambian simultáneamente porque están altamente correlacionados (Nunally y Bernstein, 1994).

Los ítems son intercambiables y cualquiera podría ser eliminado sin que cambie el significado del constructo con suficiente fiabilidad. Estos modelos se evalúan por medio de la confiabilidad de consistencia interna, la validez convergente y la validez discriminante (Hair, Hult *et al.*, 2017).

Los constructos dentro del modelo estructural son: exportación (EXP), producción (PDR), innovación tecnológica (IT) y competitividad (COMP) (figura 1).

**Figura 1** Especificación del modelo de ecuaciones estructurales



Fuente: elaboración propia con base en el marco teórico y el programa Smart PLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

## 2.5 Recopilación y obtención de datos

Este trabajo consta de 2 universos de empresas: el primer grupo incluye las ubicadas en el Valle de Guadalupe y el segundo los municipios restantes de Baja California. El acercamiento inicial con el primer grupo fue vía telefónica en enero de 2019, en donde se les informó a las 100 empresas el trabajo de investigación que se estaba realizando, solicitándoles una futura cita en su empresa para contestar el instrumento de investigación.

El segundo acercamiento fue en mayo del mismo año, en el Festival Morelia en Boca en donde se les dio a conocer de forma más detallada en qué consistía este proyecto de investigación. En octubre del mismo año en el Festival De la Viña a la Copa realizado en Guadalajara, Jalisco, se realizó una entrevista de manera informal a directivos de las principales casas vitivinícolas exportadoras, para conocer las actividades de sus empresas en cuanto a producción, comercialización y exportación.

El tercer acercamiento fue en mayo de 2020 vía telefónica en la cual se les explicó que debido a la contingencia sanitaria Covid-19 sería complicado asistir personalmente a sus empresas, por lo cual se solicitó un correo electrónico para responder el instrumento.

Las empresas que no se encontraron por este medio, se localizaron por otros medios digitales como: Facebook, Messenger e Instagram. De las 100 empresas contactadas, 92 contestaron el instrumento. Cabe mencionar que algunos instrumentos fueron contestados vía telefónica, ya que por la contingencia tenían poco personal o se encontraban trabajando de forma remota.

El acercamiento al segundo grupo se hizo con un trabajo de campo presencial a cada una de las empresas, esto se realizó en enero del 2022. En esta visita se aplicó el instrumento de investigación y se realizó una entrevista para conocer más detalles de las empresas estudiadas. La información recabada con los datos empíricos con las observaciones no estandarizadas se conjuntó en una matriz para la estimación del modelo (*path*).

## 2.6 Evaluación del modelo

La evaluación del modelo implica examinar los modelos de medición de acuerdo con los criterios requeridos dependiendo del tipo de investigación, el objetivo de análisis y la disponibilidad de datos. Los criterios recomendados por Chin (2010) se basan en un proceso de dos etapas: la primera consiste en la evaluación de los modelos de medida reflectivos y formativos (por separado), la segunda en la evaluación del modelo estructural (Ringle, 2020). Los criterios de evaluación de los modelos reflectivos se sintetizan en la tabla 3.

**Tabla 3** Medidas de evaluación de modelos reflectivos

<i>Evaluación de modelos reflectivos</i>	
<b>Cargas del indicador reflectivo</b>	$\geq 0.708$
<b>Consistencia interna</b>	0.70 mínimo (o 0.60 investigación exploratoria)
El alfa de Cronbach es el límite inferior, la fiabilidad compuesta es el límite superior para la fiabilidad de la consistencia interna	0.95 máximo para evitar la redundancia del indicador, lo que comprometería la validez del contenido 0.70 - 0.90 recomendado Utilizar el método de percentiles para el intervalo de confianza por medio de Bootstrap, en caso de sesgo, utilizar el método BCa
<b>Validez convergente</b>	$AVE \geq 0.50$
<b>Validez discriminante</b>	HTMT < 0.90 para constructos conceptualmente similares HTMT < 0.85 para constructos conceptualmente diferentes Pruebe con bootstrapping si el HTMT es significativamente más bajo que el valor umbral

Fuente: elaboración propia con base en Hair, Risher *et al.*, 2019

### 2.7 Evaluación del modelo estructural

La evaluación de este modelo incluye el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), la medida de redundancia validada cruzada basada en ( $Q^2$ ), la significancia estadística y la relevancia de los coeficientes de trayectoria. También se puede evaluar el poder predictivo del modelo y las relaciones entre los constructos mediante el procedimiento de PLSpredict (Shmueli *et al.*, 2016). En la tabla 4 se sintetizan los criterios de evaluación del modelo estructural.



**Tabla 4** Medidas de evaluación de modelos reflectivos

	<i>Modelo estructural</i>
<b>Colinealidad (VIF)</b>	VIF $\geq 5$ Probables problemas críticos de colinealidad VIF $\geq 3 - 5$ Posibles problemas de colinealidad VIF $< 3$ Valor ideal
<b>Valor <math>R^2</math></b>	Los valores de 0.75 son substanciales, 0.50 son moderados y 0.25 son débiles Los valores de 0.90 y superiores son indicativos típicos de sobreajuste
<b>Valor <math>f^2</math></b>	$0.02 \leq f^2 < 0.15$ efecto pequeño $0.15 \leq f^2 < 0.35$ efecto moderado $f^2 \geq 0.35$ efecto grande
<b>Valor <math>Q^2</math></b>	Los valores mayores que 0 son significativos Los valores superiores a 0, 0.25 y 0.50 representan una precisión predictiva pequeña, mediana y grande del modelo de ruta PLS
<b>Valor <math>q^2</math></b>	$0.02 \leq q^2 < 0.15$ efecto pequeño $0.15 \leq q^2 < 0.35$ efecto moderado $q^2 \geq 0.35$ efecto grande

Fuente: elaboración propia con base en Hair, Risher *et al.*, 2019

### 3. Análisis e interpretación de resultados del primer grupo

La evaluación del modelo de medida, el modelo de estructural y la interpretación de resultados, se hizo utilizando el programa informático SmartPLS versión 3.3.3 (Ringle *et al.*, 2015).

#### 3.1 Resultados de la estimación del modelo de medición

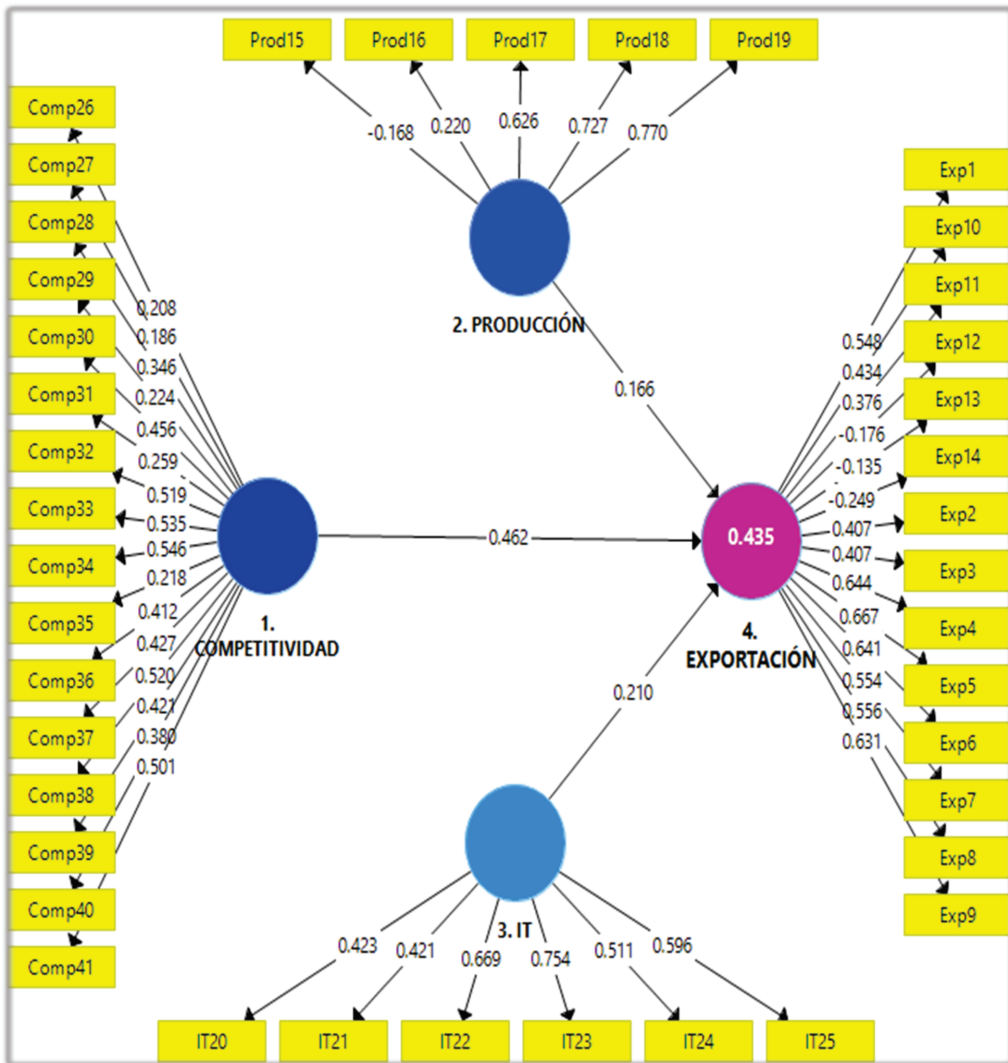
Los datos utilizados para estimar el modelo PLS-SEM corresponde a las 92 observaciones obtenidas de la aplicación del instrumento de investigación al primer grupo de empresas vitivinícolas del Valle de Guadalupe en Baja California.

En la figura 2 se muestran los resultados de la estimación del modelo propuesto que aparece en la ventana de modelización del programa SmartPLS. Estos se obtienen al ejecutar el Algoritmo PLS, en el cual se observan los resultados de las cargas, los coeficientes path para las relaciones del modelo estructural y el valor de  $R^2 = 0.435$  de la variable latente endógena.

El resultado de la estimación del algoritmo en el modelo estructural nos permite determinar que los tres constructos: Producción, Innovación tecnológica y Competitividad explican el 43.5 % la varianza del constructo endógeno Exportación.

El primer informe de resultados es de los coeficientes path para cada relación en el modelo, como se presenta en la tabla 5 en la cual se establece la relación de cada uno de los constructos, indicando que Competitividad tiene un mayor efecto en Exportación (0.462), seguido de Innovación tecnológica (0.210) y de Producción (0.166).

**Figura 2** Resultado de la estimación del modelo propuesto



Fuente: elaboración propia con base a las estimaciones del algoritmo en el software SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

**Tabla 5** Informe de los coeficientes path (formato de matriz)

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Competitividad				0.462
Producción				0.166
Innovación tecnológica				0.210
Exportación				

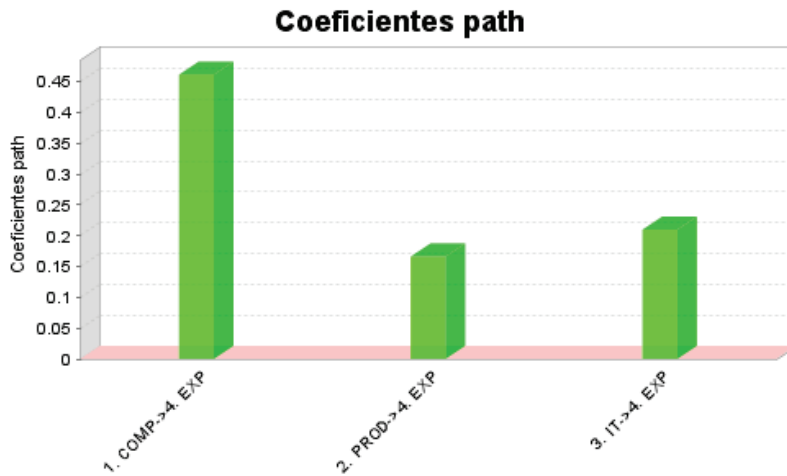
Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Después de ejecutar el algoritmo se debe comprobar que este alcanzó el criterio de parada establecido previamente y que no llegó al número máximo de interacciones, de lo contrario indicaría que tiene problemas para encontrar una solución estable (Hair, Hult *et al.*, 2019).

