



UNIVERSIDAD DE LA RIOJA

TESIS DOCTORAL

Título
Modelos multivariantes para la toma de decisiones en sistemas productivos: estudios de caso en la industria vitivinícola (España) y maquiladora (México)
Autor/es
Jorge Luis García Alcaraz
Director/es
Julio Blanco Fernández y Emilio Jiménez Macías
Facultad
Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial
Titulación
Departamento
Ingeniería Mecánica
Curso Académico

Tesis presentada como compendio de publicaciones. La edición en abierto de la misma NO incluye las partes afectadas por cesión de derechos



**Modelos multivariantes para la toma de decisiones en sistemas productivos:
estudios de caso en la industria vitivinícola (España) y maquiladora (México)**
, tesis doctoral

de Jorge Luis García Alcaraz, dirigida por Julio Blanco Fernández y Emilio Jiménez Macías
(publicada por la Universidad de La Rioja), se difunde bajo una Licencia
Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 3.0 Unported.
Permisos que vayan más allá de lo cubierto por esta licencia pueden solicitarse a los
titulares del copyright.

UNIVERSIDAD DE LA RIOJA

Programa de Doctorado
Innovación en Ingeniería de Producto y Procesos
Industriales (PLAN 881D)



Tesis Doctoral

**MODELOS MULTIVARIABLES PARA LA TOMA DE
DECISIONES EN SISTEMAS PRODUCTIVOS: ESTUDIOS
DE CASO EN LA INDUSTRIA VITIVINÍCOLA (ESPAÑA)
Y MAQUILADORA (MEXICO)**

Autor:

Jorge Luis García Alcaraz

Directores:

Dr. Julio Blanco Fernández

Dr. Emilio Jiménez Macías

Dedicatoria

El ser humano se inspira siempre en algo cuando se ha fijado un objetivo. En este caso, mi inspiración se encuentra en mi familia, por lo que quiero dedicar este trabajo a las siguientes personas:

- A mi hijo Jorge Andrés García-Rodríguez por enseñarme a ser un padre y permitirme ver en sus ojos la inocencia que se ha convertido en mi razón de vivir.
- A mi hija Mariana Odette García-Rodríguez, quien a sus 9 años pasó su verano de 2016 trabajando conmigo en los últimos artículos publicados para alcanzar este grado; es una lástima que no aparezca como autora. Gracias hija por enseñarme que el amor es infinito.
- A mi esposa Ana Blanca Rodríguez-Rendón, por su apoyo en mis proyectos.
- A mis padres, verdaderos guías y maestros de mi vida
- A mis hermanos y hermanas, ya que los mejores aprendizajes los obtuve con ellos en casa.
- A todos aquellos integrantes de la familia, sanguínea y no sanguínea, que siempre han formado parte de mi vida.

Jorge Luis García Alcaraz

Aprender sin pensar es inútil. Pensar sin
aprender, peligroso

Confucio

In hoc signo vinces



Agradecimientos

En cada uno de los proyectos que el hombre inicia y culmina, siempre requiere del apoyo y ayuda de terceras personas y en mi caso no es la excepción. Deseo agradecer especialmente a las siguientes:

- A Dios, por todo.
- A mis padres, verdaderos maestros de mi vida, quienes no requirieron una universidad para inculcarme verdaderos valores.
- A mis directores de tesis, Dr. Julio Blanco Fernández y Emilio Jiménez Macías de la Universidad de La Rioja, quienes no solamente han sido mis mentores, sino que me demostraron que son mis amigos.
- Al Dr. Wilson Adarme Jaimes de la Universidad Nacional de Colombia con sede Bogotá, quien fue mi tutor durante la estancia de investigación que he realizado con la finalidad de obtener la mención internacional.
- A todos mis amigos y compañeros de trabajo en la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez en México, Universidad de La Rioja (España) y Universidad Nacional de Colombia (Colombia). A todos ellos, mil gracias por su apoyo.

Jorge Luis García Alcaraz

Índice

Índice	1
Resumen.....	4
Abstract	5
1. Introducción	7
1.1 Sector vitivinícola de La Rioja (España)	8
1.1.1 La cadena de suministro.....	9
1.2 El sector de la industria maquiladora de Ciudad Juárez (México)	11
1.3 Los procesos de selección de tecnología.....	13
1.4 Problema de investigación	15
1.5 Objetivos de investigación	17
1.6 Limitaciones y delimitaciones	17
2. Fundamentos teóricos	19
2.1 Elaboración y aplicación de encuestas.....	19
2.1.1 La validez de la información.....	20
2.1.2 Índices de fiabilidad	21
2.2 El análisis factorial.....	21
2.2.1 Procedimiento para realizar un análisis factorial	22
2.3 Modelos de ecuaciones estructurales.....	23
2.3.1 Software para modelado de cuestiones estructurales	25
2.3.2 Índices de eficiencia de un modelo de ecuaciones estructurales.....	25
2.3.3 Los efectos medidos en modelos de ecuaciones estructurales.....	26
2.4 Técnicas multicriterio en toma de decisiones	27
2.4.1 Proceso jerárquico analítico.....	27
2.4.2 TOPSIS.....	30
3. Metodología.....	33
3.1 Etapa 1. Construcción del Cuestionario	33
3.1.1 La escala de medición	33
3.2 Etapa 2. Aplicación de la encuesta	34

3.3 Etapa 3. Captura de la información y depuración de la base de datos.....	34
3.3.1 Depuración de la base de datos	35
3.3.2 Varianza cero en encuestas	36
3.3.3 Pruebas de multicolinealidad	36
3.4 Etapa 4. Análisis descriptivo de la muestra y de la información.....	37
3.5 Etapa 5. Validación del cuestionario.....	38
3.5.1 Alfa de Cronbach, consistencia interna	38
3.5.2 Varianza promedio extraída (AVE), validez discriminante	39
3.5.3 Coeficiente de determinación, validez predictiva	39
3.6 Etapa 6. Formulación de los modelos de ecuaciones estructurales.....	40
3.6.1 Efectos directos	40
3.6.2 Efectos indirectos	41
3.6.3 La suma de efectos totales	42
3.6.4 Efectos moderadores	42
3.6.5 Tamaño de los efectos	43
3.6.6 Índices de eficiencia del modelo.....	43
4. Resultados.....	46
4.1 Modelos aplicados a la cadena de suministro del vino (La Rioja, España)46	
4.1.1 The impact of demand and supplier on wine’s supply chain performance.....	47
4.1.2 The impact of human resources on agility, flexibility, and performance of wine supply chains	48
4.2. Modelos asociados a la industria maquiladora de Ciudad Juárez (México)	50
4.2.1 Main benefits obtained from a successful JIT implementation.....	50
4.2.2 New product development and innovation in the maquiladora industry: a causal model.....	52
4.3 Modelo multiatributo para selección de tecnología	55
4.3.1 Agricultural tractor selection: a hybrid and multi-attribute approach	55
5. Conclusiones	58
5. Conclusions	59

6. Referencias..... 61

Resumen

Los procesos de producción, incluidos la adquisición de nuevas tecnologías y cadena de suministro, requieren el análisis de muchas variables para la generación de modelos que faciliten el proceso de toma de decisiones. Sin embargo, el costo del análisis de todas las variables es muy alto y requiere demasiado tiempo, por lo que en esta tesis se analizan posibles técnicas para abordar ese problema, y se reportan cinco modelos multivariantes de casos de estudio.

Dos de ellos son modelos de ecuaciones estructurales aplicados a la cadena de suministro del vino en La Rioja (España), donde se analizan variables, tales como la proveeduría, incertidumbre de la demanda y la importancia de los factores humanos. El análisis proviene de una encuesta aplicada a 64 empresas del sector vitivinícola de la región y los resultados destacan la importancia de las buenas relaciones con proveedores y clientes, así como de la administración del conocimiento al interior de la empresa.

Otros dos modelos multivariantes provienen de dos estudios independientes realizados en la industria maquiladora establecida en Ciudad Juárez (México). En el primero se reportan los resultados de una encuesta aplicada a 144 empresas que implementan Justo a tiempo, la cual contenía 31 beneficios de su aplicación identificados en la literatura. Mediante un análisis factorial por el método de componentes principales y con rotación varimax se ha encontrado que solamente cuatro factores pueden explicar el 67.27% de la variabilidad de todos los beneficios, los cuales son: administración de inventarios, proceso de producción, factores humanos y beneficios económicos. En el segundo caso de este sector se reporta un modelo de ecuaciones estructurales que analiza el proceso de innovación y desarrollo de nuevos productos en ese sector cuando la demanda de las filiales disminuye. La información proviene de una encuesta aplicada a 197 gerentes y se relacionan las características del producto, del proceso de producción y de la organización con los beneficios obtenidos por las empresas y los clientes. Los resultados indican que dichas variables independientes explican el 31% de la variabilidad de los beneficios obtenidos.

Finalmente, en el quinto caso se reporta un modelo multicriterio y multiatributos para evaluar y seleccionar un tractor agrícola en el estado de Colima (México). En el modelo se integran seis variables: el costo inicial, los litros de combustible usados por hora, la seguridad del operador, la mantenibilidad y el servicio postventa. Se usa la técnica AHP para obtener la ponderación de los atributos evaluados y TOPSIS para seleccionar una alternativa. Se ha demostrado mediante un caso de estudio que el modelo es fácil de usar, no requiere el uso de

software especializado y son los propios agricultores los que realizan la evaluación.

Abstract

Production processes, including acquisition of new technologies and supply chain, require the analysis of many variables for generating models in order to facilitate the decision-making process. However, the analysis of all variables is very difficult and requires too much time; therefore, in this thesis, possible techniques to deal with this problem are analyzed, and five multivariate models case studies are reported.

Two models are structural equation models applied to the supply chain for wine production in La Rioja (Spain), where variables such as procurement, demand uncertainty and the importance of human factors are discussed. The information comes from 64 surveys applied to companies from that region, and the results highlight the importance of good relations with suppliers and customers, as well as knowledge management within the company.

Two other multivariable models come from two independent studies in the maquiladora industry established in Ciudad Juarez (Mexico). In the first model the information comes from a survey applied to 144 managers applying Just in Time, which contained 31 benefits identified in the literature that are obtained after their implementation. Through a factor analysis by principal components method and varimax rotation, results indicate that only four factors can explain 67.27% of total variability of all analyzed benefits, which are: inventory management, production process, human factors and economical benefits. In the second case of this sector, a structural equation model is reported, which analyzes the innovation and new product development process in this sector when demand from subsidiaries decreases. The information comes from 17 surveys applied to managers and the model integrates the product, production process and organization characteristics with the benefits obtained by companies and customers. The results indicate that these independent variables explain 31% of the variability of financial benefits.

Finally, in the fifth case here reported a multi-criteria and multi-attribute model for evaluate and select an agricultural tractor in Colima (Mexico) appears. Six variables are integrated in the model: the initial cost, liters of fuel used per hour, operator safety, maintainability, and after-sales service. The AHP technique is used for weighting the attributes evaluated, and TOPSIS is used to select an alternative from a set of six. It has been demonstrated by this case study

that the model is easy to use: it does not require the use of specialized software and are farmers themselves who made the evaluation process.

1. Introducción

Actualmente, en todo tipo de industria se recopila información asociada a los procesos de adquisición de materia prima, transformación y producción de bienes, así como la distribución de los mismos. Sin embargo, el objetivo primordial de dicha actividad es generar algún tipo de análisis de dicha información, que permita relacionar variables y de esta manera poder encontrar dependencia entre las mismas, y a su vez poder generar predicciones del comportamiento que éstas tendrán.

Cuando dos o más variables se relacionan de tal manera que unas predicen o explican a otras, se están generando modelos matemáticos que buscan representar la realidad de un fenómeno, mismo que es usado para auxiliar y facilitar el proceso de toma de decisiones. Sin embargo, es importante mencionar que, si las variables que se integran en el modelo son equivocadas, entonces ese modelo no será representativo de la realidad y las decisiones que se tomen en base a éste pueden estar equivocadas; de ahí la importancia de poder identificar adecuadamente las variables que se integrarán en el modelo.

Por lo anterior, si una decisión es tomada en base a información errónea, el costo de dicha equivocación puede representarse de diferentes maneras, ya que se tiene que volver a obtener la información y medir las variables adecuadas, y por ende, es posible que la decisión correcta no sea tomada a tiempo. Y en un sistema de producción continua, eso significa que tal vez muchas piezas fueron fabricadas de manera errónea y que no cumplen con los estándares de calidad requeridos por el cliente.

Afortunadamente, se han desarrollado muchas técnicas para el análisis de la información que es obtenida dentro de un proceso de fabricación, las cuales se usan en función de las características propias de las variables medidas, del nivel de confianza requerido y del tiempo que se requiera para su análisis.

En este trabajo se presentan una serie de modelos multivariados que son usados en dos grandes sectores de la industria:

- Sector vitivinícola de La Rioja (España)
- Sector maquilador de Ciudad Juárez (México)

Sin embargo, con la finalidad de entender la aplicación de los modelos en cada sector, a continuación, se introduce una breve descripción de cada uno de los sectores que son analizados.

1.1 Sector vitivinícola de La Rioja (España)

La industria del vino es una de las actividades económicas más importantes de la Comunidad Autónoma de La Rioja en España, la cual ha evolucionado a través del tiempo de manera considerable. Por ejemplo, en 1990 se tenían solamente 43,073 hectáreas cultivadas, pero ya en el año 2015 se reportaban un total de 61,870 hectáreas, lo cual representa un incremento de 43.6%. La uva variedad tempranillo es la más cultivada, con un total de 34,485.81 hectáreas.

En el año 2015 se reportan en La Rioja un total de 2019 criadores de vino, 39 almacenistas, 28 cooperativas y 134 cosecheros. Sin embargo, se puede decir que las empresas en este sector son pequeñas en su mayoría, ya que solamente 4 bodegas tienen un tramo de comercialización de más de 10 millones de litros, 11 se encuentran en el rango de 5 a 10 millones de litros, 33 se encuentran en el rango de 1 a 5 millones, 27 se encuentran en el rango de 0.5 a 1 millón, y finalmente 434 bodegas tienen una producción menor a 0.5 millones de litros, que representan el 85.3% del total.

Con la finalidad de apoyar a este sector y dada la importancia que tiene para la región, se ha creado el Consejo Regulador de la Denominación de Origen Rioja, organismo que se encarga de regular la producción y vigilar la calidad del vino producido en la región de La Rioja.

Gracias al trabajo de los involucrados en el sector vitivinícola de La Rioja, los resultados indican que es uno de los sectores más productivo y con mayor reconocimiento a nivel nacional e internacional. Por ejemplo, en el año 1985 se vendieron un total de 96,377,000 litros, de los cuales 67,743,375 fueron destinados al mercado nacional, representando el 70.29% de la producción total, y la diferencia, 28.633.625 litros, ha sido destinada al mercado extranjero, lo que representa el 29.71% de la producción de esa región. Sin embargo, 30 años después, ya en el año 2015, la producción total fue de 284,023,663 litros, lo que representa un incremento del 194.7%. De ese total, 177,410,848 litros han sido destinados al consumo nacional y representa el 62.46% de la producción, mientras que 106,612,815 litros son destinados a la exportación, lo que representa el 37.54%. Se observa por tanto que ha existido un incremento porcentual en la exportación del vino, y ello es debido a la calidad y renombre que tiene la marca Denominación de Origen Calificada Rioja (DOCa-Rioja).

Esos vinos que son vendidos en el extranjero son consumidos principalmente por países de la Unión Europea, pero también se puede apreciar que

recientemente otros países se han agregado a la lista de consumidores, lo cual se puede apreciar en la Tabla 1.

Tabla 1. Países consumidores de vino de La Rioja

País	Consumo (litros)	Porcentaje
Reino Unido	36,809,065	34.53
Alemania	18,071,752	16.95
Estados Unidos de América	9,605,311	9.01
Suiza	5,927,856	5.56
Holanda	3,657,956	3.43
China	3,207,892	3.01
Canadá	3,061,901	2.87
Suecia	2,958,204	2.77
Bélgica	2,926,766	2.75
Irlanda	2,513,226	2.36

1.1.1 La cadena de suministro

El proceso de siembra y producción de uva se puede considerar como la principal fuente de materiales para la producción del vino. Sin embargo, una vez que éste ha sido producido, se requiere un proceso de distribución para llevarlo hasta el cliente final. A ese conjunto de actividades tradicionalmente se le conoce como cadena de suministro, en la cual a una serie de materias primas o productos iniciales se le aporta valor agregado hasta convertirlo en un producto final que puede ser consumido (Shafiei Kisomi, Solimanpur, & Doniavi, 2016).

Tradicionalmente se dice que una cadena de suministro está integrada por miembros primarios y por miembros de soporte (Rodríguez-Enríquez et al., 2016). Los miembros primarios se refieren a compañías que realizan actividades enfocadas directamente con la satisfacción de una necesidad por parte del cliente, mientras que los miembros secundarios se refieren a aquéllos que brindan recursos y capacidades a los miembros primarios para que puedan cumplir con su objetivo.

Así pues, durante el flujo de los materiales a través de su ciclo de producción, se puede observar que existen tres elementos importantes: los procesos, los componentes y la estructura (Saif & Almansoori, 2016; Schöggel, Fritz, & Baumgartner, 2016; Xiao & Shi, 2016). En relación a los procesos, se refiere a las actividades que se requiere realizar por parte de todos y cada uno de los miembros dentro de la cadena de suministro; los componentes se pueden referir

a la integración y manejo que debe existir de todos aquéllos que intervienen entre un proceso y otro; y finalmente la estructura se refiere a la forma en la que existe algún tipo de relación o unión entre los diferentes miembros o componentes de la cadena de suministro.

Una pregunta que comúnmente se realiza es en relación a la importancia que tiene la cadena de suministro dentro de un proceso productivo, y puede haber varias respuestas. La más importante podría ser la que se refiere a que mediante la buena administración de la misma se puede lograr una ventaja competitiva sobre otras empresas (Su et al., 2016). Algunos autores se atreven a mencionar que en la actualidad las empresas que desean competir en un entorno globalizado deben competir en sus cadenas de suministro, y no tanto en sus procesos de producción como se hacía en décadas pasadas (Xiao & Shi, 2016; Yan, Wang, Cheng, & Huang, 2016).

Una parte importante de la cadena de suministros es la que se refiere a la logística, la cual se asocia mucho más con el movimiento y flujo de todos y cada uno de los materiales requeridos en el proceso de producción y de los productos terminados que serán destinados a los clientes. Y la importancia de su estudio radica en que el transporte no agrega ningún valor a los productos, pero sí muchos de los costos, que se ven reflejados en los precios (Pfeiffer, 2016; Wan Ahmad, Rezaei, de Brito, & Tavasszy, 2016). Así pues, dada la importancia que tienen los costos, en la actualidad es posible encontrar términos nuevos, tales como administración de la cadena de suministros, donde se considera la logística como un componente solamente.

Actualmente es posible identificar algunos elementos, entre los que se encuentran los siguientes:

- El transporte, mismo que es definido como la actividad más importante que se realiza dentro de la logística, y se asegura que puede representar hasta el 60% del costo logístico (Hyland, Mahmassani, & Bou Mjahed, 2016; Rezapour, Allen, & Mistree, 2016; Yu, Xue, Sun, & Zhang, 2016).
- Administración del inventario, el cual se refiere a determinar la cantidad que debe ser ordenada por el fabricante a su proveedor, lo cual se realiza mediante algún tipo de algoritmo. La importancia de esta actividad es que muchos de los componentes en un producto pueden ser perecederos y la conservación del inventario requiere de grandes costos de conservación (T. Fan, Tao, Deng, & Li, 2015; Palmer, 2001; Zhao, Wu, & Yuan, 2016).

- Procesamiento de órdenes, que se refiere a los procedimientos y costos requeridos para que el fabricante coloque una orden a su proveedor y que ésta sea abastecida en tiempo (D. Kumar & Rahman, 2016; Sheu, 2016; Yu et al., 2016).

Sin embargo, dentro de la logística también es importante mencionar que se tienen otras actividades de soporte, las cuales no son primarias, entre las cuales se pueden encontrar las siguientes:

- Almacenamientos, los cuales se pueden referir a materia prima o producto terminado, mismos que requieren frecuentemente de mucho espacio y con acondicionamiento especializado (Hyland et al., 2016; Lee, Cho, & Paik, 2016; Yilmaz Balaman & Selim, 2016).
- Manejo de materiales, que se refiere al movimiento y flujo de los mismos a través de un sistema productivo, y la importancia de esta actividad es que si los flujos no son debidamente balanceados se pueden generar cuellos de botella (J. Chung, 2015; McDonald, 2016; Mital, Goetschalckx, & Huang, 2015; Zhang et al., 2015).
- Empaques, que se refiere a los sistemas de embalaje y protección que se le puede proporcionar a un producto para protegerse durante un transporte, o bien para conservarlo (Crainic, Gobbato, Perboli, & Rei, 2016; Perboli, Gobbato, & Perfetti, 2014; Y. Wang et al., 2016).
- Proceso de adquisición, el cual se refiere al proceso de evaluación y selección de proveedores que puedan proporcionar la materia prima con la calidad y cantidad requerida (Brannon, James, & Lucker, 1994; D. Kumar & Rahman, 2016; Yu et al., 2016).
- Mantenimiento de la información, la cual se refiere a la administración del conocimiento e información generada durante las actividades de la cadena de suministro (Ali & Kumar, 2011; Mensah, Merkurjev, & Longo, 2015; Mensah, Merkurjev, & Manak, 2015; Suh & Lee, 2017).

1.2 El sector de la industria maquiladora de Ciudad Juárez (México)

En el año de 1965 el gobierno de México estableció el Programa de Industrialización de la Frontera, mismo que dio origen a lo que hoy se conoce como la industria maquiladora, la cual se caracteriza por ser empresas que en su mayoría provienen de inversiones extranjeras (Alcaraz, Maldonado, Iniesta, Robles, & Hernández, 2014; Utar & Ruiz, 2013). Usualmente esas empresas tienen altos niveles de importación de materias primas, que son manufacturadas y

ensambladas en México, pero sus productos finales son exportados a otros países (Hadjimarcou, Brouthers, McNicol, & Michie, 2013).

El origen de esas inversiones es principalmente de Estados Unidos de América con un 68.3% del total de empresas, Europa con un 8.7%, empresas con socios de México con un 12.2%, empresas asiáticas con un 9.6%, empresas canadienses con un 0.9% y empresas de Suramérica con un 0.3% (INEGI, 2015).

En sus inicios, el Programa de Industrialización de la Frontera estaba enfocado a disminuir los altos niveles de desempleo que existían a lo largo de la frontera entre México y Estados Unidos de América, e incluso puede mencionarse que es un programa que surge después de la eliminación del Programa Bracero, el cual estaba enfocado solamente a trabajadores agrícolas (Sargent & Matthews, 2008, 2009).

De hecho, se menciona que la industria maquiladora nace en Ciudad Juárez y es un concepto propio de esa región. Se puede decir que en la actualidad esa área binacional de Ciudad Juárez (México)-El Paso (USA) es la más grande área industrial binacional entre ambos países y el nivel de implementación y número de industrias ahí establecidas hace que sea considerado el séptimo centro manufacturero de Norteamérica (AMAC, 2016).

Los subsectores de la industria maquiladora más representados en la región de Ciudad Juárez se indican en la Tabla 2, donde se puede apreciar que, de un total de 326 empresas ahí establecidas, el 29% pertenecen al subsector de automotriz y el 18% a la producción de electrónicos, siendo éstos los más representativos (AMAC, 2016).

Tabla 2. Subsectores de la industria maquiladora

Subsector	Porcentaje
Automotriz	29
Eléctrico	7
Electrónica	18
Medico	5
Call centers	3
Empaques	9
Plásticos y metales	9
Otros	20

La importancia que tiene la industria maquiladora en Ciudad Juárez radica en que posee 326 empresas de un total de 482 que se han establecido en el Estado, lo

que indica que en esa ciudad se ha establecido el 67.63% de toda la industria estatal. Sin embargo a nivel nacional se tienen un total de 5074 empresas maquiladoras, lo que indica que en Ciudad Juárez se han establecido el 6.42% de la industria nacional, lo que representa el 62% de toda la mano de obra directa actualmente activa (AMAC, 2016).

La posición estratégica que tiene Ciudad Juárez desde un punto de vista geográfico al encontrarse en la parte norte y central de México, justo como frontera como es con Estados Unidos, hace que las distancias físicas a los principales centros manufactureros tanto de México como de Estados Unidos sea relativamente corto, y por ello en la actualidad se cuenta con una gran infraestructura terrestre para unirlos. Actualmente Ciudad Juárez cuenta con un total de cinco puentes internacionales que lo comunican con El Paso, Texas, donde en el año de 2015 se ha reportado un ingreso de 896,736 camiones de carga (AMAC, 2016).

La industria maquiladora a nivel nacional da empleo directo a 2,241,000 personas, pero el Estado de Chihuahua en dicho sector tiene un total de 356,707 empleos directos, lo que representa el 15.91% del total nacional. Sin embargo, en Ciudad Juárez ese sector representa 222,040 empleos directos, lo que indica que dicha ciudad posee el 62.24% de la mano de obra directa ocupada en dicho sector a nivel estatal y el 9.90% de la mano de obra en dicho sector a nivel nacional (AMAC, 2016).

De hecho, algunos pronósticos en relación al crecimiento de la industria maquiladora en México indican que para el año 2020 México proporcionará el 7.8% del Producto Interno Bruto Mundial, colocándose por encima de países como India y Rusia (Alcaraz et al., 2014; Sargent & Matthews, 2009; Utar & Ruiz, 2013).

1.3 Los procesos de selección de tecnología

Se define la tecnología como la aplicación de la ciencia y la técnica, la cual puede ser considerada ya como una materialización de las mismas, buscando satisfacer una necesidad (Ballon, Lindmark, & Whalley, 2016). Afortunadamente muchas veces existen varias alternativas que resuelven el mismo problema, por lo que frecuentemente hay que enfrentarse al proceso de tener que elegir solamente alguna de ellas dentro de un conjunto (Liao, 2005).

Específicamente, los granjeros y el personal dedicado a la agroindustria frecuentemente requieren elegir tecnologías para modernizar sus procesos de producción, y uno de los más comunes es la selección de un tractor agrícola (Lal, Jones, Peart, & Shoup, 1992; Misener & McLeod, 1987). Sin embargo, uno de los principales problemas que enfrentan los granjeros es tener que considerar todos los atributos o características de dicha tecnología, ya que son muchas las que se ofrecen y algunas de ellas es difícil de cuantificar o medir.

Otro problema al que se enfrentan los granjeros, además del gran número de alternativas, es que esas tecnologías se caracterizan por varios atributos, los cuales se clasifican en:

- Atributos cuantitativos, que se refieren a aquéllos que pueden ser expresados mediante algún tipo de métrica o medida, tal como lo es el costo, la velocidad con que se realiza una operación, el nivel de precisión o error, entre otros (Cardoso, Pinheiro de Lima, & Gouvea da Costa, 2012).
- Atributos cualitativos, los cuales se refieren a características que no pueden ser medidas de manera directa o expresados mediante una métrica, por lo que se requiere de la evaluación y valoración subjetiva de la persona que está realizando el proceso de selección. Un ejemplo de este tipo de atributos puede ser el servicio cliente, el nivel de seguridad proporcionado por un robot, entre otros (Efstathiades, Tassou, & Antoniou, 2002).

Sin duda, un proceso de evaluación que integrara los dos tipos de atributos que caracterizan a las tecnologías serían más holístico o integrador, y por ello se ha realizado una taxonomía o clasificación de las técnicas de evaluación en función del tipo de atributos que la integran, la cual es la siguiente:

- Técnicas económicas, las cuales se basan en la evaluación del atributo costo de ingreso que se puede obtener de una tecnología. Lamentablemente se consideran que son modelos o técnicas reduccionistas, dado que ignoran muchos de los atributos que son de tipo cualitativo, y algunos ejemplos de estas técnicas son el valor presente neto, la tasa interna de retorno, o el periodo de retorno, entre otros. Este tipo de técnicas representan la práctica industrial para el proceso de evaluación y selección de tecnología, ya que son las más difundidas (T. C. Jones & Lee, 1998).
- Técnicas analíticas, las cuales ya integran en el análisis atributos de tipo cualitativo y de tipo cuantitativo, por lo que son consideradas técnicas

más completas y holísticas. Lamentablemente son poco conocidas en el ámbito industrial y se requiere de conocimientos especializados para llevar a cabo su uso. Algunas de las técnicas más representativas de esta categoría son el proceso jerárquico analítico (AHP), la técnica de ordenación de preferencias mediante similitud a la solución ideal (TOPSIS), o el análisis dimensional, entre otras (Yusuff, Yee, & Hashmi, 2001).

- Técnicas estratégicas, que se caracterizan por ser empleadas solamente por la alta gerencia y que tienen un mayor apego a la misión y visión de la empresa (Sohal, 1996).

1.4 Problema de investigación

En la actualidad es posible encontrar numerosas investigaciones asociadas con la cadena de suministro de productos genéricos (Sel, Bilgen, Bloemhof-Ruwaard, & van der Vorst, 2015). Sin embargo, cuando se habla de productos perecederos o consumibles, dicha cadena de suministro requiere de mayor atención, dado que tiene un impacto directo con la salud de los consumidores, tal como es el caso del vino. En algunas ocasiones es posible encontrar algunas investigaciones asociadas a productos de tipo perecedero, las cuales requieren de cuidados específicos de conservación (S. H. Chung & Kwon, 2016; M & K, 2016).

De la misma manera, se han reportado investigaciones que tratan de manera específica estudios asociados a la cadena de suministro del vino (Christ, 2014; Gu, Yang, & Xia, 2016; Ting, Tse, Ho, Chung, & Pang, 2014), pero lamentablemente ninguno asociado específicamente a la región de La Rioja en España. Así, considerando la importancia económica que tiene la industria del vino para la Comunidad Autónoma de La Rioja, se considera de vital importancia realizar investigaciones científicas que atiendan esta necesidad y carencia.

Similarmente, la industria maquiladora establecida en Ciudad Juárez (México) ha realizado la adopción de diferentes herramientas de manufactura esbelta, y una de las más importantes es la que se refiere a los procesos de justo a tiempo (Alcaraz et al., 2014; Daniel, Reitsperger, & Morse, 2009), ya que como se ha mencionado anteriormente, dicha industria se caracteriza por la importación de materias primas y a la exportación de sus productos terminados, por lo que existe un gran flujo de información, materiales y recursos financieros con los diferentes proveedores, muchos de los cuales se encuentran ubicados en otros países (Cua, McKone, & Schroeder, 2001; J. L. García-Alcaraz et al., 2015).

La técnica justo tiempo ha ofrecido una serie de beneficios en las industrias japonesas donde tuvo su origen (Fullerton & McWatters, 2001), pero lamentablemente, al implementar dicha herramienta de manufactura esbelta en las industrias maquiladoras, esos beneficios no son claramente obtenidos (Alcaraz et al., 2014; J. L. García-Alcaraz et al., 2015). Una de las preguntas que frecuentemente se hacen los gerentes de estas empresas y, sobre todo, los gerentes de la cadena de suministros, es si están realizando todas y cada una de las actividades consideradas factores claves del éxito para la implementación de dicha herramienta (Rodríguez-Méndez, Sánchez-Partida, Martínez-Flores, & Arvizu-Barrón, 2015; Shnaiderman & Ben-Baruch, 2016). Así pues, se requiere identificar aquellos factores o actividades que se consideran de vital importancia para una adecuada implementación de los programas justo a tiempo dentro de la industria maquiladora.

También se ha observado que en este sector, dada su naturaleza de empresas filiales de otras empresas matrices localizadas en otros países, que frecuentemente la demanda de órdenes de producción se ve ampliamente reducida (Hadjimarcou et al., 2013; Utar & Ruiz, 2013). Sin embargo, esas empresas maquiladoras cuentan con alta capacidad tecnológica y de recursos humanos, que muchas veces, al no existir demanda, permanece ociosa o se recurre a lo que comúnmente se conoce como paros técnicos, donde dos o tres días a la semana no se elabora en dichas empresas. Ese tipo de acciones disminuye los ingresos económicos de los empleados, quienes después de cierto periodo, al observar que la situación laboral en esa empresa maquiladora no ha mejorado, optan por abandonarla (Mollick & Wvally-Vázquez, 2006; Sargent & Matthews, 2008).

Lo anterior significa que esa empresa pierde recursos humanos que tenían amplias habilidades y conocimientos para desarrollar el proceso de producción (J. L. García-Alcaraz et al., 2015; Mollick, 2009). Para evitarlo, los gerentes buscan aprovechar esos recursos humanos y la capacidad tecnológica instaladas para generar nuevos productos o variantes de los ya existentes. Sin embargo, no se conocen de manera adecuada los factores claves de éxito para el desarrollo de esos nuevos productos, por lo que se requiere la identificación de los mismos.

Otro problema que se tiene es el proceso de selección de tecnología agrícola (Borchers & Bewley, 2015), donde existen muchos métodos y técnicas para realizar los procesos de evaluación cuando se tienen varias alternativas y de las cuales solamente se puede seleccionar una de ellas (Dai & Dong, 2014; Loyon et al., 2016). Específicamente, en el sector agropecuario de México, se tiene un gran

rezago tecnológico en relación al campo agrícola, y uno de los mayores problemas al que se enfrentan los granjeros es el que se relaciona con el proceso de selección de un tractor, ya que la práctica industrial indica que siempre se usan técnicas de tipo económico en el proceso de evaluación, cuando los tractores se caracterizan por muchos atributos que esas técnicas económicas no pueden integrar en los modelos usados (Cortez-Arriola et al., 2016; Cortez-Arriola et al., 2015; Marinidou, Finegan, Jiménez-Ferrer, Delgado, & Casanoves, 2013).

Así pues, se requiere de modelos que sean fácilmente aplicados por parte de los granjeros, donde no se requiera la intervención de terceras personas consideradas expertas en el proceso de evaluación; pero además, se requiere integrar atributos de tipo cuantitativo y cualitativo en dicho modelo, con la finalidad de que la selección sea lo más integral posible.

Ante la problemática anterior, y tratando de aprovechar la experiencia investigadora en técnicas de toma de decisiones de los grupos de investigación de la Universidad de La Rioja y de la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, en esta tesis se tiene los siguientes objetivos de investigación que buscan dar una solución a los sectores más relevantes de ambas regiones y buscando sinergias entre ellos.

1.5 Objetivos de investigación

En esta investigación se tienen los siguientes objetivos:

- Identificar las principales variables que afectan la cadena de suministro del vino en La Rioja España y relacionarlas para obtener una medida de dependencia entre las mismas haciendo uso de modelos de ecuaciones estructurales.
- Identificar las principales variables o factores críticos de éxito que afectan la implementación de justo a tiempo en la industria maquiladora mexicana establecida en Ciudad Juárez.
- Proponer un modelo multicriterio y multiatributo para la evaluación y selección de tractores agrícolas, el cual deberá integrar los principales atributos que los caracterizan.

1.6 Limitaciones y delimitaciones

Esta investigación es realizada en tres entornos diferentes donde se aplican las mismas técnicas para analizar múltiples variables e integrarlas en un modelo que

permita el proceso de toma de decisiones, por lo que se pueden tener las siguientes limitantes:

1. Los modelos generados para el caso de la cadena de suministros del vino en La Rioja (España) son válidos solamente para ese entorno en particular y su aplicación en otras regiones vitivinícolas debe realizarse con una adecuada adaptación y adecuación.
2. En relación a los modelos propuestos para el sector de la industria maquiladora, dadas las peculiaridades que ésta tiene de ser una industria filial de otras establecidas en otros países, así como de las condiciones socioeconómicas y culturales del país, su aplicación e implementación tienen validez solamente en la región de estudio.
3. Finalmente, en relación al modelo multiatributo que se propone para la selección de tractores agrícolas, éste también es válido para el entorno del estado de Colima en México, donde las condiciones geográficas son muy diferentes a las de otras regiones y por ende, también los atributos y características demandadas en los tractores que deben seleccionarse.
4. Sin embargo todos los resultados y las metodologías aplicadas en estos trabajos, que por su carácter científico y pedagógico se explican en detalle, pueden considerarse como casos de estudio que sirven de orientación metodológica en otras aplicaciones a las que se quiera extrapolar su aplicación (no resultados), como por ejemplo otras decisiones relevantes en los sectores estudiados

2. Fundamentos teóricos

En esta sección se presentan una serie de conceptos teóricos que son la base sobre la cual se han realizado las investigaciones que se reportan en este informe de tesis, por lo que el objetivo no es proporcionar a profundidad el contenido de los mismos, limitándose solamente a explicar sus fundamentos. Algunos de esos conceptos se indican a continuación.

2.1 Elaboración y aplicación de encuestas

Para poder generar modelos aplicados a un sistema de producción se requiere obtener información de los mismos, y una de las técnicas más comúnmente usadas es la que se refiere a la aplicación de encuestas a personas que poseen el conocimiento o dicha información que se requiere.

La encuesta es un procedimiento por el cual un investigador pregunta a los investigados o sujetos de investigación sobre los datos que desea obtener y se caracteriza por realizar a todos y cada uno de los encuestados las mismas preguntas y de una manera similar, para poder inferir que las diferencias existentes entre las respuestas son atribuibles a las diferencias entre las personas entrevistadas (W. Fan & Yan, 2010). Específicamente, las encuestas de tipo personal son las más aplicadas en la industria, mientras que las telefónicas o postales son más usadas en sistemas de mercadeo (Ruppert et al., 2013).

Se puede decir que una encuesta es exploratoria o confirmatoria. La primera busca identificar la situación actual que tienen las variables o preguntas en la población de estudio, mientras que la segunda parte ya de una encuesta exploratoria y busca confirmar si esas variables siguen teniendo el mismo valor a través del tiempo (Niederhauser & Mattheus, 2010).

Aunque la obtención de información es el principal objetivo de una encuesta, es importante que el investigador siempre pueda identificar las variables que se fungirán como independientes y que pueden ser causa de una explicación, así como las variables dependientes que pueden ser el efecto producido por las anteriores. También, el investigador debe poder identificar las variables que son controladas de aquéllas que no son controladas.

2.1.1 La validez de la información

Una vez que se ha aplicado la encuesta, antes de proceder a su análisis se requiere pasar por un proceso de validez, ya que de nada serviría generar modelos complejos si la información proviene de fuentes que no son confiables (Wladis & Samuels, 2016).

Muchos autores están de acuerdo en que la fiabilidad de un instrumento o encuesta debe estar basada en la consistencia con la que puede generar el mismo resultado en diferentes poblaciones y en diferentes momentos, lo que indica que para tener un cuestionario totalmente válido se requiere realizar pruebas interactivas con la finalidad de afinar los resultados obtenidos (Huh et al., 2016; Nascimento-Ferreira et al., 2016; Qazi et al., 2016; Rashedi, Rezaei, Foroughan, & Delbari, 2016). Afortunadamente existen diferentes procedimientos estadísticos que sirven para medir la fiabilidad, e incluso para mejorarla. Algunos autores prefieren llamar a la fiabilidad como consistencia, y algunas veces parece contradictorios los índices generados por dichos procedimientos. Sin embargo, los investigadores deben tenerlo más bien como índices que se complementan y que son estimados usando diferente información de la encuesta (A. M. Jones et al., 2015).

Dado que los modelos y procesos de toma de decisiones se generen basándose en la información obtenida de las encuestas, se hace necesario tener en cuenta los siguientes aspectos para evitar generar variaciones en las respuestas obtenidas (Liang, Lau, Huang, Maddison, & Baranowski, 2014; Ueda et al., 2013):

- Se debe tener especial cuidado en la elaboración del cuestionario, preferentemente agrupando las preguntas de acuerdo a una categoría.
- Durante la etapa de administración del cuestionario se debe buscar generar un ambiente de confianza con el encuestado para poder garantizar que la información proporcionada a través de sus respuestas es la correcta.
- Se debe usar una escala de valoración adecuada en cada uno de los cuestionarios; frecuentemente se usa la escala Likert, y aunque casi es un estándar de valoración, puede usarse cualquier otra, siempre y cuando se use siempre la misma escala a lo largo de todo el cuestionario. Usar escalas diferentes en un mismo cuestionario puede dificultar su análisis e interpretación.

2.1.2 Índices de fiabilidad

Dada la importancia que tiene la validez y fiabilidad de la información obtenida a través de los cuestionarios o encuestas, se han generado una serie de índices que son usados ampliamente para observar si la información obtenida es válida o no. Algunos de esos índices son los siguientes (Adamson & Prion, 2013; Christmann & Van Aelst, 2006; Leontitsis & Pagge, 2007) :

- Fiabilidad de Dispersión-media: el investigador analiza los ítems del cuestionario mediante la dispersión de la mitad de los mismos. Por ejemplo, las preguntas con número impar serán comparadas con las preguntas de números pares.
- Kuder-Richardson #20 (K-R 20): es una variación del anterior. Se le llama K-R 20 porque fue la 20 fórmula en el cálculo eventual. Ésta es la estadística de opción para preguntas de opción múltiple.
- Coeficiente Alfa: l representa la práctica tradicional para la evaluación de la fiabilidad, ya que se encuentra integrado en alguno de los softwares estadísticos más comúnmente usados.

Sin embargo, frecuentemente es necesario también analizar la fiabilidad de inter evaluadores, ya que diferentes personas pueden tener diferente apreciación sobre un mismo ítem o pregunta. Lo ideal siempre sería que se tuviera el mismo tipo de respuesta de todos los evaluadores, lo que indicaría que esa pregunta es totalmente consistente y que es entendida de la misma manera por todos. En la actualidad suelen usarse comúnmente los siguientes índices para conocer este nivel de consistencia (Adamson & Prion, 2013; Christmann & Van Aelst, 2006):

- Coeficiente de concordancia Kendall's
- Cohen's Kappa
- Coeficiente e correlación intraclass

2.2 El análisis factorial

Una vez que la información obtenida a través del cuestionario ha sido validada y se considera útil para análisis posteriores, generalmente se busca reducir el número de variables que se tienen. Por ejemplo, es posible que un proceso de producción esté siendo monitorizado mediante 100 variables observadas, pero dentro del ámbito de la ingeniería sería importante conocer cuáles de esas variables son las más importantes y pueden explicar en una mayor cantidad el proceso. Es decir, desde un punto de vista económico, el ingeniero buscaría analizar solamente un número reducido de variables y no las 100 variables que

tenía inicialmente, ya que eso reduciría también sus costos para controlar el proceso.

Afortunadamente, se han desarrollado técnicas que se han denominado de reducción de dimensiones, tales como el análisis factorial y el análisis discriminante; sin embargo, en este trabajo de investigación la primera técnica es la que más interesa (Haidari, Samani, & Sohrabi, 2016; Rostami, Abdollahi, & Maeder, 2016). El análisis factorial parte del supuesto de que muchas de las variables monitorizadas en realidad tienen interrelaciones entre ellas, que pueden ser agrupadas en otras variables a las que se llama latentes (S. Jung, 2013).

Así pues, el análisis factorial proporciona la estructura interna que tienen las diferentes variables al analizar las relaciones que existen entre ellas, por lo que simplifica la generación de modelos al analizar solamente una cantidad reducida de variables (Leung & Drton, 2016). Sin embargo, es importante también señalar que muchas veces se pierde información del proceso y el análisis factorial no es una técnica de dependencia, ya que no identifica varias variables dependientes de las variables independientes (Teman, Minter, & Kasten, 2016).

2.2.1 Procedimiento para realizar un análisis factorial

Aunque muchas veces se puedan encontrar diferentes métodos para aplicar el análisis factorial, los siguientes pasos pueden ser considerados un estándar para llevar a cabo esta actividad (Schulze, Hilger, & Engelberg, 2015):

1. Selección de variables que van a analizarse, las cuales deben estar al menos en una escala Likert.
2. Selección de la muestra, donde se tiene que tener al menos un número de observaciones cinco veces mayor al número de variables, ya que de lo contrario no se podría garantizar la convergencia de una solución.
3. Extracción de los factores o variables latentes, donde se busca asociar todas las preguntas o ítems a alguno de los factores, y existen varios métodos para realizarlo, entre los que se pueden mencionar:
 - a. Factoriales por componentes principales
 - b. Mínimos cuadrados no ponderados
 - c. Mínimos cuadrados generalizados
 - d. Máxima verosimilitud
4. Elegir el tipo de matriz a analizar, la cual puede ser la matriz de correlaciones o la matriz de covarianzas.

5. Determinar el número de factores a extraer, el cual puede ser fijo o bien estar basado en autovalores, donde se busca obtener los factores que tengan autovalores mayores a uno.
6. Identificar el número de alteraciones máximo que se requiere para lograr una convergencia en la solución buscada.
7. Determinar los índices de eficiencia del análisis factorial, los cuales pueden ser desde el test de esfericidad de Bartlett y el índice Kaiser–Meyer–Olkin. El primer índice se refiere a una comparación de la matriz identidad con la matriz de correlaciones de las variables analizadas, mientras que el segundo se refiere a una prueba para determinar si la matriz de correlaciones es o no una matriz singular. Para aplicar el análisis factorial es necesario que el índice KMO sea mayor o igual a 0.8 en análisis que son de tipo confirmatorio y pueden aceptarse valores de 0.7 cuando el análisis es de tipo exploratorio.
8. Definir la rotación que se hará a los factores; existen dos tipos:
 - a. Rotaciones ortogonales de los ejes, y las técnicas más comúnmente usadas son varimax, equamax y quartimax.
 - b. Rotaciones oblicuas, donde los ejes no son ortogonales, y la técnica más representativa es la Oblimin.
9. Interpretación de los resultados, donde se identifica a las variables o ítems que se asociarán con una variable latente o factor.

2.3 Modelos de ecuaciones estructurales

Una vez que la información se encuentra debidamente validada y se han podido integrar los ítems en diferentes variables latentes o factores, entonces es posible relacionarlas mediante un modelo de ecuaciones estructurales. Así pues, en este tipo de modelos se pueden apreciar dos tipos distintos de variables (Evermann & Tate, 2016):

- Variable observada, que se refiere a los ítems o preguntas que fueron realizadas a través de la encuesta y que generalmente los modelos se representan como un rectángulo.
- Variable latente, la cual ha sido obtenida mediante algún tipo de análisis factorial; está compuesta por varias variables observadas y en los modelos se representa mediante una elipse.

En la Figura 1 se puede apreciar cómo un conjunto de cinco ítems o preguntas integran un factor o variable latente.

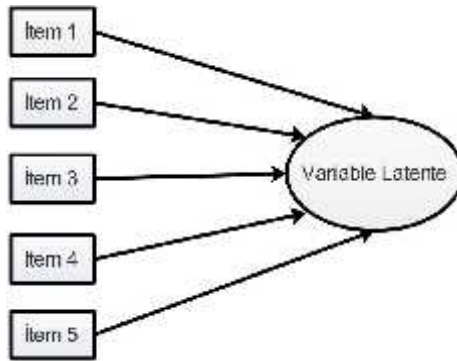


Figura 1. Variable latente y variables observadas

De manera similar, en función de las relaciones que existen de las variables latentes que integran un modelo, se puede clasificar a las variables latentes como (Peng & Wu, 2016; Runhaar, Waarsing, & Bierma-Zeinstra, 2016):

- Variables exógenas, las cuales son variables independientes y que afectan a otras, y no reciben ningún efecto de ninguna de ellas.
- Variables endógenas, las cuales son variables dependientes y son afectadas por otras. A estas variables generalmente se les asocia un valor de R cuadrada o coeficiente de determinación para medir qué tanto es explicado por las variables exógenas.

En la Figura 2 se ilustra las variables endógenas y exógenas que pueden existir en un modelo. Obsérvese que en esta ocasión, para cada una de las variables latentes, no se han indicado las variables observadas que las componen, y de la misma manera se indican unas flechas que unen a cada una de las variables latentes, las cuales se analizan después.

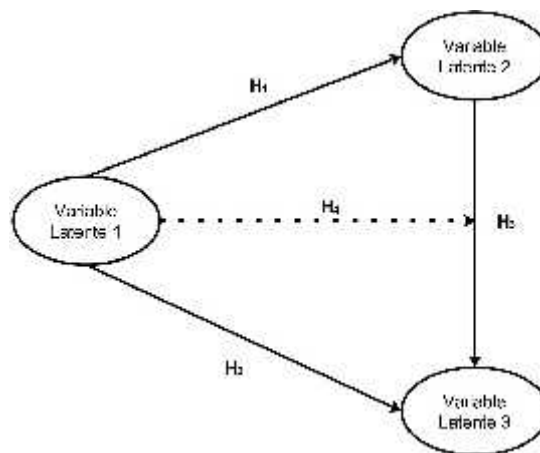


Figura 2. Variables exógenas y variables endógenas

2.3.1 Software para modelado de cuestiones estructurales

Como se podrá apreciar en la figura dos, en realidad los modelos de ecuaciones estructurales son una extensión de los modelos de regresión usados tradicionalmente en estadística. Sin embargo, la peculiaridad de este tipo de modelos es que ahora varias variables observadas y contenidas en una variable latente explican a varias variables observadas y contenidas a su vez en otra variable latente (Bauldry, 2015). De hecho, algunos autores declaran que los modelos de ecuaciones estructurales son modelos de regresión de tercera generación.

Realizar el análisis para este tipo de modelos resulta ser un poco complejo, pero afortunadamente se han desarrollado varios softwares que facilitan la estimación de los efectos que existen entre las diferentes variables latentes que se analizan. Sin embargo, los índices de eficiencia de los modelos dependen mucho del enfoque que tengan dichos soportes, los cuales son los siguientes (Grunz-Borgmann et al., 2016; McVary et al., 2016):

- Análisis de varianza, donde el software más representativo es OpenMX, Amos (SPSS), LISREL, EQS, MPlus y CALIS (SAS). El uso de este tipo de software requiere que la información tenga ciertas propiedades, tales como: normalidad, homocedasticidad e independencia, además de requerir muestras excesivamente grandes.
- Mínimos cuadrados parciales, donde el software más representativo es WarpPLS, SmartPLS, ADANCO, entre otros. Este tipo de software puede usarse cuando la información proviene de valoraciones en una escala Likert, no se cumplen las reglas de normalidad o se tienen muestras pequeñas.

2.3.2 Índices de eficiencia de un modelo de ecuaciones estructurales

Como todo modelo de regresión, los modelos usados en ecuaciones estructurales buscan minimizar el error. Sin embargo, dado que en esta investigación se ha hecho uso de software basado en mínimos cuadrados parciales, solamente se definen ese tipo de índices de eficiencia, entre los cuales se encuentran los siguientes (J. F. Hair, Ringle, & Sarstedt, 2013; Ketchen Jr, 2013):

- Promedio de los coeficientes en los segmentos (Average path coefficient, APC)
- Promedio de la R cuadrada (Average R-squared, ARS)

- Promedio de la red cuadrada ajustada (Average adjusted R-squared, AARS)
- Promedio total de los índices de inflación de la varianza (Average block VIF, AVIF)
- Promedio total de colinealidad de los índices de inflación de la varianza (Average full collinearity VIF, AFVIF)
- Índice de bondad de ajuste de Tenenhaus (Tenenhaus GoF, GoF)
- Relación de la paradoja de Simpson (Simpson's paradox ratio, SPR)
- Relación de contribución de la R cuadrada (R-squared contribution ratio (RSCR).
- Índice de supresión estadística (Statistical suppression ratio, SSR)
- Índice de relación y variada no lineal y de causalidad (Nonlinear bivariate causality direction ratio, NLBCDR).

2.3.3 Los efectos medidos en modelos de ecuaciones estructurales

En la Figura 2 se han empleado una serie de flechas para indicar la relación que existe entre las variables latentes que componen el modelo, las cuales casi siempre se refieren a hipótesis para medir el impacto entre las variables, por lo que es necesario medir ese tipo de efectos, los cuales pueden ser clasificados de la siguiente manera (J. F. Hair et al., 2013; Ketchen Jr, 2013):

- Efectos directos, son los que existen entre una variable latente y otra, tales como los que se indican entre la variable latente uno y la variable latente dos y que es representada por H_1 de la Figura 2. De manera similar, la variable latente uno tiene un efecto directo sobre la variable latente tres y es denotado mediante H_2 , y finalmente la variable latente dos tiene un efecto directo sobre la variable latente tres y es denotado por H_3 .
- Efectos indirectos, los cuales serán a través de una tercera variable en cuestión, y por lo tanto se hace uso de al menos dos segmentos. Por ejemplo, en la Figura 2, la variable latente uno tiene un efecto indirecto sobre la variable latente tres, que es dado a través de la variable latente dos.
- Efectos totales, los cuales se refieren a la suma aritmética de los efectos directos y de los efectos indirectos.

2.4 Técnicas multicriterio en toma de decisiones

La toma de decisiones es un proceso complejo que no puede estar basado en un solo atributo, ya que generalmente existen varias alternativas en evaluación, que tienen diferentes características que las hacen únicas. Así, por ejemplo, desde un punto de vista económico, un agricultor puede elegir seleccionar el tractor más barato; sin embargo, existen otros atributos que debería evaluar, tales como la potencia del motor, la seguridad al maniobrarlo, etc.

Afortunadamente, se han generado muchas técnicas que pueden integrar dos aspectos muy importantes dentro del proceso de toma de decisiones (S.-M. Chen, Cheng, & Lan, 2016; Hahn, Sens, Decouttere, & Vandaele, 2016):

- Evaluar simultáneamente varios atributos de un conjunto de alternativas, los cuales pueden ser cuantitativos o cualitativos.
- Permitir que la evaluación sea realizada mediante un grupo de decisión y no solamente por una persona, lo que implica que ésta sea más acertada.

Para los fines de esta investigación, existen dos técnicas que son de especial interés, el proceso jerárquico analítico (AHP) y la técnica de referencias ordenadas por similitud a una solución ideal (TOPSIS), que se describen brevemente a continuación.

2.4.1 Proceso jerárquico analítico

La técnica AHP fue desarrollada por Thomas Saaty en 1980, y pertenece a la familia de técnicas multicriterio y multiatributos, que se caracteriza por descomponer un problema en diferentes estructuras de tipo jerárquico, donde existen niveles de importancia (Bologa, Breaz, Racz, & Crenganiş, 2016; Elia, Gnoni, & Lanzilotto, 2016). El objetivo principal se coloca en el primer nivel, los atributos, subatributos y alternativas de decisión se listan en los niveles descendientes de la jerarquía.

En AHP se analizan los factores en el proceso de decisiones sin requerir que éstos se encuentren en una escala común. En la parte superior de la estructura se coloca el objetivo principal que se busca resolver, y en los niveles inferiores se van agregando las categorías y subcategorías de las mismas (Gass & Rapcsák, 2004), lo que representa una de las más grandes ventajas de la técnica, ya que permite resolver problemas complejos. Otra ventaja ampliamente citada es que se basa en el análisis cuantitativo de una serie de valoraciones expresadas mediante una escala (Gupta, Dangayach, Singh, & Rao, 2015; Jovanović, Filipović, & Bakić, 2015), como se indica en la Tabla 3, las cuales son fácilmente

entendidas por los evaluadores que no tienen una nivel elevado de entendimiento de la técnica. Observe que los valores menores indican igualdad de referencias y el nueve es una dominancia absoluta.

La comparación apareada del elemento i con el elemento j es colocada en la posición de a_{ij} de la matriz A de comparaciones pareadas, como se muestra en (1). Los valores recíprocos de estas comparaciones son colocados en la posición a_{ji} de A , con la finalidad de preservar la consistencia del juicio.

Tabla 3. Escala de Saaty para AHP

Valor	Definición	Explicación
1	Igual importancia	Dos elementos contribuyen idénticamente al objetivo.
3	Dominancia débil	La experiencia manifiesta que existe una débil dominancia de un elemento sobre otro.
5	Fuerte dominancia	La experiencia manifiesta una fuerte dominancia de un elemento sobre otro.
7	Demostrada dominancia	La dominancia de un elemento sobre otro es completamente demostrada.
9	Absoluta dominancia	Las evidencias demuestran que un elemento es absolutamente dominado por otro.
2, 4, 6, 8	Valores intermedios	Son valores intermedios de decisión.
1/9, 1/8.....1/2	Valores Recíprocos	Ocupan las posiciones transpuestas de una asignación

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \frac{1}{a_{12}} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{1}{a_n} & \frac{1}{a_2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Para encontrar los pesos con niveles de importancia que tiene cada uno de los atributos se resuelve la siguiente ecuación (2):

$$A * w = \lambda * w \quad (2)$$

Donde:

A = Matriz recíproca de comparaciones apareadas (juicios de importancia/preferencia de un criterio sobre otro)

w = Vector propio (eigenvector) del máximo valor propio (eigenvalor), λ .

λ = Máximo valor propio

Otra de las ventajas que tiene la técnica AHP es que permite identificar las inconsistencias en que puede incurrir alguno de los integrantes del grupo de decisión, ya que, como se mencionó anteriormente, estas valoraciones son subjetivas (H. Jung, 2011). Para identificar esas inconsistencias se integra en el análisis un Índice de Consistencia (**IC**) y una Relación de Consistencia (**RC**); la **RC** es usada para medir la calidad de los juicios emitidos por un decisor. Se considera que una **RC** menor a 0.10 es aceptable; en caso de que sea mayor se deberá pedir al decisor que haga sus valoraciones o juicios nuevamente (Thanki, Govindan, & Thakkar, 2016; Yang, Chuang, & Huang, 2009). A continuación se encuentran las formulas tanto para IC como para RC.

$$IC = \frac{\lambda_{MAX} - n}{n - 1} \quad (3)$$

$$RC = \frac{IC}{IA} \quad (4)$$

El índice **RC** está en función de **IC** y del Índice Aleatorio (**IA**). Así, **RC** representa una medida del error cometido por el decisor, donde éste debe ser menor al 10% del IA. La Tabla 4 muestra los **IA** para valores de 3 a 10 (H. Jung, 2011).

Tabla 4. IA para AHP

n	3	4	5	6	7	8	9	10
IA	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

Si en la solución del problema participó más de un decisor, se deben sumar y promediar los juicios de los decisores; se sugiere que la media geométrica se use

como promedio cuando se suman las evaluaciones en una matriz de decisión final; véase la ecuación (5) (Mikhailov, 2004).

$$a_{ijT} = (a_{ij1} * a_{ij2} * a_{ij3} * \dots * a_{ijn})^{1/n} \quad (5)$$

2.4.2 TOPSIS

La técnica TOPSIS tiene un enfoque totalmente intuitivo, y se basa en que cada una de las alternativas puede ser representada en un espacio euclidiano, lo cual sucede también con los atributos que son evaluados. En la técnica se busca seleccionar una alternativa que se encuentre lo más cercana posible a una alternativa ideal positiva, pero lo más alejada posible de una alternativa llamada ideal negativa (M.-F. Chen & Tzeng, 2004). La primera se integra con los mejores valores nominales que tienen los atributos, mientras que la segunda se forma con los peores valores nominales que se encuentran en los atributos.

Si se considera que existe un conjunto de k alternativas, las cuales se representan por A^k , se consideran como un vector en el espacio euclidiano, entonces pueden ser representadas de acuerdo a la ecuación (6) (Mao, Song, & Deng, 2016; Nădăban, Dzitac, & Dzitac, 2016). Así mismo, como a cada alternativa le corresponde un punto en el espacio n -dimensional (ya que existen n atributos), similarmente, el atributo x -ésimo puede ser analizado como un vector en el espacio k -dimensional dado por la ecuación (7).

$$A^k = (x_1^k \dots x_n^k) \text{ para } k=1,2,\dots,k \quad (6)$$

$$X_n = (x_n^1 \dots x_n^k) \text{ para } n=1,2,\dots,n \quad (7)$$

La técnica TOPSIS parte del supuesto de que existe una alternativa que debe ser mejor o peor a todas las demás, por lo que a la alternativa con los mejores valores nominales en los atributos se le llama alternativa ideal positiva y puede ser representada de acuerdo a la ecuación (8), mientras que la alternativa que integre los peores valores nominales en los atributos será llamada alternativa ideal negativa y puede ser representada por la ecuación (9). Cabe mencionar que estas alternativas ideal positiva e ideal negativa en realidad no existen y que son generadas solamente a partir de los datos que se tienen en una matriz de decisión final.

$$A^+ = (x_1^+, x_2^+, \dots, x_n^+) \quad (8)$$

$$A^- = (x_1^-, x_2^-, \dots, x_n^-) \quad (9)$$

Se puede decir que la metodología TOPSIS se resume de la siguiente manera (Pei, 2015; Prakash & Barua, 2015; Ramesh, Viswanathan, & Ambika, 2016):

1. Normalizar cada vector X_n de los atributos que son sujetos a evaluación y convertirlos a TX_n . Es importante señalar que esta operación se realiza debido a que muchos de los atributos pueden encontrarse en una escala diferente de medición. Así lo que se busca en esta primera etapa de la metodología es lograr tener un conjunto de datos adimensionales, es decir, que no se encuentren expresados en una escala concreta, ya que si la tuvieran, entonces no podrían realizarse operaciones aditivas. La normalización en esta técnica se basa en la norma euclidiana del vector atributo y puede ser obtenida tal como se indica en (10).

$$TX_n = \frac{X_n}{\|X_n\|} = \left(\frac{x_n^1}{\|X_n\|}, \dots, \frac{x_n^k}{\|X_n\|} \right) \quad (10)$$

Donde $\|X_n\|$, representa la norma euclidiana del vector del atributo (magnitud del vector) y puede ser obtenida de acuerdo a la ecuación (11).

$$\|X_n\| = \sqrt{\sum_1^x x_i^2} \quad (11)$$

Sin embargo, una forma rápida de realizar la normalización o adimensionalización de las alternativas en evaluación, la alternativa ideal positiva y la alternativa ideal negativa, es como se ilustra en las ecuaciones (12), (13) y (14).

$$TA^k = (t_1^k, \dots, t_n^k) = \left(\frac{x_1^k}{\|X_1\|}, \dots, \frac{x_n^k}{\|X_n\|} \right) \quad (12)$$

$$TA^+ = (t_1^+, \dots, t_n^+) = \left(\frac{x_1^+}{\|X_1\|}, \dots, \frac{x_n^+}{\|X_n\|} \right) \quad (13)$$

$$TA = (t_1^-, \dots, t_n^-) = \left(\frac{x_1^-}{|X_1|}, \dots, \frac{x_n^-}{|X_n|} \right) \quad (14)$$

2. Con los cálculos anteriores se logra obtener una matriz de decisión completamente sin escalas. Sin embargo, recuérdese que cada atributo puede tener diferente peso con nivel de importancia por lo que se procede a multiplicar cada uno de los atributos adimensionales por dicho peso. Con el cálculo anterior se tiene una matriz que es adimensional pero que a su vez está ponderada. Entonces se pueden calcular las distancias que tiene cada una de las alternativas que están siendo evaluadas, la alternativa ideal positiva y la alternativa ideal negativa, tal como se ilustra en las ecuaciones (15) y (16).

$$d(A^k, A^+) = |w^*(TA - TA^+)| = \sqrt{\sum_{j=1}^N w_j^*(t_j^k - t_j^+)^2} \quad (15)$$

$$d(A^k, A^-) = |w^*(TA - TA^-)| = \sqrt{\sum_{j=1}^N w_j^*(t_j^k - t_j^-)^2} \quad (16)$$

Donde w representa la ponderación o peso que los expertos han proporcionado al atributo en evaluación.

3. Una vez que se han calculado las distancias a la alternativa ideal positiva y a la alternativa ideal negativa, entonces se debe proceder a realizar un ordenamiento de las diferentes alternativas evaluadas, para lo cual se usa la ecuación (17).

$$RC(A^+, A^-) = \frac{d(A^k, A^+)}{d(A^k, A^+) + d(A^k, A^-)} \quad (17)$$

La alternativa que debe ser seleccionada debe ser aquella que tenga el menor índice obtenido de acuerdo a la ecuación (17).

3. Metodología

Para el logro de los objetivos planteados en la Sección 1 de este informe se ha seguido una metodología científica, que se describe a continuación en diferentes etapas.

3.1 Etapa 1. Construcción del Cuestionario

La primera etapa de la metodología seguida en este proyecto se relaciona con la obtención de información de las diferentes poblaciones o sujetos de estudio, y por tal motivo se han construido cuestionarios para ser aplicados a las mismas.

De manera general, todos los cuestionarios usados contenían una sección de datos demográficos, los cuales se referían al nombre de la empresa en la cual laboraba el encuestado, aunque muchas veces esta pregunta era opcional si se decidía por mantener el anonimato. También se preguntaba el e-mail de la persona que respondía la encuesta, el puesto de trabajo en el cual se desempeñaba, género, sector industrial y número de empleados.

Para la identificación de los ítems o preguntas que debían de agregarse al cuestionario, siempre se realizó primeramente una revisión de la literatura para justificar la pertinencia de cada uno de los mismos.

3.1.1 La escala de medición

Independientemente del cuestionario y el sujeto de estudio, la escala usada para realizar las valoraciones e indicar la presencia o ausencia de un elemento, así como la presencia o ausencia de los beneficios, fue la de Likert, tal como se ilustra en la Tabla 5 (Al-Tahat & Bataineh, 2012; Tastle & Wierman, 2007), la cual ha sido usada en encuestas asociadas a cadenas de suministro y de justo a tiempo por otros autores (Alfalla-Luque, Marin-Garcia, & Medina-Lopez, 2015; Gligor, Esmark, & Holcomb, 2015; Jakhar, 2015; Moon, Yi, & Ngai, 2012; Swafford, Ghosh, & Murthy, 2006).

Esa misma escala ha sido usada para conocer los procesos de innovación y desarrollo de nuevos productos (NPD) aplicados a la empresa maquiladora; sin embargo, para conocer los atributos evaluados en un tractor, la escala fue con valores del uno al nueve, y en ese caso el valor cinco representa un valor medio en la valoración.

Tabla 5. Escala de valoración usada

Valor	1	2	3	4	5
Significado	El elemento no está presente.	El elemento es poco presente.	El elemento es regularmente presente	El elemento casi siempre está presente	El elemento siempre está presente
	El beneficio no se ha obtenido	El beneficio es poco obtenido	El beneficio es regularmente obtenido	El beneficio casi siempre es obtenido	El beneficio siempre es obtenido

3.2 Etapa 2. Aplicación de la encuesta

Para la aplicación de la encuesta se hizo uso de una base de datos de empresas maquiladoras establecidas en el norte de México y de empresas vitivinícolas establecidas en La Rioja. Se procedió a contactar a cada uno de los gerentes de materiales, gerentes de cadena de suministro, planeadores de materiales y abastos, y en general a aquellos gerentes que tenían relación con la cadena de suministro y el flujo de materiales a lo largo del sistema de producción.

Con esa información se procedió a dar de alta la encuesta en un sitio WEB especializado en la aplicación de cuestionarios y encuestas. Mediante correo electrónico se le ha enviado a cada uno de los posibles encuestados una carta invitándolos a participar en la investigación e indicadores la liga en la cual podían dar respuesta a las interrogantes que se les planteaba. En caso de que el candidato no respondiera a la primera invitación realizada y a los dos recordatorios, entonces se procedía a suspender el envío durante un periodo de dos meses y se verificaba el correo electrónico del supuesto candidato.

3.3 Etapa 3. Captura de la información y depuración de la base de datos

Los datos obtenidos a través de la plataforma usada para capturar la información, fueron extraídos en un formato adecuado para su análisis. Específicamente, se diseñó una base de datos en el software estadístico SPSS v.21 ®, donde cada una de las columnas representaba una variable analizada, pero cada uno de los renglones indicaba un caso o encuesta respondida. Es importante señalar que este

tipo de análisis y bases de datos han sido utilizados por otros investigadores en el área de cadena de suministro, tales como (Akintoye, McIntosh, & Fitzgerald, 2000; Ambulkar, Blackhurst, & Grawe, 2015; Chin, Hamid, Raslic, & Heng, 2014; Jackson & Singh, 2015; Ketikidis, Koh, Dimitriadis, Gunasekaran, & Kehajova, 2008; R. Kumar, Singh, & Shankar, 2015).

3.3.1 Depuración de la base de datos

Antes de iniciar cualquier tipo de análisis, fue conveniente ejecutar una serie de rutinas y procedimientos para tener una base de datos depurada, en la que se hace especial énfasis en la eliminación de valores perdidos y la identificación de valores extremos que pudieran sesgar los análisis realizados. En el caso de los valores perdidos, dado que la escala en la que fueron obtenidas las valoraciones mediante el cuestionario era de tipo Likert, algunos autores recomiendan que sean sustituidos por la mediana de los datos, e igualmente se recomienda que por cada una de las variables analizadas, así como por los cuestionarios o casos analizados, no debe haber más del 10% de valores perdidos (J. Hair, Anderson, & Tatham, 1987; J. Hair, Black, Babin, & Anderson, 2009).

En el caso de los valores extremos que pudieran estar presentes en la base de datos, se recurrió al método de la estandarización de las variables o ítems, el cual consiste en obtener la desviación estándar de cada una de dichas variables y dirigir cada uno de los valores que se encuentran por cada caso en dicha variable entre la desviación estándar estimada. Si los datos tuvieran una aproximación a una distribución normal, entonces valores estandarizados que se encuentren en el rango de -3 a 3 pueden ser considerados valores adecuados para el análisis, pero valores con valor absoluto mayor o igual a 3 pueden ser considerados como valores extremos, y es conveniente realizar un análisis más profundo. Sin embargo, algunos otros autores recomiendan que valores estandarizados menores o iguales a 4 pueden ser integrados en análisis subsecuentes (Ala-Harja & Helo, 2014; Giaquinta, 2009; J. Hair et al., 2009; R. Rosenthal & R. Rosnow, 1991; Wold, Trygg, Berglund, & Antti, 2001).

Los análisis anteriormente descritos se refieren a pruebas de tipo univariable solamente, pero identificar los valores atípicos desde un punto de vista multivariable es también muy importante, y en este caso se ha hecho uso de la distancia cuadrada de Mahalanobis, la cual tiene la capacidad de integrar la correlación existente entre las variables y generar un índice más adecuado

(Giménez, Crespi, Garrido, & Gil, 2012; Patil, Das, & Pecht, 2015; Todeschini, Ballabio, Consonni, Sahigara, & Filzmoser, 2013).

3.3.2 Varianza cero en encuestas

Otro procedimiento realizado antes de usar las bases de datos para cualquier análisis es aquél que consiste en identificar casos o cuestionarios en los cuales el encuestado es poco comprometido, como por ejemplo quien ha tomado la decisión de responder a todas las preguntas con la misma respuesta o con muy poca variación entre ellas. Para identificar a esos encuestados, en esta investigación se obtuvo la desviación estándar de cada uno de los casos o cuestionarios respondidos (Lourenço & Pires, 2014; Manenti & Buzzi-Ferraris, 2009; C. Wang, Li, & Guo, 2015). En el caso de que el encuestado hubiera respondido siempre con el mismo valor, entonces la desviación estándar sería cero, lo cual indicaría el poco interés por parte del encuestado y esa encuesta debería ser eliminada.

3.3.3 Pruebas de multicolinealidad

La multicolinealidad es un problema que se presenta cuando se analizan varias variables independientes en un análisis de regresión múltiple. Este problema puede ser debido a que muchos de los ítems o preguntas que se establecieron en el cuestionario en realidad estaban midiendo lo mismo, y por tanto las respuestas siempre van a ser muy parecidas o semejantes. Así, tal vez alguna de las variables que está siendo analizada puede ser eliminada dado que es explicada por otra, y si se analizan los coeficientes de correlación que estas variables guardan se observará que son valores muy altos (Mason & Brown, 1975; S.-G. Wang, Tse, & Chow, 1990).

En este reporte se ha hecho uso de los índices de inflación de la varianza para determinar el nivel de multicolinealidad entre las variables. Se ha establecido que los valores por encima del 3.3 son indicativos de altos índices de colinealidad entre las variables analizadas, y eso puede ser debido a que dentro del análisis de los valores propios existen algunos de ellos con valores muy bajos (Cortina, 1993; Jadhav, Kashid, & Kulkarni, 2014; Sarkar, 1996; Ueki & Kawasaki, 2013).

Otro índice analizado para determinar si existe o linealidad entre las variables analizadas es mediante el índice de condición, el cual consiste en dividir el máximo valor propio de las variables independientes entre cada uno de los

valores propios obtenidos por cada variable. Valores en el número de condición por encima de 1000 indican un alto problema de o linealidad entre las variables analizadas (Troskie & Conradie, 1986; Zimmermann, 2015) .

3.4 Atapa 4. Análisis descriptivo de la muestra y de la información

El análisis descriptivo está dividido en dos partes. La primera se refiere a la descripción de la muestra en la cual se detallan aspectos como los años de experiencia que tienen los encuestados, los puestos que ocupan actualmente, el sector industrial de la industria, el rango en el cual se encuentra el número de empleados, etc. También se hicieron algunas tablas de contingencia para indicar de una mejor manera la relación que tienen dos variables o más que se encuentran en la sección de datos demográficos.

En relación al análisis descriptivo de la información, ésta se refiere a que para cada uno de los ítems en los cuestionarios se ha obtenido la mediana, como una medida de tendencia central, ya que los datos han sido obtenidos en una escala ordinal como valores que van del uno al cinco y representa solamente valoraciones (Iacobucci, Posavac, Kardes, Schneider, & Popovich). No se puede usar la media aritmética debido a que los valores no se encuentran en una escala de intervalos razón (Baxter, Courage, & Caine, 2015). Recuérdese, como ya se mencionó anteriormente, que los valores perdidos fueron reemplazados por la mediana debido a esta misma razón.

Es importante señalar que este tipo de medidas de tendencia central han sido empleadas por otros investigadores en la misma área de cadenas de suministro y específicamente de justo a tiempo, entre los que se pueden mencionar a (Avelar-Sosa, García-Alcaraz, Vergara-Villegas, Maldonado-Macías, & Alor-Hernández, 2015; J. García-Alcaraz et al., 2015; Villanueva-Ponce et al., 2015), todos ellos con aplicaciones en el sector maquilador.

Otra medida comúnmente reportada es la que se refiere a la dispersión. En este caso se ha usado el rango intercuartílico, el cual se refiere a la diferencia que existe entre el percentil 75 y el percentil 25, y que, en un diagrama de caja y bigotes, está representado por la caja propiamente dicha. Al igual que la mediana era usada como medida de tendencia central, el rango intercuartílico es usado debido a la escala con que fueron obtenidos los datos en la encuesta, la cual es líder en una escala con valores del uno al cinco. Es importante mencionar que estos mismos índices de dispersión han sido usados por otros investigadores en la misma área de estudio de cadenas de suministro, entre los cuales se pueden

citar a (Alcaraz et al., 2014; Avelar-Sosa et al., 2015; J. García-Alcaraz et al., 2015; Villanueva-Ponce et al., 2015; Withers, Ebrahimpour, & Hikmet, 1997).

3.5 Etapa 5. Validación del cuestionario

Una vez que la información está depurada en la base de datos, entonces el procede a la validación del instrumento y de todas las variables latentes que ahí se tienen. En este caso fueron varios los índices de fiabilidad para determinar si la información obtenida era adecuada. Dichos índices se describen a continuación de manera breve, así como el tipo de validez o fiabilidad que se estaba midiendo con el mismo.

3.5.1 Alfa de Cronbach, consistencia interna

Uno de los índices más ampliamente reportados para medir la consistencia interna de una variable latente, que a su vez está integrada por otras que sí pueden ser medibles, es el índice alfa de Cronbach (Cronbach, 1951), el cual puede ser estimado en base a la varianza o bien en base a los índices de correlación existente entre los ítems que integran la variable latente que se está midiendo (Adamson & Prion, 2013).

Es importante señalar que, en realidad, cuando se hace uso del método de la varianza, este índice es muy similar al coeficiente de determinación en una regresión lineal simple, r^2 , y es un índice definido entre los valores cero y uno. A continuación se hace una descripción de la posible interpretación que puedan tener los valores de este índice (Rindskopf, 2015):

Coeficiente alfa >0.9 es excelente

Coeficiente alfa >0.8 es bueno

Coeficiente alfa >0.7 es aceptable

Coeficiente alfa >0.6 es cuestionable

Coeficiente alfa >0.5 es pobre

Coeficiente alfa <0.5 es inaceptable

Así, de acuerdo a lo anterior, valores cercanos a 1 indican que esta variable latente tiene una buena fiabilidad, mientras que valores bajos indicarán que esta variable tiene poca fiabilidad y que por tanto los ítems que la integran no están midiendo de manera adecuada la variable latente a investigar. Cuando esto sucede y se tienen valores bajos en el índice Alfa de Cronbach, se pueden realizar

una serie de análisis para determinar si este valor puede incrementarse, y uno de los más comunes es analizar el índice que podría ser obtenido si se elimina un elemento (Kopalle & Lehmann, 1997; Nunnally & Bernstein, 1994).

Así, para cada una de las variables latentes se ha analizado la posibilidad de eliminar aquellos ítems que eran poco explicativos dentro de la misma, logrando incrementar de esta manera la confiabilidad interna de la variable (Fornell & Larcker, 1981).

3.5.2 Varianza promedio extraída (AVE), validez discriminante

La validez discriminante prueba si los constructores que se cree que no están relacionados de hecho no lo están y, por el contrario, la validez convergente prueba si las construcciones que deben estar relacionadas realmente lo están. Dos conceptos muy similares y ampliamente usados para definir si una variable es confiable o no. Para el caso de la AVE, se recomienda que los valores sean siempre superiores a 0.5 (Fornell and Larcker 1981b; Kock 2013).

Sin embargo, existe también otra regla para poder decir que una variable latente es adecuada: en una matriz de correlaciones de las variables latentes analizadas, la raíz cuadrada de las AVE debe ser mayor a cualquiera de los índices de correlación que se encuentren en dicha matriz, tanto por filas como por columnas. Cuando esta regla no se cumple, es indicativo de que alguno de los ítems o variables medidas en esa variable latente tienen cargas factoriales elevadas en otras variables latentes, lo cual indica que no es la única variable con la cual se asocian sus ítems. Y cuando eso pasa, debe hacerse una revisión de las cargas factoriales en cada una de las variables latentes analizadas para determinar en cuál de éstas deben asignarse de manera correcta los ítems.

3.5.3 Coeficiente de determinación, validez predictiva

Cuando se genera un modelo se busca que éste sea bastante predictivo y ayude a pronosticar el comportamiento de las variables. En todas las técnicas basadas en análisis de regresión se hace uso ampliamente del coeficiente de determinación como una medida de la varianza explicada que tiene una variable o conjunto de variables independientes sobre una variable dependiente (Lecchi, 2011).

En los estudios y modelos aquí presentados se hace uso de tres índices para medir la validez predictiva, los cuales son los siguientes:

- R-cuadrada, la cual es calculada solamente para las variables dependientes y reporta la cantidad de varianza que es explicada en la variable dependiente por el conjunto de variables independientes (Gonzalez, Girotti, Wakefield, & Dimick, 2013). Lógicamente, altos valores en este índice son deseados, ya que indicarían que el modelo es altamente explicativo para predecir eventos o fenómenos. Por otro lado, bajos valores en este índice indican que el modelo tiene poco poder explicativo. En términos generales, se recomienda que modelos en los cuales se obtengan valores de R-cuadrada menores a 0.02 deben ser cuidadosamente analizados, dado que se intuye escaso poder explicativo (N Kock, 2013).
- R-cuadrada ajustada es un valor muy similar a la R-cuadrada simple, pero que considera su estimación al tamaño de la muestra, y desde ese punto de vista parece ser un índice más integral que permite detectar relaciones que podrían ser espurias o falsas (Frémont, Duchamp, Gracia, & Verdier, 2012). Es importante mencionar que estas dos estimaciones de R-cuadrada y R-cuadrada ajustada son estimaciones paramétricas, estimadas bajo ciertas condiciones y características de la información obtenida (Wooldridge, 1991).
- Q-cuadrada es una estimación no paramétrica de la R cuadrada, y es reportada principalmente porque muchas veces los datos carecen de un apego a una distribución normal, la cual es una condición exigida en análisis de regresión (Aboalkhair, Coolen, & MacPhee, 2013). Se buscará siempre que la Q-cuadrada tenga valores superiores a cero, pero ante todo, que sean valores muy parecidos a los de R-cuadrada. Si los valores de R-cuadrada y Q-cuadrada son similares, existen indicios de que los datos provengan de una distribución normal.

3.6 Etapa 6. Formulación de los modelos de ecuaciones estructurales

Con las variables latentes o grupos de ítems se han generado una serie de hipótesis causales donde se asume que una variable latente puede explicar a otra. Como se mencionó anteriormente, existen diferentes efectos que pueden darse entre las variables latentes que integran un modelo de ecuaciones estructurales, los cuales pueden ser:

- Efectos directos
- Efectos indirectos
- Suma de efectos totales

3.6.1 Efectos directos

Los efectos directos que existen entre las variables latentes se van a indicar mediante una flecha que las une. A la variable de la cual sale la flecha se le conoce

como variable independiente o exógena, y a la variable latente para la cual entra la flecha se la conoce como variable independiente o endógena (Wold et al., 2001). Es importante señalar que para la generación de estas hipótesis en las que se tienen relaciones directas se hace uso de varios aspectos para poder generar el sentido de la relación, y una de ellas es la temporalidad (Chatelin, Vinzi, & Tenenhaus, 2002).