En el modelo de esta investigación se observa que el algoritmo alcanza la convergencia tras la 23<sup>a</sup> iteración. Así mismo se confirma que los coeficientes path tienen signo positivo igual al que se postula en la hipótesis. En el informe de los coeficientes path (gráfico de barras) podemos determinar si las relaciones son significativas con valores por encima de 0.20 y no significativos por debajo de 0.10, en la figura 3 se muestran estas relaciones.

Figura 3

Informe de los coeficientes path (gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

### 3.2 Evaluación del modelo de medida reflectivo

El objetivo de PLS-SEM es examinar las relaciones hipotetizadas para maximizar la varianza explicada de las variables latentes exógenas. De esta manera cuando la estimación del modelo PLS converge se analizan los resultados de la evaluación del modelo de medida (relaciones existentes entre indicadores y constructos) y el modelo estructural (relaciones entre los propios constructos).

El modelo de medida reflectivo para esta investigación evaluará las cargas, la consistencia interna (fiabilidad compuesta y alfa de Cronbach), la validez convergente (fiabilidad del indicador y varianza extraída media: AVE) y la validez discriminante (cargas cruzadas, criterio Fornell y Larcker, y el estadístico HTMT) (Hair *et al.*, 2017).

Las cargas externas asociadas especialmente con los resultados de los modelos de medida reflectivos son estimaciones de las relaciones entre variables latentes reflectivas y sus indicadores; las cuales nos indican la fiabilidad individual del indicador cuyo valor umbral debe ser  $\lambda \geq 0.707$ . En la tabla 6 se presentan los resultados.

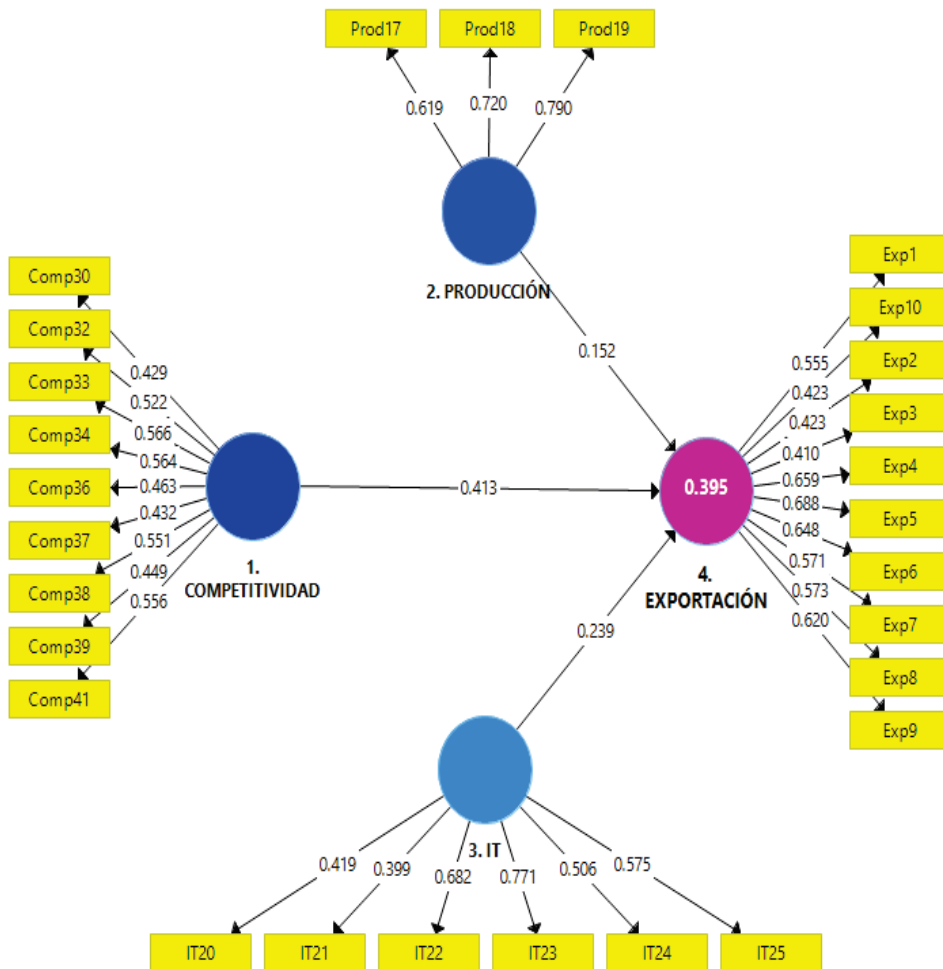
**Tabla 6** Cargas externas

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Comp26	0.208			
Comp27	0.186			
Comp28	0.346			
Comp29	0.224			
Comp30	0.456			
Comp31	0.259			
Comp32	0.519			
Comp33	0.535			
Comp34	0.546			
Comp35	0.218			
Comp36	0.412			
Comp37	0.427			
Comp38	0.520			
Comp39	0.421			
Comp40	0.380			
Comp41	0.501			
Exp1				0.548
Exp10				0.434
Exp11				0.376
Exp12				-0.176
Exp13				-0.135
Exp14				-0.249
Exp2				0.407
Exp3				0.407
Exp4				0.644
Exp5				0.667
Exp6				0.641
Exp7				0.554
Exp8				0.556
Exp9				0.631
IT20			0.423	
IT21			0.421	
IT22			0.669	
IT23			<b>0.754</b>	
IT24			0.511	
IT25			0.596	
Prod15		0.168		
Prod16		0.220		
Prod17		0.626		
Prod18		<b>0.727</b>		
Prod19		<b>0.770</b>		

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Las cargas mostradas están por debajo del valor mínimo de 0.70 a excepción de los indicadores IT23 con carga de 0.754, Prod18 con 0.727 y Prod19 con 0.770. Por lo tanto, se eliminaron los indicadores con cargas menores a 0.40, de esta manera la depuración mejorará la fiabilidad compuesta. El resultado de la estimación del algoritmo en el modelo estructural modificado se especifica en la figura 4 con un valor de  $R^2 = 0.395$ .

**Figura 4** Resultado de la estimación del modelo modificado



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle et al., 2015)

### *Fiabilidad de consistencia interna*

Para evaluar este criterio normalmente se emplea el alfa de Cronbach, pero debido a sus limitaciones (valores relativamente bajos) también se utilizó la medida de fiabilidad compuesta del constructo y, considerando que esta última sobreestima la fiabilidad, se recomienda reportar ambas para una medición más real.

El valor de la primera medida considerado el límite inferior deberá estar entre 0.60 y 0.70, y la segunda que es el límite superior, deberá estar entre 0.70 y 0.90, para este fin se pueden utilizar las medidas de fiabilidad compuesta ( $\rho_c$ ) y Dijkstra-Henseler ( $\rho_A$ ).

Los resultados muestran validez y consistencia interna en los constructos Innovación Tecnológica, Competitividad y Exportación, ya que el coeficiente de alfa de Cronbach está por encima de 0.60 que es el límite inferior; y la fiabilidad compuesta 0.70 -límite superior- como se señala en la tabla 7. Por otra parte, el constructo Producción está ligeramente por debajo del límite inferior en la medida de alfa de Cronbach, pero dentro de los parámetros de la fiabilidad compuesta como se observa en las figuras 5 y 6 respectivamente.

**Tabla 7** Resultados de fiabilidad de consistencia interna

	<i>Alfa de Cronbach</i>	<i>Fiabilidad compuesta</i>
Competitividad	0.638	0.754
Producción	0.512	0.755
Innovación tecnológica	0.611	0.737
Exportación	0.756	0.820

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Figura 5

Alfa de Cronbach (Gráfico de barras)

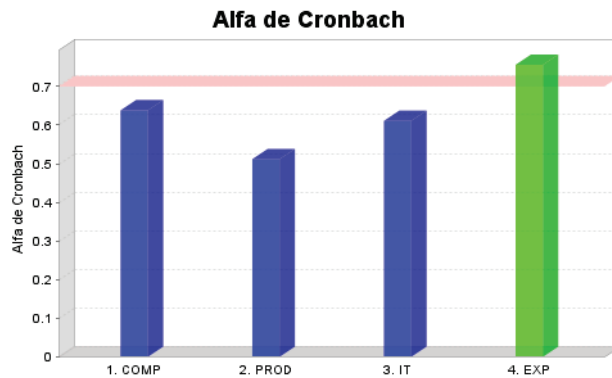
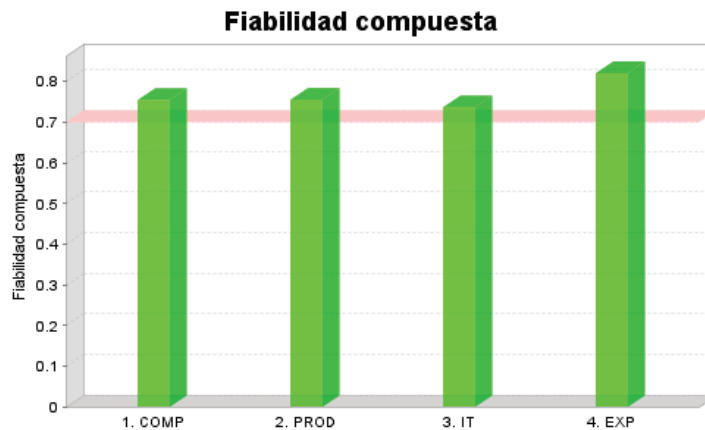


Figura 6

Fiabilidad compuesta (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

### Validez convergente

En la validez convergente se analizan dos conceptos: las cargas externas de los indicadores los cuales deben compartir una alta proporción de varianza, se sugiere un valor de  $< 0.70$ ; y la varianza extraída media (AVE) que es igual a la comunalidad de los indicadores de un constructo con un valor umbral  $\geq 0.5$ . Este criterio es el más estricto para PLS en modelos reflectivos (modo A) ya que nos dice cuánta varianza obtiene un constructo de sus indicadores con relación al error de medida.

En la tabla 8 y en la figura 7 los resultados muestran un AVE de menos de 0.50 lo cual indica que existe más varianza en los errores de los ítems que en la varianza explicada por los constructos.

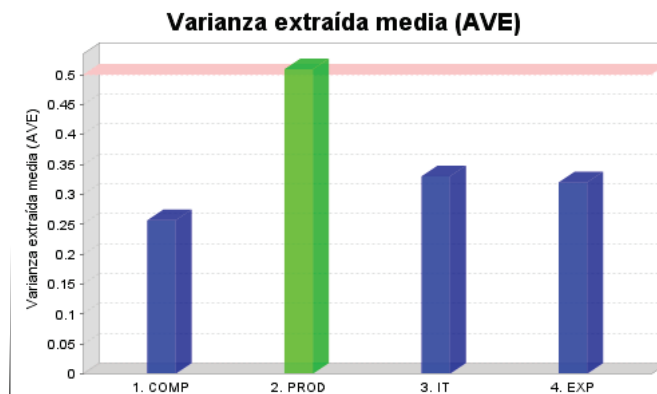


**Tabla 8** Resultados de la varianza extraída media

	Varianza extraída media (AVE)
Competitividad	0.257
Producción	0.509
Innovación tecnológica	0.330
Exportación	0.320

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

**Figura 7** Varianza extraída media (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

### Validez discriminante

La validez discriminante que nos indica el grado en que un constructo es distinto de los otros constructos se mide por medio de las cargas cruzadas, el criterio Fornell y Larcker, y la medida Heterotrait-Monotrait (HTMT). En la tabla 9 la medida indica que la carga externa de un indicador sobre su constructo es mayor que todas las cargas cruzadas con el resto de los constructos.