Para cada uno de los efectos directos se estimará un valor de una beta (β), la cual puede ser entendida como la intensidad de cambio que existe de una variable latente respecto de la otra (Wetzels, Odekerken-Schroder, & van Oppen, 2009). Así por ejemplo, si en una relación entre dos variables se encuentra un valor de esa β igual a 0.53, entonces eso indicará que cada vez que la primera variable latente incrementa su desviación estándar en una unidad, la segunda lo hará en 0.53 unidades.

También, en los modelos realizados aparece en cada una de las β un P-valor, el cual sirve para determinar la significancia estadística de dicho parámetro (Wold et al., 2001). En otras palabras, para cada uno de esos parámetros llamados β se realiza una prueba de hipótesis para saber si su intervalo de confianza incluye al cero; en el caso de incluirlo en el intervalo de confianza se concluye que este parámetro no es significativo desde un punto de vista estadístico y puede ser eliminada esa relación del modelo, pero si el cero no está incluido en dicho intervalo, esto significa que el parámetro estimado es significativo y debe permanecer en el modelo. Es importante mencionar que todas las pruebas estadísticas realizadas en los modelos aquí planteados se realizaron con un nivel de confianza del 95%, lo que significa que se tenía un nivel de significancia del 5%. Así pues, para que un parámetro fuera significativo, el P-valor debe ser siempre menor o igual a 0.05.

3.6.2 Efectos indirectos

En los efectos directos mencionados anteriormente se analiza la relación que existe entre dos variables solamente, y de manera directa. Sin embargo es posible que existan efectos indirectos entre dos variables latentes, los cuales pueden ser de dos o más segmentos, lo cual ya integra no solamente a las dos primeras variables sino una tercera, cuarta, y tal vez hasta una quinta variable latente (Willaby, Costa, Burns, MacCann, & Roberts, 2015). Es decir, la variable latente moderadora sirve de conexión entre las variables que se encuentran en los extremos (Kaynak, Sert, Sert, & Akyuz, 2015).

Igualmente, a como se ha mencionado anteriormente para los efectos directos, también para los efectos indirectos se realiza una estimación de su valor y para saber su significancia se realiza también una prueba de hipótesis estadística, la cual es dada a través del P-valor. Para que un efecto indirecto sea

estadísticamente significativo se requiere que el P-valor asociado sea siempre menor que 0.05 (Preacher & Hayes, 2004).

3.6.3 La suma de efectos totales

Como se ha venido explicando en los párrafos anteriores, una variable puede tener un efecto directo sobre otra variable latente a través de una sola vía, pero también puede existir un efecto indirecto que es dado a través de las variables moderadoras (Intakhan, 2014). Así pues, si se unen los efectos directos y los efectos indirectos, se tendría la suma de efectos totales, en los cuales, al igual que en los efectos directos y en los efectos indirectos, se hace la estimación de un P-valor para estimar su significancia estadística.

3.6.4 Efectos moderadores

Tal vez el lector se ha preguntado por qué no se ha hablado de la hipótesis cuatro H_4 , que se ilustró en la Figura 2. Esa hipótesis tiene aspectos muy especiales y es que se trata de un efecto moderador. Obsérvese que esta flecha que representa al efecto sale o inicia en una variable latente, pero termina sobre una flecha que representa a su vez un efecto directo.

Al igual que los efectos anteriormente descritos, es posible tener valores positivos y valores negativos para la β estimada, y para conocer si es estadísticamente significativa se realiza la estimación del P-valor. Y tal como ya se ha mencionado anteriormente, si el P-valor es menor a 0.05 se considera que es estadísticamente significativo.

Esos efectos moderadores han sido ampliamente estudiados en diferentes áreas de la ciencia, dado su efecto catalizador que tienen en la relación que establecen dos variables latentes. Por ejemplo, ha sido estudiado en medicina y especialmente para analizar el efecto que tiene el alcoholismo en la síntesis de ciertas enzimas (Cho, Chin, & Kuo, 2004), en investigación hospitalaria para medir la calidad de atención al paciente (Ro, 2012), en la industria automotriz para analizar el efecto que tienen las certificaciones de calidad en los índices de desempeño que tienen las empresas a nivel económico (Zakuan, Yusof, Saman, Shaharoun, & Laosirihongthong, 2012), en medicina para estudiar el impacto social que tiene la discapacidad como una enfermedad (Rouquette et al., 2015), y recientemente para estudiar la socialización que se tiene y el efecto que se produce en la satisfacción laboral de una persona (Song, Chon, Ding, & Gu, 2015).

Se observa por tanto que este tipo de efectos son muy importantes en la investigación de justo a tiempo, ya que muchas veces ayudan a entender una mejor manera la forma en que dos variables se relacionan, y cómo la presencia de otra tercera variable puede acelerar o desacelerar el resultado buscado.

3.6.5 Tamaño de los efectos

Como se mencionó anteriormente en relación a la validación predictiva del modelo, se estiman varios índices para medir la validez predictiva en las variables latentes que son endógenos o dependientes de alguna u otra. Sin embargo una variable latente tendrá un solo valor de R-cuadrada y el tamaño del efecto consiste en descomponer ese valor de R-cuadrada en sus componentes; es decir, se debe estimar que porcentaje de R-cuadrada se debe a cada una de las variables (Chatelin et al., 2002; Tenenhaus, Vinzi, Chatelin, & Lauro, 2005).

Los análisis de estos tamaños de efectos han sido ampliamente reportados en estudios en los cuales las variables latentes dependientes son explicadas por varias variables latentes independientes, y algunos ejemplos pueden ser consultados en las siguientes referencias (Ay, Karadağ, & Acat, 2015; Boon Sin, Zailani, Iranmanesh, & Ramayah, 2015; Rouquette et al., 2015)

3.6.6 Índices de eficiencia del modelo

Antes de decidir si un modelo de ecuaciones estructurales es bueno, deben estimarse una serie de índices de eficiencia para saber y conocer la idoneidad del mismo. Al igual que en los modelos generados mediante técnicas de análisis de regresión, en los modelos de ecuaciones estructurales también se busca determinar el ajuste del modelo, y para ello se han propuesto varios índices, que se describen a continuación, ya que fueron usados en esta tesis. Para un mayor detalle sobre los métodos de estimación de los mismos, se recomienda leer las siguientes referencias (N Kock, 2013; N. Kock & Lynn, 2012). Los índices más importantes son los siguientes:

- Average path coefficient (APC)
- Average R -squared (ARS)
- Average adjusted R-squared (AARS)
- Average block variance inflation factor (AVIF)
- Average full collinearity VIF (AFVIF)
- Tenenhaus GoF (GoF)
- Simpson's paradox ratio (SPR)
- R-squared contribution ratio (RSCR)
- Statistical suppression ratio (SSR)
- Nonlinear bivariate causality direction ratio (NLBCDR)

De los índices anteriores, algunos de ellos pueden ser probados estadísticamente mediante la estimación de un P-valor, y todos ellos fueron probados con un nivel de confianza del 95%. Específicamente, un P-valor puede ser estimado para APC, ARS, y AARS. Esos P-valores son estimados a través de

un proceso de remuestreo en el que se involucra el error estándar con la visión de algunas variables aleatorias (R. Rosenthal & R. L. Rosnow, 1991).

Algunas de las consideraciones que fueron tomadas para determinar el ajuste del modelo de acuerdo a los parámetros anteriormente descritos son los siguientes:

- Para que los índices en los que se pueden calcular un valor de P , la decisión de ajuste se realiza con un nivel de confianza del 95%, lo que indica que se tenía un nivel de significancia de solamente el 5%.
- Generalmente el valor de AARS es siempre menor a ARS, dado que el primero integra el tamaño de la muestra en su estimación (Theil, 1958; Wooldridge, 1991).
- En relación a los índices AVIF y AFVIF, se recomienda siempre que los valores sean menores a 3.3; sin embargo, pueden ser aceptados valores cercanos a 5 (J. García-Alcaraz et al., 2015; N. (2011). Kock, 2011; N. Kock & Lynn, 2012).
- En relación a GoF, también conocido como índice de Tenenhaus, o simplemente Tenenhaus GoF, está basado en las relaciones que tienen los ítems dentro de la variable latente a la cual pertenecen (Tenenhaus et al., 2005). Aunque han existido modificaciones a este índice, los resultados que se tienen son muy similares, y uno de los más importantes ha sido el reportado por (Wetzels et al., 2009). Para este índice se tiene que: es pequeño si el valor es menor o igual a 0.01, mediano si el valor obtenido es igual o mayor a 0.25, y finalmente grande o adecuado si es mayor a 0.36. Cabe mencionarse que estos valores son válidos solamente si se cumplen los supuestos (Cohen, 1988) para el caso de las AVE, las cuales deben ser mayor o igual a 0.05.
- El índice SPR que ayuda a determinar si el modelo de ecuaciones estructurales propuesto está libre de lo que es conocido como la paradoja Simpson (Pearl, 2009; Wagner, 1982). Idealmente, se busca que este índice sigue igual a 1, lo cual no siempre es posible y eso indicaría que el modelo propuesto está totalmente exento del problema de la paradoja Simpson. Sin embargo, se acepta que al menos el 70% de todos los valores en las relaciones entre variables latentes esté libre de este problema, por lo que un valor aceptable puede ser mayor o igual a 0.7. Valores inferiores a ese valor mínimo es un indicativo de que el modelo debe ser nuevamente revisado para analizar el sentido de las de las mismas.
- El índice RSCR es una medida que expresa qué tanto el modelo propuesto está libre de presentar valores de R-cuadrada que sean negativos, ya que como su nombre indica, R-cuadrada puede tomar solamente valores positivos, dado que éste es un índice que se encuentra elevado al cuadrado, y conceptualmente todo valor no imaginario elevado al cuadrado es un

valor positivo. Este problema de R-cuadrada negativas es un problema que se presenta conjuntamente con el problema de la paradoja de Simpson (Pearl, 2009; Wagner, 1982). Se recomienda que el índice RSCR sea igual a 1, lo que indicaría que el 100% de las variables latentes dependientes tienen valores de R-cuadrada positiva. Sin embargo, es aceptable un valor de 0.9, lo cual indicaría que al menos el 90% de los valores de las β no tienen una contribución negativa a la estimación de la R-cuadrada.

- El SSR es una medida que indica si el modelo propuesto está libre de una supresión estadística, tales como la paradoja de Simpson (MacKinnon, Krull, & Lockwood, 2000), y en estos casos se estaría hablando de la posibilidad de causalidad en el modelo y no precisamente de una relación, o también que el sentido de las relaciones está equivocado y que debería plantearse la hipótesis en un sentido inverso (Spirtes, Glymour, & Scheines, 1993). Sin embargo, debe señalarse que este índice todavía se encuentra en una etapa o estado experimental, pero ya se propone que valores aceptables deben ser mayores o iguales a 0.7, lo que indicaría que el 70% de las relaciones en las variables latentes presentadas en el modelo se encuentran libres de supresiones estadísticas.
- Finalmente, el índice NLBCDR busca identificar si la dirección establecida entre las variables latentes es correcta, para lo cual realiza una estimación de los errores obtenidos cuando una variable es independiente y cuando es dependiente. Este índice, en estos momentos, se encuentra en una etapa experimental, pero se hace la siguiente recomendación: los valores aceptables para NLBCDR deben ser mayores iguales a 0.7, lo que indica que la direccionalidad entre las variables latentes es débil.

4. Resultados

Dado que el objetivo de este informe es presentar las evidencias requeridas para obtener el grado de doctor en la Universidad de La Rioja (España), el cual es defendido por un compendio de publicaciones científicas realizadas, entonces se reportan un total de cinco artículos, cuatro de ellos publicados y uno de ellos aceptado y que se encuentra en prensa, todos ellos en revistas indexadas en el Journal Citation Reports (JCR). El informe está dividido en tres secciones diferentes, agrupando los artículos según su enfoque o contenido.

La primera sección comprende dos artículos asociados a la industria del vino de La Rioja (España), específicamente a su cadena de suministro y sus títulos son los siguientes:

- The impact of demand and suppliers on wine's supply chain performance
- The impact of human resources on agility, flexibility and performance of wine supply chains

La segunda sección contiene dos artículos asociados a la industria maquiladora establecida en Ciudad Juárez (México) y los títulos de los mismos son los siguientes:

- New product development and innovation in the maquiladora industry: A causal model
- Main benefits obtained from a successful JIT implementation

La tercera sección está integrada solamente por un artículo aplicado a la selección de tecnología agrícola y su título es:

- Agricultural tractor selection: A hybrid and multi-attribute approach

Cada una de las secciones y los artículos citados se describe brevemente a continuación.

4.1 Modelos aplicados a la cadena de suministro del vino (La Rioja, España)

Como se ha mencionado anteriormente, esta sección se compone de dos artículos asociados a la cadena de suministro del vino, donde se analizan varias variables latentes y las relaciones que tienen entre ellas para validar un conjunto de hipótesis. Dichos artículos se discuten a continuación.

4.1.1 The impact of demand and supplier on wine's supply chain performance

Este artículo ha sido publicado en la revista *Journal of Food Process Engineering* con ISSN 1745-4530, el cual que puede consultarse en <http://doi.org/10.1111/jfpe.12257>. La revista tiene un factor de impacto de 0.745 de acuerdo al informe del ISI Journal Citation Report 2015.

Una breve reseña de ese artículo es la siguiente:

Durante una estancia de investigación realizada por el autor de esta tesis en el periodo de junio 15 a noviembre 15 en la Universidad de La Rioja (España), concedida por un programa de intercambio del Campus Iberus, se aplicó una encuesta a 64 empresas vitivinícolas establecidas en la Comunidad Autónoma de La Rioja que estaba enfocado a la cadena de suministro (CS) del vino de la DOCa-Rioja. El cuestionario contenía un total de 66 preguntas o ítems enfocados a aspectos de la CS.

Se logró obtener un total de 64 encuestas validas que podían ser analizadas. Se generó una base de datos en el software SPSS 23, se realizó una depuración para la identificación de valores extremos y valores perdidos. Las preguntas o ítems se agruparon en diferentes categorías a las que se llamó variables latentes y en este artículo se analizan específicamente cuatro, las cuales son: Demanda, Proveedores, Calidad y tiempo de entrega, y Desempeño económico, las cuales debían ser respondidas en una escala de valores que compren del uno al cinco. El uno indica que esa actividad no se realiza o que los beneficios no son obtenidos, mientras que el cinco indica que las actividades o beneficios siempre se obtienen.

Se ha llevado un análisis descriptivo de la muestra y de los ítems que se han estudiado, donde se reporta la mediana como medida de tendencia central y como medida de dispersión se reporta el rango intercuartílico. Antes de integrar las variables en el modelo, se ha realizado una validación de la información para saber si ésta era confiable, por lo que se ha hecho uso del índice alfa de Cronbach para medir la fiabilidad interna de cada variable latente. Además, se ha usado el índice de varianza extraída para determinar la validez convergente, mientras que el índice de R-cuadrada se ha usado para determinar la validez predictiva paramétrica y el índice de Q-cuadrada para la validez predictiva no paramétrica. Se ha hecho uso del índice de inflación de la varianza para determinar la colinealidad de los ítems al interior de cada una de las variables latentes.

Una vez probada la validez de las variables latentes validadas, éstas se han integrado en un modelo de ecuaciones estructurales que contenía seis hipótesis que las relacionaban. El modelo fue evaluado haciendo uso del software WarpPLS 5, y se ha llegado a las siguientes conclusiones en relación a la cadena de suministro del vino en La Rioja:

H1. La *Demanda* del vino tiene un efecto directo y positivo sobre las relaciones con los *Proveedores*.

H2. La *Demanda* del vino tiene un efecto directo y positivo sobre la *Calidad y tiempo de entrega*.

H3. La *Demanda* del vino no tiene un efecto en los *Beneficios económicos* que obtienen las empresas vitivinícolas.

H4. Los *Proveedores* en la industria del vino tienen un efecto directo y positivo en la *Calidad y tiempo de entrega*.

H5. Los *Proveedores* en la industria del vino no tienen un efecto directo y positivo en los *Beneficios económicos* obtenidos.

H6. La *Calidad y tiempo de entrega* tienen un efecto directo y positivo en los *Beneficios económicos* que obtienen las empresas vitivinícolas.

En base a los resultados encontrados en el modelo aquí generado, se pueden tener las siguientes implicaciones industriales:

- Los administradores de bodegas de vino deben hacer un esfuerzo por tener una predicción rápida de las variantes en la demanda para poder realizar ajustes rápidos en las ordenes de materias primas enviados a sus proveedores, lo que permitirá también ajustar el proceso de producción, lo que favorecerá sus índices de agilidad y tener mayor capacidad de respuesta a la calidad y tiempo de entrega requerido.
- Solamente las empresas que demuestren tener calidad en su producto y realizar entregas a tiempo serán capaces de sobrevivir económicamente.

4.1.2 The impact of human resources on agility, flexibility, and performance of wine supply chains

Este artículo ha sido aceptado para su publicación en la revista *Agricultural Economics (AGRICECON)*, que tiene ISSN 0139-570X en su versión impresa y ISSN 1805-9295 en su versión en línea, con un factor de impacto de 0.482 de acuerdo al ISI Journal Citation Reports © Ranking 2015.

Una breve reseña de ese artículo es la siguiente:

Este artículo es el resultado de la base de datos que ha sido obtenida durante la estancia de investigación que se ha realizado en la Universidad de La Rioja (España) en el periodo de junio 15 a noviembre 15 del año 2014. Recuérdese que la base de datos contenía información relacionada con la cadena de suministro que tenían 64 empresas vitivinícolas ubicadas en la Comunidad Autónoma de La Rioja.

En esta ocasión se ha generado un modelo de ecuaciones estructurales que integra un total de cuatro variables latentes, que a su vez estaban compuestas por otras variables observadas o ítems. Las variables latentes que se han analizado en este modelo son las siguientes: Habilidades de los recursos humanos, Flexibilidad de la cadena de suministro, Agilidad de la cadena de suministro y Desempeño económico.

En este modelo, al igual que en el anteriormente descrito, se ha realizado un análisis descriptivo de la muestra, donde se analiza el puesto de la persona que responde la encuesta aplicada, el género de la misma y los años en el puesto que desempeña. Pero también se ha realizado un análisis descriptivo de todos y cada uno de los ítems que componen las variables latentes anteriormente descritas, donde se ha obtenido la mediana como medida de tendencia central y el rango intercuartílico como medida de dispersión. Altos valores en la mediana indican que la actividad siempre es realizada o que el beneficio siempre es obtenido, mientras que valores bajos indican que la actividad no es realizada dentro de la cadena de suministro y que los beneficios no son obtenidos como consecuencia de las mismas. En relación al rango intercuartílico, valores bajos indican un adecuado consenso entre los encuestados en relación al ítem, pero valores altos señalan un desacuerdo en relación al verdadero valor medio que tiene dicho ítem.

Cada una de las variables latentes que eran objeto de estudio en este artículo fueron validadas haciendo uso del índice alfa de Cronbach con la finalidad de medir la fiabilidad interna de cada una de las mismas. Sin embargo, para conocer la validez predictiva paramétrica de cada una de las variables latentes analizadas, se ha hecho uso del índice R-cuadrada, mientras que para la validez predictiva no paramétrica se ha hecho uso del índice Q-cuadrada. También con la finalidad de tener una medida de la validez convergente de las variables latentes se ha hecho uso del promedio de varianzas extraídas.

Además, para medir problemas de multicolinealidad al interior de cada una de las variables latentes, se ha hecho uso de los índices de inflación de la varianza.

Finalmente, con la finalidad de conocer la bondad de ajuste del modelo en general, se hecho uso del índice de Tenenhaus.

Al igual que en el modelo anterior, las variables latentes se han relacionado para generar un conjunto de seis hipótesis que deberían ser validadas. Dicho modelo fue ejecutado en el software WarpPLS 5 y se ha llegado a las siguientes conclusiones en relación a las hipótesis inicialmente establecidas

H1. Existe suficiente evidencia estadística para declarar que las habilidades de los recursos humanos tienen un efecto directo y positivo sobre la agilidad de la cadena de suministros.

H2. Existe suficiente evidencia estadística para declarar que las habilidades de los recursos humanos tienen un efecto directo y positivo sobre la flexibilidad de la cadena de suministros.

H3. Existe suficiente evidencia estadística para declarar que la flexibilidad de la cadena de suministros tiene un efecto directo y positivo sobre la agilidad de la misma.

H4. No existe suficiente evidencia estadística para declarar que las habilidades en los recursos humanos tienen un efecto directo y positivo sobre el desempeño económico de la cadena de suministro.

H5. Existe suficiente evidencia estadística para declarar que la agilidad de la cadena de suministros tiene un impacto directo y positivo en el desempeño económico de la misma.

H6. Existe suficiente evidencia estadística para declarar que la flexibilidad de la cadena de suministros tiene un efecto directo y positivo sobre el desempeño económico de la misma.

4.2. Modelos asociados a la industria maquiladora de Ciudad Juárez (México)

Esta sección también está integrada por dos artículos, uno que identifica los factores críticos de éxito para la implementación de JIT y otro que se asocia con el proceso de innovación y desarrollo de nuevos productos en dicho sector. Su descripción de da a continuación.

4.2.1 Main benefits obtained from a successful JIT implementation

Este artículo ha sido publicado en el *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, el cual tiene un ISSN: 0268-3768 en su versión

impresa y ISSN: 1433-3015 en su versión en línea. El artículo actualmente tiene un DOI: 10.1007/s00170-016-8399-5 y dicha revista tiene un factor de impacto de 1.568 de acuerdo al ISI Journal Citation Reports © Ranking 2015.

Una breve reseña de ese artículo es la siguiente:

En base a una revisión de literatura, se identificaron un total de 31 beneficios que son obtenidos después de implementar exitosamente la herramienta de manufactura esbelta que denominada Justo a Tiempo (JIT). Sin embargo, dado que JIT tiene sus orígenes en Japón, frecuentemente se reporta que las empresas occidentales, entre ellas las del sector maquilador de Ciudad Juárez en México, no alcanzan los beneficios esperados.

Así pues, para conocer la situación de las empresas maquiladoras en Ciudad Juárez, se diseñó una encuesta con esos 31 beneficios y se aplicó a los gerentes de cadena de suministro o administración de materiales de empresas locales, quienes debían responderla en una escala Likert con valores entre uno y cinco. El uno indicaba que ese beneficio no se había obtenido, mientras que el cinco indicaba que ese beneficio siempre se había obtenido después de una implementación de JIT en sus líneas de producción.

Un total de 144 encuestas validas fueron capturadas en el software SPSS 23 y se realizó un proceso de depuración de la misma para realizar una identificación de valores perdidos y de posibles valores extremos mediante la estandarización de sus valores. Los valores perdidos y extremos fueron reemplazados por la mediana, dado que habían sido obtenidos en base a una escala ordinal. La información obtenida se validó mediante el uso del índice alfa de Cronbach y fue ratificada mediante el índice de Spearman–Brown para una mayor fiabilidad en las inferencias.

Con la información ya validada se realizó un análisis univariado a los 31 beneficios de JIT que se han reportado en la literatura, donde se ha extraído la mediana de cada uno de los mismos como medida de tendencia central y el rango intercuartílico como medida de dispersión. En el caso de la mediana, valores altos indican que ese beneficio siempre es obtenido por las empresas maquiladoras, mientras que valores bajos indican que ese beneficio no es obtenido. En relación al rango intercuartílico, valores altos en los beneficios indica que no existe consenso entre los encuestados en relación a su valor medio, mientras que valores bajos indican altos niveles de consenso.

Con la finalidad de conocer la forma en que se agrupan los 31 beneficios analizados, se realizó un análisis factorial por el método de máxima verosimilitud, basada en la matriz de correlaciones, y se consideraron solamente valores propios mayores a la unidad. Se realizó una rotación varimax, ya que los

factores encontrados son ortogonales y no tienen dependencia entre ellos. Como medida de eficiencia del análisis factorial se usó el índice KMO, el determinante de la matriz de correlaciones y la prueba de esfericidad de Bartlett. Además, se suprimieron los ítems con cargas factoriales menores a 0.5, para garantizar una buena convergencia de los resultados.

Del proceso de revisión de literatura se ha encontrado que los beneficios más reportados por empresas orientales es el incremento de la productividad, incremento de la calidad del producto y motivación del trabajador, así como una reducción del desperdicio y retrabajo.

Después del análisis de la información se ha encontrado que las ramas industriales del sector maquilador más frecuentes son las que se refieren al sector médico, automotriz y eléctrica y electrónica, dado que son los más representativos de la región. Además, el 40.85% de los gerentes encuestados tiene de dos a tres años en el puesto, mientras que el 30.99% tiene de tres a cinco años.

Del análisis univariado se ha podido concluir que las empresas maquiladoras de Ciudad Juárez obtienen una mayor eficiencia del proceso de producción después de implementar JIT, se incrementa la motivación del trabajador y la calidad del producto generado. El primer beneficio es una sorpresa, dado que no se encontraba en los primeros lugares en la revisión de literatura, pero el segundo y tercer beneficio concuerdan con lo reportado en otros estudios. Un aspecto muy importante es que la industria maquiladora reporta que con JIT se incrementa el trabajo en equipo, se reduce el inventario y se incrementa la rotación del mismo. La productividad, que ocupa el primer lugar en la revisión de literatura, ocupa el séptimo lugar en la industria maquiladora.

En el análisis factorial se ha encontrado un valor KMO de 0.95 y solamente cuatro factores explican el 67.27% de la variabilidad contenida en los 31 beneficios. Los factores encontrados son:

- Una mejor administración de inventarios, explicando el 18.42% de la variabilidad.
- Un mejor proceso de producción, explicando el 17.99% de variabilidad.
- Beneficios en recursos humanos, explicando el 16.96% de variabilidad.
- Beneficios económicos, con solamente 13.90% de variabilidad.

4.2.2 New product development and innovation in the maquiladora industry: a causal model

Este artículo trata un caso muy especial de la industria maquiladora ubicada en Ciudad Juárez (México), el cual ha sido publicado por Sustainability Journal, que tiene un factor de impacto de 1.343 de acuerdo al último informe del ISI Journal

Citation Reports © Ranking: 2015 y se puede localizar en la red bajo el doi:10.3390/su8080707 en el volumen 8, número 707.

Una breve reseña de ese artículo es la siguiente:

Actualmente en Ciudad Juárez existen un total de 326 empresas maquiladoras, las cuales son empresas filiales de otras que tienen su origen en otros países, por lo que se las considera una inversión extranjera. Esa cantidad de empresas representa el 7% de ese sector a nivel nacional, da empleo directo a 280,000 personas, y, por lo tanto, es el motor económico de la región.

Las empresas que más se han establecido en Ciudad Juárez son las del sector automotriz, electrónica, y médico, atendiendo ordenes de producción de las empresas matrices. Dichas maquiladoras siempre son dotadas de una capacidad de producción muy especializada y con mano de obra entrenada.

Sin embargo, cuando la demanda de las empresas matrices disminuye, frecuentemente se recurre a los paros técnicos, en los que en la empresa se labora solamente dos o tres días a la semana, lo que disminuye los ingresos de los empleados, quienes frecuentemente prefieren abandonar la empresa, y ésta pierde personal altamente capacitado.

Para evitar eso, las maquiladoras buscan hacer uso de la maquinaria y equipo que ya se encuentra instalada, la mano de obra y recursos disponibles, para generar variantes y nuevos productos. Sin embargo, se desconocen los factores claves del éxito para el desarrollo de nuevos productos y procesos. Por ello, el objetivo de este artículo fue el de identificar esos factores claves del éxito y determinar si se estaban llevando a cabo o no dentro del proceso de innovación al interior de las empresas maquiladoras. Pero también se buscaba relacionar esos factores con los beneficios que podía obtener la empresa y los clientes que hacían uso de esos productos innovadores.

Para lograr el objetivo anteriormente descrito, se ha desarrollado una encuesta que integra los factores claves de éxito que han sido reportados en la literatura, los beneficios obtenidos por la empresa y por los clientes, y fue aplicada a los gerentes de diseño de nuevos productos en las industrias maquiladoras. Para la generación del cuestionario, éste se ha basado en los factores ya identificados por Evanschitzky et al. (2012), quien los ha agrupado en: características del proceso de producción, características del producto, características de la estrategia de mercadeo, características del mercado y características organizacionales.

Las preguntas debían de ser respondidas en una escala del uno al cinco, donde el uno indicaba que esa actividad no se desarrollaba durante el proceso de innovación o que el beneficio no se obtenía, mientras que un cinco indicaba que esa actividad siempre se desarrollaba durante el proceso de innovación y generación de nuevos productos, o bien que este beneficio siempre se obtenía.

La información fue tratada con el software estadístico SPSS 23 y se realizó un proceso de depuración para identificar valores perdidos en los que no se había dado alguna respuesta y también para detectar valores extremos, los cuales fueron reemplazados por la mediana de cada uno de los ítems analizados. Con la información debidamente depurada, se realizó un proceso de validación mediante el índice alfa de Cronbach para medir la validez interna de cada una de las variables latentes.

Se realizó además un análisis descriptivo de la muestra que fue encuestada, donde se reportaban los años de experiencia, el género del encuestado, el número de empleados en la empresa, entre otras cosas. Sin embargo, también se realizó un análisis descriptivo de todos y cada uno de los ítems que integraban las categorías a las que se llamó variables latentes, donde se ha obtenido la mediana como medida de tendencia central, donde los valores altos indican que esa actividad siempre se realiza o que el beneficio siempre se obtiene, mientras que valores bajos indican que no se realiza o que el beneficio no es alcanzado. De manera similar, se ha obtenido el rango inter cuartico como una medida de dispersión de los datos, donde valores bajos indican que existe un elevado consenso por parte de los encuestados en relación al valor medio de la actividad o beneficio analizado, mientras que valores altos indican la ausencia de un consenso entre los encuestados en relación al verdadero valor medio que tiene la actividad o beneficio.

En este caso, se ha hecho uso solamente de tres variables latentes identificadas por Evanschitzky et al. (2012), las cuales se refieren a las características organizacionales, a las características del proceso de producción y a las características del producto, mismas que se asocian mediante un modelo de ecuaciones estructurales con los beneficios obtenidos por el cliente y los beneficios obtenidos por la empresa.

Para medir la eficiencia del modelo de ecuaciones estructurales se hecho uso de la R-cuadrada para medir la validez predictiva del mismo, el promedio de varianza extraída de cada variable, los índices de inflación de la varianza para

determinar la colinealidad al interior de las variables latentes, el índice de Tenenhaus para medir la bondad de ajuste del modelo, entre otros.

El modelo fue ejecutado en el software estadístico WarpPLS 5 y los resultados o conclusiones a las que se puede llegar de las hipótesis planteadas son las siguientes:

- Existe suficiente evidencia estadística para declarar que las *Características de los procesos de producción* tienen un impacto directo y positivo sobre las *Características organizacionales*.
- Existe suficiente evidencia estadística para declarar que las *Características organizacionales* tienen un impacto directo y positivo sobre las *Características del producto*.
- Existe suficiente evidencia estadística para declarar que las *Características de los procesos de producción* tienen un impacto directo y positivo sobre las *Características del producto* obtenido.
- Existe suficiente evidencia estadística para declarar que las *Características del producto* tienen un impacto directo y positivo sobre los *Beneficios para los clientes*.
- Existe suficiente evidencia estadística para declarar que los *Beneficios para los clientes* tienen un impacto directo y positivo que los *Beneficios para las compañías*.
- Existe suficiente evidencia estadística para declarar que la relación entre los *Beneficios para los clientes* y los *Beneficios para la compañía* es moderada por las *Características del proceso de producción*.

4.3 Modelo multiatributo para selección de tecnología

Esta sección contiene solamente un artículo, en el cual se propone un modelo multiatributo para la selección de un tractor, mismo que da soporte a un programa de modernización tecnológica en México.

4.3.1 Agricultural tractor selection: a hybrid and multi-attribute approach

Este artículo ha sido publicado por Sustainability Journal, el cual tiene un factor de impacto de 1.343 de acuerdo al último informe del ISI Journal Citation Reports © Ranking: 2015 y se puede localizar en la red bajo el doi:10.3390/su8020157 en el volumen 8, número 157.

Una breve reseña de ese artículo es la siguiente:

La transferencia de tecnología y modernización de un sector incluye siempre un proceso de evaluación de los diferentes atributos y características que se tienen. En este caso, el sector agrícola mexicano ha estado recibiendo apoyos por parte del Gobierno Federal para fomentar la adquisición de nueva tecnología que facilite incrementa la productividad del campo. Una de las tecnologías más ampliamente solicitada es la adquisición de un tractor agrícola; sin embargo, los compradores enfrentan al problema de que no conocen técnicas de evaluación para poder obtener alternativas a la solución de su problema. Además, las tecnologías son caracterizadas muchas veces por muchos atributos, algunos de los cuales no son fácilmente medibles.

Las evaluaciones tradicionales de tractores agrícolas se realizan por técnicas económicas que generalmente excluyen aquellas variables que son intangibles o difíciles de medir, pero que son de vital importancia en el proceso de evaluación. El objetivo de este artículo es presentar modelo multicriterio que permita integrar características o atributos de tipo cuantitativo y cualitativo.

Para la identificación de los atributos que debían ser evaluados se diseñó una encuesta con las principales características que son evaluadas en un tractor agrícola, que se aplicó a granjeros establecidos en Colima (México) y que eran propietarios de 20 a 50 hectáreas de tierra, pero también se aplicó la misma encuesta a los vendedores de ese tipo de tecnología. Las respuestas debían estar en una escala del uno al 9, donde el uno indicaba que ese atributo o característica no era importante, mientras que el 9 indicaba que ese atributo era extremadamente importante.

Se realizó un análisis descriptivo de todos los atributos y características, usando la mediana como medida de tendencia central, donde los valores bajos indican que ese atributo no es importante en la selección de tractores agrícolas, mientras que valores altos indican que ese atributo es muy importante. Como medida de dispersión se usa el rango intercuartílico, donde valores bajos indican que existen consenso entre los encuestados en relación al verdadero valor medio de los atributos y valores altos, indican la ausencia de dicho consenso.

En el artículo se reporta un caso de selección de tractores agrícolas, en el cual se analizan un conjunto de seis alternativas, de los cuales se debe elegir solamente uno. El proceso de decisión se desarrolla con el apoyo de un grupo de decisión, compuesto por los propios granjeros de la región, quienes conocen sus propias necesidades y pueden valorar los atributos que se deben evaluar.

La lista de atributos se muestra a cada miembro del grupo de decisión y entre ellos eligen aquéllos que se van a evaluar, dada la importancia de su propia situación. La ponderación o nivel de importancia de cada uno de los atributos se realiza mediante el Proceso Jerárquico Analítico (AHP, por sus siglas en inglés) y la selección del tractor se realiza mediante la Técnica de Preferencias Ordenadas por Similitud a una Solución Ideal (TOPSIS, por sus siglas en inglés), la cual considera a cada una de las alternativas como un punto en el espacio euclidiano y genera una alternativa idealizada en función del grupo de valores en las alternativas. Después se estima la distancia euclidiana que existe de cada una de las alternativas en evaluación a la alternativa ideal, eligiendo aquélla que tenga la menor distancia, ya que indica que se tiene un mayor índice de semejanza.

En el caso presentado se evalúan los siguientes atributos o características:

- Costo inicial del tractor. Medido en dólares, y evidentemente valores pequeños son deseados.
- Potencia. Medida por los caballos de fuerza, y valores altos son deseados.
- Número de cilindros. Medida por el número de cilindros en el motor, ya que puede representar una medida más de la potencia. Valores bajos son deseados.
- Volumen. Es la cantidad de centímetros cúbicos del motor, y se desea minimizarlo.
- Seguridad del operador. Es una medida cualitativa y se obtiene de la opinión de los evaluadores. Valores altos son deseados.
- Servicio posventa. Es un atributo cualitativo y se obtiene de la opinión de los integrantes del grupo de decisión. Valores altos son deseados.

Las ventajas del modelo multicriterio aquí presentado son las siguientes:

- Se hace uso de software estadístico tradicional, tal como Excel, que se encuentra instalado en casi cualquier equipo de cómputo, por lo que no se requiere de invertir en software especializado.
- Son los propios granjeros los que realizan la evaluación, dado que son quienes conocen sus necesidades y por tanto no se requiere de la contratación de personas expertas que pudieran omitir atributos importantes para el análisis y el entorno.
- En base a los dos puntos anteriores, el costo incurrido en el análisis y proceso de toma de decisiones es muy bajo, ya que no se requiere software especializado y son los propios granjeros los que lo realizan.

5. Conclusiones

En este informe de tesis se han presentado cinco modelos multivariantes, cuatro de los cuales son modelos predictivos basados en ecuaciones estructurales y otro presenta una propuesta de evaluación multiatributos de tecnología agrícola. En base a los resultados obtenidos de los modelos aquí propuestos, las conclusiones son las siguientes:

- Las empresas deben realizar la selección de las variables que son más importantes para sus procesos productivos y siempre mediante análisis estadísticos eficientes, donde se puedan obtener métricas de la eficiencia.
- Durante el análisis de la información obtenida de los procesos productivos, siempre debe realizarse algún tipo de validación de las variables que se integran en los modelos, ya que de lo contrario éstos no serán válidos y su capacidad de predicción y de reflejar la realidad será bastante reducida.
- El análisis factorial es una técnica que permite la reducción estadística de las dimensiones, permitiendo identificar las variables o factores que son más importantes durante el proceso de selección de variables más importantes, a las que frecuentemente se les llama factores claves del éxito o variables latentes. Específicamente, ha permitido identificar que los principales beneficios obtenidos de una correcta implementación de JIT son los asociados a la administración de inventarios, satisfacción de los recursos humanos y calidad del producto.
- Los modelos de ecuaciones estructurales son una técnica que puede ser usada en el análisis de causalidad de los factores o variables latentes que pueden tener los procesos productivos y las cadenas de suministro, ya que permite identificar los efectos existentes entre las mismas.
- El análisis mediante modelos de ecuaciones estructurales de la demanda, los proveedores y los recursos humanos empleados en la industria del vino, permite determinar su nivel de importancia y el impacto que tiene en los beneficios económicos de las empresas vitivinícolas de La Rioja, lo que permite identificar variables críticas y triviales, facilitando el proceso de toma de decisiones de los administrativos.
- Los modelos de ecuaciones estructurales constituyen una herramienta que ha permitido de manera sencilla el modelado de procesos de innovación y desarrollo de nuevos productos, analizando las características del producto, del proceso de producción y de la organización, así como su impacto en los beneficios que puede obtener la empresa y los clientes, lo

que permite identificar las actividades críticas del éxito. Además, esos modelos son intuitivos y fáciles de interpretar, ya que ofrecen métricas de la eficiencia del modelo y su capacidad predictiva.

- La técnica de AHP en el proceso de selección de tractores ha permitido la identificación y ponderación de los atributos más importantes en el proceso de selección de tecnología agrícola, específicamente de un tractor. Dicha técnica, aunada a TOPSIS, ha permitido realizar de manera sencilla la evaluación y selección de un tractor de un conjunto de seis, basada en la semejanza a una solución ideal. El beneficio del modelo híbrido AHP-TOPSIS ha permitido que sean los propios granjeros los responsables del proceso de selección, sin necesidad de recurrir a un experto externo y sin requerir el uso de software especializado.

5. Conclusions

In this thesis five multivariate models are presented, four of which are predictive models based on structural equations, and the other one is a multi-attribute model for agricultural technology. Based on the results of models here proposed, the conclusions are as follows:

- Companies must make an adequate variable selection related to their production processes and always through efficient statistical analyses, where it is feasible to obtain metrics about the efficiency.
- During the information analysis related to a production line, always a validation process must exist for every variable that is integrated into the models, because otherwise they will not be valid and their predictability and capability to reflect the reality would be very limited.
- Factor analysis is a technique that allows statistical reduction in dimensions, allowing to identify the variables or factors that are most important during the process of selection of most important variables, which often are called critical success factors or latent variables. Specifically, it has identified that the main benefits from a successful JIT implementation are associated to inventory management, human resources satisfaction and product quality.
- The structural equation modeling is a technique that can be used in the analysis of causal factors or latent variables that can have production processes and supply chains, allowing to identify existing effects between them.

- The analysis by structural equation models of demand, suppliers and human resources employed in the wine industry, to determine their level of importance and impact on the economic benefits of wine companies of La Rioja, allows to identify critical and trivial variables, facilitating the process of decision making by managers.
- The structural equation modeling is a tool that allows to simply modeling processes of innovation and new product development, analyzing the product, the production process and organization characteristics as well as their impact on benefits for company and customers. It permits us to identify the critical success activities. Moreover, these models are intuitive and easy to interpret, because they offer efficiency metrics for the models and its predictive ability.
- AHP technique in the tractor selection process has allowed the identification and weighting of the most important attributes in the selection process of an agricultural technology, specifically a tractor. This technique, combined with TOPSIS, has allowed a simply evaluation and selection of a tractor of a set of six, based on similarity to an ideal solution. The benefit of the hybrid model AHP-TOPSIS has allowed the farmers themselves to develop the selection process, without requiring an external expert and without requiring the use of specialized software.

6. Referencias

- Aboalkhair, A. M., Coolen, F. P. A., & MacPhee, I. M. (2013). Nonparametric predictive reliability of series of voting systems. *European Journal of Operational Research*, 226(1), 77-84. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2012.11.001>
- Adamson, K. A., & Prion, S. (2013). Reliability: Measuring Internal Consistency Using Cronbach's α . *Clinical Simulation in Nursing*, 9(5), e179-e180. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecns.2012.12.001>
- Akintoye, A., McIntosh, G., & Fitzgerald, E. (2000). A survey of supply chain collaboration and management in the UK construction industry. *European Journal of Purchasing & Supply Management*, 6(3-4), 159-168. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0969-7012\(00\)00012-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0969-7012(00)00012-5)
- Al-Tahat, M. D., & Bataineh, K. M. (2012). Statistical Analyses and Modeling of the Implementation of Agile Manufacturing Tactics in Industrial Firms. *Mathematical Problems in Engineering*. doi:10.1155/2012/731092
- Ala-Harja, H., & Helo, P. (2014). Green supply chain decisions – Case-based performance analysis from the food industry. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 69(0), 97-107. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2014.05.015>
- Alcaraz, J. L. G., Maldonado, A. A., Iniesta, A. A., Robles, G. C., & Hernández, G. A. (2014). A systematic review/survey for JIT implementation: Mexican maquiladoras as case study. *Computers in Industry*, 65(4), 761-773. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.compind.2014.02.013>
- Alfalla-Luque, R., Marin-Garcia, J. A., & Medina-Lopez, C. (2015). An analysis of the direct and mediated effects of employee commitment and supply chain integration on organisational performance. *International Journal of Production Economics*, 162(0), 242-257. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.07.004>
- Ali, J., & Kumar, S. (2011). Information and communication technologies (ICTs) and farmers' decision-making across the agricultural supply chain. *International Journal of Information Management*, 31(2), 149-159. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2010.07.008>
- AMAC. (2016). Maquiladora Association AC - Maquiladora Overview 2016. Retrieved from www.indexjuarez.org
- Ambulkar, S., Blackhurst, J., & Grawe, S. (2015). Firm's resilience to supply chain disruptions: Scale development and empirical examination. *Journal of Operations Management*, 33-34(0), 111-122. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jom.2014.11.002>
- Avelar-Sosa, L., García-Alcaraz, J., Vergara-Villegas, O., Maldonado-Macías, A., & Alor-Hernández, G. (2015). Impact of traditional and international logistic policies in supply chain performance. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 76(5-8), 913-925. doi:10.1007/s00170-014-6308-3
- Ay, Y., Karadağ, E., & Acat, M. B. (2015). The Technological Pedagogical Content Knowledge-practical (TPACK-Practical) model: Examination of its validity in the Turkish culture via structural equation modeling. *Computers & Education*, 88(0), 97-108. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2015.04.017>
- Ballon, P., Lindmark, S., & Whalley, J. (2016). Technological change and the provision, consumption and regulation of services: Papers from a European ITS regional conference. *Telecommunications Policy*, 40(8), 725-728. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.telpol.2016.06.001>
- Bauldry, S. (2015). Structural Equation Modeling A2 - Wright, James D *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition)* (pp. 615-620). Oxford: Elsevier.
- Baxter, K., Courage, C., & Caine, K. (2015). Chapter 10 - Surveys. In K. B. C. Caine (Ed.), *Understanding your Users (Second Edition)* (pp. 264-301). Boston: Morgan Kaufmann.
- Bologa, O., Breaz, R.-E., Racz, S.-G., & Crenganiş, M. (2016). Using the Analytic Hierarchy Process (AHP) in Evaluating the Decision of Moving to a Manufacturing Process Based Upon

- Continuous 5 Axes CNC Machine-tools. *Procedia Computer Science*, 91, 683-689. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.171>
- Boon Sin, A., Zailani, S., Iranmanesh, M., & Ramayah, T. (2015). Structural equation modelling on knowledge creation in Six Sigma DMAIC project and its impact on organizational performance. *International Journal of Production Economics*, 168(0), 105-117. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.06.007>
- Borchers, M. R., & Bewley, J. M. (2015). An assessment of producer precision dairy farming technology use, prepurchase considerations, and usefulness. *Journal of Dairy Science*, 98(6), 4198-4205. doi:<http://dx.doi.org/10.3168/jds.2014-8963>
- Brannon, J. T., James, D. D., & Lucker, G. W. (1994). Generating and sustaining backward linkages between maquiladoras and local suppliers in Northern Mexico. *World Development*, 22(12), 1933-1945. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0305-750X\(94\)90184-8](http://dx.doi.org/10.1016/0305-750X(94)90184-8)
- Cardoso, R. d. R., Pinheiro de Lima, E., & Gouvea da Costa, S. E. (2012). Identifying organizational requirements for the implementation of Advanced Manufacturing Technologies (AMT). *Journal of Manufacturing Systems*, 31(3), 367-378. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jmsy.2012.04.003>
- Chatelin, Y. M., Vinzi, V. E., & Tenenhaus, M. (2002). *State-of-art on PLS path modeling through the available software* (Doctorate), University of Connecticut.
- , Connecticut.
- Chen, M.-F., & Tzeng, G.-H. (2004). Combining grey relation and TOPSIS concepts for selecting an expatriate host country. *Mathematical and Computer Modelling*, 40(13), 1473-1490. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.mcm.2005.01.006>
- Chen, S.-M., Cheng, S.-H., & Lan, T.-C. (2016). Multicriteria decision making based on the TOPSIS method and similarity measures between intuitionistic fuzzy values. *Information Sciences*, 367-368, 279-295. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2016.05.044>
- Chin, T. A., Hamid, A. B. A., Raslic, A., & Heng, L. H. (2014). The Impact of Supply Chain Integration on Operational Capability in Malaysian Manufacturers. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 130(0), 257-265. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.04.030>
- Cho, W.-J., Chin, W.-K., & Kuo, C.-T. (2004). Effects of alcoholic moderators on anisotropic etching of silicon in aqueous potassium hydroxide solutions. *Sensors and Actuators A: Physical*, 116(2), 357-368. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sna.2004.04.033>
- Christ, K. L. (2014). Water management accounting and the wine supply chain: Empirical evidence from Australia. *The British Accounting Review*, 46(4), 379-396. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.bar.2014.10.003>
- Christmann, A., & Van Aelst, S. (2006). Robust estimation of Cronbach's alpha. *Journal of Multivariate Analysis*, 97(7), 1660-1674. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jmva.2005.05.012>
- Chung, J. (2015). Estimating arrival times of transportation jobs for automated material handling in LCD fabrication facilities. *Journal of Manufacturing Systems*, 35, 112-119. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jmsy.2014.11.017>
- Chung, S. H., & Kwon, C. (2016). Integrated supply chain management for perishable products: Dynamics and oligopolistic competition perspectives with application to pharmaceuticals. *International Journal of Production Economics*, 179, 117-129. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.05.021>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- .
- Cortez-Arriola, J., Groot, J. C. J., Rossing, W. A. H., Scholberg, J. M. S., Améndola Massiotti, R. D., & Tittonell, P. (2016). Alternative options for sustainable intensification of smallholder

- dairy farms in North-West Michoacán, Mexico. *Agricultural Systems*, 144, 22-32. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.agsy.2016.02.001>
- Cortez-Arriola, J., Rossing, W. A. H., Massiotti, R. D. A., Scholberg, J. M. S., Groot, J. C. J., & Tiftonell, P. (2015). Leverages for on-farm innovation from farm typologies? An illustration for family-based dairy farms in north-west Michoacán, Mexico. *Agricultural Systems*, 135, 66-76. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.agsy.2014.12.005>
- Cortina, J. M. (1993). Interaction, nonlinearity, and multicollinearity: Implications for multiple regression. *Journal of Management*, 19(4), 915-922. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0149-2063\(93\)90035-L](http://dx.doi.org/10.1016/0149-2063(93)90035-L)
- Crainic, T. G., Gobbato, L., Perboli, G., & Rei, W. (2016). Logistics capacity planning: A stochastic bin packing formulation and a progressive hedging meta-heuristic. *European Journal of Operational Research*, 253(2), 404-417. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2016.02.040>
- Cronbach, L. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297-334. doi:10.1007/BF02310555
- Cua, K. O., McKone, K. E., & Schroeder, R. G. (2001). Relationships between implementation of TQM, JIT, and TPM and manufacturing performance. *Journal of Operations Management*, 19(6), 675-694.
- Dai, J., & Dong, H. (2014). Intensive cotton farming technologies in China: Achievements, challenges and countermeasures. *Field Crops Research*, 155, 99-110. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.fcr.2013.09.017>
- Daniel, J. S., Reitsperger, D. W., & Morse, K. (2009). A longitudinal study of Japanese manufacturing strategies for quality, JIT and flexibility. *Asian Business & Management*, 8(3), 325-356. doi:10.1057/abm.2009.8
- Efstathiades, A., Tassou, S., & Antoniou, A. (2002). Strategic planning, transfer and implementation of Advanced Manufacturing Technologies (AMT). Development of an integrated process plan. *Technovation*, 22(4), 201-212. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0166-4972\(01\)00024-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0166-4972(01)00024-4)
- Elia, V., Gnani, M. G., & Lanzilotto, A. (2016). Evaluating the application of augmented reality devices in manufacturing from a process point of view: An AHP based model. *Expert Systems with Applications*, 63, 187-197. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2016.07.006>
- Evermann, J., & Tate, M. (2016). Assessing the predictive performance of structural equation model estimators. *Journal of Business Research*, 69(10), 4565-4582. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.050>
- Fan, T., Tao, F., Deng, S., & Li, S. (2015). Impact of RFID technology on supply chain decisions with inventory inaccuracies. *International Journal of Production Economics*, 159, 117-125. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.10.004>
- Fan, W., & Yan, Z. (2010). Factors affecting response rates of the web survey: A systematic review. *Computers in Human Behavior*, 26(2), 132-139. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2009.10.015>
- Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 18(1), 39-50.
- Frémont, H., Duchamp, G., Gracia, A., & Verdier, F. (2012). A methodological approach for predictive reliability: Practical case studies. *Microelectronics Reliability*, 52(12), 3035-3042. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.microrel.2012.07.016>
- Fullerton, R. R., & McWatters, C. S. (2001). The production performance benefits from JIT implementation. *Journal of Operations Management*, 19(1), 81-96. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0272-6963\(00\)00051-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0272-6963(00)00051-6)
- García-Alcaraz, J., Prieto-Luevano, D., Maldonado-Macías, A., Blanco-Fernández, J., Jiménez-Macías, E., & Moreno-Jiménez, J. (2015). Structural equation modeling to identify the

- human resource value in the JIT implementation: case maquiladora sector. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 77(5-8), 1483-1497. doi:10.1007/s00170-014-6561-5
- García-Alcaraz, J. L., Prieto-Luevano, D. J., Maldonado-Macías, A. A., Blanco-Fernández, J., Jiménez-Macías, E., & Moreno-Jiménez, J. M. (2015). Structural equation modeling to identify the human resource value in the JIT implementation: case maquiladora sector. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 77(5), 1483-1497. doi:10.1007/s00170-014-6561-5
- Gass, S. I., & Rapcsák, T. (2004). Singular value decomposition in AHP. *European Journal of Operational Research*, 154(3), 573-584. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00755-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00755-5)
- Giaquinta, M. (2009). *Mathematical analysis: An introduction to functions of several variables*. New York, NY: Springer.
- Giménez, E., Crespi, M., Garrido, M. S., & Gil, A. J. (2012). Multivariate outlier detection based on robust computation of Mahalanobis distances. Application to positioning assisted by RTK GNSS Networks. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 16(0), 94-100. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2011.11.011>
- Gligor, D. M., Esmark, C. L., & Holcomb, M. C. (2015). Performance outcomes of supply chain agility: When should you be agile? *Journal of Operations Management*, 33-34(0), 71-82. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jom.2014.10.008>
- Gonzalez, A. A., Girotti, M., Wakefield, T. W., & Dimick, J. B. (2013). Predictive Reliability of Hospital Readmission Rates in Vascular Surgery. *Journal of Vascular Surgery*, 57(5, Supplement), 52S. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jvs.2013.02.186>
- Grunz-Borgmann, E. A., Nichols, L. A., Wiedmeyer, C. E., Spagnoli, S., Trzeciakowski, J. P., & Parrish, A. R. (2016). Structural equation modeling identifies markers of damage and function in the aging male Fischer 344 rat. *Mechanisms of Ageing and Development*, 156, 55-62. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.mad.2016.04.011>
- Gu, J., Yang, Y., & Xia, X. (2016). The Evaluation of Default Risk: An Empirical Analysis on the White Wine Supply Chain. *Procedia Computer Science*, 91, 230-237. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.063>
- Gupta, S., Dangayach, G. S., Singh, A. K., & Rao, P. N. (2015). Analytic Hierarchy Process (AHP) Model for Evaluating Sustainable Manufacturing Practices in Indian Electrical Panel Industries. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 189, 208-216. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.03.216>
- Hadjimarcou, J., Brouthers, L. E., McNicol, J. P., & Michie, D. E. (2013). Maquiladoras in the 21st century: Six strategies for success. *Business Horizons*, 56(2), 207-217. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.bushor.2012.11.005>
- Hahn, G. J., Sens, T., Decouttere, C., & Vandaele, N. J. (2016). A multi-criteria approach to robust outsourcing decision-making in stochastic manufacturing systems. *Computers & Industrial Engineering*, 98, 275-288. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2016.05.032>
- Haidari, S., Samani, S., & Sohrabi, N. (2016). Confirmatory Factor Analysis on Multidimensional Adjustment Scale. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 217, 1199-1202. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.02.146>
- Hair, J., Anderson, R., & Tatham, R. (1987). *Multivariate data analysis*. New York, NY.: Macmillan.
- Hair, J., Black, W., Babin, B., & Anderson, R. (2009). *Multivariate data analysis*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2013). Partial least squares structural equation modeling: Rigorous applications, better results and higher acceptance. *Long Range Planning*, 46(1-2), 1-12.

- Huh, J.-W., Eun, I.-S., Ko, Y.-C., Park, M.-J., Hwang, K.-M., Park, S.-H., . . . Park, J.-h. (2016). Reliability and Validity of the Korean Version of the Foot Function Index. *The Journal of Foot and Ankle Surgery*, 55(4), 759-761. doi:<http://dx.doi.org/10.1053/j.jfas.2016.03.011>
- Hyland, M. F., Mahmassani, H. S., & Bou Mjahed, L. (2016). Analytical models of rail transportation service in the grain supply chain: Deconstructing the operational and economic advantages of shuttle train service. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 93, 294-315. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2016.06.008>
- Iacobucci, D., Posavac, S. S., Kardes, F. R., Schneider, M. J., & Popovich, D. L. Toward a more nuanced understanding of the statistical properties of a median split. *Journal of Consumer Psychology*(0). doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jcps.2014.12.002>
- INEGI. (2015). Encuesta mensual de la industria manufacturera (EMIM) / traslaid as: Monthly survey of manufacturing (EMIM). Retrieved from <http://www.inegi.org.mx/sistemas/bie/default.aspx?idserPadre=10400100>
- Intakhan, P. (2014). Direct & Indirect Effects of Top Management Support on ABC Implementation Success: Evidence from ISO 9000 Certified Companies in Thailand. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 164(0), 458-470. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.11.103>
- Jackson, L. A., & Singh, D. (2015). Environmental rankings and financial performance: An analysis of firms in the US food and beverage supply chain. *Tourism Management Perspectives*, 14(0), 25-33. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tmp.2015.02.002>
- Jadhav, N. H., Kashid, D. N., & Kulkarni, S. R. (2014). Subset selection in multiple linear regression in the presence of outlier and multicollinearity. *Statistical Methodology*, 19(0), 44-59. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.stamet.2014.02.002>
- Jakhar, S. K. (2015). Performance evaluation and a flow allocation decision model for a sustainable supply chain of an apparel industry. *Journal of Cleaner Production*, 87(0), 391-413. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.09.089>
- Jones, A. M., Lamp, C., Neelon, M., Nicholson, Y., Schneider, C., Wooten Swanson, P., & Zidenberg-Cherr, S. (2015). Reliability and Validity of Nutrition Knowledge Questionnaire for Adults. *Journal of Nutrition Education and Behavior*, 47(1), 69-74. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jneb.2014.08.003>
- Jones, T. C., & Lee, B. (1998). Accounting, strategy and AMT investment. *Omega*, 26(6), 769-783. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0305-0483\(98\)00019-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0305-0483(98)00019-X)
- Jovanović, B., Filipović, J., & Bakić, V. (2015). Prioritization of manufacturing sectors in Serbia for energy management improvement – AHP method. *Energy Conversion and Management*, 98, 225-235. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2015.03.107>
- Jung, H. (2011). A fuzzy AHP–GP approach for integrated production-planning considering manufacturing partners. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5833-5840. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.039>
- Jung, S. (2013). Exploratory factor analysis with small sample sizes: A comparison of three approaches. *Behavioural Processes*, 97, 90-95. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.beproc.2012.11.016>
- Kaynak, R., Sert, T., Sert, G., & Akyuz, B. (2015). Supply chain unethical behaviors and continuity of relationship: Using the PLS approach for testing moderation effects of inter-organizational justice. *International Journal of Production Economics*, 162(0), 83-91. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.01.010>
- Ketchen Jr, D. J. (2013). A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling. *Long Range Planning*, 46(1–2), 184-185. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.lrp.2013.01.002>
- Ketikidis, P. H., Koh, S. C. L., Dimitriadis, N., Gunasekaran, A., & Kehajova, M. (2008). The use of information systems for logistics and supply chain management in South East Europe:

- Current status and future direction. *Omega*, 36(4), 592-599. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2006.11.010>
- Kock, N. (2011). A mathematical analysis of the evolution of human mate choice traits: Implications for evolutionary psychologists. *Journal of Evolutionary Psychology*, 9(3), 219-247.
- Kock, N. (2013). Using WarpPLS in e-collaboration studies: What if I have only one group and one condition? *International Journal of e-Collaboration*, 9(3), 1-12.
- Kock, N., & Lynn, G. S. (2012). Lateral collinearity and misleading results in variance-based SEM: An illustration and recommendations. *Journal of the Association for Information Systems*, 13(7), 546-580.
- Kopalle, P. K., & Lehmann, D. R. (1997). Alpha Inflation? The Impact of Eliminating Scale Items on Cronbach's Alpha. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 70(3), 189-197. doi:<http://dx.doi.org/10.1006/obhd.1997.2702>
- Kumar, D., & Rahman, Z. (2016). Buyer supplier relationship and supply chain sustainability: empirical study of Indian automobile industry. *Journal of Cleaner Production*, 131, 836-848. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.04.007>
- Kumar, R., Singh, R. K., & Shankar, R. (2015). Critical success factors for implementation of supply chain management in Indian small and medium enterprises and their impact on performance. *IIMB Management Review*, 27(2), 92-104. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.iimb.2015.03.001>
- Lal, H., Jones, J. W., Peart, R. M., & Shoup, W. D. (1992). FARMSYS—A whole-farm machinery management decision support system. *Agricultural Systems*, 38(3), 257-273. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0308-521X\(92\)90069-Z](http://dx.doi.org/10.1016/0308-521X(92)90069-Z)
- Lecchi, M. (2011). Evaluation of predictive assessment reliability on corroded transmission pipelines. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 3(5), 633-641. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jngse.2011.07.005>
- Lee, J.-Y., Cho, R. K., & Paik, S.-K. (2016). Supply chain coordination in vendor-managed inventory systems with stockout-cost sharing under limited storage capacity. *European Journal of Operational Research*, 248(1), 95-106. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2015.06.080>
- Leontitsis, A., & Pagge, J. (2007). A simulation approach on Cronbach's alpha statistical significance. *Mathematics and Computers in Simulation*, 73(5), 336-340. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.matcom.2006.08.001>
- Leung, D., & Drton, M. (2016). Order-invariant prior specification in Bayesian factor analysis. *Statistics & Probability Letters*, 111, 60-66. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.spl.2016.01.006>
- Liang, Y., Lau, P. W. C., Huang, W. Y. J., Maddison, R., & Baranowski, T. (2014). Validity and reliability of questionnaires measuring physical activity self-efficacy, enjoyment, social support among Hong Kong Chinese children. *Preventive Medicine Reports*, 1, 48-52. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.pmedr.2014.09.005>
- Liao, S.-h. (2005). Technology management methodologies and applications: A literature review from 1995 to 2003. *Technovation*, 25(4), 381-393. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.technovation.2003.08.002>
- Lourenço, V. M., & Pires, A. M. (2014). M-regression, false discovery rates and outlier detection with application to genetic association studies. *Computational Statistics & Data Analysis*, 78(0), 33-42. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.csda.2014.03.019>
- Loyon, L., Burton, C. H., Misselbrook, T., Webb, J., Philippe, F. X., Aguilar, M., . . . Sommer, S. G. (2016). Best available technology for European livestock farms: Availability, effectiveness and uptake. *Journal of Environmental Management*, 166, 1-11. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jenvman.2015.09.046>

- M, B., & K, A. (2016). Modeling the causes of food wastage in Indian perishable food supply chain. *Resources, Conservation and Recycling*, 114, 153-167. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.07.016>
- MacKinnon, D. P., Krull, J. L., & Lockwood, C. M. (2000). Equivalence of the mediation, confounding and suppression effect. *Prevention Science*, 1(4), 173-181.
- Manenti, F., & Buzzi-Ferraris, G. (2009). Criteria for Outliers Detection in Nonlinear Regression Problems. In J. Jacek & T. Jan (Eds.), *Computer Aided Chemical Engineering* (Vol. Volume 26, pp. 913-917): Elsevier.
- Mao, N., Song, M., & Deng, S. (2016). Application of TOPSIS method in evaluating the effects of supply vane angle of a task/ambient air conditioning system on energy utilization and thermal comfort. *Applied Energy*, 180, 536-545. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.011>
- Marinidou, E., Finegan, B., Jiménez-Ferrer, G., Delgado, D., & Casanoves, F. (2013). Concepts and a methodology for evaluating environmental services from trees of small farms in Chiapas, México. *Journal of Environmental Management*, 114, 115-124. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jenvman.2012.10.046>
- Mason, R., & Brown, W. G. (1975). Multicollinearity problems and ridge regression in sociological models. *Social Science Research*, 4(2), 135-149. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0049-089X\(75\)90008-3](http://dx.doi.org/10.1016/0049-089X(75)90008-3)
- McDonald, C. M. (2016). Integrating packaging and supply chain decisions: Selection of economic handling unit quantities. *International Journal of Production Economics*, 180, 208-221. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.08.003>
- McVary, K. T., Peterson, A., Donatucci, C. F., Baygani, S., Hennes, C., Clouth, J., . . . Oelke, M. (2016). Use of Structural Equation Modeling to Demonstrate the Differential Impact of Storage and Voiding Lower Urinary Tract Symptoms on Symptom Bother and Quality of Life during Treatment for Lower Urinary Tract Symptoms Associated with Benign Prostatic Hyperplasia. *The Journal of Urology*, 196(3), 824-830. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.juro.2016.04.062>
- Mensah, P., Merkuriev, Y., & Longo, F. (2015). Using ICT in Developing a Resilient Supply Chain Strategy. *Procedia Computer Science*, 43, 101-108. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2014.12.014>
- Mensah, P., Merkuriev, Y., & Manak, S. (2015). Developing a Resilient Supply Chain Strategy by Exploiting ICT. *Procedia Computer Science*, 77, 65-71. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.360>
- Mikhailov, L. (2004). Group prioritization in the AHP by fuzzy preference programming method. *Computers & Operations Research*, 31(2), 293-301. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0305-0548\(03\)00012-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0305-0548(03)00012-1)
- Misener, G. C., & McLeod, C. D. (1987). A model to facilitate farm machinery use and cost data collection. *Agricultural Systems*, 24(2), 149-157. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0308-521X\(87\)90058-8](http://dx.doi.org/10.1016/0308-521X(87)90058-8)
- Mital, P., Goetschalckx, M., & Huang, E. (2015). Robust material handling system design with standard deviation, variance and downside risk as risk measures. *International Journal of Production Economics*, 170, Part C, 815-824. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.02.003>
- Mollick, A. V. (2009). Employment Responses of Skilled and Unskilled Workers at Mexican Maquiladoras: The Effects of External Factors. *World Development*, 37(7), 1285-1296. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.worlddev.2008.10.008>
- Mollick, A. V., & Wvally-Vázquez, K. (2006). Chinese competition and its effects on Mexican maquiladoras. *Journal of Comparative Economics*, 34(1), 130-145. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jce.2005.11.005>

- Moon, K. K.-L., Yi, C. Y., & Ngai, E. W. T. (2012). An instrument for measuring supply chain flexibility for the textile and clothing companies. *European Journal of Operational Research*, 222(2), 191-203. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2012.04.027>
- Nădăban, S., Dzitac, S., & Dzitac, I. (2016). Fuzzy TOPSIS: A General View. *Procedia Computer Science*, 91, 823-831. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.088>
- Nascimento-Ferreira, M. V., Collese, T. S., de Moraes, A. C. F., Rendo-Urteaga, T., Moreno, L. A., & Carvalho, H. B. (2016). Validity and reliability of sleep time questionnaires in children and adolescents: A systematic review and meta-analysis. *Sleep Medicine Reviews*, 30, 85-96. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.smrv.2015.11.006>
- Niederhauser, V. P., & Mattheus, D. (2010). The Anatomy of Survey Questions. *Journal of Pediatric Health Care*, 24(5), 351-354. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.pedhc.2010.04.013>
- Nunnally, J., & Bernstein, I. (1994). *Psychometric theory*. New York, NY, USA.: McGraw-Hill.
- Palmer, V. S. (2001). *Inventory management KAIZEN*. Paper presented at the Engineering Management for Applied Technology, 2001. EMAT 2001. Proceedings. 2nd International Workshop on.
- Patil, N., Das, D., & Pecht, M. (2015). Anomaly detection for IGBTs using Mahalanobis distance. *Microelectronics Reliability*, 55(7), 1054-1059. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.microrel.2015.04.001>
- Pearl, J. (2009). *Causality: Models, reasoning, and inference*. Cambridge, England: Cambridge University Press.
- Pei, Z. (2015). A note on the TOPSIS method in MADM problems with linguistic evaluations. *Applied Soft Computing*, 36, 24-35. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2015.06.042>
- Peng, R.-Z., & Wu, W.-P. (2016). Measuring intercultural contact and its effects on intercultural competence: A structural equation modeling approach. *International Journal of Intercultural Relations*, 53, 16-27. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijintrel.2016.05.003>
- Perboli, G., Gobatto, L., & Perfetti, F. (2014). Packing Problems in Transportation and Supply Chain: New Problems and Trends. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 111, 672-681. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.101>
- Pfeiffer, T. (2016). A comparison of simple two-part supply chain contracts. *International Journal of Production Economics*, 180, 114-124. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.06.023>
- Prakash, C., & Barua, M. K. (2015). Integration of AHP-TOPSIS method for prioritizing the solutions of reverse logistics adoption to overcome its barriers under fuzzy environment. *Journal of Manufacturing Systems*, 37, Part 3, 599-615. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jmsy.2015.03.001>
- Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2004). SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(4), 617-731.
- Qazi, Y., Hurwitz, S., Khan, S., Jurkunas, U. V., Dana, R., & Hamrah, P. (2016). Validity and Reliability of a Novel Ocular Pain Assessment Survey (OPAS) in Quantifying and Monitoring Corneal and Ocular Surface Pain. *Ophthalmology*, 123(7), 1458-1468. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ophtha.2016.03.006>
- Ramesh, S., Viswanathan, R., & Ambika, S. (2016). Measurement and optimization of surface roughness and tool wear via grey relational analysis, TOPSIS and RSA techniques. *Measurement*, 78, 63-72. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2015.09.036>
- Rashedi, V., Rezaei, M., Foroughan, M., & Delbari, A. (2016). Validity and reliability of the depression in old age scale (DIA-S) in Iranian older adults. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 66, 193-197. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.archger.2016.06.009>

- Rezapour, S., Allen, J. K., & Mistree, F. (2016). Reliable flow in forward and after-sales supply chains considering propagated uncertainty. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 93, 409-436. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2016.04.016>
- Rindskopf, D. (2015). Reliability: Measurement. In J. D. Wright (Ed.), *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition)* (pp. 248-252). Oxford: Elsevier.
- Ro, H. (2012). Moderator and mediator effects in hospitality research. *International Journal of Hospitality Management*, 31(3), 952-961. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhm.2011.11.003>
- Rodríguez-Enríquez, C. A., Alor-Hernández, G., Mejía-Miranda, J., Sánchez-Cervantes, J. L., Rodríguez-Mazahua, L., & Sánchez-Ramírez, C. (2016). Supply chain knowledge management supported by a simple knowledge organization system. *Electronic Commerce Research and Applications*, 19, 1-18. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.elerap.2016.06.004>
- Rodríguez-Méndez, R., Sánchez-Partida, D., Martínez-Flores, J. L., & Arvizu-Barrón, E. (2015). A case study: SMED & JIT methodologies to develop continuous flow of stamped parts into AC disconnect assembly line in Schneider Electric Tlaxcala Plant. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 1399-1404. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.282>
- Rosenthal, R., & Rosnow, R. (1991). *Essentials of behavioral research: Methods and data analysis*. Boston, MA: Mc Graw Hill.
- Rosenthal, R., & Rosnow, R. L. (1991). *Essentials of behavioral research: Methods and data analysis*. Boston, MA: McGraw Hill.
- Rostami, A., Abdollahi, H., & Maeder, M. (2016). Enhanced target factor analysis. *Analytica Chimica Acta*, 911, 35-41. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.aca.2016.01.019>
- Rouquette, A., Badley, E. M., Falissard, B., Dub, T., Leplege, A., & Coste, J. (2015). Moderators, mediators, and bidirectional relationships in the International Classification of Functioning, Disability and Health (ICF) framework: An empirical investigation using a longitudinal design and Structural Equation Modeling (SEM). *Social Science & Medicine*, 135(0), 133-142. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.socscimed.2015.05.007>
- Runhaar, J., Waarsing, E., & Bierma-Zeinstra, S. (2016). Do physical activity and weight loss affect the progression of meniscal extrusion?; A structural equation model. *Osteoarthritis and Cartilage*, 24, Supplement 1, S37-S38. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.joca.2016.01.092>
- Ruppert, M., Colby, S., Shelnut, K., Greene, G., Brown, O., Franzen-Castle, L., & Kidd, T. (2013). Cognitive Interviewing in Survey Development. *Journal of Nutrition Education and Behavior*, 45(4, Supplement), S73-S74. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jneb.2013.04.191>
- Saif, Y., & Almansoori, A. (2016). A capacity expansion planning model for integrated water desalination and power supply chain problem. *Energy Conversion and Management*, 122, 462-476. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2016.06.011>
- Sargent, J., & Matthews, L. (2008). Capital Intensity, Technology Intensity, and Skill Development in Post China/WTO Maquiladoras. *World Development*, 36(4), 541-559. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.worlddev.2007.04.015>
- Sargent, J., & Matthews, L. (2009). China versus Mexico in the Global EPZ Industry: Maquiladoras, FDI Quality, and Plant Mortality. *World Development*, 37(6), 1069-1082. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.worlddev.2008.10.002>
- Sarkar, N. (1996). Mean square error matrix comparison of some estimators in linear regressions with multicollinearity. *Statistics & Probability Letters*, 30(2), 133-138. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0167-7152\(95\)00211-1](http://dx.doi.org/10.1016/0167-7152(95)00211-1)
- Schögl, J.-P., Fritz, M. M. C., & Baumgartner, R. J. (2016). Toward supply chain-wide sustainability assessment: a conceptual framework and an aggregation method to assess supply chain performance. *Journal of Cleaner Production*, 131, 822-835. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.04.035>

- Schulze, R., Hilger, A.-L., & Engelberg, P. M. (2015). Factor Analysis and Latent Variable Models in Personality Psychology A2 - Wright, James D *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition)* (pp. 703-708). Oxford: Elsevier.
- Sel, C., Bilgen, B., Bloemhof-Ruwaard, J. M., & van der Vorst, J. G. A. J. (2015). Multi-bucket optimization for integrated planning and scheduling in the perishable dairy supply chain. *Computers & Chemical Engineering*, 77, 59-73. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.compchemeng.2015.03.020>
- Shafiei Kisomi, M., Solimanpur, M., & Doniavi, A. (2016). An integrated supply chain configuration model and procurement management under uncertainty: A set-based robust optimization methodology. *Applied Mathematical Modelling*, 40(17-18), 7928-7947. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apm.2016.03.047>
- Sheu, J.-B. (2016). Supplier hoarding, government intervention, and timing for post-disaster crop supply chain recovery. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 90, 134-160. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2015.09.013>
- Shnaiderman, M., & Ben-Baruch, L. (2016). Control and enforcement in order to increase supplier inventory in a JIT contract. *European Journal of Operational Research*, 250(1), 143-154. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2015.10.047>
- Sohal, A. S. (1996). Assessing AMT implementations: an empirical field study. *Technovation*, 16(8), 377-444. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0166-4972\(96\)00045-4](http://dx.doi.org/10.1016/0166-4972(96)00045-4)
- Song, Z., Chon, K., Ding, G., & Gu, C. (2015). Impact of organizational socialization tactics on newcomer job satisfaction and engagement: Core self-evaluations as moderators. *International Journal of Hospitality Management*, 46(0), 180-189. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhm.2015.02.006>
- Spirtes, P., Glymour, C., & Scheines, R. (1993). *Causality, prediction and search*. Berlin, Germany: Springer-Verlag.
- Su, C.-M., Horng, D.-J., Tseng, M.-L., Chiu, A. S. F., Wu, K.-J., & Chen, H.-P. (2016). Improving sustainable supply chain management using a novel hierarchical grey-DEMATEL approach. *Journal of Cleaner Production*, 134, Part B, 469-481. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.05.080>
- Suh, Y., & Lee, H. (2017). Developing ecological index for identifying roles of ICT industries in mobile ecosystems: The inter-industry analysis approach. *Telematics and Informatics*, 34(1), 425-437. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tele.2016.06.007>
- Swafford, P. M., Ghosh, S., & Murthy, N. (2006). The antecedents of supply chain agility of a firm: Scale development and model testing. *Journal of Operations Management*, 24(2), 170-188. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jom.2005.05.002>
- Tastle, W. J., & Wierman, M. J. (2007). Consensus and dissent: A measure of ordinal dispersion. *International Journal of Approximate Reasoning*, 45(3), 531-545. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijar.2006.06.024>
- Temam, N. R., Minter, R. M., & Kasten, S. J. (2016). Utility of factor analysis in optimization of resident assessment and faculty evaluation. *The American Journal of Surgery*, 211(6), 1158-1163. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.amjsurg.2015.04.011>
- Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, 48(1), 159-205.
- Thanki, S., Govindan, K., & Thakkar, J. (2016). An investigation on lean-green implementation practices in Indian SMEs using analytical hierarchy process (AHP) approach. *Journal of Cleaner Production*, 135, 284-298. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.06.105>
- Theil, H. (1958). *Economic forecasts and policy*. Amsterdam, Netherlands: North-Holland.
- Ting, S. L., Tse, Y. K., Ho, G. T. S., Chung, S. H., & Pang, G. (2014). Mining logistics data to assure the quality in a sustainable food supply chain: A case in the red wine industry.

- International Journal of Production Economics*, 152, 200-209. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.12.010>
- Todeschini, R., Ballabio, D., Consonni, V., Sahigara, F., & Filzmoser, P. (2013). Locally centred Mahalanobis distance: A new distance measure with salient features towards outlier detection. *Analytica Chimica Acta*, 787(0), 1-9. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.aca.2013.04.034>
- Troskie, C. G., & Conradie, W. J. (1986). The distribution of the ratios of characteristic roots (condition numbers) and their applications in principal component or ridge regression. *Linear Algebra and its Applications*, 82(0), 255-279. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0024-3795\(86\)90156-4](http://dx.doi.org/10.1016/0024-3795(86)90156-4)
- Ueda, K., Bailey Jr, D. B., Yonemoto, N., Kajikawa, K., Nishigami, Y., Narisawa, S., . . . Kodama, K. (2013). Validity and reliability of the Japanese version of the family needs survey. *Research in Developmental Disabilities*, 34(10), 3596-3606. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ridd.2013.07.024>
- Ueki, M., & Kawasaki, Y. (2013). Multiple choice from competing regression models under multicollinearity based on standardized update. *Computational Statistics & Data Analysis*, 63(0), 31-41. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.csda.2013.01.019>
- Utar, H., & Ruiz, L. B. T. (2013). International competition and industrial evolution: Evidence from the impact of Chinese competition on Mexican maquiladoras. *Journal of Development Economics*, 105, 267-287. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jdeveco.2013.08.004>
- Villanueva-Ponce, R., Garcia-Alcaraz, J., Cortes-Robles, G., Romero-Gonzalez, J., Jiménez-Macías, E., & Blanco-Fernández, J. (2015). Impact of suppliers' green attributes in corporate image and financial profit: case maquiladora industry. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 1-20. doi:10.1007/s00170-015-7082-6
- Wagner, C. H. (1982). Simpson's paradox in real life. *The American Statistician*, 36(1), 46-48.
- Wan Ahmad, W. N. K., Rezaei, J., de Brito, M. P., & Tavasszy, L. A. (2016). The influence of external factors on supply chain sustainability goals of the oil and gas industry. *Resources Policy*, 49, 302-314. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.resourpol.2016.06.006>
- Wang, C., Li, J., & Guo, P. (2015). The normalized interval regression model with outlier detection and its real-world application to house pricing problems. *Fuzzy Sets and Systems*, 274(0), 109-123. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.fss.2014.06.009>
- Wang, S.-G., Tse, S.-K., & Chow, S.-C. (1990). On the measures of multicollinearity in least squares regression. *Statistics & Probability Letters*, 9(4), 347-355. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0167-7152\(90\)90145-W](http://dx.doi.org/10.1016/0167-7152(90)90145-W)
- Wang, Y., Xu, S.-w., Yu, W., Abdul-gafar, A., Liu, X.-j., Bai, J.-f., . . . Liu, Y. (2016). Food packing: A case study of dining out in Beijing. *Journal of Integrative Agriculture*, 15(8), 1924-1931. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S2095-3119\(15\)61282-5](http://dx.doi.org/10.1016/S2095-3119(15)61282-5)
- Wetzels, M., Odekerken-Schroder, G., & van Oppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *MIS Quarterly*, 33(1), 177-196.
- Willaby, H. W., Costa, D. S. J., Burns, B. D., MacCann, C., & Roberts, R. D. (2015). Testing complex models with small sample sizes: A historical overview and empirical demonstration of what Partial Least Squares (PLS) can offer differential psychology. *Personality and Individual Differences*, 84(0), 73-78. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.paid.2014.09.008>
- Withers, B. E., Ebrahimpour, M., & Hikmet, N. (1997). An exploration of the impact of TQM and JIT on ISO 9000 registered companies. *International Journal of Production Economics*, 53(2), 209-216. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273\(97\)00118-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273(97)00118-7)

- Wladis, C., & Samuels, J. (2016). Do online readiness surveys do what they claim? Validity, reliability, and subsequent student enrollment decisions. *Computers & Education*, 98, 39-56. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2016.03.001>
- Wold, S., Trygg, J., Berglund, A., & Antti, H. (2001). Some recent developments in PLS modeling. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58(2), 131-150. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0169-7439\(01\)00156-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00156-3)
- Wooldridge, J. M. (1991). A note on computing r-squared and adjusted r-squared for trending and seasonal data. *Economics Letters*, 36(1), 49-54.
- Xiao, T., & Shi, J. (2016). Pricing and supply priority in a dual-channel supply chain. *European Journal of Operational Research*, 254(3), 813-823. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2016.04.018>
- Yan, J., Wang, X., Cheng, H., & Huang, L. (2016). Study on the coordination contract in supply chain under trade credit based on risk compensation. *Chaos, Solitons & Fractals*, 89, 533-538. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.chaos.2016.02.040>
- Yang, C.-L., Chuang, S.-P., & Huang, R.-H. (2009). Manufacturing evaluation system based on AHP/ANP approach for wafer fabricating industry. *Expert Systems with Applications*, 36(8), 11369-11377. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.03.023>
- Yılmaz Balaman, Ş., & Selim, H. (2016). Sustainable design of renewable energy supply chains integrated with district heating systems: A fuzzy optimization approach. *Journal of Cleaner Production*, 133, 863-885. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.06.001>
- Yu, F., Xue, L., Sun, C., & Zhang, C. (2016). Product transportation distance based supplier selection in sustainable supply chain network. *Journal of Cleaner Production*, 137, 29-39. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.07.046>
- Yusuff, R. M., Yee, K. P., & Hashmi, M. S. J. (2001). A preliminary study on the potential use of the analytical hierarchical process (AHP) to predict advanced manufacturing technology (AMT) implementation. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 17(5), 421-427. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0736-5845\(01\)00016-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0736-5845(01)00016-3)
- Zakuan, N., Yusof, S. r. M., Saman, M. Z. M., Shaharoun, A. M., & Laosirihongthong, T. (2012). The Moderator Effects of ISO/TS16949 Certification in Thailand Automotive Industry. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 40(0), 141-145. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.03.173>
- Zhang, Y., Zhang, G., Du, W., Wang, J., Ali, E., & Sun, S. (2015). An optimization method for shopfloor material handling based on real-time and multi-source manufacturing data. *International Journal of Production Economics*, 165, 282-292. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.029>
- Zhao, S. T., Wu, K., & Yuan, X.-M. (2016). Optimal production-inventory policy for an integrated multi-stage supply chain with time-varying demand. *European Journal of Operational Research*, 255(2), 364-379. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2016.04.027>
- Zimmermann, R. (2015). On the condition number anomaly of Gaussian correlation matrices. *Linear Algebra and its Applications*, 466(0), 512-526. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.laa.2014.10.038>

Seccion I

Modelos aplicados a la cadena de suministro del vino (La Rioja, España)

Artículo:

The impact of demand and supplier on wine's supply chain performance

THE IMPACT OF DEMAND AND SUPPLIER ON WINE'S SUPPLY CHAIN PERFORMANCE

JORGE LUIS GARCÍA-ALCARAZ^{1,3}, ALEJANDRO ALVARADO-INIESTA¹, JULIO BLANCO-FERNÁNDEZ², AIDE ARACELY MALDONADO-MACÍAS¹, EMILIO JIMÉNEZ-MACÍAS² and JUAN CARLOS SAENZ-DÍEZ MURO²

¹Industrial and Manufacturing Engineering, Autonomous University of Ciudad Juárez, Av. del Charro 450 Norte, Col. Partido Romero, 32379 Ciudad Juárez, Chihuahua, Mexico

²Department of Electrical Engineering, University of La Rioja, Logroño, La Rioja, Spain

³Corresponding author.