Tabla 9 Cargas cruzadas

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
<b>Comp30</b>	0.429	0.144	0.077	0.296
<b>Comp32</b>	0.522	0.122	0.171	0.359
<b>Comp33</b>	0.566	0.236	0.218	0.267
<b>Comp34</b>	0.564	0.091	0.385	0.306
<b>Comp36</b>	0.463	0.001	0.086	0.217
<b>Comp37</b>	0.432	0.094	0.155	0.258
<b>Comp38</b>	0.551	0.125	0.537	0.260
<b>Comp39</b>	0.449	0.160	0.285	0.199
<b>Comp41</b>	0.556	0.136	0.160	0.317
<b>Exp1</b>	0.416	0.181	0.294	0.555
<b>Exp10</b>	0.261	0.180	0.320	0.423
<b>Exp2</b>	0.282	0.231	0.195	0.423
<b>Exp3</b>	0.161	0.080	0.247	0.410
<b>Exp4</b>	0.389	0.088	0.373	0.659
<b>Exp5</b>	0.393	0.174	0.221	0.688
<b>Exp6</b>	0.290	0.174	0.237	0.648
<b>Exp7</b>	0.227	0.330	0.077	0.571
<b>Exp8</b>	0.289	0.155	0.321	0.573
<b>Exp9</b>	0.325	0.300	0.319	0.620
<b>IT20</b>	0.092	0.463	0.419	0.179
<b>IT21</b>	0.087	0.314	0.399	0.097
<b>IT22</b>	0.225	0.071	0.682	0.328
<b>IT23</b>	0.426	0.187	0.771	0.378
<b>IT24</b>	0.275	0.156	0.506	0.095
<b>IT25</b>	0.314	0.200	0.575	0.336
<b>Prod17</b>	0.114	0.619	0.023	0.238
<b>Prod18</b>	0.076	0.720	0.335	0.204
<b>Prod19</b>	0.308	0.790	0.354	0.262

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

La tabla 10 expone los resultados del criterio de Fornell y Larcker con la raíz cuadrada de los AVE de los constructos reflectivos en la diagonal principal y las correlaciones entre los diferentes constructos fuera de la diagonal. La raíz cuadrada del AVE debe ser superior a la correlación que tiene el constructo con sus indicadores, el objetivo es que comparta más varianza con sus indicadores que la que tiene con otros constructos.

**Tabla 10** Resultados criterio de Fornell y Larcker

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Competitividad	<b>0.507</b>			
Producción	0.246	<b>0.713</b>		
Innovación tecnológica	0.450	0.332	<b>0.575</b>	
Exportación	0.558	0.333	0.475	<b>0.566</b>

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

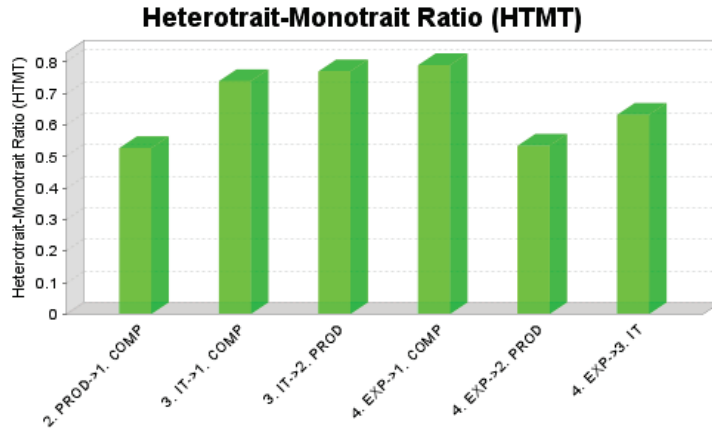
La ratio de Heterotrait-Monotrait (HTMT) se considera la opción más fiable para detectar también este problema validez discriminante. Los resultados se señalan en la tabla 11 y en la figura 8 en la cual los constructos están con suficiente validez discriminante pues se encuentran por debajo del umbral  $\leq 0.85$  o  $\leq 0.90$  valor mínimo para constructos conceptualmente similares.

**Tabla 11** Resultados validez discriminante HTMT

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Competitividad				
Producción	0.527			
Innovación tecnológica	0.739	0.770		
Exportación	0.789	0.534	0.632	

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

**Figura 8** Resultados validez discriminante HTMT (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Además de las ratios se debe comprobar si los valores son significativamente diferentes a 1 calculando los intervalos de confianza mediante el proceso de Bootstrap completo con 5000 submuestras. Como se puede observar en la tabla 12 ninguno de los intervalos de confianza incluye el valor de 1 o 0.9 propuesto por Franke y Sarstedt (2019).

**Tabla 12** Intervalos de confianza para HTMT

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	<i>Sesgo</i>	<i>2.50%</i>	<i>97.50%</i>
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.413	0.432	0.018	0.203	0.580
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.152	0.162	0.010	-0.046	0.316
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.239	0.268	0.029	0.008	0.400

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Para calcular HTMTinference y saber si hay un valor 0.9 dentro del intervalo de confianza del 95% se realiza un bootstrapping completo. Los resultados se indican en la tabla 13 en donde los valores son significativamente diferentes de 1, las columnas etiquetadas con 2.5% y 97.5% muestran los límites inferior y superior respectivamente para un intervalo de confianza del 95%.

**Tabla 13** Intervalos de confianza para HTMTinference

	2.5%	97.5%
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.239	0.612
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	-0.016	0.342
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.069	0.458

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

En conclusión, los resultados de la evaluación del modelo de medida reflectivo cumplen con todos los criterios para proporcionar evidencias de fiabilidad y validez de las medidas. Por lo que se puede continuar con el procedimiento de valoración del modelo saturado y el modelo estructural.

### 3.3 Evaluación del modelo de medida (modelo saturado)

El análisis confirmatorio recomendado por Henseler (2018) incluye los índices de bondad de ajuste y las pruebas de ajustes exactos basados en Bootstrap. Los índices de ajuste (valoración aproximada) de SRMR son  $<0.08$  (Hu & Bentler, 1998) o  $<0.10$  (Williams *et al.*, 2009). Las pruebas de ajustes exactos basados en Bootstrap son  $SRMR \leq HI95 \leq HI99$ ,  $dULS \leq HI95 \leq HI99$  y  $dG \leq HI95 \leq HI99$ .

Los resultados se muestran en la tabla 14 en la cual los tres indicadores cumplen con los umbrales. Por lo tanto, el modelo de medida se considera bueno (no se puede dar por falso); ya que el ajuste del modelo es verdadero. Los datos no contienen más información que la que el modelo transmite, es decir; los indicadores funcionan mejor dentro del constructo que por separado.

**Tabla 14** Resultado modelo estimado según Henseler (2018)

		<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	95%	99%
<b>SMR</b>	Modelo saturado	0.084	0.075	0.086	0.091
	Modelo estimado	0.084	0.075	0.086	0.091
<b>dULS</b>	Modelo saturado	2.868	2.292	3.038	3.379
	Modelo estimado	2.868	2.290	3.036	3.379
<b>dG</b>	Modelo saturado	0.835	0.935	1.308	1.569
	Modelo estimado	0.835	0.937	1.343	1.502

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Para realizar el cálculo de los índices de bondad de ajuste, los constructos se calcularon en forma de compuestos, especificando en el método de ponderación de indicadores el modo A, realizado un bootstrapping completo de 1000 submuestras, una prueba de una cola y un nivel de significación de 0.05 (Roldán & Cepeda, 2020).

### 3.4 Evaluación del modelo estructural

El primer paso del procedimiento para valorar la colinealidad del modelo estructural son los estadísticos de colinealidad (VIF) los cuales deben tener un valor umbral de  $< 3.3$  o  $< 3$  según lo propuesto por Hair, Hult *et al.* (2019). La tabla 15 señala los constructos exógenos: Competitividad, Producción e Innovación tecnológica no tienen problemas de multicolinealidad entre ellos.

**Tabla 15** Valores VIF del modelo estructural

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Competitividad				1.270
Producción				1.139
Innovación tecnológica				1.341

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

El siguiente paso es revisar si los signos del coeficiente path son positivos comparado con los signos postulados en la hipótesis; lo cual se cumple en este modelo. La magnitud del coeficiente path debe estar en un rango de - 1 y + 1.

Para la valoración de la significación de los coeficientes path  $p < 0.05$ , se hace un bootstrapping básico de 1000 submuestras, con un tipo de prueba de una cola y un nivel de significación de 0.05.

Los resultados mostrados en la tabla 16 indican que las relaciones entre los constructos son positivas, es decir; estadísticamente significativas distintas de cero. Asimismo, podemos ver en la tabla 17 los intervalos de confianza en donde no hay cambio de signo de tal modo que las hipótesis quedan soportadas.

**Tabla 16** Resultados significación coeficiente path

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Estadísticos t ( O/STDEV )</i>	<i>P Valores</i>
<b>1. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.413	0.432	0.097	4.264	0.000
<b>2. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.152	0.162	0.090	1.677	0.047
<b>3. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.239	0.269	0.098	2.439	0.007

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

**Tabla 17** Resultados de los intervalos de confianza

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	<i>5.00%</i>	<i>95.00%</i>
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.413	0.432	0.271	0.586
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.152	0.162	0.003	0.304
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.239	0.269	0.113	0.424

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

El coeficiente de determinación  $R^2$  o varianza explicada de las variables dependientes va desde 0 a 1 de tal forma que cuanto mayor sea el valor, mayor será el nivel de la precisión. El valor de  $R^2$  para Exportación es de 0.395 que se considera moderado. El resultado de la estimación del algoritmo en el modelo estructural nos permite determinar que los tres constructos explican el 39.5 % la varianza de la variable dependiente Exportación, los porcentajes de explicación de cada constructo se presentan en la tabla 18.

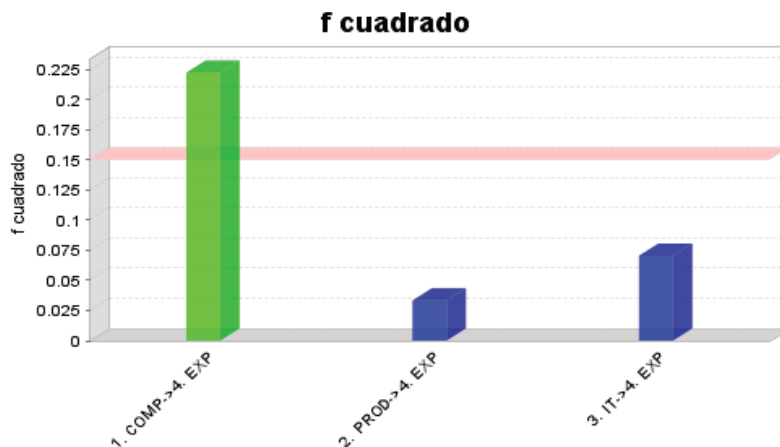
**Tabla 18** Porcentaje de varianza

	Coefficiente Path	Correlación	
Competitividad	0.413	0.558	23.0%
Producción	0.152	0.333	5.06%
Innovación tecnológica	0.239	0.475	11.4%
Exportación			39.5%

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

El criterio para valorar el tamaño del efecto  $f^2$  indica que competitividad tiene un efecto grande sobre la variable dependiente (0.222), mientras producción (0.033) e Innovación tecnológica (0.070) un efecto pequeño, véase figura 9.