TEL: +52 656 6232687;

FAX: +52 656 6884844;

EMAIL: jorge.garcia@uacj.mx

Received for Publication February 16, 2015

Accepted for Publication June 12, 2015

doi:10.1111/jfpe.12257

ABSTRACT

The wine industry is one of the most important income sources in the autonomous community of La Rioja in Spain, and this report is aimed to identify and measure the effect of the latent variables such as *Demand*, *Suppliers*, *Quality and delivery time* on *Financial profits* for wineries. Latent variables were integrated by the observed variables, and a questionnaire was given to 64 wineries in La Rioja, Spain. A descriptive analysis appears for indicators and latent variables were related using structural equation modeling. The results indicate that there is not a direct effect between an efficient *Demand* forecasting and *Suppliers* on the *Financial profits* for wineries, but there are indirect effects through a *Quality and delivery time*, the most important variable being analyzed. Managers in wineries must focus their attention on *Quality and delivery time* to costumers, while having a direct relationship with suppliers.

PRACTICAL APPLICATIONS

Winery managers must make an effort to have a fast prediction of variants in the forecast and adjust the order to suppliers and production process so that the supply chain can be more agile and with quality and timely deliveries with the final result being the company's financial profit. An agile supply chain with quality products seems to be insignificant for managers in wineries.

INTRODUCTION

A supply chain (SC) is composed of several companies that are involved directly or indirectly with satisfying the customer's requests with a product or service. This definition includes not only the manufacturer of the finished products and the supplier components but also transporters, warehouses, retailers and even the customers themselves (Styles *et al.* 2012). For instance, for a wine company, the SC includes activities that are associated with a supplier's selection process, receiving raw materials in warehouses, the movement of parts within the production process, and distribution and delivery of wine to the final customers.

In an SC, there are flows of materials, information and financial resources (Sun and Wing 2005); however, a low level or suspension in material flow causes a number of

problems along all subsequent activities (Lester 1998; Poolton and Barclay 1998); hence, synchronization and continuous flow are vital for companies.

In a consumable product, the SC is a complex network that integrates the same industrial SC components (global or transnational) with a well-defined production system, transportation and distribution, and even a waste recycling program (Hair *et al.* 1987; Giaquinta 2009). Particularly, the SC of fresh produce from agriculture is widely studied from a global point of view since their unavailability has serious consequences (Kock 2013). In the case of wine, it requires a continuous flow throughout the year; poor logistics applied to it surely demerits the quality (Liu *et al.* 2013). In other words, the freshness and safety of agricultural products are lost with time (Farrell 1957; Tastle and Wierman 2007).

Seccion I

Modelos aplicados a la cadena de suministro del vino (La Rioja, España)

Artículo:

The impact of human resources on agility, flexibility, and performance of wine supply chains

THE IMPACT OF HUMAN RESOURCES ON PRODUCTION PROCESS, AGILITY AND CUSTOMERS SATISFACTION OF WINE SUPPLY CHAINS

Jorge L. GARCÍA-ALCARAZ^{1*}, Aidé A. MALDONADO-MACÍAS¹, Juan L. HERNÁNDEZ-ARELLANO¹, Julio BLANCO-FERNÁNDEZ², Emilio JIMÉNEZ-MACÍAS², Juan C. SÁENZ-DIEZ MURO²

¹ Department of Industrial Engineering and Manufacturing, Autonomous University of Ciudad Juárez; Del Charro Ave. 450 N., Ciudad Juárez, Chihuahua, 32310, México. jorge.garcia@uacj.mx; amaldona@uacj.mx; luis.hernandez@uacj.mx.

² Departments of Mechanical and Electrical Engineering, University of La Rioja, San José de Calasanz 31, Logroño, La Rioja 26004, Spain; julio.blanco@unirioja.es; emilio.jimenez@unirioja.es; juan-carlos.saenz-diez@unirioja.es

* Correspondence: jorge.garcia@uacj.mx; Tel.: +52-656-688-4843 ext. 5433

Abstract: This research proposes a structural equation model (SEM) that integrates four latent variables: human resources (HR) skills and availability, production process, agility, and customer satisfaction for wineries that together include fifteen observed variables. Data was obtained from 64 surveys applied to managers in wineries in La Rioja, Spain. Direct, indirect and total effects are analyzed to prove six hypotheses that relate the aforementioned latent variables. Results indicate that HR skills and production process are a source of agility in supply chain for wineries in La Rioja and thus, a direct and indirect source of customer satisfaction.

Keywords: SC agility; Customer satisfaction; Wine supply chain; Human resources

INTRODUCTION

Effective supply chains (SC) are a source of competitiveness for companies nowadays in globalized commerce [1]. Traditionally, a supply chain is defined as the sequence of activities involved in the life cycle of a product, integrating design, production process, its distribution to costumers and sometimes, reverse logistics [2]. Then, SC cover several tasks as raw materials procurement, manufacturing processes in the company, product storage, distribution to end costumers [3], and a lot actors are been part of that SC.

Companies always are trying to have effectiveness in their SC for gain operative and marketing benefits, then they make efforts to have an integration between members and fortunately, that is a research area that is of interest for researches, academics and industrials. Those activities integrated in SC must be adequately managed and a new term has emerged, supply chain management (SCM) [4]. However, those activities are aimed to have a fast delivery to costumers for a better satisfaction and that is way SC is a source of competitive advantage.

It is recognized that these actors and task do play a key role in SC performance and there is a discussion related to identify in a specific way how and why they affect the performance of companies in their own environment [5], but due SC is considerate as a source of competitive advantage, managers are looking to maximize their operations and a lot research are focused on the identification of critical success factors (CSF). For example, Soin [6] identified fourteen CSF in Australian companies using factor analyses, those factors include: human resources, flexibility, agility, communication among members, regional infrastructure as roads, railways, and government participation as facilitator and public administrator of several infrastructure.

Once the CSF are identified, then companies can follow a plan or strategy for have a better performance in SC and as consequence, in financial income. Nevertheless, there is no consensus about the list of CSF for a company, because those factors can be influenced by their context, governmental policies, and education, among others. Some researchers recommend that SC must be in constantly changing and evolving with synchronization among all partners, aimed to reduce cycle time, integrate the logistics

processes with customer and demand, coordinate and simplify logistics decisions among members with shared information, and having joined indicators [7].

For have a low or reduced SC cycle time, companies require human resource motivated, highly trained and with different skill for keep materials flowing along the production process [8]. But a company can have a lean production process with low lead time, but the information and communication technology is poor with other partners, reducing its agility. Other reason for low agility frequently is the services and regional infrastructure provided by governments [9].

However, the latest SC findings related to agility, human resources, production process and customer satisfaction are reported from a manufacturing context, an very special sector. Other companies in different context maybe must have different requirements and the wine industry has its own SC, requiring special conditions for raw material supply due to its perishable nature, production process with high quality standards since wine is a consumable product, special storage and distribution to guarantee quality [10, 11]. Specifically, in La Rioja (Spain) wineries are the most important industry, having a high regional economic importance and this paper is aimed to study the SC for that sector, analyzing three CSF associated to human resources, the production process and agility, impacting or having a direct or indirect effect on customer satisfaction.

This research is a continuation from others, where the human resources skills and training was analyzed [12], as well as demand and suppliers in wine SC [13]. The model here presented proposed a structural equation model that is aimed to find a quantitative measure related the impact among the variables analyzed, because for example, all we know that there is an effect among human resources and customer satisfaction in SC, but the main contribution of this paper is that appears an effect size related to its quantity. The items integrated in every latent variable come from a manufacturing context and are adapted to wine sector.

Statistics of La Rioja Wine

La Rioja is an Autonomous Community of Spain and is considered as the most important wine producer in that country and due to the economic importance of that sector, there is a Regulatory Board (RB) called Denominación de Origen Rioja, a governmental institution that is responsible for wine certification, generates and diffuses statistics concerning the product. Some important statistics for wine in that region according to that institution are as follow:

- In 2012 there were 61,840 hectares dedicated to wine, which represented 253.44 millions of liters of wine produced.
- In 2013 a total of 195.48 millions of liters of Rioja wine were sold, 138.68 millions were a domestic consumption and 56.800 millions were exported to other countries as in European Union, as United Kingdom, Germany, United States, Switzerland and Sweden.
- In 2014 La Rioja relied on 233 winemakers, 28 cooperatives, and 132 wine harvesters.

THEORY, HYPOTHESES AND MODEL PROPOSED

Human Resources in SC

HR are key factors for success in a company [14] and also for SC, because a lot activities depend from them and constitute a resource that must adequately managed as the most important value in a company [15]. Recent research findings declare that HR must be considered a competitive advantage for obtain quality in product design, production process, marketing and product distribution, and that is because they are present in all SC as managers, supervisors, and operators in production line [16, 17].

Currently there are a lot research reporting the importance of HR in production systems, but most experiences come from the manufacturing sector. For example in Čech *et al.* [18] appears an analysis for the role of HR in Chinese manufacturing companies and Jabbour *et al.* [19] are reporting the role of HR management and lean manufacturing from Brazilian automotive industry. Fortunately, recently the HR role in other sectors is been studied, for example in Paşaoğlu [20] appears an analysis applied in banking sector.

In a more specific way, the role of HR applied to SC appears in recent studies [21] and authors as Alfalla-Luque *et al.* [22] introduced a list of 28 factors that affect the integration of a SC and declare that the most important are related to managerial commitment (high staff) and HR related to operators (low staff). Another research indicate that effective communication between HR is also important [23], but sometimes information and communication technology is indispensable. Lengnick-Hall *et al.* [16] have pointed that HR are crucial for successful performance of SC, since they are responsible for planning, execute and define every strategy implemented and that is why the success or failure in a SC can be associated to HR.

But the question is: how to gain the best benefits from HR in a SC? The common response is given them the best training and education, so they can know tools, methodologies and technique for fast problem solutions [24] and with high sense of responsibility. Sometimes it is important that companies in association with local and regional universities to offer specialized courses according to their needs in special context. When there is not human resources in the region or with required skills, then companies have two options, which are costly: preparing a training program for recruiting new personnel or hire staff from another region, that usually that represent other social cost.

Specifically for La Rioja wine sector, there are studies that demonstrate that there is a need for training in human resources, but after that process, it is important to start a program for keep that personnel and warrantee the knowledge transfer process [25].

SC Agility

According to Swafford *et al.* [26], SC agility can be defined as the application of competitive bases in production process, that usually are related to speed, flexibility, innovation proactivity, quality, and profitability, always integrating the available resources and best practices for provide to customer an end costumer a product or service in current globalized market. Agility is not a new concept, it is an evolved concept from adaptability from a company [27] and frequently is confused with flexibility.

But nowadays, agility is associated to speed and adaptability to flexibility [26]. Those two concepts are present in wine industry, because the manager also wants to have fast response to customers in great variety of products for different preferences and tastes.

In current market conditions, almost every company wants to be agile and SC is the best way for reach that goal, but the problem is how to measure the agility and which elements can increase it? What tasks are important for managers? Specially, the agility is important in agricultural products as the wine that require special conditions for storage and distribution, where transport must be done fast at special temperature [10]. Recent studies report that agility is associated with HR, their abilities and skills, but also the transfer technology [28, 29] and there are some other research focused in critical success factors identification for agility [30] and consequence, some models for measure the agility have been proposed, as for example: Lin *et al.* [31] have proposed a model based on fuzzy logic, while Harrison *et al.* [32] have proposed a structural equations model, all them integrating the HR as main variables in the model.

SC for wine also requires in its own special context the identification of critical source of agility and then we proposed the following hypothesis:

H₁. *Skills and Availability of HR in wineries have a direct and positive impact on SC Agility.*

Production Process

In a production process the raw material is transformed into a finished product, for which several techniques and methodologies are applied by operators using adequate machinery and equipment. The production process efficiency depends on several factors, but one of the most important is the HR, and even some authors propose the philosophy of triple p (personnel, production, product), whom ensures that well-educated and trained HR are capable of providing adequate production processes, for finally obtain products with quality [33].

Unfortunately, the benefits gained form human resources and their impact on production processes has been extensively studied in a manufacturing environment, such as for example, Blaga and Jozsef [34] state that the best way to increase resource

and activities efficiency within the production process is to improved education and training of employees, who really work in operational lines. Also, Martínez-Jurado *et al.* [35] have analyzed the role of human resources within the lean manufacturing philosophy and since it is seen as a philosophy, then it always depends on human resources and their skills. Similarly, there are studies analyzing the impact of HR on quality, which is the product of the production process [36].

Specifically, in the wine sector of La Rioja, it has been identified in previous studies the need for proper training of human resources [12] and also that is required adequate knowledge transfer, operational and administrative [25].

Therefore, and in order to explore the role of HR in the wine production process, the following hypothesis is proposed:

H₂. *Skills and Availability of HR* in wineries have a direct and positive impact on *Production Process*.

Currently in a production process, to ensure that there is a constant material flow, it is common to find information systems such Material Requirements Planning (MRP), Manufacturing Resource Planning (MRP II) software as SAP and Radio-Frequency IDentification (RFID) [37], which always provide more visibility to SC, so problems are quickly identified and fixed, which can be translated into more agility. Those and other technologies applied to the supply chain environment are commonly called information and communications technology (ICT) [38, 39].

Also, it is in the production process where lean manufacturing techniques are applied, which as seek to reduce the cycle time of a product within the company, delivering products on time and quality [40, 41]. Some of these techniques are the Single-Minute Exchange of Dies (SMED), which seeks to have short setup times between one product and another; Total Preventive Maintenance (TPM) looking to have the machinery and equipment in good condition to avoid delays due to breakdowns thereof, among others aimed to keep flow materials.

In order to assess the impact of production processes of the wine industry in agility thereof, the following hypothesis is proposed.

H₃. *Production Process* in wineries has a direct and positive impact on *SC Agility* in wine companies.

SC Performance and its Metrics

For improve a process, it is important to measure it first, and agility also must be measured from a quantitative and qualitative way. Fortunately, several research have proposed different indexes and methodologies for measure the agility; for example, Hassini *et al.* [42] propose the use of marketing performance, politics and regulations, movement of materials, product development, production process capacity, procurement and operations, transport and logistics indicators, as well as environmental and social metrics. However, a simplified classification can be referred to economic metrics [43–45], environmental metrics [43–46], and social metrics [45, 46] in SC agility. But here is important to remember that the most important metric for a manager is the financial income [47], expressed as sales growth, profitability, and inventory turnover and cash flow [48].

Other classification or taxonomy are the metrics related to non-financial performance based in operational efficiency of SCs in terms of flexibility, agility, and customer service, which are also crucial elements. According to last paragraphs, operative benefits in SC can have different sources, and the most important is associate to HR and their abilities, because they can support sustainability that is transformed in economic performance and survival for the company [11], and give a real orientation to SC as a strategy [16]. This allows us the proposal of the following working hypothesis.

H₄. *HR Skills and Availability* have a direct and positive impact on the *SC Operational Performance* of wineries.

Another source of SC operational performance is agility associated to speed of response [26]. Any company capable of quickly adapting to changes from customer demand for sure will get more operational benefits [49] and the wine industry is a sector that must be attending the different suggestions from customer, because is a product that is necessary to taste and approved [50]. Hence, in order to contribute to this discussion, the following hypothesis is proposed.

H₅. *SC Agility* of wineries has a direct and positive impact on *SC Operational Performance*.

In a production process information and communication technologies, machinery and equipment are focused to gain benefits for SC, because a good TPM program for sure mean low lead time [50], an efficient SMED program mean that there is low time for setup between a design and another [51]. Also, the use of Computer Aid Design (CAD) mean low time for design and product conception [52], and high quality in product mean that there is not product reject or complain from customers [53].

As it mentioned above, no doubt that all those lean manufacturing tools are focused to get some operational benefit for the company and SC, so the following hypothesis is proposed for wine industry context:

H₆. *Production Process* has a direct and positive impact on the *SC Operational Performance* in wine companies.

Figure 1 illustrates the relationships among variables in hypotheses proposed.

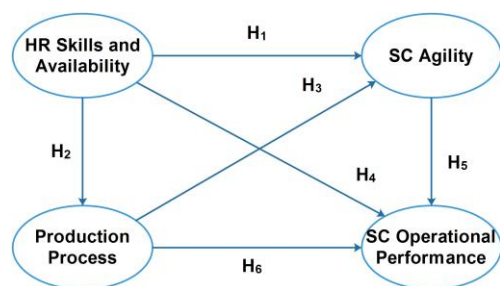


Figure 1. Initial model

MATERIALS AND METHODS

The methodology employed for this research was previously reported by the authors in another papers for modeling demand and suppliers [13], analyzing the impact of green attributes in SC [54], analyzing the impact of traditional practices in SC performance [55], among others. The methodology is based in structural equation models and is described as follow:

Survey Development

In 2014 La Rioja had 233 winemakers identified, the main source of information for this research, then a questionnaire is designed based on literature reviewed to find the items or variables that integrate every latent variable here analyzed that appears in Figure 1: *HR Skills*

and *Availability* contained three items, while *SC Agility* included four items, *Production Process* with three items and *SC Operational Performance* included four items. Such organization is described as follows:

HR Skills and Availability: Education and skills of HR [6, 12, 25, 56, 57], Availability of HR in the region [6, 12, 16, 25, 58], Level of experience and competence of HR [8, 12, 22, 25].

Production Process: There is a reliable production process [34], Lean manufacturing tools are utilized (TPM, SMED, TQM) [59], ICT are wide used in production process (MRP, MRP II, SAP, RFID) [60-62].

SC Agility: Low cycle time [63], Low Lead time [64, 65], Fast response to customers [66], High level of product customization [67, 68].

SC Economic Performance: Deliveries are on time [69], deliveries are always with full orders [70], product meet the quality specifications [71], complains related to product [69].

The questionnaire is divided into two sections, the first one is focused to get demographic information related winemakers and the second one has the items described before. Answers must be answered in a Likert scale with values between one and five, one indicate that the task or items never is executed or the benefit is not obtained, but a five indicate that the task or item is always executed or the benefit is always obtained by winemakers.

Data Collection

The population of winemakers is 233 in La Rioja (Spain) and everyone is contacted via email, inviting them to participate and requesting a face to face interview. When a first meeting for interview is not possible, a second one is proposed fifteen days later. After three impossible meetings, the interview is discarded.

Data Capture and Questionnaire Validation

Data is collected using SPSS 21® and before validation process, a data screening is performed for detect missing and outliers values, that are replaced by median [72]. A value is considered outlier or extreme if its absolute standardized values is bigger than 4.

For validation process, several indices are estimated, as for example:

- Internal consistency is evaluated using the Cronbach's alpha coefficient and the composite reliability index [73], considering a minimum cutoff value of 0.7 [74].
- For parametric predictive validity the R-squared and adjusted R-squared are estimated, but for non-parametric validity, the Q-squared is performed.
- For collinearity problems among items in a latent variable, the variance inflation factor (VIF) is estimated, accepting values lower than 3.3 [75].
- For discriminant validity, the average variance extracted (AVE) is estimated, accepting values bigger than 0.5 [76].

Descriptive Analysis

Once the validation process confirm that information is valid for data analysis, median value for every item is estimated as a central tendency measure, where low values indicate low importance for that task or that benefit is not gained, while high values indicate a lot importance for that item or that benefit is always performed or gained.

Also as deviation measure, the interquartile range (IR) is estimated using the difference between percentiles 75th and 25th. Low values in IR indicate that there is consensus among responders related the values for that item or benefits, while high values in IR indicate little consensus among respondents [77].

Structural Equation Model

For validate and test the hypotheses in Figure 1, the technique named structural equation model (SEM) is used due its wide application in SC models with different applications as in humanitarian SC [78] and green partner selection [79], but for a recent literature review, please read Kaufmann and Gaeckler [80].

Software WarpPLS 5.0® is used for modeling because is based on Partial Least Squared (PLS) algorithms, widely recommended for low sample sizes, non-normal data or data from surveys that are answered subjectively [76]. The model efficiency is evaluated using four index:

average path coefficient (APC), average R-squared (ARS), average variance inflation factor (AVIF), and Tenenhaus goodness of fit index proposed by Kock [81]. For APC and ARS there are p-values associated and the maximum value accepted is 0.05, indicating that the inferences related the hypotheses are done with 95% of confidence level. For AVIF, the maximum value accepted is 3.3 and for Tenenhaus index values, it should be higher than 0.36 [76].

In the final SEM, three effects are measured: (1) direct effects (appear in Figure 1 as arrows from one latent variable to another), (2) indirect effects (given through other variables), and (3) total effects (the sum of direct and indirect effects between latent variables). For test the statistical significance for every effect, the associated P-values are analyzed, accepting 0.05 as maximum value.

RESULTS

After three months applying the survey to winemaker from La Rioja (Spain), sixty-four valid questionnaires were analyzed, that represent 27.46% of total population.

Questionnaire Validation

The validation indices for every latent variable appears in Table 1, and according to R-squared and Adjusted R-squared values we conclude that there is parametric predictive validity, and that is confirmed by the Q-squared values as a non-parametric measure. Observe that R-squared and Q – squared values are similar, confirming the predictive validity.

Related the internal consistency and composite reliability in latent variables, it is observed that everyone have values higher than 0.7, indicating that accepted parameters, and also for convergent validity, the indexes associated to AVE are bigger than 0.5 and that mean that enough variance is extracted from every latent variable. Finally, related the collinearity problems, the AVIF values are lower than 3.3 and therefore there is not collinearity problems.

According to all values in Table 1, posterior analysis can be done to the information and items in every latent variable.

Table 1. Validation Indexes of the Questionnaire

Coefficient	SC Agility	SC Operational	Performance	HR Skills and Availability	Production Process
R-squared coefficients	0.481	0.686			0.175
Adjusted R-squared coefficients	0.464	0.670			0.162
Composite reliability coefficients	0.927	0.835		0.900	0.840
Cronbach's alpha coefficients	0.901	0.732		0.834	0.720
Average variances extracted	0.718	0.564		0.751	0.725
Full collinearity VIFs	2.696	3.349		1.803	1.535
Q-squared coefficients	0.489	0.692			0.185

Descriptive Analysis

A descriptive analysis for items in latent variables appear in Table 2, where items are sorted in a decreasing

way according to the median value. The parameters illustrated are the first (Q_1), second (Q_2), and third (Q_3) quartile, as well as interquartile range (IR) values.

Table 2. Descriptive Analysis of Items Included in Latent Variables Analyzed

Latent Variable	Items	Q ₁	Q ₂	Q ₃	IR
<i>HR Skills and Availability</i>	Availability of human resources in the region	3.54	4.28	4.87	1.33
	Level of experience and competence of human resources	3.32	4.11	4.77	1.45
	Education and skills of human resources.	3.37	4.02	4.64	1.27
<i>Production Process</i>	Lean manufacturing tools are utilized (TPM, SMED, TQM)	3.61	4.31	4.88	1.28
	ICT are wide used in production process (MRP, MRP II, SAP, RFID)	3.33	4.16	4.80	1.47
	There is a reliable production process	2.80	3.84	4.65	1.85
<i>SC agility</i>	High level of product customization	3.15	4.00	4.69	1.54
	Fast response to customers	3.23	3.95	4.63	1.40
	Low cycle time	3.12	3.81	4.54	1.42
	Low lead time	2.95	3.70	4.47	1.52
<i>SC Operational Performance</i>	Complains related to product	3.33	4.16	4.80	1.47
	Deliveries are on time	3.11	3.94	4.68	1.56
	Deliveries are always with full orders	2.95	3.90	4.70	1.75
	Product meet the quality specifications	2.80	3.84	4.65	1.85

Analyzing the information contained in Table 2 it is observed the following:

- In relation to *HR Skills and Availability* latent variable, the most important item in accordance with their magnitude in the median, it is associated with the availability of human resources in La Rioja region, as it has a median of 4.28, which also has the smaller IR, indicating that there is consensus in relation to its value. Note that in this latent variable all items analyzed has a median greater than 4, indicating that the items in related to HR are very important.

In relation to the latent variable called *Production Processes*, it is noted that only two of the three items have median higher than four and that the most important item in relation to the median value is related to the use of lean manufacturing tools, such as TPM, SMED and TQM, which help to maintain the continuous flow of materials through the production system. Similarly, it appears that this item is the one with the least value in IR, so there is a consensus in relation to its value.

- The latent variable associated with *SC Agility* shows that only one of the five items has a median equal to four, while the others four items are below that value, but higher than three. This indicates that agility is important for SC in the opinion of the respondents. The most important in this latent variable in relation to the median value item is the level of customization that has the product, but the item with more consensus is that associated with the rapid response to customers because it has the smallest value in IR.
- Finally, in latent variable called *SC Operational Performance*, it is observed that the most important item is the low number of claims from customer, the only item with a median higher than four, and has the smallest of the IR estimates, since the other three items that make it up have less than four on the median, but higher than three.

Structural Equation Model

After running the SEM according to the methodology described above, the results observed in Figure 2 are obtained. Note that for each relationships between latent variables appears a beta (β) value and their respective p-value for test the statistical significance. Also, in every dependent latent variable it is a R-square value, which indicates the amount of variance that is explained by the independent variables that explain it.

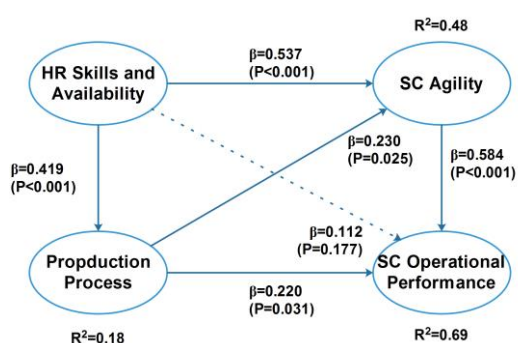


Figure 2. Evaluated model

Efficiency indexes of the Model

The model in Figure 1 is evaluated according to methodology described using the WarpPLS5, and the efficiency index tit are as follow:

- Average path coefficient (APC)=0.350, $P<0.001$
- Average R-squared (ARS)=0.447, $P<0.001$

- Average adjusted R-squared (AARS)=0.432, $P<0.001$
- Average block VIF (AVIF)=2.025, acceptable if ≤ 5 , ideally ≤ 3.3
- Average full collinearity VIF (AFVIF)=2.346, acceptable if ≤ 5 , ideally ≤ 3.3
- Tenenhaus GoF (GoF)=0.555, small ≥ 0.1 , medium ≥ 0.25 , large ≥ 0.36

Three of the last six indexes have a p-value associated, APC, ARS and AARS, all then with values bigger than 0.2 and then is conclude that the predictive validity is passed, because the p values are lowers than 0.001, assessing it with more than 99% of confidence level. For VIF and AVIF, the values are lowers than 3.3, indicating that there is not collinearity problem among latent variables. Finally, the Tenenhaus index of goodness of fit shows a value of 0.555, higher than 0.36 considered as large an adequate. With that information is conclude that the model is statistically suitable and effects between variables can be analyzed.

Direct Effects

Direct effects are used for test the hypotheses in Figure 1. Based in results obtained and showed in Figure 2 it is possible to state the following conclusions, where five hypotheses are accepted (solid lines) and one rejected (dash line).

- H1. There is enough statistical evidence to point out that *HR Skills and Availability* in wine companies have a direct and positive impact on *SC Agility*, because when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable increases by 0.537 units.
- H2. There is enough statistical evidence to declare that *HR Skills and Availability* in wineries have a direct and positive impact on *Production Process*, since when the first latent variable goes up by one standard deviation, the second one increases by 0.419 units.
- H3. There is sufficient statistical evidence to state that *Production Process* in wineries has a direct and positive impact on *SC Agility* of wineries, since when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the second latent variable increases by 0.230 units.

- H4. There is not enough statistical evidence to state that *HR Skills and Availability* in wineries have a direct and positive impact on *SC Operational Performance*, since the P-value associated to the beta parameter is 0.177, higher than 0.05. However, this hypothesis must be analyzed late using the indirect and total effects.
- H5. There is enough statistical evidence to affirm that *SC Agility* has a direct and positive impact on *SC Operational Performance* of wineries, since when the first latent variable goes up by one standard deviation, the second one increases by 0.584 units.
- H6. There is sufficient statistical evidence to declare that *Production Process* in a winery has a direct and positive impact on *SC Operational Performance*, because when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the second latent variable increases by 0.220 units.

In Figure 1 and Figure 2 appears that *SC Agility* and *SC Operational Performance* are explained by more than one independent latent variable and have a R-squared associated. The question here is to determine the amount of variance explained by every independent latent variable, and in this case *SC Agility* has a R-squared value $R^2=0.48$, which is explained in 0.358 units by *HR Skills and Availability* and 0.116 units by *Production Process*, indicating that for *SC Agility* the HR are the most important because can explain more variance.

Similarly, latent variable *SC Operational Performance* shows a R-squared value $R^2=0.69$, but 0.47 comes from *SC Agility*, 0.138 comes from *Production Process* and 0.078 comes from *HR Skills and Availability*. Observe that in this case, the amount of variance from *SC Agility* is the bigger and the most important, while the variance explained by *HR Skills and Availability* is the smaller and the direct effect was statistically not significant (dash line).

Sum of Indirect Effects

An indirect effect between two latent variables is given through a mediator variable, using two or more segments. For example, *HR Skills and Availability* can have an indirect effect on *SC Operational Performance* using *SC Agility* as mediator. The analysis of this kind of effects is very important because sometimes can show hide

relationships. In this case, Table 3 shown the indirect effect among latent variables and can be observed that all indirect effects between latent variables are statistically significant, since all P-values are lower than 0.05.

Remember that hypothesis 4 (H_4) was rejected when analyzing the direct effect between *HR Skills and Availability* and *SC Operational Performance*. But analyzing the indirect effect between those latent variables, it is statistically significant and is the bigger one in Table 3, indicating that those variables has a relationship but using as mediator to *SC agility* and *Production Process*. The sum of indirect effect is 0.462 and that mean that when *HR Skills and Availability* increase its standard deviation in one unit, the *SC Operational Performance* goes up by 0.462 units, explaining the 32.1% of variance ($ES=0.321$).

Table 3. Sum of Indirect Effects

To	From	
	<i>HR Skills and Availability</i>	<i>Production Process</i>
<i>SC Agility</i>	0.096 (P=0.021) ES = 0.064	
<i>SC Operational Performance</i>	0.462 (P<0.001) ES = 0.321	0.134 (P=0.001) ES = 0.084

ES= Effect size

Total Effects

The sum of direct and indirect effects is called the total effects and Table 4 illustrates them. For the model evaluated in this research, such effects are illustrated in Table 4, where it can be observed that they are all statistically significant, since the P-value is lower than 0.05 in all cases.

Also in Table 4 appears the effect size (ES) for every relationship between latent variables. According to the beta values, the bigger total effect is 0.634, between *HR Skills and Availability* and *SC Agility*, and that mean that when the first latent variable increases its standard deviation in one unit, the second one goes up by 0.634 unit. Another important total effect according to its value is given between *HR Skills and Availability* and *SC Operational Performance* with a value of 0.575 and its importance is because the direct effect tested in hypothesis 4 (H_4) was rejected, but the indirect an total

effect is statistically significant. Also is important to declare that the first latent variable can explain the 39.8% of variance in the second variable, indicating the importance of mediator variables in that relationship.

Regarding the effect size in total effects, the biggest value is associated to the relationship between *SC Agility* and *SC Operational Performance* with 0.470, indicating that the first latent variable can explain the 47% of variance in the second variable.

Table 4. Sum of Total Effects

To	From		
	SC Agility	HR Skills and Availability	Production Process
SC Agility		0.634 (P<0.001)	0.230 (P=0.025)
		ES = 0.422	ES = 0.122
SC Operational Performance	0.584 (P<0.001)	0.575 (P<0.001)	0.354 (P<0.001)
	ES = 0.470	ES = 0.398	ES = 0.223
Production Process		0.419 (P<0.001)	
		ES = 0.175	

ES=Effect Size

CONCLUSIONS AND INDUSTRIAL IMPLICATIONS

Analyzing the findings obtained in Figure 3, then the following conclusions and industrial implication can be proposed:

- *HR Skills and Availability* are the base for get a *SC Operational Performance*, although in H_4 was demonstrated that the relationship is not significant statistically analyzing only the direct effect, but when the indirect and total effects are analyzed, then there is a significant effect. Those demonstrate that the *Production Process* and *SC Agility* are important mediator latent variables. According to that findings, managers must focus their attention to ARS: education programs and training, in similarity to research reported by Gil et al. [12].
- Also, *HR Skills and Availability* are the main source of *SC Agility*, since the direct and indirect effect is bigger than the effect received from *Production Process* in wine industry. In another words, the human resource are source of agility and the main factor impacting

the production process using their knowledge. Similar results are reported by Ployhart *et al.* [82] in the service context, Sherehiy and Karwowski [83] in small manufacturing enterprises, among others. Usually agility is associated to human resources and information and communication technology [84] and that is a possible future research in the wine context. .

SC Agility is the main source of *SC Operational Performance* since the direct effect that appears in Figure 2 is the biggest. Then, managers that want to have a low complains rate from customers and deliveries on time, must focus their attention in improve the product customization level, give a fast response to customers and having a low cycle time.

FUTURE RESEARCH

This research have integrate only four latent variables in the analysis due to parsimony, then in future research is proposed the next:

- To integrate a latent variable associated to Information and Communication Technology, because that production process is much automated.
- To integrate a latent variable associated to quality, separating it from the production process variable.
- To integrate a latent variable associated to government, because in La Rioja (Spain), they play an important role in wine industry.

Acknowledgments: Authors wish to thank Autonomous University of La Rioja for the support provided to Dr. Jorge L. García-Alcaraz during his academic stay in the institution. Similarly, authors are thankful to the National Council of Science and Technology of Mexico for its support in the development of the Thematic Network: Industrial Processes Optimization, under grand number 260320.

Author Contributions: Jorge Luis García-Alcaraz, Julio Blanco-Fernandez and Juan Carlos Saénz Díez Muro performed the data collection and wrote the paper. Jorge Luis García-Alcaraz, Aide A. Maldonado-Macias, Juan L. Hernandez-Arellano and Emilio Jimenez-Macias performed the univariate and multivariate analysis.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

- SC: Supply chain
- SCM: Supply chain management
- SEM: Structural equation model
- AARS: Average R-squared
- AARS: Average adjusted R-squared
- VIF: Variance inflation factor
- AVIF: Average block variance inflation factor
- GoF: Goodness of fit
- ES: Effect size
- IR: Interquartile range
- HR: Human Resources
- CSF: Critical Success Factors
- Q1: First quartile

Q2: Second quartile

Q3: Third quartile

REFERENCES

- [1] Y. Y. Yusuf, A. Musa, M. Dauda, N. El-Berishy, D. Kovvuri, and T. Abubakar, "A study of the diffusion of agility and cluster competitiveness in the oil and gas supply chains," *International Journal of Production Economics*, vol. 147, Part B, pp. 498-513, 1// 2014.
- [2] K. S. Khor and Z. M. Udin, "Reverse logistics in Malaysia: Investigating the effect of green product design and resource commitment," *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 81, pp. 71-80, 12// 2013.
- [3] S. Chopra and P. Meindl, *Supply Chain Management*, 5 edition ed.: Prentice Hall, 2008.
- [4] A. Musa, A. Gunasekaran, and Y. Yusuf, "Supply chain product visibility: Methods, systems and impacts," *Expert Systems with Applications*, vol. 41, pp. 176-194, 1// 2014.
- [5] P. Danese, P. Romano, and M. Formentini, "The impact of supply chain integration on responsiveness: The moderating effect of using an international supplier network," *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 49, pp. 125-140, 1// 2013.
- [6] S. S. Soin, "Critical success factors in supply chain management at high technology companies, ," Ph.D., University of Shouthern Queensland, Australia, 2004, 2004.
- [7] C. Clott and B. C. Hartman, "Supply chain integration, landside operations and port accessibility in metropolitan Chicago," *Journal of Transport Geography*, vol. 51, pp. 130-139, 2// 2016.
- [8] C. J. C. Jabbour and A. B. L. de Sousa Jabbour, "Green Human Resource Management and Green Supply Chain Management: linking two emerging agendas," *Journal of Cleaner Production*, 2015.
- [9] L. Avelar-Sosa, J. L. García-Alcaraz, M. G. Cedillo-Campos, and W. Adarme-Jaimes, "Effects of regional infrastructure and offered services in the supply chains performance: Case ciudad Juarez," *DYNA (Colombia)*, vol. 81, pp. 208-217, 2014.
- [10] S. L. Ting, Y. K. Tse, G. T. S. Ho, S. H. Chung, and G. Pang, "Mining logistics data to assure the quality in a sustainable food supply chain: A case in the red wine industry," *International Journal of Production Economics*, vol. 152, pp. 200-209, 6// 2014.
- [11] M. E. Pullman, M. J. Maloni, and J. Dillard, "Sustainability Practices in Food Supply Chains: How is Wine Different?," *Journal of Wine Research*, vol. 21, pp. 35-56, 2010.
- [12] A. J. Gil, J. L. Garcia-Alcaraz, and M. Mataveli, "The training demand in organizational changes processes in the Spanish wine sector," *European Journal of Training and Development*, vol. 39, pp. 315-331, 2015.
- [13] J. L. García-Alcaraz, A. Alvarado-Iniesta, J. Blanco-Fernández, A. A. Maldonado-Macías, E. Jiménez-Macías, and J. C. Saenz-Díez Muro, "The Impact of Demand and Supplier on Wine's Supply Chain Performance," *Journal of Food Process Engineering*, pp. n/a-n/a, 2015.
- [14] J. L. García, A. A. Maldonado, A. Alvarado, and D. G. Rivera, "Human critical success factors for kaizen and its impacts in industrial performance," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 70, pp. 2187-2198, 2014.
- [15] J. Kaur, F. Radicchi, and F. Menczer, "Universality of scholarly impact metrics," *Journal of Informetrics*, vol. 7, pp. 924-932, 10// 2013.
- [16] M. L. Lengnick-Hall, C. A. Lengnick-Hall, and C. M. Rigsbee, "Strategic human resource management and supply chain orientation," *Human Resource Management Review*, vol. 23, pp. 366-377, 12// 2013.
- [17] A. A. Teixeira, C. J. C. Jabbour, A. B. L. de Sousa Jabbour, H. Latan, and J. H. C. de Oliveira, "Green training and green supply chain management: evidence from Brazilian firms," *Journal of Cleaner Production*, vol. 116, pp. 170-176, 3/10/ 2016.
- [18] M. Čech, W. Yao, A. Samolejová, J. Li, and P. Wicher, "Human Resource Management in Chinese manufacturing companies," *Perspectives in Science*, 2016.
- [19] C. J. C. Jabbour, A. B. L. d. S. Jabbour, K. Govindan, A. A. Teixeira, and W. R. d. S. Freitas, "Environmental management and operational performance in automotive companies in Brazil: the role of human resource management and lean manufacturing," *Journal of Cleaner Production*, vol. 47, pp. 129-140, 5// 2013.