**Figura 9** Tamaños del efecto  $f^2$  (Gráfico)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)



### 3.5 Evaluación del poder predictivo fuera de la muestra (out of sample) por medio de PLSpredict

El propósito con el que se usa PLS es para testar las relaciones en un modelo y valorar el carácter predictivo, es decir, predecir nuevos casos que no se tomaron en cuenta a la hora de estimar el modelo; pueden ser temporal o transversalmente (Shmueli & Koppius, 2011). Para este fin, se utilizan varios criterios mostrados en la tabla 19: relevancia predictiva  $Q^2$ , relevancia predictiva  $q^2$  y el poder predictivo fuera de la muestra (out-of-sample)  $Q^2$  predict (que se recomienda tenga un valor positivo mayor a cero).

**Tabla 19** Evaluación del poder predictivo

	<i>Criterio</i>	<i>Umbral</i>
Relevancia predictiva $Q^2$	Cross-validated redundancy $Q^2$ Relevancy predictive (Hair, Risher, Sarstedt y Ringle, 2019): $Q^2 > 0$ (baja), $Q^2 > 0,25$ (media), $Q^2 > 0,5$ (alta)	
Relevancia predictiva $q^2$	$0.02 \leq q^2 < 0.15$ : Efecto pequeño $0.15 \leq q^2 < 0.35$ : Efecto moderado $q^2 \geq 0.35$ : Efecto grande	
Poder predictivo fuera de la muestra (out-of-sample) PLSpredict	$Q^2$ predict $> 0$ ¿Están los errores de predicción distribuidos de forma altamente simétrica? • Sí: RMSE • No: MAE Los errores PLS-SEM $<$ errores LM	

Fuente: elaboración propia con base en Roldan & Cepeda, 2019

El procedimiento consiste en dividir la muestra en dos: la llamada training sample que es la porción del conjunto de datos global que se utiliza para estimar los parámetros del modelo; y la holdout sample, que es la parte restante del conjunto de datos que no se utiliza para la estimación del modelo. El primer paso es elegir un valor  $k = 10$  que habitualmente se fija para los estudios predictivos, con un tamaño mínimo  $N = 30$ , con repeticiones  $r = 10$ . El segundo paso es valorar el grado de predicción del error utilizando las estadísticas MAE (distribución de los errores es asimétrica) y RMSE (la distribución es simétrica).

En la aplicación del modelo de esta investigación con una muestra de 92 elementos, las secciones (folds) se dividirán en 3 y las repeticiones serán 10 (las recomendadas). A continuación, se calculan los resultados se revisa si todos los indicadores son mayores que cero, después se revisa si los valores son asimétricos, es decir todos por debajo de 1 en valor absoluto. Si se cumplen los anteriores usamos MAE y RMSE para comparar en cada uno de los indicadores si los errores que obtengo en el modelo teóricamente soportado son menores que los errores que obtengo en un modelo de regresión manipulando todos los indicadores utilizados anteriormente (Shmueli *et al.*, 2019).

Los resultados que se obtienen después de restar los valores RMSE Y MAE (PLS-LM) son negativos (signo negativo). Es decir, los errores que se tienen a la hora de predecir los indicadores Exportación son menores comparados con el modelo teórico. Esto significa que el modelo tiene capacidad predictiva, véase tabla 20.

**Tabla 20** Análisis del poder predictivo fuera de la muestra

	PLS Predict			Asimetría	LM		PLS-LM	
	RMSE	MAE	Q <sup>2</sup> _predict		RMSE	MAE	RMSE	MAE
<b>Exp4</b>	1.208	0.995	0.125	0.562	1.526	1.214	-0.318	-0.219
<b>Exp8</b>	1.275	1.091	0.072	0.166	1.577	1.275	-0.302	-0.184
<b>Exp2</b>	1.752	1.635	0.071	0.084	2.165	1.827	-0.413	-0.192
<b>Exp1</b>	1.568	1.354	0.148	-0.460	1.787	1.440	-0.219	-0.086
<b>Exp10</b>	1.250	1.064	0.074	0.205	1.445	1.167	-0.195	-0.103
<b>Exp7</b>	1.237	0.993	0.015	0.738	1.417	1.110	-0.180	-0.117
<b>Exp5</b>	1.231	0.996	0.088	0.662	1.473	1.165	-0.242	-0.169
<b>Exp6</b>	1.330	1.113	0.049	0.500	1.533	1.213	-0.203	-0.100
<b>Exp9</b>	1.201	0.977	0.117	0.137	1.478	1.191	-0.277	-0.214
<b>Exp3</b>	1.244	1.035	0.030	0.857	1.487	1.208	-0.243	-0.173

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

### 3.6 Prueba de hipótesis

En este apartado se determina si la hipótesis planteada es apoyada o refutada. Una hipótesis es una declaración, una proposición tentativa acerca de la relación entre dos o más variables (Kerlinger, 1997). Esta investigación tiene como hipótesis la siguiente:

La producción, la innovación tecnológica y la competitividad son los factores que favorecen las exportaciones de las empresas vitivinícolas de Valle de Guadalupe.

Para el análisis de esta prueba se consideran dos aspectos: en primer lugar, las relaciones entre variables latentes mediante los coeficientes path de la evaluación del modelo estructural y en segundo término su significancia estadística.

Figura 10 Informe de los coeficientes path (gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

En correspondencia con la primera parte de la valoración en donde se determinan los efectos de los constructos; los resultados mostraron que las tres variables independientes (producción, innovación tecnológica y competitividad) tienen relación positiva con la variable dependiente (exportación), véase figura 10.

Particularmente, la variable Competitividad muestra una mayor fuerza de relación con un valor de 0.413, seguida de la variable Innovación Tecnológica con un efecto de 0.239; finalmente la variable Producción es la que muestra una influencia menor con un valor de 0.152. Por tanto, la primera parte de la evaluación de la prueba de hipótesis cumple con la condición de que las tres variables influyen positivamente en las exportaciones.

La segunda parte del análisis corresponde a la significancia estadística de los coeficientes que depende del error estándar que se obtiene al aplicar la técnica de bootstrapping, esto permite calcular el valor  $t$  empírico y los valores  $p$  para todos los coeficientes path estructurales.

Los índices de los estadísticos  $t$  y  $p$  se determinan dependiendo de la investigación o campo de estudio, ya que postulamos una hipótesis de una dirección que implica que las variables están relacionadas positivamente, se utiliza una prueba de una cola cuyos valores de referencias son: valores críticos de  $t$  de 1.28 (nivel de significación del 10%) para una investigación exploratoria, 1.65 (nivel de significación del 5%) investigación en general y 2.33 (nivel de significación del 1%) en caso de investigación experimental (Roldán y Sánchez-Franco, 2012). Asimismo, los valores  $p$  deberán ser menores que 0.10 (nivel de significación de = 10%), 0.05 (nivel de significación = 5%) y 0.01 (nivel de significación = 1%). En esta investigación los resultados finales se muestran en tabla 21 en donde se observa que en los P valores que todos los efectos son significativos a un nivel de 5%.

**Tabla 21** Resultados de las pruebas de significación para los efectos totales

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	<i>Estadísticos t</i>	<i>P Valores</i>
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.413	0.431	4.318	0.000
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.152	0.162	1.660	0.048
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.239	0.271	2.493	0.006

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Por lo anterior, se considera que la hipótesis es aceptada debido a que las variables independientes: producción, innovación tecnológica y competitividad, tienen una influencia positiva y una relación significativa con la variable dependiente Exportación.

#### 4. Análisis e interpretación de resultados del segundo grupo

##### 4.1 Resultados de la estimación del modelo de medición

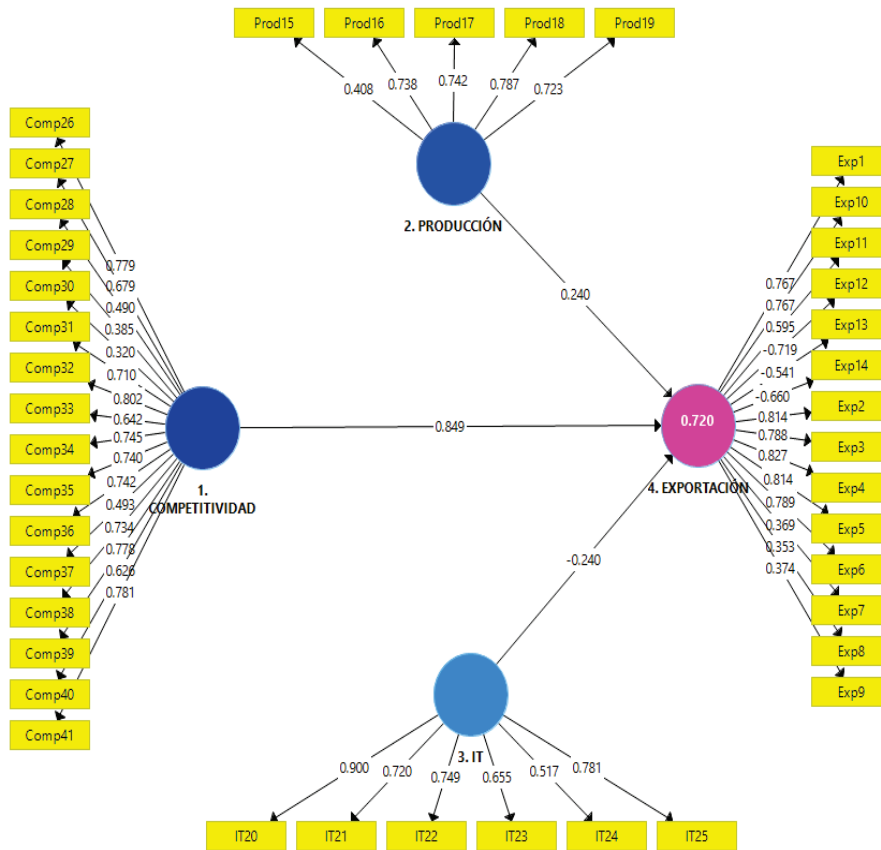
Los datos utilizados para estimar el modelo PLS-SEM correspondiente a las 83 observaciones obtenidas de la segunda aplicación del instrumento de investigación a las empresas vitivinícolas de Baja California. Los constructos dentro del modelo estructural son: la variable dependiente, exportación (EXP); y las variables independientes producción (PDR), innovación tecnológica (IT) y competitividad (COMP).

En la figura 11 se muestran los resultados de la estimación del modelo propuesto que aparece en la ventana de modelización del programa SmartPLS. Estos se obtienen al ejecutar el Algoritmo PLS, en la cual se observan los resultados de las cargas, los coeficientes path para las relaciones del modelo estructural y el valor de  $R^2 = 0.720$  de la variable latente endógena.

El resultado de la estimación del algoritmo en el modelo estructural nos permite determinar que los tres constructos: Producción, Innovación tecnológica y Competitividad explican el 72.0 % la varianza del constructo endógeno Exportación.

El primer informe de resultados es de los coeficientes path para cada relación en el modelo, como se presenta en la tabla 22 en la cual se establece la relación de cada uno de los constructos, indicando que Competitividad tiene un mayor efecto en Exportación (0.849) Producción (0.240) e Innovación tecnológica (-0.240).

Figura 11 Resultado de la estimación del modelo propuesto



Fuente: elaboración propia con base a las estimaciones del algoritmo en el software SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

Tabla 22 Informe de los coeficientes path (formato de matriz)

	Competitividad	Producción	Innovación tecnológica	Exportación
Competitividad				0.849
Producción				0.240
Innovación tecnológica				-0.240

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

En el modelo de esta investigación se observa que el algoritmo alcanza la convergencia tras la 13ª iteración. En el informe de los coeficientes path (gráfico de barras) podemos determinar si las relaciones son significativas con valores por encima de 0.20 y no significativos por debajo de 0.10, en la figura 12 se muestran estas relaciones.