- [20] D. Paşaoğlu, "Analysis of the Relationship Between Human Resources Management Practices and Organizational Commitment from a Strategic Perspective: Findings from the Banking Industry," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 207, pp. 315-324, 10/20/ 2015.
- [21] K. L. Christ, "Water management accounting and the wine supply chain: Empirical evidence from Australia," *The British Accounting Review*, vol. 46, pp. 379-396, 12// 2014.
- [22] R. Alfalla-Luque, J. A. Marin-Garcia, and C. Medina-Lopez, "An analysis of the direct and mediated effects of employee commitment and supply chain integration on organisational performance," *International Journal of Production Economics*, vol. 162, pp. 242-257, 4// 2015.
- [23] M. A. Jacobs, W. Yu, and R. Chavez, "The effect of internal communication and employee satisfaction on supply chain integration," *International Journal of Production Economics*, vol. 171, Part 1, pp. 60-70, 1// 2016.
- [24] R. Ertugut and S. Soyseker, "Professional manager education on logistics and supply chain management," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 15, pp. 2771-2775, // 2011.
- [25] A. J. Gil and F. J. Carrillo, "Knowledge transfer and the learning process in Spanish wineries," *Knowl Manage Res Prac*, vol. 14, pp. 60-68, 02//print 2016.
- [26] P. M. Swafford, S. Ghosh, and N. Murthy, "Achieving supply chain agility through IT integration and flexibility," *International Journal of Production Economics*, vol. 116, pp. 288-297, 12// 2008.
- [27] B. Sherehiy, W. Karwowski, and J. K. Layer, "A review of enterprise agility: Concepts, frameworks, and attributes," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 37, pp. 445-460, 5// 2007.
- [28] S. Trzcielinski, "The Influence of Knowledge Based Economy on Agility of Enterprise," *Procedia Manufacturing*, vol. 3, pp. 6615-6623, // 2015.
- [29] J.-G. Cegarra-Navarro, P. Soto-Acosta, and A. K. P. Wensley, "Structured knowledge processes and firm performance: The role of organizational agility," *Journal of Business Research*, 2016.
- [30] M. S. Sangari, J. Razmi, and S. Zolfaghari, "Developing a practical evaluation framework for identifying critical factors to achieve supply chain agility," *Measurement*, vol. 62, pp. 205-214, 2// 2015.
- [31] C.-T. Lin, H. Chiu, and Y.-H. Tseng, "Agility evaluation using fuzzy logic," *International Journal of Production Economics*, vol. 101, pp. 353-368, 6// 2006.
- [32] H. Harrison, H. Christopher, and R. van Hoek, *Creating the Agile Supply Chain*. London, UK: Institute of Logistics & Transport, 1999.
- [33] A.-M. Karimi-Majd, M. Mahootchi, and A. Zakery, "A reinforcement learning methodology for a human resource planning problem considering knowledge-based promotion," *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2016.
- [34] P. Blaga and B. Jozsef, "Increasing Human Resource Efficiency in the Production Process," *Procedia Technology*, vol. 12, pp. 469-475, // 2014.
- [35] P. J. Martínez-Jurado, J. Moyano-Fuentes, and P. Jerez-Gómez, "Human resource management in Lean Production adoption and implementation processes: Success factors in the aeronautics industry," *BRQ Business Research Quarterly*, vol. 17, pp. 47-68, 1// 2014.
- [36] R. Soukalová and M. Gottlichová, "The Impact of Effective Process of Higher Education on the Quality of Human Resources in the Czech Republic," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 174, pp. 3715-3723, 2/12/ 2015.
- [37] R. Seethamraju and D. Krishna Sundar, "Influence of ERP systems on business process agility," *IIMB Management Review*, vol. 25, pp. 137-149, 9// 2013.
- [38] M.-C. Tsai, W. Lee, and H.-C. Wu, "Determinants of RFID adoption intention: Evidence from Taiwanese retail chains," *Information & Management*, vol. 47, pp. 255-261, 8// 2010.
- [39] R. Angeles, "Anticipated IT infrastructure and supply chain integration capabilities for RFID and their associated deployment outcomes," *International Journal of Information Management*, vol. 29, pp. 219-231, 6// 2009.
- [40] H. Soltan and S. Mostafa, "Lean and Agile Performance Framework for Manufacturing Enterprises," *Procedia Manufacturing*, vol. 2, pp. 476-484, // 2015.

- [41] D. M. Gligor, C. L. Esmark, and M. C. Holcomb, "Performance outcomes of supply chain agility: When should you be agile?," *Journal of Operations Management*, vol. 33–34, pp. 71-82, 1// 2015.
- [42] E. Hassini, C. Surti, and C. Searcy, "A literature review and a case study of sustainable supply chains with a focus on metrics," *International Journal of Production Economics*, vol. 140, pp. 69-82, 11// 2012.
- [43] B. Clemens, "Economic incentives and small firms: Does it pay to be green?," *Journal of Business Research*, vol. 59, pp. 492-500, 4// 2006.
- [44] S. Vachon and R. D. Klassen, "Environmental management and manufacturing performance: The role of collaboration in the supply chain," *International Journal of Production Economics*, vol. 111, pp. 299-315, 2// 2008.
- [45] Q. Zhu and J. Sarkis, "Relationships between operational practices and performance among early adopters of green supply chain management practices in Chinese manufacturing enterprises," *Journal of Operations Management*, vol. 22, pp. 265-289, 6// 2004.
- [46] C. Searcy, D. McCartney, and S. Karapetrovic, "Sustainable development indicators for the transmission system of an electric utility," *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, vol. 14, pp. 135-151, 2007.
- [47] G. Zhao, T. Feng, and D. Wang, "Is more supply chain integration always beneficial to financial performance?," *Industrial Marketing Management*, vol. 45, pp. 162-172, 2// 2015.
- [48] B. Mansoornejad, E. N. Pistikopoulos, and P. Stuart, "Metrics for evaluating the forest biorefinery supply chain performance," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 54, pp. 125-139, 7/11/ 2013.
- [49] Y. Y. Yusuf, A. Gunasekaran, A. Musa, M. Dauda, N. M. El-Berishy, and S. Cang, "A relational study of supply chain agility, competitiveness and business performance in the oil and gas industry," *International Journal of Production Economics*, vol. 147, Part B, pp. 531-543, 1// 2014.
- [50] R. S. Jackson, "Wines: Wine Tasting A2 - Caballero, Benjamin," in *Encyclopedia of Food and Health*, P. M. Finglas and F. Toldrá, Eds., ed Oxford: Academic Press, 2016, pp. 577-584.
- [51] R. Rodríguez-Méndez, D. Sánchez-Partida, J. L. Martínez-Flores, and E. Arvizu-Barrón, "A case study: SMED & JIT methodologies to develop continuous flow of stamped parts into AC disconnect assembly line in Schneider Electric Tlaxcala Plant," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, pp. 1399-1404, // 2015.
- [52] J. D. Camba, M. Contero, and P. Company, "Parametric CAD modeling: An analysis of strategies for design reusability," *Computer-Aided Design*, vol. 74, pp. 18-31, 5// 2016.
- [53] M.-P. Sáenz-Navajas, J. M. Avizcuri, J. F. Echávarri, V. Ferreira, P. Fernández-Zurbano, and D. Valentin, "Understanding quality judgements of red wines by experts: Effect of evaluation condition," *Food Quality and Preference*, vol. 48, Part A, pp. 216-227, 3// 2016.
- [54] R. Villanueva-Ponce, J. Garcia-Alcaraz, G. Cortes-Robles, J. Romero-Gonzalez, E. Jiménez-Macías, and J. Blanco-Fernández, "Impact of suppliers' green attributes in corporate image and financial profit: case maquiladora industry," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 80, pp. 1277-1296, 2015/09/01 2015.
- [55] L. Avelar-Sosa, J. García-Alcaraz, O. Vergara-Villegas, A. Maldonado-Macías, and G. Alor-Hernández, "Impact of traditional and international logistic policies in supply chain performance," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, pp. 1-13, 2014/09/09 2014.
- [56] R. Bernard, "Chapter 4 - Education Training," in *Security Technology Convergence Insights*, R. Bernard, Ed., ed: Elsevier, 2015, pp. 49-56.
- [57] A. Badea, G. Prosteian, A. Hutanu, and S. Popa, "Competency Training in Collaborative Supply Chain Using KSA Model," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 191, pp. 500-505, 6/2/ 2015.
- [58] P. Blaga and B. Jozsef, "Increasing Human Resource Efficiency in the Production Process," *Procedia Technology*, vol. 12, pp. 469-475, // 2014.
- [59] A. Chiarini, "Sustainable manufacturing-greening processes using specific Lean Production tools: an

- empirical observation from European motorcycle component manufacturers," *Journal of Cleaner Production*, vol. 85, pp. 226-233, 12/15/ 2014.
- [60] W. F. Erevelles and S. K. Aithal, "Development of an interface between a supervisory shop controller and MRP system in a CIM environment," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 61, pp. 120-123, 8// 1996.
- [61] M. Grunow and S. Piramuthu, "RFID in highly perishable food supply chains – Remaining shelf life to supplant expiry date?," *International Journal of Production Economics*, vol. 146, pp. 717-727, 12// 2013.
- [62] G. Plenert, "Focusing material requirements planning (MRP) towards performance," *European Journal of Operational Research*, vol. 119, pp. 91-99, 11/19/ 1999.
- [63] K.-J. Chung, J.-J. Liao, P.-S. Ting, S.-D. Lin, and H. M. Srivastava, "The algorithm for the optimal cycle time and pricing decisions for an integrated inventory system with order-size dependent trade credit in supply chain management," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 268, pp. 322-333, 10/1/ 2015.
- [64] R. Jamshidi, S. M. T. Fatemi Ghomi, and B. Karimi, "Flexible supply chain optimization with controllable lead time and shipping option," *Applied Soft Computing*, vol. 30, pp. 26-35, 5// 2015.
- [65] D. J. Garcia and F. You, "Supply chain design and optimization: Challenges and opportunities," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 81, pp. 153-170, 10/4/ 2015.
- [66] M. Perry, A. S. Sohal, and P. Rumpf, "Quick Response supply chain alliances in the Australian textiles, clothing and footwear industry," *International Journal of Production Economics*, vol. 62, pp. 119-132, 5/20/ 1999.
- [67] D. Mourtzis and M. Doukas, "On the configuration of supply chains for assemble-to-order products: Case studies from the automotive and the CNC machine building sectors," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 36, pp. 13-24, 12// 2015.
- [68] D. Mourtzis and M. Doukas, "Design and Planning of Manufacturing Networks for Mass Customisation and Personalisation: Challenges and Outlook," *Procedia CIRP*, vol. 19, pp. 1-13, // 2014.
- [69] A. Villa and T. Taurino, "From JIT to Seru, for a Production as Lean as Possible," *Procedia Engineering*, vol. 63, pp. 956-965, // 2013.
- [70] B. D. Song and Y. D. Ko, "A vehicle routing problem of both refrigerated- and general-type vehicles for perishable food products delivery," *Journal of Food Engineering*, vol. 169, pp. 61-71, 1// 2016.
- [71] G. Xie, S. Wang, and K. K. Lai, "Quality improvement in competing supply chains," *International Journal of Production Economics*, vol. 134, pp. 262-270, 11// 2011.
- [72] J. Hair, W. Black, B. Babin, and R. Anderson, *Multivariate data analysis*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2009.
- [73] H. Liu, W. Ke, K. K. Wei, and Z. Hua, "The impact of IT capabilities on firm performance: The mediating roles of absorptive capacity and supply chain agility," *Decision Support Systems*, vol. 54, pp. 1452-1462, 2// 2013.
- [74] D. Rexhausen, R. Pibernik, and G. Kaiser, "Customer-facing supply chain practices—The impact of demand and distribution management on supply chain success," *Journal of Operations Management*, vol. 30, pp. 269-281, 5// 2012.
- [75] S. Petter, D. Straub, and A. Rai, "Specifying formative constructs in information systems research," *MIS Quarterly*, vol. 31, pp. 623-656, 2007.
- [76] N. Kock, "Using WarpPLS in e-collaboration studies: What if I have only one group and one condition," *International Journal of e-Collaboration*, vol. 9, p. 12, 2013.
- [77] W. J. Tastle and M. J. Wierman, "Consensus and dissention: A measure of ordinal dispersion," *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 45, pp. 531-545, 8// 2007.
- [78] D. K. Yadav and A. Barve, "Analysis of critical success factors of humanitarian supply chain: An application of Interpretive Structural Modeling," *International Journal of Disaster Risk Reduction*, vol. 12, pp. 213-225, 6// 2015.
- [79] C. Wu and D. Barnes, "An integrated model for green partner selection and supply chain construction," *Journal of Cleaner Production*, vol. 112, Part 3, pp. 2114-2132, 1/20/ 2016.

- [80] L. Kaufmann and J. Gaeckler, "A structured review of partial least squares in supply chain management research," *Journal of Purchasing and Supply Management*, vol. 21, pp. 259-272, 12// 2015.
- [81] N. Kock, *Advanced mediating effects tests, multi-group analyses, and measurement model assessments in PLS-based SEM*. . Laredo, TX: : ScriptWarp Systems., 2013.
- [82] R. E. Ployhart, C. H. Van Iddekinge, and W. I. MacKenzie, "Acquiring and Developing Human Capital in Service Contexts: The Interconnectedness of Human Capital Resources," *Academy of Management Journal*, vol. 54, pp. 353-368, April 1, 2011 2011.
- [83] B. Sherehiy and W. Karwowski, "The relationship between work organization and workforce agility in small manufacturing enterprises," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 44, pp. 466-473, 5// 2014.
- [84] I. Harris, Y. Wang, and H. Wang, "ICT in multimodal transport and technological trends: Unleashing potential for the future," *International Journal of Production Economics*, vol. 159, pp. 88-103, 1// 2015.

Seccion II
Modelos asociados a la industria maquiladora de Ciudad
Juárez (México)

Artículo:
Main benefits obtained from a successful JIT implementation

Main benefits obtained from a successful JIT implementation

Jorge L. García Alcaraz¹ · Aidé A. Maldonado Macías¹ ·
Diana Jazmín Prieto Luevano¹ · Julio Blanco Fernández² ·
Alfonso de Jesús Gil López³ · Emilio Jiménez Macías²

Received: 8 October 2015 / Accepted: 15 January 2016
© Springer-Verlag London 2016

Abstract Literature has reported 31 benefits obtained by companies after a successful JIT implementation. However, this research reduces the list by means of a data reduction technique to identify those essential benefits that must be pursued. The 31 benefits are integrated in a questionnaire that is administered to 144 production managers in maquiladoras in Mexico to measure the extent to which they are obtained according to respondents. On the one hand, a validation process and descriptive analysis are carried out for every benefit by considering their median values as a measure of central tendency and interquartile range values as a measure of dispersion. On the other hand, data reduction was achieved by means of a factor analysis based on principal components and varimax rotation. Four main factors related to JIT benefits are identified after the factor analysis, which explain 67.27 % of total variance of data. Identified factors concern inventory management, production process, human resources, and economic benefits.

Keywords JIT benefits · Factor analysis · Data reduction · JIT implementation · Maquiladora

1 Introduction

Global competition nowadays forces manufacturing companies to improve customer satisfaction. Moreover, due to this globalization phenomenon, companies have focused on reducing costs, improve quality, and diversify products and services [1–3]. However, they usually face fluctuations in demand that require rapid adjustment of manufacturers to fulfill requirements of costumers [4–6]. As a result, such manufacturing organizations must adapt, readapt, and redesign their production processes. Therefore, it can be stated that the stability and survival of manufacturing companies in an increasingly competitive world depend on the ability of these firms to produce higher-quality products at a lower cost and in allowable delivery times [2].

Research has focused on the identification of strategies that could allow manufacturing companies to survive in the current state of market and preserve the preferences of their clients [1, 7]. One of the most successful strategies to reach these objectives is to provide high-quality products at reliable and reduced delivery times in the supply chain within globalized production systems. In fact, it is very common that components or parts of a product are manufactured in one country, while the final assembly is executed in another country or region. To achieve these goals, companies have drawn upon several techniques, methods, and strategies among which just-in-time (JIT) has shown salient presence.

JIT makes it possible for companies to obtain the competitive advantage required. Its elements are effective to respond to current changes, speed, and efficiency demanded in the market [8]. Furthermore, recent research indicates that JIT

✉ Jorge L. García Alcaraz
jorge.garcia@uacj.mx

¹ Department of Industrial Engineering and Manufacturing, Institute of Engineering and Technology, Autonomous University of Ciudad Juárez, Av. Del Charro 450 Norte. Ciudad Juárez, Chihuahua C.P. 32310, México

² Department of Mechanical Engineering, University of La Rioja, Edificio Departamental - C/Luis de Ulloa, 20 - 26004, Logroño, La Rioja, Spain

³ Department of Teaching, Educational Organization and Special Education, National Distance Education University (UNED), Juan del Rosal 14, 28040 Madrid, Spain

Seccion II
Modelos asociados a la industria maquiladora de Ciudad
Juárez (México)

Artículo:
New product development and innovation in the maquiladora industry: a
causal model

Article

New Product Development and Innovation in the Maquiladora Industry: A Causal Model

Jorge Luis García-Alcaraz ^{1,*}, Aidé Aracely Maldonado-Macías ¹,
Sandra Ivette Hernández-Hernández ¹, Juan Luis Hernández-Arellano ¹,
Julio Blanco-Fernández ² and Juan Carlos Sáenz Díez-Muro ³

¹ Department of Industrial and Manufacturing Engineering, Autonomous University of Ciudad Juárez, Ciudad Juárez 32310, Mexico; amaldona@uacj.mx (A.A.M.-M.); al125278@aulumnos.uacj.mx (S.I.H.-H.); luis.hernandez@uacj.mx (J.L.H.-A.)

² Department of Mechanical Engineering, University of La Rioja, La Rioja 26004, Spain; julio.blanco@unirioja.es

³ Department of Electric Engineering, University of La Rioja, La Rioja 26004, Spain; juan-carlos.saenz-diez@unirioja.es

* Correspondence: jorge.garcia@uacj.mx; Tel.: +52-656-6884843 (ext. 5433)

Academic Editors: Alessandro Ruggieri, Samuel Petros Sebhatu and Zenon Foltynowicz

Received: 25 April 2016; Accepted: 19 July 2016; Published: 25 July 2016

Abstract: Companies seek to stand out from their competitors and react to other competitive threats. Making a difference means doing things differently in order to create a product that other companies cannot provide. This can be achieved through an innovation process. This article analyses, by means of a structural equation model, the current situation of Mexican maquiladora companies, which face the constant challenge of product innovation. The model associates three success factors for new product development (product, organization, and production process characteristics as independent latent variables) with benefits gained by customers and companies (dependent latent variables). Results show that, in the Mexican maquiladora sector, organizational characteristics and production processes characteristics explain only 31% of the variability ($R^2 = 0.31$), and it seems necessary to integrate other aspects. The relationship between customer benefits and company benefits explains 58% of the variability, the largest proportion in the model ($R^2 = 0.58$).

Keywords: innovation; new product development; structural equation model; company benefits; customer benefits

1. Introduction

Nowadays, competition between companies mostly focuses on activities associated with supply chain (SC) operations, such as the transportation of raw materials and finished products. However, these activities do not usually add any value to products, so they are an area of significant opportunities to reduce costs. Companies are currently looking for innovative business strategies that enable them to approach their target markets while reducing distances, which in turn will allow them to decrease production costs, deliver quality products in a timely manner, reduce cycle times, and thus improve the overall product quality [1]. Companies often respond to these globalization processes by establishing subsidiaries, especially manufacturing plants, in other countries as a means to obtain a better geographical position to reach their markets. Benefits from this trend include appropriate infrastructure, local skilled workforce, and low production costs, among others [2].

Subsidiaries established in Mexico are traditionally called maquiladoras [3]. The maquiladora industry is made up of companies that depend on a parent corporation that has its headquarters in a foreign country. The parent company identifies customer needs and market strategies, defines the product to be manufactured, and assembles it at the maquiladoras' plants [4]. This means that

maquiladoras have no direct contact with the final customer or end user. Their direct customer is the parent company itself [5].

Consequently, based on the needs of parent companies, maquiladoras are provided with a certain amount of production capacity and with machinery and equipment for their production processes. Likewise, they establish an organizational structure that meets the product requirements. These organizational structures and production processes are highly specialized and can quickly respond to changes in demand, thanks to the high training of employees and the technology installed.

In the case of Mexico, which is a facilitator or host country, maquiladoras offer competitiveness and proximity to markets for the United States of America (USA) and Canada, which are two of the most important worldwide [6,7]. Additionally, Mexico offers infrastructure, a trained workforce, efficiency, education and job training, and the ability to use existing technology and high experience in import and export processes [8].

Since Mexico signed the North American Free Trade Agreement (NAFTA) with the USA and Canada, many companies have been established in Mexico's northern region in an attempt to introduce their products into these markets at preferential tax rates [3,9,10]. AMAC (Maquiladora Association, A.C.) reported that, in 2013, Mexico catered for 5024 maquiladoras, 477 of which were located in the state of Chihuahua, providing 373,794 direct jobs. More specifically, Ciudad Juárez now caters for 327 maquiladoras that generate 245,000 direct jobs, and 87.8% (287 factories) of them are foreign investment-based or really maquiladoras [11].

Unfortunately, the main markets of maquiladoras have been decreasing due to financial crises. As a result, these companies face temporary shutdowns or technical stoppages, since the number of working days is reduced to enable workers to keep their jobs and companies to hold on to skilled human resources. Thus, although maquiladoras maintain their human resources, their financial income is substantially reduced, and sometimes they stop working. This problem has forced top managers to come up with new alternatives to develop new products that could be manufactured with the available infrastructure, modern production systems, robust organizational structure, and skilled human resources. This trend enables companies to increase their income, become more competitive, and avoid the frequent loss of highly skilled workers, stopping the knowledge transfer.

Amid such a challenging context, maquiladoras often develop innovations and new products in a way that is opposite to the traditional innovation process: they identify the customers' needs and requirements that can be met with the production process capacity and the organizational structure that they have already installed, because they cannot make drastic changes to their production processes and must be ready and attentive to the requirements of their parent companies.

1.1. The Importance of Innovation in the Maquiladora Industry

Most definitions of *innovation* are based on the adoption of an idea or behaviour [12], on the development of new products [13], or on making changes in something established [14] using the right technology [15]. Nowadays, the innovation process is key to differentiate countries and companies. Schumpeter may have been the first economist who understood the importance of innovation and development for any country [16]. Moreover, a recent overview of the economic importance of innovation has found that there is a close relationship between these two variables for a country [17] and innovation is considered as a strategy for small- and medium-sized companies that must adhere to long-term plans [18], especially in a capitalist environment, where production and consumerism are vital [19].

Innovation and usual innovative practices are processes that can help maquiladora and other industries whose traditional markets are saturated with traditional products. Maquiladoras usually know what customers need and when due to long term forecasting process, but little modification to products can be proposed using the structural organization and production processes. In spite of this, thanks to their technical capabilities, maquiladoras can propose products with the right characteristics in a fast way, and that is a great advantage, because unfortunately the time required for the whole new product development (NPD) process is too long in a traditional company, but currently these

maquiladoras have a lot experience in product changes and always must be ready to quickly switch back to their parent companies' requirements at any time.

Fortunately, many Mexican maquiladoras now have a product department or a product development department that seeks to improve product characteristics through innovation practices and some companies have even established technical development centres that provide technical support to others in NPD. These companies seek to take advantage of their geographical location, which is a strategy for success [9], but also a way to compete with Chinese products in the US and Canadian markets [3]. Nevertheless, one of the most important issues concerning innovation in these maquiladoras is the way in which different critical factors are associated with the success of NPD [20]. Therefore, this is an area that should be given special and consistent attention.

1.2. CSFs in Innovation and NPD

Because innovation and NPD for companies are a matter of strategic advantage [21], related processes are necessary to identify their critical success factors (CSFs) or activities [22]. Several authors have focused their attention on these CSFs. A literature review shows, for instance, that management commitment is crucial for NPD [23,24], since managers are highly committed to their companies' success and survival. Other widely studied CSFs are team development skills [23] and the internal processes that companies use to hold on to highly trained people. Likewise, authors have addressed the processes for identifying market needs [25–27], the ability to translate those needs into a workable design to be manufactured [26,28], and the cultural adaptations that must be made as companies introduce the structural changes required to keep people up-to-date in a smooth development process [25,28].

In the context of maquiladoras in Ciudad Juárez, Hernández-Hernández, et al. [29] recently validated three dimensions addressed in Evanschitzky, et al. [26] as CSFs. These dimensions are product characteristics (ProdChar), market characteristics, and process characteristics (PPChar). Moreover, Martínez-Baeza, et al. [30] validated organizational characteristics (OrgChar) and marketing characteristics, indicating that these CSFs are considered in NPD.

Finally, benefits gained from NPD for both customers and companies around the world have also been identified, and several authors have presented and discussed their evidence. The most important of these benefits are shown in Table 1. However, the question here is whether they have been obtained by Mexican maquiladoras after innovation practices and processes.

Table 1. Benefits gained by companies and customers in NPD.

Benefits for Companies (BenComp)	References
Competitive edge	[20,25,31–36]
Financial performance	[20,25,28,31–33,36]
Innovation speed	[20,28,32–35]
Financial profit	[13,28,31,35]
Market share	[28,31,35]
Product adaptation to the environment	[32,35]
Adaptation to customer demands	[25,31]
Technological upper hand over competitors	[31]
Long-term view	[36]
Reduced product lifecycle	[33]
Market growth	[33]
Product acceptance in the market	[35]
Benefits for Customers (BenCust)	
Customer satisfaction	[20,28,31,35,36]
Innovation of a new product	[20,28,31,32,34,35]
Product quality	[20,25,31,37]
Technological innovations	[20,31,35]
Product functionality	[33]
Reliability of the new product	[33]
Technical support and performance	[33]

1.3. Research Problem and Objective

According to the previous literature review, it is observed that the CSF associated with NPD have been widely studied and some authors have reported research related to any specific process during the NPD process; for example, CSF for NPD have been identified in the toy industry in Hong Kong [38], the NPD process in Latin American countries is reported with some interactions among factors [39], and others. There is also some research focused on establishing relationships of some CSF with some benefits in particular, such as the impact of ICT in the introduction rate of new products [40], the effect of human resources integration and managers in the performance of new products in market [41], the impact of learning processes about NPD and the use of new technologies in the performance of the company [42], and the speed of NPD in the novelty of innovation [43], among others.

However, no research has found that relates to the whole CSF in NPD process with the profits made by companies and customers. Specifically, maquiladora companies in Mexico have their own innovation and NPD practices and there is not any study associated to this matter, and research focused to this interesting area is required, due to their economic and social importance. Particularly, this research is aimed to maquiladora companies that have saturated their own markets and need to innovate with new product variants using the operational and administrative infrastructure already installed to avoid technical stoppages or dismissing skilled personnel.

This paper is aimed to report a structural equation model that integrates three latent variables identified as CSF in NPD reported by Evanschitzky, et al. [26] and denoted as organizational characteristics, process characteristics, and product characteristics (independent latent variables) that are associated with the benefits obtained by both Mexican maquiladoras and their customers (dependent variables). The main contribution of this paper is therefore a quantitative measure of direct, indirect, and total effects indicating the dependence between the CSFs for NPD identified by Evanschitzky, et al. [26] and the benefits gained by companies and customers. Such results will allow managers to focus on the NPD activities that are essential to ensure their success and exclude those that are trivial and, surely these findings can be applied to other countries that have important manufacturing clusters, like China, India, Malaysia, Turkey, and Brazil, among others.

1.4. Working Hypotheses

Almost 20 years ago, Vargas and Johnson [44] assured that maquiladoras and their production processes in Mexico offered a competitive opportunity and, possibly, an opportunity for the American market to access low price products. This is why the Mexican government nowadays provides subsidies to foreign companies, so they can acquire modern machinery [45], and thus develop a competitive production process with advantages over other countries, such as China. However, production processes in maquiladoras are provided by the parent company and can change little in technological terms, though they can have many uses. Depending on their capabilities, maquiladoras must rapidly adapt their organizational structure in order to make fast deliveries to customers while meeting production process requirements [46]. Thus, we propose the following hypothesis:

H₁. In the Mexican maquiladora industry production process characteristics have a direct and positive effect on organizational characteristics in the NPD process.

Maertz, et al. [47] described the process of Mexican maquiladoras and reported that they frequently had organizational structures and production processes defined by other foreign and parent companies. These characteristics are attractive because maquiladoras are specialized in certain products [9], so the cost of the production process is low due to large-scale orders, which is an advantage for this kind of industry [9]. However, these companies are limited to new products that can be manufactured with the technical and organizational resources already in place. Thus, in the event of a financial crisis, if maquiladoras need to find new markets for innovative products and survive, their product characteristics will depend on the organizational characteristics and technological capabilities already installed in their production processes. This leads to the following hypotheses:

H₂. For the Mexican maquiladora industry, organizational characteristics have a direct and positive effect on product characteristics in the NPD process.

H₃. For the Mexican maquiladora industry, production process characteristics have a direct and positive effect on product characteristics in the NPD process.

Identifying CSFs for innovation is crucial for companies [48], as they can guarantee survival. Nevertheless, any company willing to take advantage of NPD must also consider location factors [49], build needs as features into a new product [50], minimize customer risks [51], and avoid all hindrances to the integration of customers into NPD [52]. Similarly, effective communication channels between customers and the NPD team are the only way to correctly integrate customers' opinions [53]. Also, companies must continually assess how fast they generate these characteristics, since fast NPD may exclude features that are essential in a final product [28,43].

As can be seen, product characteristics are the only way to make customers buy a product and, consequently, generate benefits for the company. Moreover, customers always assess product characteristics when deciding on a purchase. From this perspective, the following hypothesis is constructed:

H₄. For the maquiladora industry, product characteristics have a direct and positive effect on benefits for customers in the NPD process.

Companies make financial profits only when customers buy their products, but customers buy a product only if they are satisfied or feel that they gain any benefit from it [54]. This is why companies constantly make efforts to provide significant product advantages for their customers. Moreover, companies try to understand them, so they can be integrated into products [55,56]. Benefits for companies can then be expressed in terms of better knowledge performance [57], technological advantage [42], financial profits [58], and improved risk management [59]. Consequently, the following working hypotheses can be proposed:

H₅. For the Mexican maquiladora industry, benefits for customers have a direct and positive effect on benefits for companies in a NPD process.

H₆. For the Mexican maquiladora industry, the relationship between benefits for customers and benefits for companies in a NPD process can be moderated by production process characteristics.

The six hypotheses before described appear graphically in Figure 1 for a better understanding.

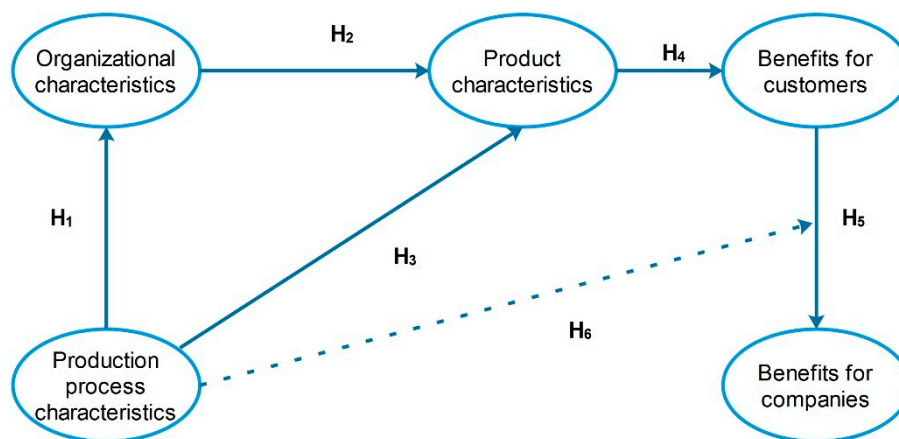


Figure 1. Hypotheses and initial model.

2. Methodology

The research methodology comprises different stages, depending on the activities or tasks carried out.

2.1. Stage 1: Survey Development

The questionnaire is designed based on the literature review on CSFs for product innovation. The questionnaire contains three main sections. The first section deals with the three NPD success factors identified in Evanschitzky, et al. [26] (independent latent variables). These factors are: production process characteristics, product characteristics, and organizational characteristics. The second section addresses the benefits obtained by customers and companies from NPD (dependent latent variables). Finally, the third section elicits demographic data from respondents.

As previously mentioned, the first section of the questionnaire contains items related to the factors reported in Evanschitzky, et al. [26]. The section is divided into three subsections.

- *Product characteristics (ProdChar)*. Items included are: product advantage, product meets customer needs, product price, product technological sophistication, and product innovativeness.
- *Production process characteristics (PPChar)*. Items included are: structured approach, predevelopment task proficiency, marketing task proficiency, technological proficiency, launch proficiency, reduced cycle time, market orientation, customer input, cross-functional integration, cross-functional communication, and senior management support.
- *Organizational characteristics (OrgChar)*: Items included are: organizational climate, project/organization size, organizational design, external relationships, degree of centralization, and degree of formalization.

Section two of the questionnaire is divided into two subsections: Benefits for companies (*BenComp*), with a total of 12 items, and benefits for customers (*BenCust*), with seven items. Table 1 shows these items.

To ensure the proper understanding of items, the questionnaire is validated by a panel of judges, including 21 NPD industrial managers and academics from the state of Chihuahua, Mexico. During this validation process, the questionnaire contains blank spaces, so that experts can suggest other activities or benefits to be included. Similarly, the survey must be answered with a Likert scale for subjective assessments. In this scale, the lowest value (1) implies that an activity is never executed in the NPD process or a benefit is never obtained, while the highest value (5) indicates that an activity is always executed during the NPD process or a benefit is always obtained.

2.2. Stage 2: Data Collection

The sample is stratified and includes only industries established in Ciudad Juárez with an NPD department. Note that the name of the NPD department varies from one company to another, although the function remains the same. The questionnaire is administered to every NPD manager as a personal interview. Three visits are made to each manager to carry out the interview. However, if these three attempts are unsuccessful, the case is discarded.

2.3. Stage 3: Information Capturing and Questionnaire Validation

Information is captured and analyzed using SPSS 21[®] software [60]. Internal consistency and reliability of each latent variable of the questionnaire are determined with the Cronbach's alpha coefficient and a composite reliability index [61]. For both indices, the cut-off value is 0.7 [62]. Additional tests are conducted to improve reliability in each dimension, since when certain items are removed, reliability of a latent variable can increase [62]. This procedure has been used in previous NPD research [33].

At this stage, data are also screened to detect missing and extreme values in items. As regards missing values, they are replaced by the medians of items [63], since data are obtained with an ordinal scale. However, if a survey contains more than 10% of missing values, it is discarded [64]. As for extreme values, a standardization process is conducted for every item, considering a standardized value as an outlier if the absolute value is higher than 4 [64].

Similarly, discriminant validity in latent variables is measured with the average variance extracted (AVE) [65], whereas collinearity is found using the variance inflation factor (VIF). The maximum value for both indices is 3.3 [66]. Finally, as for predictive validity, the R-squared and adjusted R-squared are used as parametric measurements, while the Q-squared is used as a non-parametric measurement [65]. Note that Q-squared values should be similar to R-Squared values.

2.4. Stage 4: Descriptive Analysis

A univariate analysis is carried out to identify the central tendency and deviation measures in data for every item of the questionnaire. On one hand, the median or 50th percentile is obtained as a tendency measure. Thus, a high median value in an item implies that an activity is always carried out during an NPD process or a benefit is always obtained. Similarly, a low median value indicates that an activity is never carried out during an NPD process or a benefit is never obtained.

On the other hand, the interquartile range (IQR, difference between 75th and 25th percentiles) is estimated as a deviation measure. Therefore, a high IQR value reveals little consensus among respondents regarding the assessment of an activity or benefit, while a low IQR value implies low levels of data dispersion [67], and thus greater consensus among respondents.

2.5. Stage 5: Structural Equation Model

Hypotheses are evaluated using the Structural Equation Modelling (SEM) technique. The model is run with WarpPLS 5.0[®] software [68], since its main algorithms are based on Partial Least Squares (PLS), widely recommended for small sample sizes, non-normal data, and ordinal data [64]. Additionally, four model fit indexes are analyzed: average path coefficient (APC), average R-squared (ARS), average variance inflation factor (AVIF), and average full collinearity VIF (AFVIF). All of them have been used in previous NPD research [69,70]. For APC and ARS, the *p*-values are analyzed to determine the model's efficiency. In both cases the maximum *p*-value must be 0.05, which means that inferences are made with a 95% confidence level. Finally, as regards AVIF and AFVIF, values lower than 3.3 are desirable.

Also, three different effects are measured in the model: direct effects, indirect effects, and total effects. Direct effects are shown in Figure 1 as arrows connecting one latent variable to another. Indirect effects between two latent variables can be seen as paths with two or more segments. Finally, total effects are the sum of direct and indirect effects. Also, to determine their significance, all the effects include a *p*-value and a β -value, considering the null hypothesis, $\beta_i = 0$, versus the alternative hypothesis, where $\beta_i \neq 0$. Likewise, hypotheses are tested with a 95% confidence level.

Finally, the effect size is reported in each dependent latent variable. An effect size is defined as the percentage of variance in a dependent latent variable that is explained by an independent latent variable. This is very important when two or more latent variables have a direct effect on a third one [71].

3. Results

To ensure its proper understanding, this section is divided into four subsections.

3.1. Sample Description

After three months of survey application, 197 valid questionnaires are analyzed. Table 2 illustrates the surveyed industries and their size in terms of employees (direct and indirect jobs). Note that 118 companies have more than 1000 employees, and the automotive sector is the most prominent, with 120 participants. Finally, Table 3 introduces the work positions and years of work experience of participants.

Table 2. Industrial sector surveyed.

Industrial Sector	Number of Employees					Total
	<50	51–200	201–500	501–1000	>1000	
Automotive	2	4	5	26	83	120
Medical	0	1	2	11	15	29
Electric/Electronic	0	2	3	8	12	25
Metal	4	3	2	4	7	20
Aeronautical	0	2	0	0	1	2
Total	6	12	12	49	118	197

Table 3. Position and years of experience.

Position	Years of Experience				Total
	<2	2–5	5–10	>10	
Product engineer	16	41	40	15	112
Innovation engineer	6	17	14	3	40
Development engineer	13	8	4	4	29
Innovation team leader	3	2	5	6	16
Total	38	68	63	28	197

3.2. Survey Validation

Table 4 shows the indices used to validate the survey. For every latent variable, the table indicates the initial (II) and the final (FI) number of items, since some of them were removed to improve reliability of latent variables, or because they reported low loadings. That said, initial items were not submitted to the validation process, while the final items were reported after the validation process.

Table 4. Coefficients of latent variables.

Index	PPChar		ProdChar		OrgChar		BenCust		BenComp		PPChar*ProdChar
	II	FI	II	FI	II	FI	II	FI	II	FI	
	11	8	5	5	6	5	7	7	12	11	
R-squared			0.308		0.222		0.581		0.208		
Adjusted R-squared			0.308		0.222		0.581		0.218		
Composite reliability	0.813		0.782		0.841		0.912		0.915		0.930
Cronbach's alpha	0.733		0.650		0.763		0.894		0.923		0.921
Average variances extracted	0.518		0.525		0.514		0.588		0.606		0.685
Full collinearity VIFs	1.400		1.522		1.393		2.364		2.463		1.161
Q-squared			0.306		0.224		0.579		0.226		

II = Initial number of items; FI = Final number of items.

As regards composite reliability of latent variables, all values are higher than 0.7, the minimum acceptable value. Similarly, in the case of discriminant and convergent reliability, the AVE value is higher than 0.5 for each latent variable, while the collinearity test shows that VIF values are below 3.3. Likewise, R-squared, adjusted R-squared (parametric predictive test), and Q-squared (nonparametric predictive test) values are similar and higher than 0.2. This shows predictive validity in the four dependent latent variables. Finally, note that the moderated effect associated with H_6 appears as *PPChar*ProdChar*.

Table 5 shows the correlations between the latent variables. As can be seen, the measurement instruments used far exceed the level required for discriminant validity. In every latent variable, values in parentheses representing square roots of AVEs are higher than any of the correlations involving that same latent variable, checked by column and row.

Table 5. Correlations between latent variables.