**Figura 12** Informe de los coeficientes path (gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

#### 4.2 Evaluación del modelo de medida reflectivo

El modelo de medida reflectivo para esta investigación evaluará: las cargas, la consistencia interna (fiabilidad compuesta y alfa de Cronbach), la validez convergente (fiabilidad del indicador y varianza extraída media: AVE) y la validez discriminante (cargas cruzadas, criterio Fornell y Larcker, y el estadístico HTMT) (Hair *et al.*, 2017).

Las cargas externas nos indican la fiabilidad individual del indicador cuyo valor umbral debe ser  $\lambda \geq 0.707$ . En la siguiente tabla 23 se presentan los resultados; se eliminarán los indicadores con cargas menores a 0.40, para mejorar la fiabilidad compuesta.

El resultado de la estimación del algoritmo en el modelo estructural modificado se especifica en la figura 13 con un valor de  $R^2 = 0667$ .

**Tabla 23**

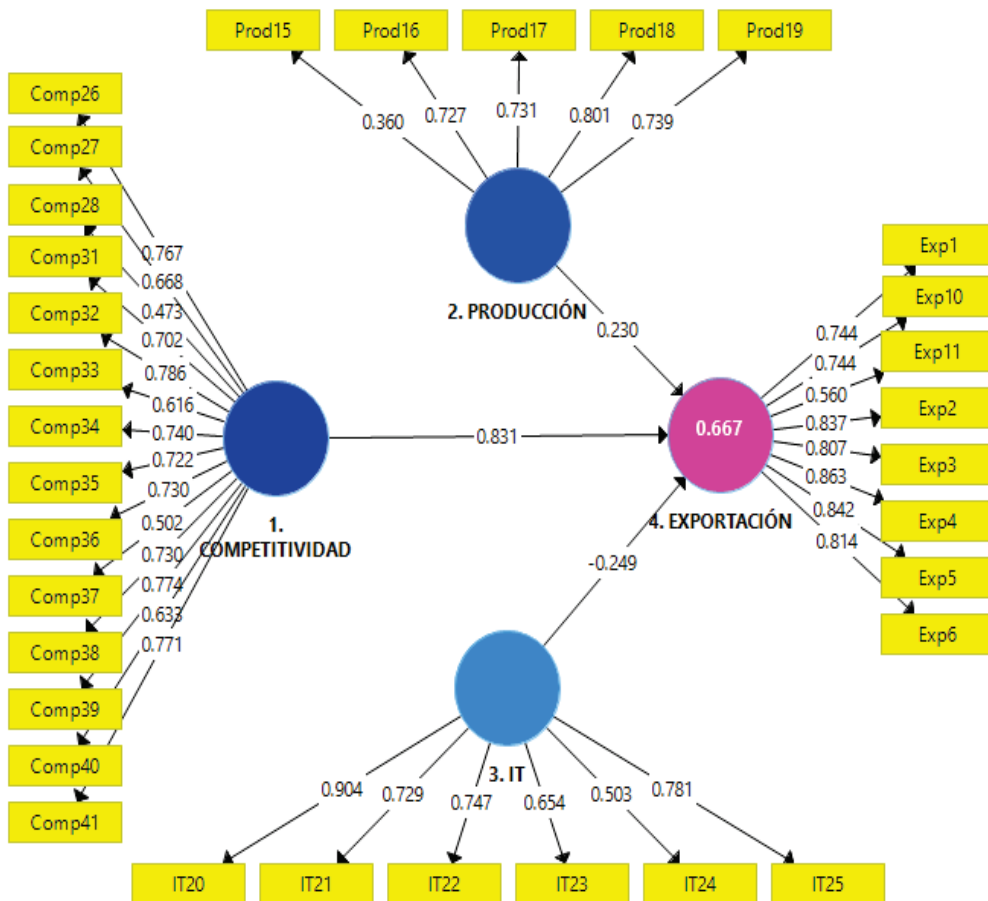
**Cargas externas**

	<i>1. Competitividad</i>	<i>2. Producción</i>	<i>3. IT</i>	<i>4. Exportación</i>
Comp26	0.779			
Comp27	0.679			
Comp28	0.490			
Comp29	0.385			
Comp30	0.320			
Comp31	0.710			
Comp32	0.802			
Comp33	0.642			
Comp34	0.745			
Comp35	0.740			
Comp36	0.742			
Comp37	0.493			
Comp38	0.734			
Comp39	0.778			
Comp40	0.626			
Comp41	0.781			
Exp1				0.767
Exp10				0.767
Exp11				0.595
Exp12				0.719
Exp13				0.541
Exp14				0.660
Exp2				0.814
Exp3				0.788
Exp4				0.827
Exp5				0.814
Exp6				0.789
Exp7				0.369
Exp8				0.353
Exp9				0.374
IT20			0.900	
IT21			0.720	
IT22			0.749	
IT23			0.655	
IT24			0.517	
IT25			0.781	

Prod15	0.408
Prod16	0.738
Prod17	0.742
Prod18	0.787
Prod19	0.723

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

**Figura 13** Resultado de la estimación del modelo modificado



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)



### Fiabilidad de consistencia interna

Para evaluar este criterio normalmente se emplea el alfa de Cronbach, pero debido a sus limitaciones (valores relativamente bajos) también se utilizará la medida de fiabilidad compuesta del constructo; y ya que esta última sobreestima la fiabilidad se recomienda reportar ambas para una medición más real.

El valor de la primera medida considerado el límite inferior deberá estar entre 0.60 y 0.70, para la segunda que es el límite superior 0.70 y 0.90, para este fin se pueden utilizar las medidas de fiabilidad compuesta ( $\rho_c$ ) y Dijkstra-Henseler ( $\rho_A$ ).

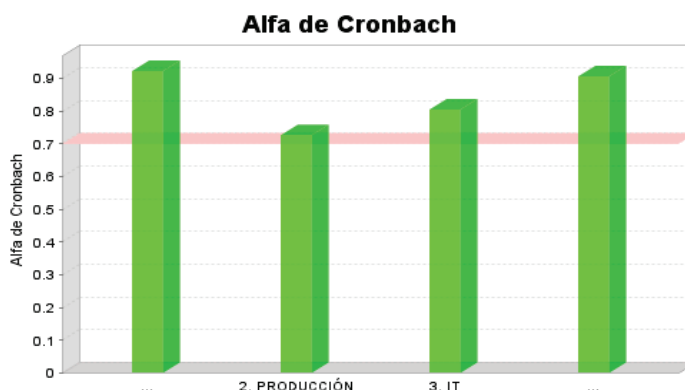
Los resultados muestran validez y consistencia interna en los constructos Innovación Tecnológica, Competitividad y Exportación, ya que el coeficiente de alfa de Cronbach está por encima de 0.60 límite inferior; y la fiabilidad compuesta 0.70 límite superior como se señala en la tabla 24. Por otra parte, el constructo Producción está ligeramente por debajo del límite inferior de la medida de alfa de Cronbach, pero dentro de los parámetros de la fiabilidad compuesta como se observa en la figura 14 y 15 respectivamente.

**Tabla 24** Resultados de fiabilidad de consistencia interna

	Alfa de Cronbach	$\rho_A$	Fiabilidad compuesta
Competitividad	0.923	0.927	0.930
Producción	0.727	0.782	0.812
Innovación tecnológica	0.805	0.842	0.866
Exportación	0.906	0.911	0.925

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

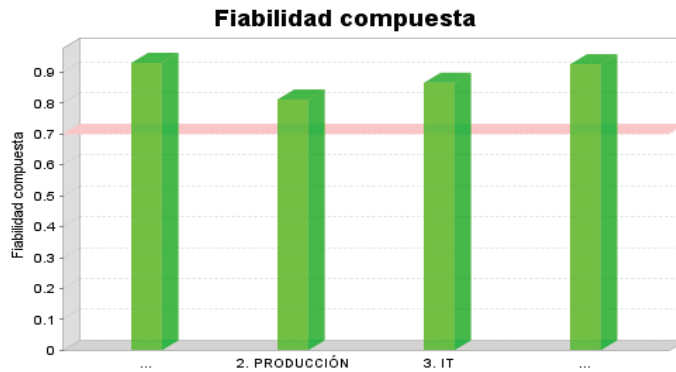
**Figura 14** Alfa de Cronbach (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

Figura 15

Fiabilidad compuesta (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

### Validez convergente

En la validez convergente se analizan dos conceptos: las cargas externas de los indicadores los cuales deben compartir una alta proporción de varianza, se sugiere un valor de  $< 0.70$ ; y la varianza extraída media (AVE) que es igual a la comunalidad de los indicadores de un constructo con un valor umbral  $\geq 0.5$ . Este criterio es el más estricto para PLS en modelos reflectivos (modo A) ya que nos dice cuánta varianza obtiene un constructo de sus indicadores con relación al error de medida.

En la tabla 25 y en la figura 16 los resultados muestran un AVE de menos de 0.50 lo cual indica que existe más varianza en los errores de los ítems que en la varianza explicada por los constructos.

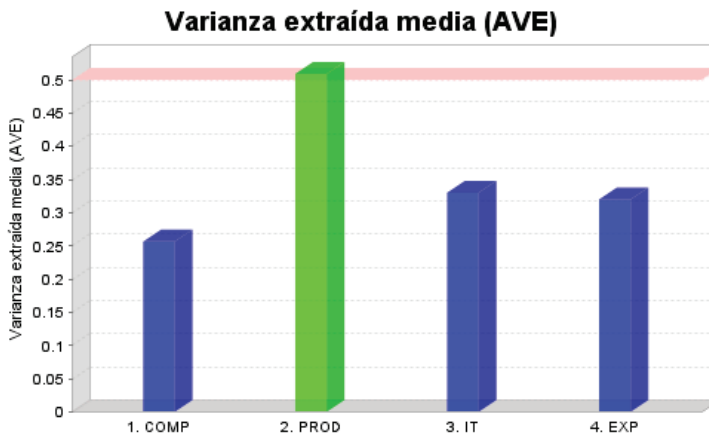
Tabla 25

Resultados de la varianza extraída media

	Varianza extraída media
Competitividad	0.492
Producción	0.476
Innovación tecnológica	0.525
Exportación	0.611

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Figura 16 Varianza extraída media (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

### Validez discriminante

La validez discriminante que nos indica el grado en que un constructo es distinto de los otros constructos se mide por medio de las cargas cruzadas, el criterio Fornell y Larcker, y la medida Heterotrait-Monotrait (HTMT). En la siguiente tabla 26 la medida indica que la carga externa de un indicador sobre su constructo es mayor que todas las cargas cruzadas con el resto de los constructos.

Tabla 26 Cargas cruzadas

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación Tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
<b>Comp26</b>	0.776	0.658	0.726	0.535
<b>Comp27</b>	0.675	0.584	0.512	0.446
<b>Comp28</b>	0.479	0.373	0.406	0.305
<b>Comp31</b>	0.710	0.595	0.511	0.559
<b>Comp32</b>	0.795	0.569	0.723	0.572
<b>Comp33</b>	0.623	0.518	0.581	0.410
<b>Comp34</b>	0.749	0.537	0.615	0.576
<b>Comp35</b>	0.730	0.516	0.608	0.504
<b>Comp36</b>	0.738	0.660	0.737	0.506
<b>Comp37</b>	0.508	0.504	0.339	0.661
<b>Comp38</b>	0.738	0.587	0.639	0.620
<b>Comp39</b>	0.783	0.467	0.711	0.637
<b>Comp40</b>	0.640	0.458	0.500	0.669
<b>Comp41</b>	0.780	0.646	0.679	0.604
<b>Exp1</b>	0.498	0.487	0.299	0.744
<b>Exp10</b>	0.498	0.487	0.299	0.744
<b>Exp11</b>	0.602	0.561	0.475	0.560
<b>Exp2</b>	0.611	0.525	0.390	0.837
<b>Exp3</b>	0.696	0.605	0.520	0.807
<b>Exp4</b>	0.666	0.584	0.532	0.863
<b>Exp5</b>	0.675	0.549	0.519	0.842
<b>Exp6</b>	0.651	0.522	0.503	0.814
<b>IT20</b>	0.754	0.625	0.897	0.536
<b>IT21</b>	0.535	0.478	0.723	0.390
<b>IT22</b>	0.646	0.542	0.741	0.434
<b>IT23</b>	0.478	0.293	0.649	0.304
<b>IT24</b>	0.452	0.362	0.499	0.276
<b>IT25</b>	0.573	0.441	0.775	0.439
<b>Prod15</b>	0.295	0.360	0.411	0.148
<b>Prod16</b>	0.571	0.727	0.512	0.398
<b>Prod17</b>	0.536	0.731	0.549	0.458
<b>Prod18</b>	0.621	0.801	0.487	0.658
<b>Prod19</b>	0.570	0.739	0.415	0.543

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

La tabla 27 expone los resultados del criterio de Fornell y Larcker, la raíz cuadrada del AVE debe ser superior a la correlación que tiene el constructo con sus indicadores, el objetivo es que comparta más varianza con sus indicadores que la que tiene con otros constructos. Los resultados no cumplen con los criterios porque no todos los valores son superiores por lo que según este criterio no hay Validez Discriminante.

**Tabla 27** Resultados criterio de Fornell y Larcker

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Competitividad	0.701			
Producción	0.768	0.690		
Innovación tecnológica	0.821	0.661	0.724	
Exportación	0.793	0.696	0.576	0.782

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

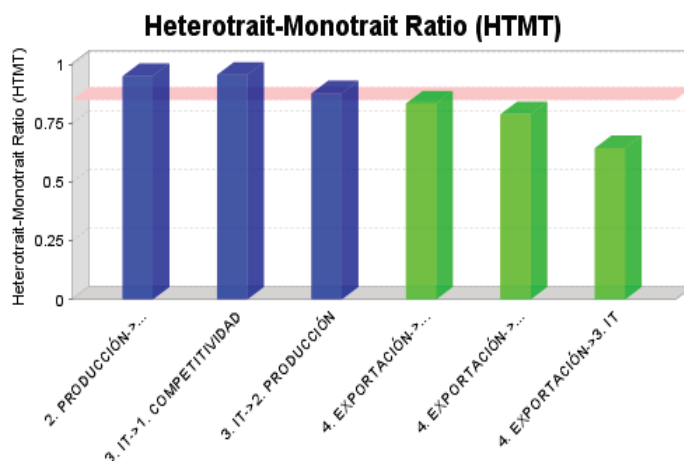
La ratio de Heterotrait-Monotrait (HTMT) se considera la opción más fiable para detectar también este problema validez discriminante. Los resultados se señalan en la tabla 28 y la figura 17 en la cual los constructos están con suficiente validez discriminante pues se encuentran por debajo del umbral  $\leq 0.85$  o  $\leq 0.90$  valor mínimo para constructos conceptualmente similares, con excepción competitividad en relación con la producción e innovación tecnológica.

**Tabla 28** Resultados validez discriminante HTMT

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>
Competitividad			
Producción	0.950		
Innovación tecnológica	0.956	0.877	
Exportación	0.834	0.788	0.644

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

**Figura 17** Resultados validez discriminante HTMT (Gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS (Ringle *et al.*, 2015)

Además de las ratios se debe comprobar si los valores son significativamente diferentes a 1 calculando los intervalos de confianza mediante el proceso de Bootstrap completo con 5000 submuestras. Como se puede observar en la tabla 29 ninguno de los intervalos de confianza incluye el valor de 1 o 0.9 propuesto por Franke y Sarstedt (2019).

**Tabla 29** Intervalos de confianza para HTMT

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	2.50%	97.50%
2. Producción > 1. Competitividad	0.950	0.953	0.854	1.031
3. It -> 1. Competitividad	0.956	0.956	0.873	1.021
3. It -> 2. Producción	0.877	0.877	0.742	1.002
4. Exportación -> 1. Competitividad	0.834	0.834	0.742	0.905
4. Exportación -> 2. Producción	0.788	0.796	0.662	0.909

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

En conclusión, los resultados de la evaluación del modelo de medida reflectivo cumplen con la mayoría de los criterios para proporcionar evidencias de fiabilidad y validez de las medidas. Por lo que se puede continuar con el procedimiento de valoración del modelo saturado y el modelo estructural.

#### 4.3 Evaluación del modelo de medida (modelo saturado)

Esta evaluación sólo es necesaria en el análisis confirmatorio recomendado por Henseler (2018) incluye los índices de bondad de ajuste y las pruebas de ajustes exactos basados en Bootstrap. Los índices de ajuste (valoración aproximada) de SRMR son  $<0.08$  (Hu & Bentler, 1998) o  $<0.10$  (Williams et al., 2009). Las pruebas de ajustes exactos basados en Bootstrap son  $SRMR \leq HI95 \leq HI99$ ,  $dULS \leq HI95 \leq HI99$  y  $dG \leq HI95 \leq HI99$ . La evaluación no es necesaria en un análisis predictivo o explicativo (Roldán & Cepeda, 2020).

#### 4.4 Evaluación del modelo estructural

El primer paso del procedimiento para valorar la colinealidad del modelo estructural son los estadísticos de colinealidad (VIF) los cuales deben tener un valor umbral de  $< 3.3$  o  $< 3$  según lo propuesto por Hair, Hult et al. (2019). La tabla 30 muestra que constructos exógenos: Competitividad e Innovación tecnológica no cumplen con el valor y quizá pudieran tener problemas de multicolinealidad entre ellos.

**Tabla 30** Valores VIF del modelo estructural

	<i>Competitividad</i>	<i>Producción</i>	<i>Innovación tecnológica</i>	<i>Exportación</i>
Competitividad				4.249
Producción				2.458
Innovación tecnológica				3.089

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle et al., 2015)

El siguiente paso es revisar si los signos del coeficiente path son positivos comparado con los signos postulados en la hipótesis; el signo es diferente al postulado en la innovación tecnológica lo que no soporta la hipótesis. La magnitud del coeficiente path debe estar en un rango de -1 y +1. En el modelo se observa que la relación de Competitividad es fuerte con valor de 0.831, la de producción con exportación es baja con 0.230 y la relación entre innovación tecnológica y exportación es negativa -0.249.

Para la valoración de la significación de los coeficientes path  $p < 0.05$ , se hace un bootstrapping básico de 1000 submuestras, un método de intervalo de confianza percentil, un tipo de prueba de una cola y un nivel de significación de 0.05. Los resultados mostrados en la tabla 31 indican que las relaciones entre los constructos son positivas, es decir; totalmente significativas distintas de cero. Asimismo, podemos ver en la tabla 32 los intervalos de confianza en donde hay cambio de signo en la relación de la innovación tecnológica con la exportación.

**Tabla 31** Resultados significación coeficiente path

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Estadísticos t</i>	<i>P Valores</i>
<b>1. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.831	0.832	0.131	6.333	0.000
<b>2. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.230	0.235	0.104	2.215	0.013
<b>3. COMP -&gt; 4. EXP</b>	-0.249	-0.243	0.127	1.965	0.025

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

**Tabla 32** Resultados de los intervalos de confianza

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	5.00%	95.00%
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.831	0.832	0.619	1.049
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.230	0.235	0.066	0.409
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	-0.249	-0.243	-0.453	-0.031

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

El coeficiente de determinación  $R^2$  o varianza explicada de las variables dependientes va desde 0 a 1 de tal forma que cuanto mayor sea el valor, mayor será el nivel de la precisión. El valor de  $R^2$  para Exportación es de 0.667 que se considera bueno para el área de ciencias sociales. El resultado de la estimación del algoritmo en el modelo estructural nos permite determinar que los tres constructos explican el 66.7 % la varianza de la variable dependiente Exportación, los porcentajes de explicación de cada constructo se presentan en la tabla 33.



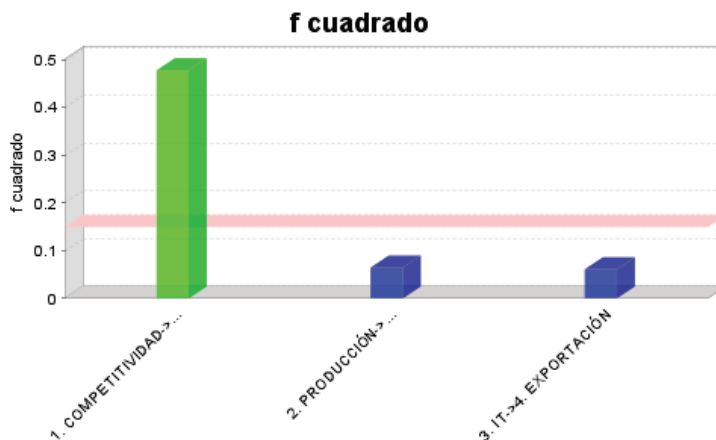
**Tabla 33** Porcentaje de varianza

	Coefficiente Path	Correlación	
Competitividad	0.831	0.793	66%
Producción	0.230	0.696	16%
Innovación tecnológica	-0.249	0.576	-14%
Exportación			68%

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

El criterio para valorar el tamaño del efecto  $f^2$  indica que competitividad tiene un efecto grande sobre la variable dependiente (0.477), mientras producción (0.065) e Innovación tecnológica (0.061) un efecto pequeño, véase figura 18.

**Figura 18** Tamaños del efecto  $f^2$  (Gráfico)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

#### 4.5 Prueba de hipótesis

En este apartado se determina si la hipótesis planteada es apoyada o refutada. Una hipótesis es una declaración, una proposición tentativa acerca de la relación entre dos o más variables (Kerlinger, 1997).

Para el análisis de esta prueba se consideran dos aspectos: en primer lugar, las relaciones entre variables latentes mediante los coeficientes path de la evaluación del modelo estructural y en segundo término su significancia estadística.

En correspondencia con la primera parte de la valoración en donde se determinan los efectos de los constructos, los resultados mostraron que las tres variables independientes (producción, innovación tecnológica y competitividad) tienen relación positiva con la variable dependiente (exportación), véase figura 19.

Particularmente, la variable Competitividad muestra una mayor fuerza de relación con un valor de 0.831, seguida de la variable Innovación tecnológica con un efecto de -0.249; finalmente la variable Producción es la que muestra una influencia menor con un valor de 0.230. Por tanto, la primera parte de la evaluación de la prueba de hipótesis cumple con la condición de que las tres variables influyen positivamente en las exportaciones.

La segunda parte del análisis corresponde a la significancia estadística de los coeficientes que depende del error estándar que se obtiene al aplicar la técnica de bootstrapping, esto permite calcular el valor  $t$  empírico y los valores  $p$  para todos los coeficientes path estructurales.