	PPChar	ProdChar	OrgChar	BenCust	BenComp	PPChar*ProdChar
PPChar	(0.623)	0.431	0.455	0.165	0.136	−0.125
ProdChar	0.431	(0.652)	0.404	0.307	0.341	−0.295
OrgChar	0.455	0.404	(0.717)	0.188	0.202	0.002
BenCust	0.165	0.307	0.188	(0.699)	0.321	−0.221
BenComp	0.136	0.341	0.202	0.321	(0.779)	−0.264
PPChar*ProdChar	−0.125	−0.295	0.002	−0.221	−0.264	0.534

Note: Square roots of AVEs are shown in diagonal.

3.3. Descriptive Analysis

The descriptive analysis of the final items is organized in descending order, according to the median values, in Table 6 for independent latent variables (characteristics), and in Table 7 for dependent latent variables (benefits). For *Product characteristics* the most important item is *Product meets customer needs*, which reports the highest median (4.865), while its IQR has the lowest value for that latent variable (0.598). This shows consensus among respondents regarding the importance of the item.

Table 6. Descriptive analysis of independent latent variables in NPD.

Item	Percentile			IQR
	25th	50th Median	75th	
Product Characteristics				
Product meets customer needs	4.352	4.865	4.95	0.598
Product advantage	4.05	4.591	4.93	0.88
Product price	3.623	4.333	4.909	1.287
Product innovativeness	3.446	4.164	4.78	1.334
Product technological sophistication	3.399	4.133	4.756	1.357
Process Characteristics				
Technological proficiency	4.124	4.646	4.98	0.856
Market orientation	4.094	4.62	4.93	0.836
Senior management support	4.008	4.535	4.94	0.932
Cross-functional integration	4.008	4.529	4.95	0.942
Predevelopment task proficiency	3.755	4.408	4.958	1.203
Cross-functional communication	3.45	4.169	4.784	1.334
Reduced cycle time	3.42	4.166	4.793	1.373
Organizational Characteristics				
External relationships	3.668	4.349	4.911	1.243
Degree of formalization	3.641	4.339	4.905	1.264
Organizational design	3.424	4.168	4.8	1.376
Project/organization size	3.077	3.801	4.563	1.486
Degree of centralization	3.046	3.745	4.534	1.488

Similarly, the second place is occupied by *Product advantage* with a median value of 4.591 and an IQR value of 0.88. This indicates that managers believe their products have notable advantages. As regards *Product price*, it surprisingly holds the third place, which demonstrates that managers in the Mexican maquiladora sector focus on customers when implementing a NPD project. Finally, note that all items in this latent variable have median values higher than 4, which shows that managers generally consider *Product characteristics* as highly important elements in a NPD process.

As for *Process characteristics*, the most important items are *Technological proficiency* and *Market orientation*, according to their median values. Moreover, these items also have IQRs below the unit, although *Market orientation* has the lowest value. This shows consensus among managers regarding

its importance in a NPD project. As in the previous dimension, all items in this latent variable have median values higher than 4. This shows their crucial role in NPD.

Table 7. Benefits for companies and customers.

Benefit for Companies	Percentile			IQR
	25th	50th	75th	
Market share	3.59	4.29	4.87	1.27
Product acceptance in the market	3.57	4.25	4.81	1.24
Adaptation to customer demands	3.57	4.25	4.82	1.25
Generating profits	3.46	4.19	4.79	1.33
Product adaptation to the environment	3.51	4.17	4.74	1.23
Long view	3.36	4.13	4.78	1.42
Competitive advantage	3.40	4.10	4.71	1.31
Financial performance of the product	3.37	4.07	4.69	1.32
Technological superiority	3.27	3.97	4.65	1.38
Reduced product lifecycle	3.18	3.82	4.52	1.34
Benefit for Customers				
Product functionality	3.74	4.37	4.90	1.15
Reliability	3.68	4.35	4.91	1.24
Product quality	3.62	4.31	4.88	1.26
Performance and technical support	3.63	4.30	4.86	1.22
Satisfaction	3.64	4.30	4.85	1.20
Innovation of a new product	3.46	4.13	4.72	1.26
Price	3.42	4.10	4.70	1.29

Finally, *Organizational characteristics* is the only latent variable that has two variables with median values lower than 4. Also, all IQR values are higher than one, indicating that this dimension constitutes a univariate point of view of lesser importance. Based on the median values, the most important items are *External relationships* and *Degree of formalization*. This can be explained because companies must develop new products with a high sense of responsibility, considering both social and environmental impacts.

Table 7 shows the benefits obtained from a successful NPD process. Items are classified in descending order according to their median values. As regards *Benefits for companies*, note that the first three places are held by market-oriented items (*Market share*, *Product acceptance in the market*, and *Adaptation to customer demands*), while, contrary to expectations, *Generating profits* is ranked fourth (even though the main reason for NPD should be to generate financial profits). Finally, it is important to observe that all items in this dimension have IQR values above one, showing moderated consensus among respondents.

All items in *Benefits for customers* have median values above four and IQR values above the unit. Item *Product functionality* is the most important with a median value of 4.37 and the lowest IQR. This demonstrates consensus among respondents regarding its median value. Similarly, *Reliability* holds the second place, while the third place is occupied by *Product quality*. Finally, *Price* holds the last place, which indicates that Mexican maquiladoras seek to provide functional and reliable high-quality products.

3.4. Structural Equation Model

This section is divided into different subsections. However, note that some indices and values are reported only for the final model.

3.4.1. Direct Effects, Hypotheses Testing

The initial model in Figure 1 was executed using WarpPLS 5[®] [68] with the methodology described in Section 2. Each latent variable contains only the items that satisfy the validity test, which are reported in the descriptive analyses of Tables 6 and 7. Results obtained for this initial model appear in Figure 2. Every relationship between two latent variables is represented with an arrow. All relationships include a β -value and the p -value for the statistical validation (with a 95% confidence level). Therefore, as can be observed from Figure 2, all relationships and the moderator effect are statistically significant, since all p -values are lower than 0.05.

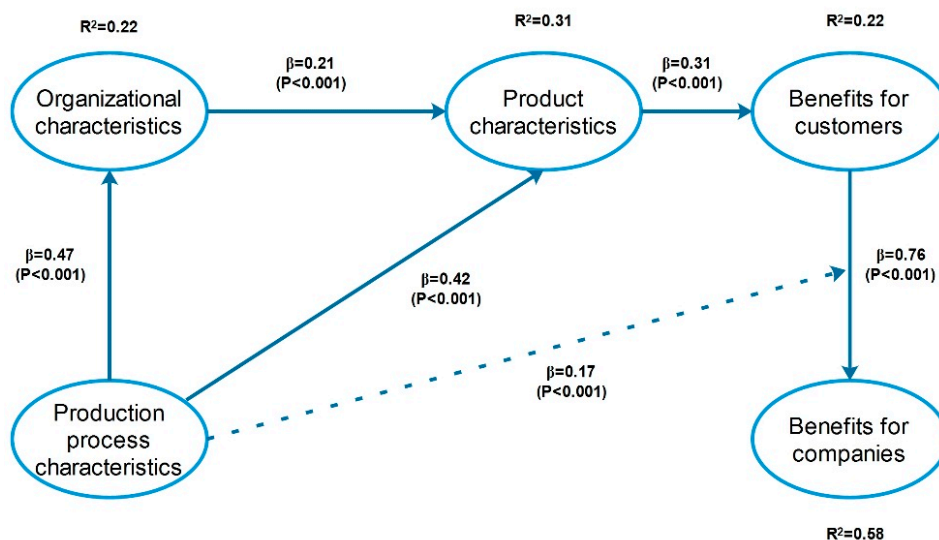


Figure 2. Initial model evaluated.

Additionally, each dependent latent variable has the R-squared value to show its variance, which is explained by independent latent variables. For instance, 22% of *Product characteristics* is explained by *Production process characteristics*, while *Product characteristics* explains 22% of *Benefits for customers*, and it explains 58% of *Benefits for companies*.

Similarly, note that 31% of *Product characteristics* is explained by two latent variables: *Organizational characteristics* and *Production process characteristics*. In this case the R-squared value is decomposed into two. Thus, *Organizational characteristics* explains 22% of the variability, while *Production processes* explains 8.8%. Similarly, 22% of *Benefits for customers* is explained by *Product characteristics* and by the moderator effect. The former accounts for 14.3%, whereas the moderator effect is responsible for 7.7%.

Finally, according to the p -values obtained, conclusions on the hypotheses stated in Figure 1 are as it follows:

H₁. There is enough statistical evidence to confirm that *Production process characteristics* have a direct and positive effect on *Organizational characteristics* in a NPD process in the Mexican maquiladora industry, because when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of second latent variable goes up by 0.47 units.

H₂. There is enough statistical evidence to confirm that *Organizational characteristics* have a direct and positive effect on *Product characteristics* in a NPD process in the Mexican maquiladora industry, because when the former increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the latter also increases by 0.21 units.

H₃. There is enough statistical evidence to confirm that *Production process characteristics* have a direct and positive effect on *Product characteristics* in a NPD process in the Mexican

maquiladora industry, since when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable goes up by 0.42 units.

H₄. There is enough statistical evidence to confirm that *Product characteristics* have a direct and positive effect on *Benefits for customers* in a NPD process in the Mexican maquiladora industry, because when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable goes up by 0.31 units.

H₅. There is enough statistical evidence to confirm that *Benefits for customers* have a direct and positive effect on *Benefits for companies* in a NPD process in the Mexican maquiladora industry, because when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable goes up by 0.76 units.

H₆. There is enough statistical evidence to confirm that the relationship between *Benefits for customers* and *Benefits for companies* in a NPD process in the Mexican maquiladora industry is moderated by *Production process characteristics*, because when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable also increases by 0.17 units.

3.4.2. Indirect Effects and Their Effect Size

Two or more segments show the indirect effects between two latent variables. Therefore, the same independent latent variable may have several indirect effects on many dependent latent variables across different segments. For the final model, Table 8 shows the sum of indirect effects, the *p*-values, and the effect size.

Table 8. Sum of indirect effects, *p*-values, and effect size.

TO	FROM			
	PPChar	ProdChar	OrgChar	PPChar*ProdChar
ProdChar	0.1, <i>p</i> = 0.022 * ES = 0.052			
BenComp	0.126, <i>p</i> = 0.001 * ES = 0.021	0.240, <i>p</i> < 0.001 * ES = 0.074	0.053, <i>p</i> = 0.107 ES = 0.010	0.132, <i>p</i> = 0.004 * ES = 0.029
BenCust	0.165, <i>p</i> < 0.001 * ES = 0.022		0.067, <i>p</i> = 0.091 ES = 0.013	

* Statistically significant at 95% confidence level.

As can be observed in the Table 8, five indirect effects are statistically significant, since all *p*-values are lower than 0.05, the maximum value allowed, but two indirect effects are not statistically significant, since the *p*-values are bigger than 0.05. Also, as regards *Product characteristics*, it has an indirect effect of 0.348 units on *Benefits for companies*. This implies that when the former latent variable increases its standard deviation by one unit, the latter increases by 0.348 units. Another important effect occurs between *Production process characteristics* and *Benefits for companies*. In this case, if the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable increases by 0.236 units. All latent variables have an indirect effect on *Benefits for companies*, except for *Benefits for customers*, whose effect is direct. All indirect effects between latent variables can be similarly interpreted.

3.4.3. Total Effects

Direct and indirect effects between latent variables result in total effects. Table 9 illustrates these total effects, their *p*-values, and the effect size (ES). If there is no indirect effect, the total effect equals the direct effect. Also, if there is not direct effect, the total effect equals the indirect effect.

Table 9. Total effects between latent variables.

	PPChar	ProdChar	OrgChar	BenCust	PPChar*ProdChar
ProdChar	0.524, $p < 0.001$ * ES = 0.273		0.212, $p < 0.001$ * ES = 0.086		
OrgChar	0.471, $p < 0.001$ * ES = 0.222				
BenComp	0.126, $p = 0.001$ * ES = 0.021	0.240, $p < 0.001$ * ES = 0.074	0.051, $p = 0.017$ * ES = 0.010	0.762, $p < 0.001$ * ES = 0.581	0.132, $p = 0.004$ * ES = 0.029
BenCust	0.165, $p < 0.001$ * ES = 0.022	0.315, $p < 0.001$ * ES = 0.143	0.067, $p < 0.091$ ES = 0.013		0.174, $p = 0.006$ * S = 0.075

* Statistically significant at 95% confidence level.

Based on the p -values, 11 from 12 total effects are statistically significant. The largest total effect occurs between *Benefits for customers* and *Benefits for companies*; it has a value of 0.762 units. Therefore, when the first latent variable increases its standard deviation by one unit, the standard deviation of the second latent variable also increases by 0.762 units, and it accounts for 58.1% of the total variance (ES = 0.581). This indicates that companies can obtain benefits only if they make an effort to deliver benefits to customers through well-developed products.

Another strong relationship, according to the beta values, occurs between *Production process characteristics* and *Product characteristics*, with a total effect of 0.524 units and can explain 27.3% of the total variance (ES = 0.273). This is not surprising, since Mexican maquiladora companies design their products according to their processes' capabilities. Also, note that the relationship between *Production process characteristics* and *Organizational characteristics* has a total effect of 0.471 units and can explain 22.2% of its total variance (ES = 0.222). This proves that Mexican maquiladora companies largely depend on their production process abilities and capacities in production lines and their technological status. Finally, here is important to mention that *Production process characteristics* has a total effect on all the other latent variables, since it is assumed that Mexican maquiladoras begin innovation processes in accordance with their technical capabilities and the already-installed infrastructure and that is why that variable is located to the left in the proposed model and is considered the main independent variable.

4. Conclusions

Mexican maquiladora companies are characterized by sophisticated and complex production processes, which make them specialists in manufacturing certain products. However, when they are required to use these established production capabilities to generate new products, their main problem is that they do not have enough knowledge of the market for these new products, since the parent company traditionally establishes the production orders and is their main customer having a deep dependence. However, currently a lot maquiladora companies have their own NPD, engineering, or product departments that always is looking to get advantages from their modern and high technology capabilities in production process and human resources abilities or skills, and a continuous innovation process is critical to making the best use of their production lines in place when there is low demand from parent companies and effort can be focused on NPD variants.

However, there are other aspects that maquiladoras should consider when defining their new *Product characteristics*. According to the structural equation model results here presented, they must not rely solely on their *Organizational characteristics* and *Production process characteristics*, as these two variables explain only 31% of the variability ($R^2 = 0.31$). Instead, they should integrate other aspects, such as the ability and skills of human resources, leadership and teamwork for NPD. Employees are in fact the main factor in the innovation process, since they are completely familiar with the capability of their machinery for converting a design into a finished product. These findings are according to reports from Hadjimarcou, et al. [9], indicating that product characteristic identification is vital and a strategy for maquiladoras in the 21st century for breaking their dependence from parent companies.

Also, that own innovation process in Mexican maquiladoras can be used for face the employment falls in that sector, due to the introduction of Chinese products [3,72].

Also, it is important to mention that the strongest effect between the analyzed latent variables in the model here presented occurs between *Benefits for customers* and *Benefits for companies* (0.76), and the independent latent variable can explain 58% of the variability, which is the largest value in the model ($R^2 = 0.58$). This indicates that if customers are not satisfied with the benefits gained from a new product from maquiladora industries, these companies will not be favored. This usually occurs when companies lack sophisticated marketing departments that successfully understand the need from customers or the NPD teamwork does not integrate an essential product characteristic due to any misunderstanding. Therefore, companies should strive to develop an appropriate working group and leadership for NPD process, as this deficiency can mean the difference between success and failure of these new products and specifically, thus can affect financially the maquiladora company, which uses these innovation strategies in cases of financial crisis or low demand from parent companies, and an error can worsen their financial situation [73]. This is why the team leader has an important role [74]. These findings indicate that product must be faster, better and cheaper for customers and this is accord to results from Swink, et al. [75].

However, companies should not base the design of new products only on *Product characteristics* that salesmen have identified, since the latent variable can only explain 22% of the variability contained in *Customer benefits*, so it is a duty for the groups associated with NPD adding other qualities that consumers do not expect, but are valued by them.

Note that the moderator effect described in H_6 shows high statistical significance, which means that the benefits for companies resulting from benefits for customers greatly depend on production process characteristics. Therefore, companies and especially Mexican maquiladora companies need to clearly define their operating capabilities in production lines, since the income from market share depends on it; moreover, it will guarantee that products are accepted in the market by customers. Finally, this research demonstrates that production process characteristics visibly affect product characteristics, since the product design must be in line with the operating capabilities already installed, but this is due to the specific case of Mexican maquiladoras. Usually, the product characteristics are identified according to demands from customers and then the production process characteristics capacities are defined for a traditional company, but maquiladoras cannot make drastic changes in their production lines because they need to be attentive to orders from parent companies.

5. Future Research

This paper only addresses attributes reported by Evanschitzky et al. [26]. However, based on additional information obtained during the personal interviews, it seems that the environmental approaches and policies that some companies are adopting in their production processes are also important attributes to be assessed when a new product is offered to customers. Thus, future research will seek to integrate this new latent variable.

Acknowledgments: Authors thank the Mexican National Council of Science and Technology (CONACyT) for the financial support provided to the Autonomous University of Ciudad Juárez through the Industrial Process Optimization project, number 242104.

Author Contributions: Jorge Luis García-Alcaraz, Aide Aracely Maldonado-Macías, Juan Luis Hernandez-Arellano, and Sandra Ivette Hernandez-Hernandez collected the data from maquiladoras in Ciudad Juárez, Mexico. Jorge Luis García-Alcaraz, Aidé Aracely Maldonado-Macías, and Julio Blanco-Fernández performed the univariate and multivariate analyses. Finally Jorge Luis García-Alcaraz and Juan Carlos Saenz Díez-Muro helped improve the writing and readability of the paper.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

SC	Supply Chain
USA	United States of America
NAFTA	North American Free Trade Agreement
CSF	Critical Success Factors
NPD	New Product Development
AVE	Average Variance Extracted
VIF	Variance Inflation Factor
IQR	Interquartile Range
SEM	Structural Equation Modelling
APC	Average Path Coefficient (APC)
ARS	Average R-Squared (ARS)
AVIF	Average Variance Inflation Factor
AFVIF	Average Full Collinearity VIF
II	Initial Number of Items
FI	Final Number of Items
PPChar	Production Process Characteristics
ProdChar	Product Characteristics
OrgChar	Organizational Characteristics
BenCust	Benefits for Customers
BenComp	Benefits for Companies
ES	Effect Size

References

- Feng, Y. System dynamics modeling for supply chain information sharing. *Phys. Procedia* **2012**, *25*, 1463–1469. [[CrossRef](#)]
- Grosse, R.; Mudd, S.; Cerchiari, C.G. Exporting to the far and near abroad. *J. Bus. Res.* **2013**, *66*, 409–416. [[CrossRef](#)]
- Utar, H.; Ruiz, L.B.T. International competition and industrial evolution: Evidence from the impact of Chinese competition on Mexican maquiladoras. *J. Dev. Econ.* **2013**, *105*, 267–287. [[CrossRef](#)]
- Heid, B.; Larch, M.; Riano, A. The rise of the maquiladoras: A mixed blessing. *Rev. Dev. Econ.* **2013**, *17*, 252–267. [[CrossRef](#)]
- Blyde, J.S. The participation of Mexico in global supply chains: The challenge of adding Mexican value. *Appl. Econ. Lett.* **2014**, *21*, 501–504. [[CrossRef](#)]
- Forum, W.E. *The Global Competitiveness Report 2006–2007*; Macmillan: New York, NY, USA, 2006.
- MacCormack, A.D.; Newmann, L.J.; Rosenfield, D. The new dynamics of global manufacturing site location. *MIT Sloan Manag. Rev.* **1994**, *35*, 69.
- IMD. *IMD World Competitiveness Yearbook 2006*; World Competitiveness Center: Lausanne, Switzerland, 2006.
- Hadjimarcou, J.; Brouthers, L.E.; McNicol, J.P.; Michie, D.E. Maquiladoras in the 21st century: Six strategies for success. *Bus. Horiz.* **2013**, *56*, 207–217. [[CrossRef](#)]
- Sargent, J.; Matthews, L. China versus Mexico in the global EPZ industry: Maquiladoras, FDI quality, and plant mortality. *World Dev.* **2009**, *37*, 1069–1082. [[CrossRef](#)]
- AMAC. Maquiladora Association AC—Maquiladora Overview 2016. Available online: <http://indexjuarez.org/> (accessed on 18 June 2016).
- Jiménez, D.; Sanz, R. Innovation, organizational learning and performance. *J. Bus. Res.* **2011**, *64*, 408–417. [[CrossRef](#)]
- Gündogdu, M.C. Re-thinking entrepreneurship, intrapreneurship, and innovation: A multi-concept perspective. *Procedia Soc. Behav. Sci.* **2012**, *2*, 296–303. [[CrossRef](#)]
- Türker, M.V. A model proposal oriented to measure technological innovation capabilities of business firms—A research on automotive industry. *Procedia Soc. Behav. Sci.* **2012**, *41*, 147–159. [[CrossRef](#)]
- Mandado, E.; Fernandez, F.J.; Doiro, M. Technique, science, technology and innovation. In *La Innovación Tecnológica en las Organizaciones*, Primera ed.; Thomson: Madrid, Mexico, 2003. (In Spanish)
- Tohidi, H.; Jabbari, M.M. The important of innovation and its crucial role in growth, survival and success of organizations. *Procedia Technol.* **2012**, *1*, 535–538. [[CrossRef](#)]

17. Barnett, W.A.; Diewert, W.E.; Maasoumi, E. Innovations in measurement in economics and econometrics: An overview. *J. Econ.* **2016**, *191*, 273–275. [[CrossRef](#)]
18. Wonglimpiyarat, J. New economics of innovation: Strategies to support high-tech SMEs. *J. High Technol. Manag. Res.* **2015**, *26*, 186–195. [[CrossRef](#)]
19. Murphy, P. Design capitalism: Design, economics and innovation in the auto-industrial age. *She Ji J. Des. Econ. Innov.* **2015**, *1*, 140–149. [[CrossRef](#)]
20. Molina-Castillo, F.-J.; Jimenez-Jimenez, D.; Munuera-Aleman, J.-L. Product competence exploitation and exploration strategies: The impact on new product performance through quality and innovativeness. *Ind. Mark. Manag.* **2011**, *40*, 1172–1182. [[CrossRef](#)]
21. Montagna, F. Decision-aiding tools in innovative product development contexts. *Res. Eng. Des.* **2011**, *22*, 63–86. [[CrossRef](#)]
22. Huang, L.-S.; Lai, C.-P. An investigation on critical success factors for knowledge management using structural equation modeling. *Procedia Soc. Behav. Sci.* **2012**, *40*, 24–30. [[CrossRef](#)]
23. Lynn, G.S.; Abel, K.D.; Valentine, W.S.; Wright, R.C. Key factors in increasing speed to market and improving new product success rates. *Ind. Mark. Manag.* **1999**, *28*, 319–326. [[CrossRef](#)]
24. Cooper, L.P. A research agenda to reduce risk in new product development through knowledge management: A practitioner perspective. *J. Eng. Technol. Manag.* **2003**, *20*, 117–140. [[CrossRef](#)]
25. Cheng, C.-F.; Chang, M.-L.; Li, C.-S. Configural paths to successful product innovation. *J. Bus. Res.* **2013**, *66*, 2561–2573. [[CrossRef](#)]
26. Evanschitzky, H.; Eisend, M.; Calantone, R.J.; Jiang, Y. Success factors of product innovation: An updated meta-analysis. *J. Prod. Innov. Manag.* **2012**, *29*, 21–37. [[CrossRef](#)]
27. Henard, D.H.; Szymanski, D.M. Why some new products are more successful than others. *J. Mark. Res.* **2001**, *38*, 362–375. [[CrossRef](#)]
28. Chen, J.; Damanpour, F.; Reilly, R.R. Understanding antecedents of new product development speed: A meta-analysis. *J. Oper. Manag.* **2010**, *28*, 17–33. [[CrossRef](#)]
29. Hernández-Hernández, S.I.H. Validación de cuestionario para introducción de nuevos productos: Características de estrategia y proceso. In *Congreso Internacional de Investigación de Academia Journals*; Academia Journals: Ciudad Juárez, Mexico, 2014; pp. 335–360. (In Spanish)
30. Martínez Baeza, I.; Baeza, L.I.G.M.; Alcaraz, J.L.G.; Iniesta, A.A. Development and validation of a survey instrument for new products introduction: Market, organization and product characteristics. In *Congreso Internacional de Investigación academia Journals 2014*; Academia Journals: Ciudad Juárez, Mexico, 2014; pp. 490–495.
31. Huang, X.; Soutar, G.N.; Brown, A. Measuring new product success: An empirical investigation of Australian SMEs. *Ind. Mark. Manag.* **2004**, *33*, 117–123. [[CrossRef](#)]
32. Carbonell, P.; Rodriguez, A.I. The impact of market characteristics and innovation speed on perceptions of positional advantage and new product performance. *Int. J. Res. Mark.* **2006**, *23*, 1–12. [[CrossRef](#)]
33. Chen, C.-H.; Chang, Y.-Y.; Lin, M.-J.J. The performance impact of post-M&A interdepartmental integration: An empirical analysis. *Ind. Mark. Manag.* **2010**, *39*, 1150–1161.
34. Wang, Z.; Wang, N. Knowledge sharing, innovation and firm performance. *Expert Syst. Appl.* **2012**, *39*, 8899–8908. [[CrossRef](#)]
35. Cankurtaran, P.; Langerak, F.; Griffin, A. Consequences of new product development speed: A meta-analysis. *J. Prod. Innov. Manag.* **2013**, *30*, 465–486. [[CrossRef](#)]
36. Tsai, K.-H.; Yang, S.-Y. Firm innovativeness and business performance: The joint moderating effects of market turbulence and competition. *Ind. Mark. Manag.* **2013**, *42*, 1279–1294. [[CrossRef](#)]
37. García, N.; Sanzo, M.J.; Trespalacios, J.A. New product internal performance and market performance: Evidence from Spanish firms regarding the role of trust, interfunctional integration, and innovation type. *Technovation* **2008**, *28*, 713–725. [[CrossRef](#)]
38. Sun, H.; Wing, W.C. Critical success factors for new product development in the Hong Kong toy industry. *Technovation* **2005**, *25*, 293–303. [[CrossRef](#)]
39. Hernandez, M.C.; Montoya, M.V.; Martínez, J.F. Development of a model for evaluating the npd process in smes: A latin american experience. *Procedia CIRP* **2014**, *21*, 449–454. [[CrossRef](#)]
40. Reid, M.; Jan Hultink, E.; Marion, T.; Barczak, G. The impact of the frequency of usage of IT artifacts on predevelopment performance in the NPD process. *Inform. Manag.* **2016**, *53*, 422–434. [[CrossRef](#)]

41. Rawat, S.; Divekar, B.R. Assessing integration between project management with npd process in heavy industrial components industry and developing a framework to align them. *Procedia Econ. Financ.* **2014**, *11*, 726–736. [[CrossRef](#)]
42. Ignatius, J.; Leen, J.Y.A.; Ramayah, T.; Hin, C.K.; Jantan, M. The impact of technological learning on NPD outcomes: The moderating effect of project complexity. *Technovation* **2012**, *32*, 452–463. [[CrossRef](#)]
43. Sheng, S.; Zhou, K.Z.; Lessassy, L. NPD speed vs. innovativeness: The contingent impact of institutional and market environments. *J. Bus. Res.* **2013**, *66*, 2355–2362. [[CrossRef](#)]
44. Vargas, G.A.; Johnson, T.W. An analysis of operational experience in the US/Mexico production sharing (maquiladora) program. *J. Oper. Manag.* **1993**, *11*, 17–34. [[CrossRef](#)]
45. Sargent, J.; Matthews, L. The drivers of evolution/upgrading in Mexico's maquiladoras: How important is subsidiary initiative? *J. World Bus.* **2006**, *41*, 233–246. [[CrossRef](#)]
46. Howell, J.P.; Romero, E.J.; Dorfman, P.W.; Paul, J.; Bautista, J.A. Effective leadership in the Mexican maquiladora: Challenging common expectations. *J. Int. Manag.* **2003**, *9*, 51–73. [[CrossRef](#)]
47. Maertz, C.P.; Stevens, M.J.; Campion, M.A. A turnover model for the Mexican maquiladoras. *J. Vocat. Behav.* **2003**, *63*, 111–135. [[CrossRef](#)]
48. Barczak, G.; Kahn, K.B. Identifying new product development best practice. *Bus. Horiz.* **2012**, *55*, 293–305. [[CrossRef](#)]
49. Chen, C.-J.; Hsiao, Y.-C. The endogenous role of location choice in product innovations. *J. World Bus.* **2013**, *48*, 360–372. [[CrossRef](#)]
50. Kärkkäinen, H.; Piippo, P.; Tuominen, M. Ten tools for customer-driven product development in industrial companies. *Int. J. Prod. Econ.* **2001**, *69*, 161–176. [[CrossRef](#)]
51. Song, W.; Ming, X.; Xu, Z. Risk evaluation of customer integration in new product development under uncertainty. *Comput. Ind. Eng.* **2013**, *65*, 402–412. [[CrossRef](#)]
52. Schaarschmidt, M.; Kilian, T. Impediments to customer integration into the innovation process: A case study in the telecommunications industry. *Eur. Manag. J.* **2014**, *32*, 350–361. [[CrossRef](#)]
53. Stanko, M.A.; Bonner, J.M. Projective customer competence: Projecting future customer needs that drive innovation performance. *Ind. Mark. Manag.* **2013**, *42*, 1255–1265. [[CrossRef](#)]
54. Huang, Y.-A.; Chung, H.-J.; Lin, C. R&D sourcing strategies: Determinants and consequences. *Technovation* **2009**, *29*, 155–169.
55. Markham, S.K. The Impact of Front-End Innovation Activities on Product Performance. *J. Prod. Innov. Manag.* **2013**, *30*, 77–92. [[CrossRef](#)]
56. Marion, T.J.; Friar, J.H.; Simpson, T.W. New product development practices and early-stage firms: Two in-depth case studies. *J. Prod. Innov. Manag.* **2012**, *29*, 639–654. [[CrossRef](#)]
57. Ahn, J.-H.; Lee, D.-J.; Lee, S.-Y. Balancing business performance and knowledge performance of new product development: Lessons from ITS industry. *Long Range Plan.* **2006**, *39*, 525–542. [[CrossRef](#)]
58. Jørgensen, B.; Messner, M. Accounting and strategising: A case study from new product development. *Account. Organ. Soc.* **2010**, *35*, 184–204. [[CrossRef](#)]
59. Oehmen, J.; Olechowski, A.; Kenley, C.R.; Ben-Daya, M. Analysis of the effect of risk management practices on the performance of new product development programs. *Technovation* **2014**, *34*, 441–453. [[CrossRef](#)]
60. *IBM SPSS Statistics for Windows*; version 21.0; IBM Corp.: Armonk, NY, USA, 2012.
61. Haverila, M.J. Product–firm compatibility in new product development in technology companies. *J. High Technol. Manag. Res.* **2012**, *23*, 130–141. [[CrossRef](#)]
62. Nunnally, J.; Bernstein, I. *Psychometric Theory*; Mc Graw Hill: New York, NY, USA, 1994.
63. Bonner, J.M.; Ruekert, R.W.; Walker, O.C., Jr. Upper management control of new product development projects and project performance. *J. Prod. Innov. Manag.* **2002**, *19*, 233–245. [[CrossRef](#)]
64. Hair, J.F., Jr.; Black, W.C.; Babin, B.J.; AndeRson, R.E. *Multivariate Data Analysis*; Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2009.
65. Kock, N. Using WarpPLS in e-collaboration studies: What if I have only one group and one condition. *Int. J. e-Collab.* **2013**, *9*, 1–12. [[CrossRef](#)]
66. Cenfetelli, R.; Bassellier, G. Interpretation of formative measurement in information systems research. *MIS Q.* **2009**, *33*, 689–707.
67. Tastle, W.J.; Wierman, M.J. Consensus and dissent: A measure of ordinal dispersion. *Int. J. Approx. Reason.* **2007**, *45*, 531–545. [[CrossRef](#)]

68. WarpPLS; version 5.0; ScriptWarp Systems: Laredo, TX, USA, 2015.
69. Koufteros, X.; Lu, G.; Peters, R.C.; Lai, K.; Wong, C.W.Y.; Cheng, T.C.E. Product development practices, manufacturing practices, and performance: A mediational perspective. *Int. J. Prod. Econ.* **2014**, *156*, 83–97. [[CrossRef](#)]
70. Verworn, B. A structural equation model of the impact of the “fuzzy front end” on the success of new product development. *Res. Policy* **2009**, *38*, 1571–1581. [[CrossRef](#)]
71. Hayes, A.F.; Preacher, K.J. Quantifying and testing indirect effects in simple mediation models when the constituent paths are nonlinear. *Multivar. Behav. Res.* **2010**, *45*, 627–660. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
72. Mollick, A.V.; Wvalle-Vázquez, K. Chinese competition and its effects on Mexican maquiladoras. *J. Comp. Econ.* **2006**, *34*, 130–145. [[CrossRef](#)]
73. Badir, Y.F.; Büchel, B.; Tucci, C.L. A conceptual framework of the impact of NPD project team and leader empowerment on communication and performance: An alliance case context. *Int. J. Proj. Manag.* **2012**, *30*, 914–926. [[CrossRef](#)]
74. Norrgren, F.; Schaller, J. Leadership style: Its impact on cross-functional product development. *J. Prod. Innov. Manag.* **1999**, *16*, 377–384. [[CrossRef](#)]
75. Swink, M.; Talluri, S.; Pandejpong, T. Faster, better, cheaper: A study of NPD project efficiency and performance tradeoffs. *J. Oper. Manag.* **2006**, *24*, 542–562. [[CrossRef](#)]



© 2016 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC-BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Seccion III

Modelo multiatributo para selección de tecnología

Artículo:

Agricultural tractor selection: a hybrid and multi-attribute approach

Article

Agricultural Tractor Selection: A Hybrid and Multi-Attribute Approach

Jorge L. García-Alcaraz ^{1,*}, Aidé A. Maldonado-Macías ¹, Juan L. Hernández-Arellano ¹, Julio Blanco-Fernández ², Emilio Jiménez-Macías ² and Juan C. Sáenz-Díez Muro ²

¹ Department of Industrial Engineering and Manufacturing, Autonomous University of Ciudad Juarez, Del Charro Ave. 450 N., Ciudad Juárez, Chihuahua 32310, Mexico; amaldona@uacj.mx (A.A.M.-M.); luis.hernandez@uacj.mx (J.L.H.-A.)

² Department of Mechanical and Electrical Engineering, University of La Rioja, San José de Calasanz 31, Logroño, La Rioja 26004, Spain; julio.blanco@unirioja.es (J.B.-F.); emilio.jimenez@unirioja.es (E.J.-M.); juan-carlos.saenz-diez@unirioja.es (J.C.S.-D.M.)

* Correspondence: jorge.garcia@uacj.mx; Tel.: +52-656-688-4843 (ext. 5433)

Academic Editor: Filippo Sgroi

Received: 9 January 2016; Accepted: 3 February 2016; Published: 6 February 2016

Abstract: Usually, agricultural tractor investments are assessed using traditional economic techniques that only involve financial attributes, resulting in reductionist evaluations. However, tractors have qualitative and quantitative attributes that must be simultaneously integrated into the evaluation process. This article reports a hybrid and multi-attribute approach to assessing a set of agricultural tractors based on AHP-TOPSIS. To identify the attributes in the model, a survey including eighteen attributes was given to agricultural machinery salesmen and farmers for determining their importance. The list of attributes was presented to a decision group for a case of study, and their importance was estimated using AHP and integrated into the TOPSIS technique. In this case, one tractor was selected from a set of six alternatives, integrating six attributes in the model: initial cost, annual maintenance cost, liters of diesel per hour, safety of the operator, maintainability and after-sale customer service offered by the supplier. Based on the results obtained, the model can be considered easy to apply and to have good acceptance among farmers and salesmen, as there are no special software requirements for the application.

Keywords: agricultural modernization; investment in tractors; multicriteria and multi-attribute selection models

1. Introduction

Usually, quality, service and cost are attributes associated with the product manufacturing sector; however, for agricultural products, these attributes, as well as government regulations are stricter, and compliance constitutes a strategic objective continuously pursued by agribusiness and small farms in Western Mexico on their way to participate in current dynamic and globalized market environments [1,2]. These small businesses have several options to achieve goals related to quality, cost and delivery time, among other performance indexes, but one of the most used strategies consists of investing in advanced technology (AT), which often includes tractors. These are usually acquired, so that they can be implemented in agricultural production systems, processing lines and industrialization activities [3–5].

Frequently, having decided to invest in AT, e.g., a tractor, managers or owners face additional problems. Since there are many alternatives (tractors) currently available on the market (brand names), many attributes that characterize them and many evaluation techniques of these alternatives [6,7] create a confusing situation for them due to the complex decision making problem.

In relation to the purchasing options for farmers interested in AT or tractor investment in Mexico, there are distributors of foreign technology, which offer several advantages according to the vast topography of the country.

Regarding attributes that characterize tractors, these can be objective and subjective. Objective attributes are usually measured in terms of numbers and represent costs and engineering characteristics of the evaluated technology, and these are usually also called quantitative or tangible attributes. These include initial cost, energy consumption (diesel, lubricants) and maintenance cost, among others. Usually, these kinds of attributes are provided by technology suppliers. On the other hand, subjective attributes refer to intangible or qualitative information and must be integrated into the evaluation process due to their relevance in decision making. In the process of selecting a tractor, the most important subjective attributes are those related to quality customer service and safety. Besides, determination and evaluation of these kinds of attributes require expert judgment based on experience and are generally expressed by means of a Likert scale [8–10].

Regarding evaluation techniques for the selection of the best option in technology, these can be classified into economic, strategic and analytical [11]. Economic techniques (ET) are commonly used in industrial and agricultural practice; however, they have been criticized by authors for not integrating qualitative attributes into their analysis, and said models are considered reductionist, as they cannot represent the entire investment problem and technology selection. Some examples of these techniques are the net present value (NPV), internal rate of return (IRR) and equivalent uniform annual cost, pay back (PB) and cost/benefit analysis.

Strategic techniques (ST) are based on the company's goals and mission, but criticized for not including economic aspects in the evaluation, and although they are widely used by senior and CEO (Chief Executive Officer) management in companies, they often cannot, however, be interpreted and understood by people from lower positions in the organizational farm structure. Some of these ST are sacred cows, technical specifications and government alignment, among others.

Finally, analytical techniques are little known owing to their recent application in industry in comparison to other techniques. They also present the advantage of integrating alternative economic, strategic, social and technological attributes into the evaluation process, so their use is highly recommended in situations where a significant number of qualitative and quantitative attributes need to be evaluated. Among these techniques are the analytical hierarchy process (AHP) [12], dimensional analysis (DA) [13], technique for order preference by similarity to the ideal solution (TOPSIS) [14] and the linear additive model (LAM) [15]. In addition, analytical techniques allow groups of participants to make decisions together, adding consensus to the evaluation process.

Industrial application of these technology evaluation techniques is widely reported in the literature, although mainly applied to manufacturing technology; cases applied to agricultural technology are very few.

In the manufacturing field, some authors have proposed an economic method incorporating various costs into the evaluation of robots [16], while others have proposed computer-aided methods to account for industrial manipulators [17,18]. In addition, some authors have proposed goal programming techniques for the selection of technology applied to manufacturing cells [19], while other authors have developed an expert system for selection and evaluation of robots [20], and recently, some TOPSIS-based models have been proposed to evaluate a set of robots [21].

On the subject of the application of quantitative techniques in the evaluation of AT applied to agriculture, there is a stochastic simulation to evaluate forage crushing machinery [22], equations for investment in machinery based on the provision of land and infrastructure [23] and a nonlinear model to determine the investment limit in agricultural mechanization processes [24]; however, in [25] appears a mixed integer linear programming model for evaluating agricultural machinery, and recently, [26] proposed a model for site selection. However, previous assessments only used quantitative attributes in the evaluation process, neglecting qualitative characteristics of advanced technology in agriculture (ATA).

The implementation of multi-attribute techniques in decision making and technology selection in agriculture is scarcely reported in the literature. For example, there is an analysis of how water policies impact agricultural practices [27], evaluation for irrigation system designs and evaluation [28] and a multi-attribute approach and linear programming for risk aversion investments in agriculture [29]. Recently, a non-interactive elicitation method for non-linear multi-attribute utility functions analyzing their application in agricultural economics was proposed [30]. Other recent multi-attribute research can be consulted in [31,32] for utility analysis for policy selection and financing the preservation of forests, as well as a sustainable optimization model for agricultural production.