**Figura 19** Informe de los coeficientes path (gráfico de barras)



Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

Los índices de los estadísticos  $t$  y  $p$  se determinan dependiendo de la investigación o campo de estudio, ya que postulamos una hipótesis de una dirección que implica que las variables están relacionadas positivamente, se utiliza una prueba de una cola cuyos valores de referencias son: valores críticos de  $t$  de 1.28 (nivel de significación del 10%) para una investigación exploratoria, 1.65 (nivel de significación del 5%) investigación en general y 2.33 (nivel de significación del 1%) en caso de investigación experimental (Roldán y Sánchez-Franco, 2012). Asimismo, los valores  $p$  deberán ser menores que 0.10 (nivel de significación de = 10%), 0.05 (nivel de significación = 5%) y 0.01 (nivel de significación = 1%). En esta investigación los resultados finales se muestran en tabla 34 en donde se observa en los P valores que todos los efectos son significativos a un nivel de 5%.

**Tabla 34** Resultados de las pruebas de significación para los efectos totales

	<i>Muestra original (O)</i>	<i>Media de la muestra (M)</i>	<i>Estadísticos t</i>	<i>P Valores</i>
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.831	0.824	6.449	0.000
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.230	0.239	2.298	0.011
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	-0.249	-0.243	2.023	0.022

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

## 5. Análisis comparativo

El método y herramientas utilizadas consisten en un estudio cuantitativo de datos obtenidos mediante un instrumento de 41 ítems aplicado a 175 empresas localizadas divididas en dos universos.

El primero, incluye 92 empresas ubicadas en el Valle de Guadalupe región vinícola localizada geográficamente en Ensenada en el Estado de Baja California, México. De estas empresas el 16% exporta y el 84 % no exportan o están en trámites. El segundo consta de 83 empresas ubicadas en el resto del Estado de Baja California. De este grupo sólo el 5% exporta, el 95% de las empresas restante no exportan o lo hacen de forma intermitente dependiendo de la producción lograda según las condiciones meteorológicas y financieras.

Para el procesamiento de datos se realizó un análisis de información usando la modelación de ecuaciones estructurales Partial Least Squares (PLS-SEM) incluyendo la evaluación del poder predictivo fuera de la muestra por medio de PLSpredict en el primer grupo. En ambos grupos se hizo la evaluación del modelo de medida reflectivo, el modelo de medida saturado, el modelo estructural y la prueba de hipótesis.

*Evaluación del modelo reflectivo*

En el modelo reflectivo, se evaluaron las cargas, la consistencia interna, la validez convergente y la validez discriminante. Los resultados del primer grupo mostraron validez y consistencia interna en los constructos Innovación Tecnológica, Competitividad y Exportación; ya que el coeficiente de alfa de Cronbach está por encima de 0.60 límite inferior, y la fiabilidad compuesta 0.70 límite superior.

En la validez convergente los resultados muestran un AVE de menos de 0.50 lo cual indica que existe más varianza en los errores de los ítems que en la varianza explicada por los constructos. Los resultados también señalan que los constructos están con suficiente validez discriminante pues se encuentran por debajo del umbral  $\leq 0.85$  o  $\leq 0.90$  valor mínimo para constructos conceptualmente similares.

Los resultados del segundo grupo muestran validez y consistencia interna en los constructos Innovación Tecnológica, Competitividad y Exportación, ya que el coeficiente de alfa de Cronbach está por encima de 0.60 límite inferior; y la fiabilidad compuesta 0.70 límite superior. Por otra parte, el constructo Producción está ligeramente por debajo del límite inferior de la medida de alfa de Cronbach, pero dentro de los parámetros de la fiabilidad compuesta.

Los resultados presentan un AVE de menos de 0.50 lo cual indica que existe más varianza en los errores de los ítems que en la varianza explicada por los constructos. Para la validez discriminante (HTMT) los constructos están con suficiente nivel con excepción de competitividad en relación con la producción e innovación tecnológica. En la tabla 35 se engloban los resultados.

**Tabla 35** Resultados del modelo reflectivo ambos grupos

Variable latente	Validez convergente		Fiabilidad de consistencia interna				Validez discriminante	
	AVE		Fiabilidad compuesta		Alfa de Cronbach		Los intervalos de confianza de HTMT no incluyen el valor de 1	
	> 0.50		0.60 -0.90		0.60 -0.90			
	Grupo							
	Primero	Segundo	Primero	Segundo	Primero	Segundo	Primero	Segundo
Competitividad	0.257	0.492	0.754	0.930	0.638	0.923	Sí	Sí
Producción	0.509	0.476	0.755	0.812	0.512	0.727	Sí	Sí
Innovación tecnológica	0.330	0.525	0.737	0.866	0.611	0.805	Sí	Sí
Exportación	0.320	0.611	0.820	0.925	0.756	0.906	Sí	Sí

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

### *Evaluación del modelo saturado*

En la evaluación del modelo saturado, el análisis confirmatorio recomendado por Henseler (2018) incluye los índices de bondad de ajuste y las pruebas de ajustes exactos basados en Bootstrap. Los índices de ajuste (valoración aproximada) de SRMR son  $<0.08$  (Hu & Bentler, 1998) o  $<0.10$  (Williams *et al.*, 2009). Las pruebas de ajustes exactos basados en Bootstrap son  $SRMR \leq HI95 \leq HI99$ ,  $dULS \leq HI95 \leq HI99$  y  $dG \leq HI95 \leq HI99$ .

Los resultados del primer grupo señalan que los tres indicadores cumplen con los umbrales. Por lo tanto, el modelo de medida se considera bueno (no se puede dar por falso), ya que el ajuste del modelo es verdadero. Los datos no contienen más información que la que el modelo transmite; es decir, los indicadores funcionan mejor dentro del constructo que por separado. Los resultados del segundo grupo en el modelo saturado no se contemplaron por ser una segunda muestra del mismo modelo. La evaluación no es necesaria en un análisis predictivo o explicativo (Roldán & Cepeda, 2020).

### *Evaluación del modelo estructural*

En la evaluación del modelo estructural se analiza el factor de inflación de la varianza (VIF), el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), la medida de redundancia validada cruzada basada en ( $Q^2$ ), la significancia estadística y la relevancia de los coeficientes de trayectoria.

Para el primer grupo el valor de  $R^2$  para Exportación es de 0.395 que se considera moderado, es decir, los constructos explican el 39.5 % la varianza de la variable dependiente Exportación. En el segundo grupo el valor de  $R^2$  para Exportación es de 0.667 que se considera bueno para el área de ciencias sociales; es decir, los tres constructos explican el 66.7 % la varianza de la variable dependiente Exportación. Ambos resultados se muestran en los nomogramas de las precedentes figuras 4 y 13, respectivamente.

Los resultados del primer grupo muestran los constructos exógenos: Competitividad (1.270), Producción (1.139) e Innovación tecnológica (1.341) no tienen problemas de multicolinealidad entre ellos. El segundo grupo muestra que Competitividad (4.249) tiene posibles problemas de colinealidad, mientras que Producción (2.458) e Innovación tecnológica (3.089) no tiene problemas de colinealidad.

El criterio para valorar el tamaño del efecto  $f^2$  en el primer grupo indica que competitividad tiene un efecto grande sobre la variable dependiente (0.222), mientras producción (0.033) e Innovación tecnológica (0.070) un efecto pequeño. En el segundo grupo competitividad tiene un efecto grande sobre la variable dependiente (0.477), mientras producción (0.065) e Innovación tecnológica (0.061) un efecto pequeño, véase tabla 36.

**Tabla 36** Resultados del modelo saturado ambos grupos

Variable latente	Colinealidad (VIF)		Valor R <sup>2</sup>		Valor f <sup>2</sup>	
	≥ 5 Colinealidad		0.75 valor sustancial		0.02 ≤ f <sup>2</sup> < 0.15 efecto pequeño	
	≥ 3 -5 Posible colinealidad		0.50 valor moderado		0.15 ≤ f <sup>2</sup> < 0.35 efecto moderado	
	< 3 valor ideal		0.25 valor débil		f <sup>2</sup> ≥ 0.35 efecto grande	
	Grupo					
	Primero	Segundo	Primero	Segundo	Primero	Segundo
Competitividad	1.270	4.249	0.558	0.793	0.222	0.477
Producción	1.139	2.458	0.333	0.696	0.033	0.065
Innovación tecnológica	1.341	3.089	0.475	0.576	0.070	0.061

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

En los coeficientes path, en el primer grupo se observa que la relación de Competitividad es fuerte con (0.413), producción con exportación baja con (0.152) e innovación tecnológica y exportación moderada con (0.239). En el segundo grupo la relación de Competitividad es fuerte con (0.831), producción con exportación moderada con (0.230) e innovación tecnológica y exportación negativa con (-0.249). La valoración de la significación de los coeficientes path  $p < 0.05$  (P valores), indican que las relaciones entre los constructos son positivas, es decir; estadísticamente significativas distintas de cero como se muestra en la tabla 37. Los intervalos de confianza muestran que no hay cambio de signo, de tal modo que las hipótesis quedan soportadas.

**Tabla 37** Resultados de ambos grupos

Variable	Coeficiente path		Estadísticos t		P Valores	
	Grupo					
	Primero	Segundo	Primero	Segundo	Primero	Segundo
<b>1. COMP -&gt; 4. EXP</b>	0.413	0.831	4.318	6.333	0.000	0.000
<b>2. PROD -&gt; 4. EXP</b>	0.152	0.230	1.660	2.215	0.048	0.013
<b>3. IT -&gt; 4. EXP</b>	0.239	0.249	2.493	1.965	0.006	0.025

Fuente: elaboración propia con base en SmartPLS 3 (Ringle *et al.*, 2015)

### *Prueba de hipótesis*

La prueba de hipótesis contempla las relaciones entre variables latentes mediante los coeficientes path de la evaluación del modelo estructural y su significancia estadística. Los resultados del primer grupo manifiestan que la variable Competitividad muestra una mayor fuerza de relación con un valor de 0.413, seguida de la variable Innovación Tecnológica con un efecto de 0.239; mientras que la variable Producción muestra una influencia menor con un valor de 0.152. Los resultados del segundo grupo muestran que Competitividad tiene una mayor fuerza de relación con 0.831, seguida de Innovación tecnológica con un efecto negativo de -0.249 mientras que Producción muestra una influencia menor con un valor de 0.230. Los índices de los estadísticos *t* y *p* determinan que todos los efectos son significativos a un nivel de 5%, véase tabla 37 precedente.

Los resultados de esta investigación para el primer grupo muestran que, de las tres variables independientes utilizadas Competitividad es la que presenta un mayor grado de asociación con la competencia exportadora; seguida de Innovación Tecnológica y Producción, además de que el modelo tiene capacidad predictiva. Para el segundo grupo la variable Competitividad es la que tienen un mayor grado de asociación seguida de Producción. La variable de Innovación tecnológica tiene una relación negativa lo cual se asocia a la reducida competencia exportadora de este grupo por ser empresas de producción de tamaño micro y pequeño; lo que el sector vitivinícola llama empresas de autor, orgánicas o familiares. En el segundo grupo no se analizó la capacidad predictiva por ser una segunda muestra del mismo modelo y sector.

Los resultados del análisis comparativo muestran que existen suficientes elementos que apoyan la hipótesis de esta investigación ya que las variables independientes Competitividad, Producción e Innovación Tecnológica tienen una influencia positiva y una relación significativa con la variable dependiente Exportación.

## **6. Conclusiones**

Esta investigación sirvió para explicar los factores que favorecen las exportaciones de las empresas vitivinícolas del Estado de Baja California, haciendo un análisis comparativo de dos grupos de empresas. El primer estudio realizado a inicios del año 2020; tiempo en el que la pandemia COVID 19 obligó el cierre al público. El segundo estudio se realizó a inicios del año 2022, una vez que fue permitida la apertura de los negocios con atención al público. Las conclusiones son:

1. Objetivo planteado para realizar este análisis comparativo se cumple al determinar que las variables seleccionadas inciden en el incremento de las exportaciones de las empresas vitivinícolas del Valle de Guadalupe y el resto de los municipios del Estado de Baja California.
2. El comportamiento de las variables como la competitividad y la producción ponen de manifiesto el desarrollo de este sector; sin embargo, la innovación tecnológica es necesaria para posicionarse de mejor manera en los mercados internacionales, fortaleciendo el mercado interno y el desarrollo de los sectores relacionados directamente con el mismo.

3. De acuerdo con el enfoque de redes de negocios -en donde intervienen las empresas, clientes, distribuidores, competidores, instituciones públicas y educativas-, la propuesta principal de esta investigación es establecer una estrategia de desarrollo de negocios basados en iniciativas clúster en donde los líderes y encargados de llevar a cabo este plan sean empresas activas y participantes en el sector, para lo cual se sugiere contratar una empresa especializada en desarrollos de clúster para estructurar las actividades, participantes y la financiación que se necesita para su diseño, gestión, ejecución y sistematización.
4. En este proyecto estratégico se deben llevar a cabo acciones colectivas. En el reconocimiento de la industria vitivinícola de Baja California como un clúster, se pretende que los vínculos propios de éste faciliten las actividades en mercados internacionales por la reducción de costos y las colaboraciones estratégicas entre las empresas clúster tanto en financiamiento como en redes de contactos y participación en convocatorias nacionales por parte de las instituciones públicas del país.
5. La estrategia de internacionalización de cada empresa dependerá del desarrollo y las capacidades de producción y exportación. Para esto se recomiendan programas de entrenamiento para desarrollar habilidades especializadas en el desempeño internacional, así como el conocimiento en los tramites y requisitos nacionales e internacionales de exportación.
6. Los hallazgos de este estudio sugieren que las principales limitaciones son: escaso recurso hídrico, falta de recursos financieros, pocos apoyos económicos del sector público y privado, producción limitada y poca inversión en innovación tecnológica. De acuerdo con los encuestados, los principales impulsores que favorecerían el desempeño exportador de las empresas serían: apoyo gubernamental para mejorar la infraestructura del estado en relación con el suministro de agua potable, alcantarillado y saneamiento; impulsar la infraestructura carretera y, apoyo a la red de distribución internacional, así como a todos los integrantes de la cadena de valor del estado.
7. Finalmente, los resultados obtenidos muestran que ambos grupos tienen una relación estrecha con las variables estudiadas que se complementan en el incremento de las exportaciones, el segundo grupo demuestra que la innovación tecnológica es imperante en el desarrollo de las empresas de tamaño micro, pequeña y mediana (clasificación según la normativa mexicana) y que contribuyen en un 88 por ciento al sector vitivinícola en el Estado de Baja California.



## Referencias

- Briones, G. (2002). Metodología de la investigación cuantitativa en las ciencias sociales. Instituto colombiano para el fomento de la educación superior, p. 32
- Bunge, M. (2013). La investigación científica (Sexta ed.). México: Grupo editorial Siglo XXI.
- Carrasco, S. (2009). Metodología de investigación científica: Pautas para diseñar y elaborar el proyecto de investigación. Lima: San Marcos.
- Cassel, C.; Hackl, P. & Westlund, A. (1999). Robustness of partial least-squares method for estimating latent variable quality structures, *Journal of Applied Statistics*, 26:4, pp. 435-446, DOI: 10.1080/02664769922322
- Cepeda-Carrión, G.; Cegarra-Navarro, J.G.; Cillo, V. (2019). Tips to use partial least squares structural equation modelling (PLS-SEM) in knowledge management. *Journal of Knowledge Management*, Vol. 23 Issue: 1, pp.67-89, <https://doi.org/10.1108/JKM-05-2018-0322>
- Chin, W.W. (1998), The partial least squares approach to structural equation modeling, in Marcoulides, G.A. (Ed.), *Modern Methods for Business Research*, Mahwah, Erlbaum, pp. 295-358.
- Chin, W. W. (2010). How to write up and report PLS analyses. In Esposito Vinzi, V., Chin, W. W., Henseler, J. & Wang, H. (Eds.), *Handbook of partial least squares: Concepts, methods, and applications*, pp. 655-690, Berlin, Germany: Springer-Verlag
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*: Lawrence Erlbaum Associates
- Coronado, J. (2007). Escalas de medición. *Paradigmas*, 2(2), pp. 104-125
- Diamantopoulos, A. and Winklhofer, H.M. (2001). Index construction with formative indicators: an alternative to scale development. *Journal of Marketing Research*, Vol. 38 No. 2, pp. 269-277
- Diamantopoulos, A. (2006). The error term in formative measurement models: interpretation and modeling implications. *Journal of Modelling in Management*, Vol. 1 No. 1, pp. 7-17
- Dijkstra T.K. (2010). Latent Variables and Indices: Herman Wold's Basic Design and Partial Least Squares. In: Esposito Vinzi V., Chin W., Henseler J., Wang H. (eds) *Handbook of Partial Least Squares*. Springer Handbooks of Computational Statistics. Springer, Berlin, Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8_2)
- Dijkstra, T.K. & Henseler, J. (2015). Consistent and asymptotically normal PLS estimators for linear structural equations. *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 81 No. 1, pp. 10-23.
- Fishbein, M. & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behavior: and introduction to theory and research*. Addison-Wesley Pub. Co.
- Fornell, C. & Bookstein, F. (1982). Two Structural Equation Models: Lisrel and PLS Applied to Consumer Exit-Voice Theory. *JMR Journal of Marketing Research* Vol. 19, p. 440
- Franke, G. & Sarstedt, M. (2019). Heuristics versus statistics inn discriminant validity testing: a comparison of four procedures. *Internet Research*. <https://doi.org/10.1108/IntkR-12-2017-0515>
- Gefen, D. & Straub, D. (2005). A Practical Guide to Factorial Validity Using PLS-Graph: Tutorial and Annotated Example. *Communications of the Association for Information Systems*, p.16. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.01605>
- Geisser, S. (1974). A predictive approach to the random effects model, *Biometrika*, Vol. 61 No. 1, pp. 101-107
- Hair, J. F., Celsi, M., Money, A.H., Samouel, P. & Page, M. J. (2011). *Essentials of business research methods*. Armonk, NY: Sharpe.

- Hair, J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M. & Sarstedt, M. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, Sage, Thousand Oaks, CA.
- Hair, J.F., Risher, J.J., Sarstedt, M. & Ringle, C.M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM, *European Business Review*, Vol. 31 No. 1, pp. 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair, J., Hult, G., Ringle, C., Sarstedt, M., Castillo, J., & Cepeda Carrión, G. &. (2019). *Manual de Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) (Segunda ed.)*. Barcelona, España: SAGE Publications.(PLS-SEM) (Segunda ed.). Barcelona, España: SAGE Publications.
- Henseler, J., Hubona, G. & Ray, P.A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines, *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 116 No. 1, pp. 2-20, available at: <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382>
- Henseler, J. (2018). Partial least squares path modeling: Quo vadis? *Quality & Quantity*, Vol. 52 No. 1, pp. 1-8, available at: <https://doi.org/10.1007/s11135-018-0689-6>
- Hernández, J., Gallarzo, M., & Espinoza, J. (2011). *Desarrollo Organizacional. Enfoque latinoamericano (Primera ed.)*. México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Hernández, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. D. (2010). *Metodología de la investigación (Quinta ed.)*. Perú: Mc. Graw Hill.
- Kerlinger, F.N. (1997). *Investigación del comportamiento*. Mc Graw-Hill.
- Khan, R.S.; Grigor, J. V.; Win, A.G.; Boland, M. (2014). Differentiating aspects of product innovation processes in the food industry, *British Food Journal*, Vol.116 No. 8 pp.1346-1368
- Khan, G.; Sarstedt, M.; Shiao, W.; Hair, J.; Ringle, C. & Fritze, M. (2019). Methodological research on PLS-SEM: An analysis based on social network approaches. *Internet Research*, 29(3), pp. 407-429. doi:<https://doi.org/10.1108/IntR-12-2017-0509>
- Latan, H., & Noonan, R. (2017). *Partial Least Squares Path Modeling. Basic concepts, methodological issues and applications*. Switzerland: Springer International Publishing AG
- Prahalad & Hamel (1995). *Compitiendo por el futuro. Los 14 procesos clave*.
- Reinartz, W.J.; Haenlein, M. & Henseler, J. (2009). An empirical comparison of the efficacy of covariance-based and variance-based SEM, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 26 No. 4, pp. 332-344.
- Rigdon, E. E. (2012). Rethinking partial least squares path modeling: In praise of simple methods. *Long Range Planning*, 45, pp. 341–358. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2012.09.010>.
- Rigdon, E.E. (2016). Choosing PLS path modeling as analytical method in European management research: a realist perspective, *European Management Journal*, Vol. 34 No. 6, pp. 598-605, available at: <https://doi.org/10.1016/j.emj.2016.05.006>
- Rigdon, E.E., Sarstedt, M. & Ringle, C.M. (2017). On comparing results from CB-SEM and PLS-SEM: five perspectives and five recommendations, *Marketing ZFP*, Vol. 39 No. 3, pp. 4-16, available at: <https://doi.org/10.15358/0344-1369-2017-3-4>
- Rigdon, E. E., Sarstedt, M., & Becker, J.M. (2020). Quantify uncertainty in behavioral research. *Nature Human Behavior*, 4, pp. 329–331. <https://doi.org/10.1038/s41562-019-0806-0>.
- Ringle, C.M., Wende, S. & Becker, J.M. (2015). *SmartPLS 3*. Boenningstedt: SmartPLS GmbH, <http://www.smartpls.com>
- Ringle, C.M. (10-12 september 2020). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) using SmartPLS*. Computational Data Analysis and Numerical Methods VII WCDANM, Portugal.

- Roldán, J.L. y Sánchez-Franco, M.J. (2012). Variance-based structural equation modeling: Guidelines for using partial least squares in information systems research. In M. Mora, O. Gelman, A. L. Steenkamp & M. Raisinghani (Eds.), *Research methodologies, innovations, and philosophies in software systems engineering and information systems*, pp. 193-221. Hershey, PA: IGI Global p. 204
- Roldán, J. L., Real, J. C., & Sánchez Ceballos, S. (2018). Antecedents and consequences of knowledge management performance: The role of IT infrastructure. *Intangible Capital*, 14, pp. 518–535. <https://doi.org/10.3926/ic.1074>.
- Roldán, J., & Cepeda, G. (April 2020). Seminario PLS-SEM online. Quinta. (U. d. Sevilla, Ed.) Sevilla, España: Departamento de Administración de Empresas y Marketing.
- Stone, M. (1974). Cross-validators choice and assessment of statistical predictions, *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 36 No. 2, pp. 111-147.
- Sarstedt, C.M.; Ringle, J.; Henseler, J.F.; & Hair, J.F. (2014). On the emancipation of PLS-SEM: A commentary on Rigdon (2012) *Long Range Planning*, 47 (3) pp.154-160
- Shmueli, G. and Koppius, O.R. (2011). Predictive analytics in information systems research, *MIS Quarterly*, Vol. 35 No. 3, pp. 553-572.
- Shmueli, G.; Ray, S.; Velasquez, J.M. & Shatla, S.B. (2016). The elephant in the room: evaluating the predictive performance of PLS models. *Journal of Business Research*, Vol. 69 No. 10, pp. 4552-4564.
- Shmueli, G.; Sarstedt, M.; Hair, J.F.; Cheah, J.H.; Ting, H.; Vaithilingam, S. & Ringle, C.M. (2019). Predictive model Williams, L.J.; Vandenberg, R.J. & Edwards, J.R. (2009). *Structural equation modeling in management research: a guide for improved analysis*. *The Academy of Management Annals*, Vol. 3, No. 1, pp. 543-604. <https://doi.org/10.1080/19416520903065683>