Problem Research and Objectives

Based on the foregoing and different approaches that have been related to investment in technology, we can say that this is a complex problem, neither defined nor structured, and traditional approaches (usually quantitative) used in investment analysis are only considering operational and economic attributes from technologies, ignoring qualitative attributes in the evaluation process. Specific references related to agricultural or farm technologies are also very few.

Furthermore, on occasion, the models proposed in agriculture are too complex for the farmers to understand: advanced mathematical knowledge may be required, as well as the use of special software, and investment in farm machinery is not a frequent task, making it difficult to invest in special software. As a result, farmers usually hire consultants, who are not always fully aware of the investment problems for the farmer, the company's needs or special requirements.

Additionally, in Mexico, farmers integrate associations or rural production cooperatives for facing the limited availability of land and always join efforts in high investments, such as tractors, which are shared among them, following a schedule, and this allows for better use of technical resource usage.

Therefore, this research proposes a multicriteria and multi-attribute model that allows the most important attributes to be integrated into the tractor evaluation process, but also the farmers' own opinions for the weighting process of the aforementioned attributes. The model is based on AHP and TOPSIS, techniques that can integrate both objective and subjective technological attributes in a tractor. TOPSIS is easy to understand for farmers, as it is based on the concepts of distances, usually learned at high school, and is resolved completely in Excel, software available on almost every computer, saving on specialized software investment. In this manner, the farmers in the rural cooperative are able to assess without the need of an expert consultant and combining all of their requirements and needs into an integrative model.

2. Materials and Methods

In a multicriteria evaluation, the first step is to determine which attributes will be included in the evaluation followed by an evaluation of a set of alternatives to make the decision. The following activities were carried out to reach the objective: to choose one tractor out of many.

2.1. Tractor Characterization

The first step in this work was to design a questionnaire identifying the attributes that characterize farm tractors by reviewing existing literature and interviewing farmers and machinery salespersons adopting some characteristics and attributes from AMT, as proposed in [9,10]. The initial questionnaire consisted of eighteen attributes that were obtained from literature reports and validated by academics, farmers and machinery sellers for a better understanding of the process and context adaptation. The questionnaire was divided into two sections: the first section aimed to obtain demographic information related to responders, and the second section contained the list of eighteen attributes grouped into five generic categories as regards cost, technical specifications, customer service, quality and safety of the operator.

2.2. Questionnaire Application and Validation

The questionnaire was submitted to farmers, machinery salespersons and academics in Mexico, using a Likert scale from one to nine to answer the questionnaire with the most common attributes, where one represents null importance of the attribute and nine the maximum importance when farmers are buying a new tractor [33].

To carry out the survey, we visited several governmental agencies where farmers perform some kind of administrative paperwork, such as SAGARPA (Ministry of Agriculture, Livestock, Rural Development, Fisheries and Food) and SEDER (Ministry of Rural Development), and in the case of ATA vendors, the applicants are visited at their business address.

Information was processed and logged using the statistical software SPSS 21[®] (IBM, New York, NY, USA) and MS Office Excel[®] (Washington, DC, USA) for a descriptive analysis. In addition, tests were performed to detect missing values, and since the data contained in the surveys was on an ordinal scale (Likert scale), missing values were replaced by the median [34]. In addition, tests were performed to identify extreme values or “outliers” by standardizing the data and only considering a value extreme if the standardized absolute value was greater than four [34,35].

Following the screening process, a statistical validation was conducted using Cronbach’s alpha index (CAI), with a minimum cut-off value of 0.7 [36]. Moreover, at this stage, some tests were performed to increase reliability, so the removal was considered of some attributes contained in every analyzed dimension to assess whether reliability can be increased [37].

2.3. Descriptive Analysis

With a screened and validated database, some descriptive parameters were obtained. As a central tendency measure, the median was calculated because the data represented values in an ordinal scale. Furthermore, as a dispersion measure, the interquartile range was obtained, being the difference between the third and first quartile [37]. This analysis helped determine the importance given by farmers to each attribute and the dispersion or concordance among them from a univariate point of view.

An attribute with a high median value indicates that the attribute is very important for the surveyed participants, and low values indicate that the attribute is not that important. Similarly, a low value in the interquartile range indicates that the surveyed participants show significant concordance and consensus regarding the real value of the attribute, but high values indicate a high level of dispersion and absence of consensus.

2.4. The Proposed Model

The proposed model integrated two techniques, AHP and TOPSIS. The former was used to weight the attributes and the latter to compare the alternatives. Using the most important attributes established in a list, for every application of the evaluation in the farmers’ associations, the decision group determined the attributes for their own selection problem. A lack of coincidence is common when evaluating the same set of attributes, since each group of farmers has different needs. Having identified attributes for each decision group, the next task is to explain the AHP technique, which can be summarized as follows.

2.4.1. Analytic Hierarchy Process

AHP is a technique developed by Thomas Saaty in 1980, belongs to the family of multicriteria and multi-attribute techniques [38] and decomposes a complex problem into hierarchies, and each level is broken down into specific elements [39]. The main goal of the analysis is placed on the first level; attributes, sub-attributes and decision alternatives are listed in lower levels of the hierarchy. AHP analyzes the attributes in the decision process without requiring a common scale.

AHP is based on pairwise comparisons, generating a decision matrix and making evaluations in accordance with a scale that appears in Table 1. The pairwise comparison of element i with element j is placed at the position a_{ij} in matrix A of paired comparisons, as shown in (1). The reciprocal values of these comparisons are placed in the position a_{ji} in A , in order to preserve the consistency of the judgment.

Table 1. Saaty’s scale.

Value	Definition
1	Equal importance
2	Weak
3	Moderate importance
4	Moderate plus
5	Strong importance
6	Strong plus
7	Very strong
8	Very strong plus
9	Extreme importance
Reciprocals of above	If attribute i has one of the above non-zero numbers assigned to it when compared to attribute j , then j has the reciprocal value when compared to i

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \frac{1}{a_{12}} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \frac{1}{an} & \frac{1}{a_2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

According to [40], once pairwise comparisons have been made, the selection problem is reduced to the estimation of eigenvalues and eigenvectors, which represent the priorities and the consistency index in the assessment process, respectively. Usually, we have:

$$A \times w = \lambda_{\max} \times w \tag{2}$$

where:

- A = reciprocal pairwise comparisons matrix;
- w = eigenvector for the maximum eigenvalue in A ;
- λ_{\max} = maximum eigenvalue in A .

A benefit obtained when using AHP is that this technique allows one to identify and consider the inconsistencies of the decision makers, as they are rarely consistent in their judgments of qualitative factors, and there are some indexes for measuring information validity, such as the consistency index (CI) and consistency ratio (CR) to measure the quality of a decision maker’s judgments [41]. A CR value lower than 0.10 is considered acceptable. The CI and CR can be estimated using Equations (3) and (4), where λ_{\max} is the maximum eigenvalue for the pairwise comparison matrix and n is the number of attributes evaluated.

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \tag{3}$$

$$CR = \frac{CI}{AI} \tag{4}$$

The CR index is a function that depends on AI and CI , where AI represents a random index. Thus, CR is a measure of the error incurred by a decision maker, where it must be less than 10% of the random index (AI). Table 2 shows the values for AI for 3 to 10 attributes.

Table 2. Random indexes.

Matrix Size	3	4	5	6	7	8	9	10
AI	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

However, if a decision group is analyzing a problem, their judgments must be combined in a unique pairwise comparison matrix, and to solve this problem, [42] suggests that the geometric mean can be used as the average of judgments values for this matrix; see Equation (5).

$$a_{ijT} = (a_{ij1} \times a_{ij2} \times a_{ij3} \times \dots \times a_{ijn})^{1/n} \tag{5}$$

Currently, there is special software available on the market that has integrated the AHP routine, but in this paper, we have used the geometric mean estimation for attributes' weight estimation, because it can be calculated using any spreadsheet [43].

2.4.2. Matrix Approach in Multi-Attribute Assessment

To generalize, we shall assume that there are K tractors and that the best must be selected by a decision group. The alternatives are denoted as A^1, A^2, \dots, A^k . However, in multi-attribute assessment, two different kinds of attribute are integrated: qualitative (subjective) and quantitative (objective), which are defined as follows:

Objective and Subjective Attribute Determination

To generalize, we shall assume that there are J objective attributes and L subjective attributes that have been identified in a set of tractors. The J objective attributes are denoted by X_1, X_2, \dots, X_J and the L subjective attributes by $X_{J+1}, X_{J+2}, \dots, X_{J+L}$ [14]. The method to determine these attributes is explained in the following paragraphs.

Objective Attribute Values Matrix

The objective attribute values matrix for the selection process was obtained from the tractors' manufacturers and refers to aspects associated with costs and engineering characteristics. In this study, values are represented as a matrix of objective values (OV). Equation (6) displays that matrix.

$$OV = \begin{matrix} A^1 \\ A^2 \\ \cdot \\ \cdot \\ A^k \end{matrix} \begin{bmatrix} X^1_1 & X^1_2 & \cdot & \cdot & X^1_J \\ X^2_1 & X^2_2 & \cdot & \cdot & X^2_J \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ X^k_1 & X^k_2 & \cdot & \cdot & X^k_J \end{bmatrix} \tag{6}$$

where X^k_j is the value for attribute j and alternative k , for $k = 1, \dots, K$ and $j = 1, \dots, J$.

Subjective Attribute Values Matrix

The values for subjective attributes in the selection process of tractors were obtained from experts' assessments. In this case, the experts were farmers and participants involved in investment processes. To generalize, assume that there are P farmers constituting a decision group to evaluate the AT according to subjective attributes. They expressed their judgments using a scale from 1 to 9, in which 1 means that the attribute is absent in an alternative, and 9 means that the attribute is present. Each farmer builds a matrix with subjective values (SV) as indicated in Equation (7), and finally, there must be P matrixes, one for each farmer.

$$SV^P = \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ A_K \end{matrix} \begin{bmatrix} X^{1P}_{J+1} & X^{1P}_{J+2} & \cdot & \cdot & X^{1P}_{J+L} \\ X^{2P}_{J+1} & X^{2P}_{J+2} & \cdot & \cdot & X^{2P}_{J+L} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ X^{KP}_{J+1} & X^{KP}_{J+2} & \cdot & \cdot & X^{KP}_{J+L} \end{bmatrix} \tag{7}$$

The SV^P P matrices provided by farmers were added term by term to generate a total subjective values matrix, in which each one of its elements is divided by the value of P (number of farmers), to obtain an arithmetic mean value that represents the groups' judgment; however, we assume that the P experts are rational in their judgment. Thus, the total subjective values matrix, which we will call TSV , is determined by Equation (8).

$$TSV = \sum_{P=1}^P SV^P / P = \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ A_K \end{matrix} \begin{bmatrix} X^1_{J+1} & X^1_{J+2} & \cdot & \cdot & X^1_{J+L} \\ X^2_{J+1} & X^2_{J+2} & \cdot & \cdot & X^2_{J+L} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ X^K_{J+1} & X^K_{J+2} & \cdot & \cdot & X^K_{J+L} \end{bmatrix} \tag{8}$$

where $x^k_{j+i} = \frac{\sum_{p=1}^P x^{kp}_{j+i}}{P}$ for $k = 1, \dots, K, i = 1, \dots, L$ is the mean score of P experts for the A^k alternative with respect to the X_{j+i} attribute.

Final Decision Matrix

For the decision making problem, the final decision matrix (**FDM**) is constructed by combining matrices **OV** and **TSV**, as shown in Equation (9). Every line or row in **FDM** represents a tractor, and every column represents an attribute to be evaluated.

$$FDM = [OV, VST] = \begin{matrix} A^1 \\ A^2 \\ \cdot \\ \cdot \\ A^K \end{matrix} \begin{bmatrix} x^1_1 & \dots & x^1_J & x^1_{J+1} & \dots & x^1_{J+L} \\ x^2_1 & \dots & x^2_J & x^2_{J+1} & \dots & x^2_{J+L} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x^K_1 & \dots & x^K_J & x^K_{J+1} & \dots & x^K_{J+L} \end{bmatrix} \tag{9}$$

The final decision matrix obtained is the base of the analysis. As this proposal for the evaluation of AT applies the TOPSIS technique, the TOPSIS methodology is described in the following sections.

2.4.3. TOPSIS Technique and Its Methodology

According to TOPSIS, during the selection process, an alternative A^k is considered a vector in a Euclidian space, as shown in Equation (10).

$$A^i = (x^i_1, \dots, x^i_{j+L}) \text{ for } i = 1, 2, \dots, k \tag{10}$$

Since each alternative in rows corresponds to a point in the $J + L$ -dimensional space (J objective attributes and L subjective attributes), in the same manner, the X -th attribute in columns can be analyzed as a vector in a k -dimensional space (k alternatives) given by Equation (11).

$$X_n = (x^1_n, \dots, x^k_n) \text{ for } n = 1, 2, \dots, J + L \tag{11}$$

The TOPSIS technique starts with the assumption that a better or worse alternative exists, usually called the ideal solution alternative (ISA) and anti-ideal solution alternative (AISA). The ideal solution

alternative is generated from the best nominal attributes values in every attribute, as shown in Equation (12).

$$A^+ = (x_1^+, x_2^+, \dots, x_{J+L}^+) \quad (12)$$

Likewise, the anti-ideal solution or anti-ideal alternative is generated from the worst values in each attribute and is given by Equation (13).

$$A^- = (x_1^-, x_2^-, \dots, x_{J+L}^-) \quad (13)$$

As every alternative is considered a point in a $J + K$ -dimensional space, an intuitive solution to the selection problem is to select the alternative that has the least Euclidian distance to the ideal alternative, and consequently, the selected alternative will be very similar to the ideal solution alternative. Another option for the best alternative is to select the alternative that is farthest from the anti-ideal solution alternative; but TOPSIS is a technique that integrates both distances, the distance to the ideal solution alternative and the distance to the anti-ideal solution alternative, and is presented in the next paragraph.

The TOPSIS methodology consists of the following three steps:

- (1) As some attributes are usually expressed in different scales or measurement units (\$, dollars for cost; m/s, meter by seconds for speed; kg, for load capacity; *etc.*), the first task in TOPSIS is to normalize each attribute X_n vector and convert them to TX_n following Equation (14). Thus, the values will be dimensionless.

$$TX_n = \frac{X_n}{\|X_n\|} = \left(\frac{x_n^1}{\|X_n\|}, \dots, \frac{x_n^k}{\|X_n\|} \right) \quad (14)$$

where $\|X_n\|$ represents the Euclidian norm for the attribute (vector magnitude) and can be obtained using Equation (15).

$$\|X_n\| = \sqrt{\sum_1^x x_i^2} \quad (15)$$

Sometimes, it is preferable to work directly with the alternatives, applying the normalization process using Equation (16). Furthermore, the ideal and anti-ideal solution alternatives must be normalized, according to Equations (17) and (18).

$$TA^k = (t_1^k, \dots, t_n^k) = \left(\frac{x_1^k}{\|X_1\|}, \dots, \frac{x_n^k}{\|X_n\|} \right) \quad (16)$$

$$TA^+ = (t_1^+, \dots, t_n^+) = \left(\frac{x_1^+}{\|X_1\|}, \dots, \frac{x_n^+}{\|X_n\|} \right) \quad (17)$$

$$TA^- = (t_1^-, \dots, t_n^-) = \left(\frac{x_1^-}{\|X_1\|}, \dots, \frac{x_n^-}{\|X_n\|} \right) \quad (18)$$

- (2) According to Equations (19) and (20), calculate the existing weighted Euclidian distances between the points represented by each alternative and those represented by the ideal and anti-ideal alternatives.

$$\rho(A^k, A^+) = \|w \times (TA^k - TA^+)\| \quad (19)$$

$$\rho(A^k, A^-) = \|w \times (TA^k - TA^-)\| \quad (20)$$

Here, w represents the attributes' weight obtained using AHP by the geometric mean method.

- (3) Sort the alternatives according to their distance from the ideal and anti-ideal solutions, as given by Equation (21).

$$RC(A^+, A^i) = \frac{\rho(A^k, A^+)}{\rho(A^k, A^+) + \rho(A^k, A^-)} \quad (21)$$

The selection criteria used in TOPSIS consists of selecting an alternative that includes the lowest values for $RC(A^k, A^+)$.

3. Results

Results are shown in two subsections, the analysis of data collected through the questionnaires and the TOPSIS application.

3.1. Sample Description

After two months surveying farmers, 416 valid questionnaires were received for the evaluation of eighteen attributes evaluated for tractor investment. Table 3 illustrates the sample description for each farmer's harvest and land availability; however, farmers only reported their main harvest, as sometimes, there were mixed harvests, e.g., coconut and banana planted on the same land, or the same farmer has more than one crop with a low quantity of hectares.

Table 3 lists (in descending order according to farmers' harvests) corn, banana and lemon harvests represented by 278 farmers with only three harvests, representing 66.82% of the sample. These products are typical of the surveyed region on the Mexican coast. According to land availability per farmer, they are in a range of five to 20 hectares, representing 45.67%.

Table 3. Sample description.

Crops	Land Availability for Main Crop					Total
	<1 Ha	1 to 5 Ha	5 to 20 Ha	20 to 50 Ha	>50 Ha	
Corn	0	10	65	28	5	108 (25.96%)
Banana	0	19	39	29	5	92 (22.12%)
Lemon	1	21	43	11	2	78 (18.75%)
Alfalfa	8	12	19	11	0	50 (12.02%)
Flowers	12	15	1	0	0	28 (6.73%)
Coconut	0	2	5	9	1	17 (4.09%)
Sugarcane	2	4	8	1	0	15 (3.61%)
Sorghum	0	2	3	4	2	11 (2.64%)
Wheat	0	3	5	0	2	10 (2.40%)
Oat	2	1	2	1	1	7 (1.68%)
Total	25 (6.1%)	89 (21.39%)	190 (45.67%)	94 (22.59%)	18 (4.33%)	416 (100%)

3.2. Descriptive Analysis of Attributes

Results of the descriptive analysis are shown in Table 4 for every attribute in tractors, sorted in descending order according to the median, which also presents the first and third quartile, as well as the interquartile range. The first three attributes are related to economic factors (initial cost, cost of energy consumption and annual maintenance cost), but the following two factors are related to the tractors' adaptability (number of tools to adapt and the availability of spare parts), and this means that farmers are seeking a low cost tractor, but with the capacity to handle many parts that can be adapted and integrated into the same tractor.

Table 4. Attributes' descriptive analysis.

Attribute Description	Median	25th Percentile	75th Percentile	IR
Initial cost	8.47	8.40	8.70	0.30
Cost of energy consumption	8.41	8.15	8.88	0.73
Annual maintenance cost	8.35	7.90	8.55	0.65
Number of tools to adapt (adapted)	8.25	7.78	8.37	0.59
Availability of spare parts	8.23	5.89	6.35	0.46
Availability of customer service	8.22	8.00	8.71	0.71
Flexibility of attachments	8.21	8.03	8.53	0.50
Engine power	8.16	7.69	8.47	0.78 ‡
Maintainability	8.12	7.67	8.42	0.75
Quality customer service	8.03	7.83	8.08	0.26 *
Variety of attachments available	7.96	7.91	8.02	0.10 *
Expandability	7.95	7.88	8.40	0.52
Cost of parts	7.84	7.45	8.02	0.57
Safety maneuver	7.16	6.85	7.63	0.77 ‡
Brand name	7.09	6.81	7.42	0.61
Comfort to maneuver	7.06	6.63	7.28	0.65
Safety when performing maintenance	6.33	5.89	6.81	0.91 ‡
Tractor model	6.17	6.05	6.25	0.21 *

* Low values in IR; ‡ high values in IR.

Regarding attributes occupying the last positions in Table 4, two groups of attributes can be observed. The first relates to manufacture prestige (brand name and tractor model), but the second group is worrying, as it relates to safety (operator's safety, comfort of operator, safety when performing maintenance), and that means that farmers give little importance to trademarks and their safety.

Besides, analyzing the interquartile ranges, low values in *IR* are represented by an asterisk, which indicates that there is a consensus on the real value for that attribute. This work is related to quality customer service, variety of attachments available and tractor model. Low median values and low *IR* values in "tractor model" indicate that farmers are not interested in trademarks and after-sale services from suppliers. In relation to attributes with high *IR* values, represented by (‡) in Table 4, these are related to "engine power", "safety maneuver" and "safety when performing maintenance"; that means that there is no consensus regarding the real value for that median, and that is because on interpreting the only median, safety presented low *IR* values; in other words, some farmers had high assessments for safety, while others had low values.

3.3. A Numerical Example

A tractor evaluation was executed using the AHP-TOPSIS hybrid technique, and the attributes analyzed are described in the next paragraph:

- Initial cost of the tractor (IC, \$), representing the amount of money, expressed in Mexican pesos, that the rural cooperative must pay if they get the tractor in a single instalment. The minimum value of this attribute is desirable.
- Rated power (RP, HP), representing engine power. This attribute is expressed in horsepower (HP), and the maximum value is desirable.
- Number of cylinders (NC), representing the number of cylinders in the engine. This value is expressed with a crisp value, and minimum values are desirables, because they are associated with diesel consumption.
- Displacement (DI, cm³) is the volume swept by all of the pistons inside the cylinders of an internal combustion engine in a single movement from top dead center (TDC) to bottom dead center (BDC). This value is expressed in cubic centimeters, and minimum values are desirable.

- Safety of the operator when maneuvering the tractor (SO), representing a subjective value that indicates the decision maker's assessment regarding the operator's safety. Maximum values are desirable.
- After-sale customer service from suppliers (CS), representing a subjective value that indicates the decision maker's assessment regarding services they feel they will obtain from suppliers following the purchase of the tractor. In this attribute, maximum values are desirable.

Note that the first four attributes are quantitative and can be expressed by certain measurement units provided by the tractor supplier, but the last two are qualitative. The decision group was integrated by five farmers from a rural cooperative with 47 members that have 842 land hectares available.

3.3.1. Weighting the Attributes: AHP Stage

Once the attributes have been defined by the decision group, then the next task is to obtain their weight using AHP. The weights of all attributes appear in the last row in Table 5.

Table 5. Final decision matrix.

A ^k	Attributes					
	IC	RP	NC	DI	SO	CS
A ¹	* 748,223	80	‡ 4	4530	‡ 8.8	‡ 8.6
A ²	520,730	* 75	‡ 4	4500	7.3	7.3
A ³	‡ 425,232.50	80	‡ 4	4070	* 6.2	* 5.3
A ⁴	649,477.50	100	* 6	* 6000	7.3	6.2
A ⁵	585,305	95	‡ 4	‡ 4000	8.2	8.3
A ⁶	702,590	‡ 110	* 6	* 6000	8.6	8.5
A+	425,232.50	110	4	4000	8.8	8.6
A-	748,223	75	6	6000	6.2	5.3
Optimization	Min	Max	Min	Min	Max	Max
W _i	0.23857	0.08151	0.10869	0.11593	0.07696	0.37834

‡ Best values according to the optimization criteria for an attribute. * Worst value according to the optimization criteria for an attribute.

3.3.2. Alternatives' Evaluation: TOPSIS stage

Due to space limitations, the estimation process for subjective attributes has been omitted. The final decision matrix appears in Table 5, where the last two rows illustrate alternatives A+ and A- and the optimization criteria for every attribute. Thus, the ideal tractor for a decision group of five farmers must have an initial cost (IC) of \$425,232.50 from A³, a rated power (RP) of 110 H.P from A⁶, with four cylinders (NC) from A¹, A², A³ and A⁵, a displacement of 4000 cm³ from A⁵, operator's safety of 8.8 from A¹ and, finally, an after-sale customer service of 8.6 from A¹; note that the best values are indicated with the ‡ symbol. The worst tractor for farmers is that which has an IC of \$748,223 from A¹, a rated power (RP) of 75 HP from A², with six cylinders (NC) from A⁴ and A⁶, a displacement of 6000 cm³ from A⁴ and A⁶, operator's safety of 6.2 from A³ and, finally, an after-sale customer service of 5.3 from A³; note that the best values are indicated with the * symbol. Observe that in an alternative represented by A¹, there are three attributes that belong to the ideal alternative.

Table 6 illustrates the normalized values of the attributes, obtained from Equations (10), (11) and (12). Furthermore, the last line presents the Euclidean norms of every attribute.

Table 6. Normalized values.

A ^k	Attributes					
	IC	RP	NC	DI	SO	CS
A ¹	0.4966	0.3594	0.3430	0.3758	0.4615	0.4699
A ²	0.3456	0.3369	0.3430	0.3733	0.3828	0.3989
A ³	0.2822	0.3594	0.3430	0.3376	0.3251	0.2896
A ⁴	0.4311	0.4492	0.5145	0.4977	0.3828	0.3388
A ⁵	0.3885	0.4268	0.3430	0.3318	0.4300	0.4535
A ⁶	0.4663	0.4942	0.5145	0.4977	0.4510	0.4645
A+	0.2822	0.4942	0.3430	0.3318	0.4615	0.4699
A-	0.4966	0.3369	0.5145	0.4977	0.3251	0.2896
Norm	1,506,604.043	222.598	11.662	12,055.530	19.070	18.301

Since each attribute has a different weighting or level of importance for the group decision, it was multiplied by the attribute weight that is in the normalized final decision matrix in Table 5. Results obtained are illustrated in Table 7.

With the normalized and weighted matrix, the next step is to estimate the distance that each alternative has from those referred to as ideal and anti-ideal. The results obtained from applying Equations (13) and (14) are illustrated in Table 8. These obtained distances generated decision indexes, illustrated in Table 9.

Table 7. Normalized and weighted values.

A ^k	Attributes					
	IC	RP	NC	DI	SO	CS
A ¹	0.1185	0.0293	0.0373	0.0436	0.0355	0.1778
A ²	0.0825	0.0275	0.0373	0.0433	0.0295	0.1509
A ³	0.0673	0.0293	0.0373	0.0391	0.0250	0.1096
A ⁴	0.1028	0.0366	0.0559	0.0577	0.0295	0.1282
A ⁵	0.0927	0.0348	0.0373	0.0385	0.0331	0.1716
A ⁶	0.1113	0.0403	0.0559	0.0577	0.0347	0.1757
A+	0.0673	0.0403	0.0373	0.0385	0.0355	0.1778
A-	0.1185	0.0275	0.0559	0.0577	0.0250	0.1096

Table 8. Distance to the ideal alternative and anti-ideal.

Alternative	Distance to Ideal Alternative						
	CI	MC	LDH	SO	MA	CS	$\rho(A^k, A^+)$
A ¹	0.00262	0.00012	0.00000	0.00003	0.00000	0.00000	0.05256
A ²	0.00023	0.00016	0.00000	0.00002	0.00004	0.00072	0.03428
A ³	0.00000	0.00012	0.00000	0.00000	0.00011	0.00465	0.06990
A ⁴	0.00126	0.00001	0.00035	0.00037	0.00004	0.00246	0.06701
A ⁵	0.00064	0.00003	0.00000	0.00000	0.00001	0.00004	0.02678
A ⁶	0.00193	0.00000	0.00035	0.00037	0.00000	0.00000	0.05149
Alternative	Distance to Anti-Ideal Solution						
	CI	MC	LDH	SO	MA	CS	$\rho(A^k, A^-)$
A ¹	0.00000	0.00000	0.00035	0.00020	0.00011	0.00465	0.07290
A ²	0.00680	0.00075	0.00139	0.00187	0.00087	0.02278	0.18563
A ³	0.00453	0.00086	0.00139	0.00153	0.00063	0.01201	0.14472
A ⁴	0.01058	0.00134	0.00313	0.00333	0.00087	0.01643	0.18887
A ⁵	0.00859	0.00121	0.00139	0.00148	0.00110	0.02944	0.20786
A ⁶	0.01238	0.00162	0.00313	0.00333	0.00120	0.03088	0.22922

Table 9. Decision indexes.

A^k	$\rho(A^k, A^+)$	$\rho(A^k, A^-)$	RC Index	Order
A^1	0.05256	0.07290	0.41892251	6
A^2	0.03428	0.18563	0.15587252	2
A^3	0.06990	0.14472	0.32567311	5
A^4	0.06701	0.18887	0.26187764	4
A^5	0.02678	0.20786	0.11411747	1
A^6	0.05149	0.22922	0.18343005	3

Attending to the distance from the ideal solution, the lowest distance is represented by A^5 , and that alternative must be selected; however, attending to distance from the anti-ideal solution, the biggest distance is represented by A^6 ; however, due to the weights in attributes, the best RC index is for A^5 , and this alternative must be the one selected.

4. Conclusions

This paper presents a hybrid technique that combines AHP and TOPSIS for the selection of agricultural technology, and a case study of tractor selection is presented as an example. However, the tractor evaluation here reported is for a group of farmers that have specific needs and preferences, and consequently, the result obtained is a response to their proper needs; and another group of farmers in another country, with other needs and working conditions, may have different levels of preference of attributes to those here reported; hence, the results can be different.

The hybrid technique is easy for users to use and understand, so it has been widely accepted, as it uses the similarity concept for evaluating a set of alternatives in relation to one ideal and another anti-ideal alternative. Thus, the AHP-TOPSIS technique has the following advantages over other multicriteria techniques:

- This hybrid technique does not require the use of specialized and expensive software for the evaluation of alternatives, as occurs with other techniques that, given their complexity, need to be integrated into specific computer applications.
- This hybrid technique can be applied using any spreadsheet, such as Excel, which is a component of Microsoft Office© and is present in most company computer equipment, therefore widely available to users. With the spreadsheet, the application is made just integrating the attributes weighting process with AHP, as well as the alternatives' comparison with TOPSIS.
- Given that the analysis can be performed with software widely integrated into desktops and laptops, most farmers or decision makers, people who know the selection problem, are able to evaluate tractors alternatives by themselves; this includes small, medium and large agribusinesses worldwide, since Microsoft Office is widely-used commercial software present in almost all systems.
- Therefore, as the selection and decision process is carried out by the company's staff, farmers avoid outsourcing this task and decision to experts in multicriteria techniques, who are usually unaware of the investment problem and farmers' needs.
- Furthermore, consequential costs incurred due to outsourcing external staff to perform the selection process are avoided.
- The AHP and TOPSIS techniques are very simple to understand and implement, so the time spent performing the evaluation is minimal, allowing managers and farmers to carry out other activities.

Acknowledgments: The authors thank the academic's mobility program from Campus Iberus for the financial support for the academic stay of Jorge Luis García Alcaraz at University of La Rioja and the Mexican National Council of Science and Technology for their support of the Thematic Network, called Industrial Process Optimization, under Grant Number 260320.

Author Contributions: Jorge Luis García-Alcaraz, Aide Aracely Maldonado-Macías and Juan Luis Hernández-Arellano performed the data collection, data analysis and wrote the paper. Emilio Jimenez-Macías, Julio Blanco-Fernández and Juan Carlos Sáenz-Díez Muro contributed to the univariate and multivariate analysis and also to improving the writing and readability of the paper.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

AHP: Analytic hierarchy process
 TOPSIS: Technique for order of preference by similarity to the ideal solution
 AT: Advanced technology
 ET: Economic techniques
 NPV: Net present value
 IRR: Internal rate of return
 PB: Pay back
 ST: Strategic techniques
 CEO: Chief Executive Officer
 LAM: Linear additive model
 ATA: Advanced technology in agriculture
 AMT: Advanced manufacturing technology
 SAGARPA: Ministry of Agriculture, Livestock, Rural Development, Fisheries and Food (in Mexico).
 SEDER: Ministry of Rural Development (in Mexico)
 CI: Consistency Index
 CR: Consistency ratio
 AI: Random Index
 OV: Objective values
 SV: Subjective values
 TSV: Total subjective values
 FDM: Final decision matrix
 IC: Initial cost of the tractor
 RP: Rated power
 NC: Number of cylinders
 DI: Displacement
 SO: Safety for operator
 CS: Customer service

References

1. Kimoto, R.; Ronquillo, D.; Caamaño, M.C.; Martinez, G.; Schubert, L.; Rosado, J.L.; Garcia, O.; Long, K.Z. Food, eating and body image in the lives of low socioeconomic status rural Mexican women living in Queretaro State, Mexico. *Health Place* **2014**, *25*, 34–42. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. Zeng, D.-Z.; Zhao, L. Globalization, interregional and international inequalities. *J. Urban Econ.* **2010**, *67*, 352–361. [[CrossRef](#)]
3. Tudisca, S.; Di Trapani, A.M.; Donia, E.; Sgroi, F.; Testa, R. Entrepreneurial strategies of Etna wine farms. *Int. J. Entrep. Small Bus.* **2014**, *21*, 155–164. [[CrossRef](#)]
4. Tudisca, S.; Di Trapani, A.M.; Donia, E.; Sgroi, F.; Testa, R. The Market Reorientation of Farms: The Case of Olive Growing in the Nebrodi Area. *J. Food Prod. Mark.* **2015**, *21*, 179–192. [[CrossRef](#)]
5. Bandini, M.; Guerrieri, G.; Sediari, T. *Istituzioni di Economia e Politica Agraria*; Edagricole: Bologna, Italy, 1989. (In Italian)
6. Hua, Y. Influential factors of farmers' demands for agricultural science and technology in China. *Technol. Forecast. Social Chang.* **2015**, *100*, 249–254. [[CrossRef](#)]
7. Carter, M.R.; Cheng, L.; Sarris, A. Where and how index insurance can boost the adoption of improved agricultural technologies. *J. Dev. Econ.* **2016**, *118*, 59–71. [[CrossRef](#)]

8. Sun, B.; Ma, W. An approach to consensus measurement of linguistic preference relations in multi-attribute group decision making and application. *Omega* **2015**, *51*, 83–92. [[CrossRef](#)]
9. Chuu, S.-J. Selecting the advanced manufacturing technology using fuzzy multiple attributes group decision making with multiple fuzzy information. *Comput. Ind. Eng.* **2009**, *57*, 1033–1042. [[CrossRef](#)]
10. Evans, L.; Lohse, N.; Summers, M. A fuzzy-decision-tree approach for manufacturing technology selection exploiting experience-based information. *Expert Syst. Appl.* **2013**, *40*, 6412–6426. [[CrossRef](#)]
11. Ilgin, M.A.; Gupta, S.M.; Battaia, O. Use of MCDM techniques in environmentally conscious manufacturing and product recovery: State of the art. *J. Manuf. Syst.* **2015**, *37*, 746–758. [[CrossRef](#)]
12. Veisi, H.; Liaghati, H.; Alipour, A. Developing an ethics-based approach to indicators of sustainable agriculture using analytic hierarchy process (AHP). *Ecol. Indic.* **2016**, *60*, 644–654. [[CrossRef](#)]
13. Braglia, M.; Gabbriellini, R. Dimensional analysis for investment selection in industrial robots. *Int. J. Prod. Res.* **2000**, *38*, 4843–4848. [[CrossRef](#)]
14. Yue, Z. Extension of TOPSIS to determine weight of decision maker for group decision making problems with uncertain information. *Expert Syst. Appl.* **2012**, *39*, 6343–6350. [[CrossRef](#)]
15. Goh, C.-H.; Tung, Y.-C.A.; Cheng, C.-H. A revised weighted sum decision model for robot selection. *Comp. Ind. Eng.* **1996**, *30*, 193–199. [[CrossRef](#)]
16. Knott, K.; Getto, R.D. A model for evaluating alternative robot systems under uncertainty. *Int. J. Prod. Res.* **1982**, *20*, 155–165. [[CrossRef](#)]
17. Wei, C.-C.; Kamrani, A.K.; Wiebe, H. Animated simulation of the robot process capability. *Comput. Ind. Eng.* **1992**, *23*, 237–240. [[CrossRef](#)]
18. Offodile, O.; Lambert, B.; Dudek, R. Development of a computer aided robot selection procedure (CARSF). *Int. J. Prod. Res.* **1987**, *25*, 1109–1121.
19. Imany, M.M.; Schlesinger, R.J. Decision Models for Robot Selection: A Comparison of Ordinary Least Squares and Linear Goal Programming Methods. *Decis. Sci.* **1989**, *20*, 40–53. [[CrossRef](#)]
20. Boubekri, N.; Sahoui, M.; Lakrib, C. Development of an expert system for industrial robot selection. *Comput. Ind. Eng.* **1991**, *20*, 119–127. [[CrossRef](#)]
21. Sabaghi, M.; Mascle, C. Application of DOE-TOPSIS Technique in Decision-Making Problems. *IFAC* **2015**, *48*, 773–777. [[CrossRef](#)]
22. Russell, N.P.; Milligan, R.A.; LaDue, E.L. A stochastic simulation model for evaluating forage machinery performance. *Agric. Syst.* **1983**, *10*, 39–63. [[CrossRef](#)]
23. Elhorst, J.P. The estimation of investment equations at the farm level. *Eur. Rev. Agric. Econ.* **1993**, *20*, 167–182. [[CrossRef](#)]
24. Søgaard, H.T.; Sørensen, C.G. A Model for Optimal Selection of Machinery Sizes within the Farm Machinery System. *Biosyst. Eng.* **2004**, *89*, 13–28. [[CrossRef](#)]
25. Camarena, E.A.; Gracia, C.; Cabrera Sixto, J.M. A Mixed Integer Linear Programming Machinery Selection Model for Multifarm Systems. *Biosyst. Eng.* **2004**, *87*, 145–154. [[CrossRef](#)]
26. García, J.L.; Alvarado, A.; Blanco, J.; Jiménez, E.; Maldonado, A.A.; Cortés, G. Multi-attribute evaluation and selection of sites for agricultural product warehouses based on an Analytic Hierarchy Process. *Comput. Electron. Agric.* **2014**, *100*, 60–69. [[CrossRef](#)]
27. Gómez-Limón, J.A.; Arriaza, M.; Riesgo, L. An MCDM analysis of agricultural risk aversion. *Eur. J. Oper. Res.* **2003**, *151*, 569–585. [[CrossRef](#)]
28. Bazzani, G.M. An integrated decision support system for irrigation and water policy design: DSIRR. *Environ. Model. Softw.* **2005**, *20*, 153–163. [[CrossRef](#)]
29. Bartolini, F.; Bazzani, G.M.; Gallerani, V.; Raggi, M.; Viaggi, D. The impact of water and agriculture policy scenarios on irrigated farming systems in Italy: An analysis based on farm level multi-attribute linear programming models. *Agric. Syst.* **2007**, *93*, 90–114. [[CrossRef](#)]
30. André, F.J.; Riesgo, L. A non-interactive elicitation method for non-linear multiattribute utility functions: Theory and application to agricultural economics. *Eur. J. Oper. Res.* **2007**, *181*, 793–807. [[CrossRef](#)]
31. Hayashida, T.; Nishizaki, I.; Ueda, Y. Multiattribute utility analysis for policy selection and financing for the preservation of the forest. *Eur. J. Oper. Res.* **2010**, *200*, 833–843. [[CrossRef](#)]
32. Manos, B.; Chatzinikolaou, P.; Kiomourtzi, F. Sustainable Optimization of Agricultural Production. *APCBEE Procedia* **2013**, *5*, 410–415. [[CrossRef](#)]
33. Likert, R. A Technique for the measurement of attitudes. *Arch. Psychol.* **1932**, *22*, 1–55.

34. Hair, J.; Black, W.; Babin, B.; Anderson, R. *Multivariate Data Analysis*; Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2009.
35. Kaiser, H. *Mathematical Programming for Agricultural, Environmental, and Resource Economics*; Wiley: Hoboken, NJ, USA, 2010.
36. Cronbach, L. Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika* **1951**, *16*, 297–334. [[CrossRef](#)]
37. Kock, N. Using WarpPLS in e-collaboration studies: What if I have only one group and one condition. *Int. J. e-Collab.* **2013**, *9*, 1–12. [[CrossRef](#)]
38. Saaty, T. *Decision Making for Leaders*, 2nd ed.; RWS Publication: Pittsburgh, PA, USA, 1992.
39. Gass, S.I.; Rapcsák, T. Singular value decomposition in AHP. *Eur. J. Oper. Res.* **2004**, *154*, 573–584. [[CrossRef](#)]
40. Beynon, M. DS/AHP method: A mathematical analysis, including an understanding of uncertainty. *Eur. J. Oper. Res.* **2002**, *140*, 148–164. [[CrossRef](#)]
41. Condon, E.; Golden, B.; Lele, S.; Raghavan, S.; Wasil, E. A visualization model based on adjacency data. *Decis. Support Syst.* **2002**, *33*, 349–362. [[CrossRef](#)]
42. Mikhailov, L. Group prioritization in the AHP by fuzzy preference programming method. *Comput. Oper. Res.* **2004**, *31*, 293–301. [[CrossRef](#)]
43. Srdjevic, B.; Srdjevic, Z.; Blagojevic, B.; Suvocarev, K. A two-phase algorithm for consensus building in AHP-group decision making. *Appl. Math. Model.* **2013**, *37*, 6670–6682. [[CrossRef](#)]



© 2016 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons by Attribution (CC-BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).